

INTERNSHIP SCHEMES AND PROGRAMS

Concepts–Practices–Perspectives

 Springer

Juan M. Durán'

Simulaciones por computadora en ciencia e ingeniería.

Conceptos - Prácticas - Perspectivas

NO CITAR – NO CORREGIR

viernes 17 de agosto de 2018

Saltador

A mamá, papá y Jo
por su apoyo y amor incondicional.

a mi abeja
No podría haber hecho este viaje sin
tú.

A Mauri
En verdadera amistad.

A Manuel
Con cariño y admiración.

Prefacio

La presencia omnipresente de las simulaciones por computadora en todo tipo de áreas de investigación evidencia su papel como la nueva fuerza impulsora para el avance de la ciencia y la investigación en ingeniería. Nada parece escapar a la imagen de éxito que las simulaciones por ordenador proyectan sobre la comunidad investigadora y el público en general. una forma sencilla ilustrar esto consiste en preguntarnos cómo la ciencia contemporánea y parecería ingeniería sin el uso de simulaciones por computadora. la respuesta sería ciertamente divergen de la imagen actual que tenemos de la investigación científica y de ingeniería.

Así como las simulaciones por computadora son exitosas, también son métodos que fallan. en su propósito de indagar sobre el mundo; y por mucho que los investigadores hagan uso de ellos, las simulaciones por computadora plantean preguntas importantes que están en el corazón de la práctica de la ciencia y la ingeniería contemporáneas. En este sentido, las simulaciones por ordenador constituyen un fantástico tema de investigación para las ciencias naturales, las ciencias sociales, la ingeniería y, como en nuestro caso, también para la filosofía. Estudios sobre simulaciones por ordenador tocan muchas facetas diferentes de la investigación científica y de ingeniería, y evocan cuestiones filosóficamente inclinadas de interpretación con estrechos vínculos con problemas en escenarios experimentales y aplicaciones de ingeniería.

Este libro presentará al lector, de manera accesible y autónoma, a estos diversos aspectos fascinantes de las simulaciones por computadora. un estudio historico sobre la conceptualización de las simulaciones por computadora a lo largo de los últimos sesenta años abre el vasto mundo de las simulaciones por computadora y sus implicaciones. El foco luego se traslada a la discusión sobre su metodología, su epistemología y la posibilidades de un marco ético, entre otras cuestiones.

El alcance de este libro es relativamente amplio para familiarizar al lector con las múltiples facetas de las simulaciones por computadora. A lo largo del libro, he tratado de mantener un sano equilibrio entre las ideas conceptuales asociadas con la filosofía de las simulaciones por computadora, por un lado, y su práctica en ciencia y ingeniería por otro lado. Con este fin, el libro ha sido concebido para una amplia audiencia, desde científicos e ingenieros, políticos y académicos, hasta el público en general público. Da la bienvenida a cualquier persona interesada en cuestiones filosóficas, y concebible respuestas – a cuestiones planteadas por la teoría y la práctica de las simulaciones por ordenador. Él

debe mencionarse que, aunque el libro está escrito en un tono filosófico, no se involucra en discusiones filosóficas profundas. Más bien, busca explorar la sinergia entre los aspectos técnicos de las simulaciones por computadora y el valor filosófico que emerge. En este sentido, los lectores ideales de este libro son investigadores de distintas disciplinas que trabajan en simulaciones por computadora pero que tienen inclinaciones filosóficas.

Esto no quiere decir, por supuesto, que los filósofos profesionales no encontrarían en sus páginas problemas y preguntas para su propia investigación.

Una cosa hermosa acerca de las simulaciones por computadora es que ofrecen un campo fértil de investigación, tanto para los investigadores que usan las simulaciones como para aquellos que reflexionan sobre ellas. En este sentido, aunque el libro pueda tener algunos méritos, también se queda corto en muchos aspectos. Por ejemplo, no aborda el trabajo de las simulaciones por computadora en las ciencias sociales, un área de investigación muy fructífera. Tampoco analiza el uso de simulaciones por computadora en y para la formulación de políticas, sus usos para informar al público en general, ni su papel en una sociedad democrática donde la práctica de la ciencia y la ingeniería es un bien común. Esto es ciertamente desafortunado. Pero hay dos razones que, espero, eximan al libro de estas deficiencias. Una es que no soy especialista en ninguno de estos campos de investigación, por lo que mi contribución hubiera sido de poco interés. Cada uno de los campos mencionados genera problemas específicos por derecho propio que los involucrados en su estudio conocen mejor. La segunda razón se deriva del hecho de que, como saben todos los investigadores, el tiempo, y también en este caso el espacio, son tiranos. Sería una tarea imposible siquiera arañar la superficie de las muchas áreas donde las simulaciones por computadora son activas y prósperas.

Como regla general para el libro, presento un tema dado y discuto los problemas y las posibles soluciones. Ningún tema debe abordarse sin relación con ningún otro tema del libro, ni las respuestas propuestas deben tomarse como definitivas. En este sentido, el libro tiene como objetivo motivar más debates, en lugar de proporcionar un conjunto cerrado de temas y las respuestas a sus problemas centrales. Sin embargo, cada capítulo debe presentar una discusión independiente de un tema general de simulaciones por computadora. También debo mencionar que cada capítulo contiene profusas referencias a la literatura especializada, dando al lector la oportunidad de profundizar en sus propios intereses sobre un tema determinado.

El libro está organizado de la siguiente manera. En el capítulo 1, abordo la pregunta '¿qué son las simulaciones por computadora?' dando una visión histórica del concepto. Remontándonos al concepto de simulación por computadora a principios de la década de 1960, pronto nos daremos cuenta de que muchas definiciones contemporáneas deben mucho a estos primeros intentos. Una comprensión adecuada de la historia del concepto resultará muy importante para el desarrollo de una sólida comprensión de las simulaciones por computadora. En particular, identifico dos tradiciones, una que pone el énfasis en la implementación de modelos matemáticos en la computadora, y otra para la cual la característica amarilla destacada es la capacidad representacional de la simulación por computadora. Según la tradición que elijan seguir los investigadores, las suposiciones y las implicaciones que se extraerán de las simulaciones por computadora serán diferentes. El capítulo termina con una discusión sobre la clasificación ahora estándar de las simulaciones por computadora.

El núcleo del capítulo 2 es presentar y discutir en detalle los componentes de los modelos de simulación, es decir, los modelos en la base de las simulaciones por computadora. A

este fin, discuto diversos enfoques de modelos científicos y de ingeniería con el propósito de afianzar los modelos de simulación como un tipo bastante diferente. Una vez que esto es logrado, el capítulo continúa presentando y discutiendo tres unidades de análisis constitutivo de las simulaciones por computadora, a saber, la especificación, el algoritmo y el proceso informático. Este capítulo es el más técnico del libro, ya que dibuja ampliamente de estudios sobre ingeniería de software y ciencias de la computación. Con el fin de equilibrar esto con alguna filosofía, también presenta varios problemas relacionados con estos unidades de análisis, tanto individualmente como en relación entre sí.

El único propósito del capítulo 3 es presentar la discusión sobre si la computadora las simulaciones son epistemológicamente equivalentes a la experimentación de laboratorio. La importancia de establecer tal equivalencia tiene sus raíces en una tradición que toma la experimentación como la base sólida para nuestra percepción del mundo. Dado que gran parte de el trabajo exigido de las simulaciones por computadora es proporcionar conocimiento y comprensión de los fenómenos del mundo real que de otro modo no sería posible, entonces el La cuestión de su poder epistemológico en comparación con la experimentación de laboratorio surge naturalmente. Siguiendo la tradición filosófica de discutir estos problemas, me concentro en el ahora consagrado problema de la 'materialidad' de la computadora simulaciones

Aunque los capítulos 4 y 5 son independientes entre sí, comparten el interés de establecer el poder epistemológico de las simulaciones por computadora. Mientras que el capítulo 4 lo hace discutiendo las muchas formas en que las simulaciones por computadora son confiables, el capítulo 5 lo hace mostrando las muchas funciones epistémicas asociadas a las simulaciones por computadora. Estos dos capítulos, entonces, representan mi contribución a los muchos intenta fundamentar el poder epistémico de las simulaciones por computadora. Notemos que estos capítulos son, en su base, una respuesta al capítulo 2, que analiza la computadora simulaciones frente a experimentación en laboratorio.

A continuación, el capítulo 6 aborda cuestiones que posiblemente son menos visibles en la literatura. en simulaciones por computadora. La pregunta central aquí es si las simulaciones por computadora debe entenderse como un tercer paradigma de la investigación científica y de ingeniería: teoría, experimentación y Big Data siendo el primer, segundo y cuarto paradigma respectivamente. Con este fin, primero discuto el uso de Big Data en la práctica científica y de ingeniería, y lo que significa ser un paradigma. Con estos elementos en mente, Comienzo una discusión sobre las posibilidades de mantener relaciones causales en la ciencia de Big Data, así como en las simulaciones por computadora, y lo que esto significa para el establecimiento de estas metodologías como paradigmas de investigación. Termino el capítulo con una comparación entre las simulaciones por ordenador y el Big Data con especial énfasis en lo que los distingue.

El último capítulo del libro, el capítulo 7, aborda un tema que ha sido virtualmente inexplorado en la literatura sobre ética de la tecnología, a saber, la perspectiva de una ética de las simulaciones por ordenador. Es cierto que la literatura sobre simulaciones por computadora está más interesada en su metodología y epistemología, y mucho menos en las implicaciones éticas que conlleva el diseño, la implementación y el uso de simulaciones por computadora. En respuesta a esta falta de atención, abordo este capítulo como una panorama general de los problemas éticos abordados en la literatura especializada.

x

Stuttgart, Alemania,
agosto, 2018

Prefacio

Juan M. Durán'

Agradecimientos

Como suele ser el caso, son muchas las personas que han contribuido a hacer este libro posible. En primer lugar, quiero agradecer a Marisa Velasco, Pío García y Paul Humphreys por su estímulo inicial para escribir este libro. Los tres tienen una fuerte presencia en mi formación como filósofo, y este libro ciertamente los posee mucho. A los tres, mi gratitud.

Este libro comenzó en Argentina y terminó en Alemania. Como postdoctorado en el Centro de Investigaciones de la Facultad de Filosofía y Humanidades (CIFYH), Universidad Nacional de Córdoba (UNC - Argentina), financiado por el Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET), tuve la oportunidad de escribir y discutir los primeros capítulos con mi grupo de investigación. Por ello, agradezco a Víctor Rodríguez, Jose Ahumada, Julián Reynoso, Maximiliano Bozzoli, Penelope Lodeyro, Xavier Huvelle, Javier Blanco, and María Silvia Polzella. Andrés Ilıcak es otro integrante de este grupo, pero merece un reconocimiento especial. Andrés leyó cada capítulo del libro, hizo comentarios reflexivos y corrigió varios errores que no había notado. También ha comprobado diligentemente muchas de las fórmulas que utilicé en el libro. Por esto y por las innumerables discusiones que hemos tenido, gracias Andy. Naturalmente, todos los errores son mi responsabilidad. Un muy sincero agradecimiento al CIFYH, a la UNC, y CONICET, por su apoyo a las Humanidades en general y a mí en particular.

También tengo muchas personas a las que agradecer eso, aunque no contribuyeron directamente. al libro, mostraron su apoyo y aliento a lo largo de las buenas y malas. Mi eterna gratitud a mi buen amigo Mauricio Zalazar, y a mi hermana Jo. Gracias chicos por estar ahí cuando más los necesito. Mis padres también han sido una fuente constante de apoyo y amor, gracias mamá y papá, este libro no existiría sin ti. Gracias también a Víctor Scarafía y a mi recién familia adoptiva: los Pomper y los Ebers. Gracias a todos chicos por ser tan buenos. Un agradecimiento especial a los dos Omas: Oma Pomper y Oma Eber. Las amo chicas. Finalmente, gracias a Peter Ostritsch por su apoyo en muchos aspectos de mi vida, la mayoría de ellos sin relación con este libro.

El libro terminó en el Departamento de Filosofía de la Ciencia y la Tecnología de Simulación por Computadora, en el Centro de Computación de Alto Rendimiento de Stuttgart

(HLRS), Universidad de Stuttgart. El departamento fue creado por Michael Resch y Andreas Kaminski y financiado por el Ministerium für Wissenschaft, Forschung und Kunst Baden-Württemberg (MWK), a quien agradezco por brindarme una atmósfera cómoda para trabajar en el libro. Extiendo mi agradecimiento a todos los miembros de la departamento, Nico Formanek, Michael Hermann, Alena Wackerbarth e Hildrun Lampe, nunca olvidaré las muchas discusiones filosóficas fundamentales que tuvimos en el almuerzo, y sobre nuestra nueva máquina de espresso, sobre los temas más variados. Siento especialmente afortunado de compartir una oficina con Nico y Michael, buenos amigos y grandes filósofos. Gracias chicos por revisar las fórmulas que incluí en el libro. Los errores son, de nuevo, enteramente de mi responsabilidad. Gracias también a Bjorn Schem-bera, un verdadero filósofo disfrazado, para nuestro tiempo discutiendo tantos temas técnicos sobre simulaciones por computadora, algunas de las cuales encontraron un lugar en el libro. Desde el departamento de visualización de HLRS, gracias a Martin Aumüller, Thomas Obst, Wolfgang Schotte y Uwe Woessner, quienes pacientemente me explicaron los muchos detalles de su trabajo y me proporcionaron las imágenes para Realidad Aumentada y Virtual. Realidad discutida en el capítulo sobre visualización. Las imágenes del tornado que son también en ese capítulo fueron proporcionados por el Centro Nacional para Aplicaciones de Supercomputación, Universidad de Illinois en Urbana-Champaign. Por esto, estoy en gran deuda a Barbara Jewett por su paciencia, tiempo y gran ayuda para encontrar las imágenes.

También me gustaría expresar mi gratitud a mi anterior asesora de doctorado, Ulla Pompe Alama, por su aliento y sugerencias sobre los primeros borradores. Un agradecimiento especial para Raphael van Riel y la Universidad de Duisburg-Essen por su apoyo en un breve beca a término. Por varias razones, directa e indirectamente relacionadas con el libro, Estoy en deuda con Mauricio Villaseñor, Jordi Valyerdu, Leandro Giri, Verónica Pedersen, Manuel Barrantes, Itatí Branca, Ramon Alvarado, Johannes Lenhard y Claus Beisbart. Gracias a todos por sus comentarios, sugerencias, aliento durante el diferentes etapas del libro, y por tener conmigo todo tipo de conversaciones filosóficas. Angela Lahee, mi editora en Springer, merece mucho crédito por su paciencia, aliento y apoyo útil en la producción de este libro. Aunque habría seguido puliendo las ideas de este libro e, igualmente importante, mi inglés, el momento de ponerle fin está sobre mí. "

Mi enorme gratitud va para Tuncer Oren, con quien compartí muchas correspondencias sobre los problemas éticos y morales de las simulaciones por computadora, lo que condujo a la capítulo final del libro. El amor y la dedicación del Prof. Oren a los estudios filosóficos sobre simulación por computadora es una fuente de inspiración.

Finalmente, en tiempos donde la ciencia y la tecnología son sin duda un elemento fundamental herramienta para el progreso de la sociedad, es desgarrador ver cómo el actual gobierno de Argentina -y de muchos otros lugares de América Latina también- está recortando financiación en investigación científica y tecnológica, humanidades y ciencias sociales. I observar con igual horror las decisiones políticas explícitamente dirigidas a la destrucción del sistema educativo. Dedico entonces este libro a los científicos argentinos y comunidad tecnológica, pues han demostrado una y otra vez su grandeza y brillantez a pesar de las condiciones desfavorables.

Este libro le debe demasiado a Cassandra. Dejó su impresión al corregir mi inglés, al sugerirme que reescribiera un párrafo entero, y al dejar pasar una cita planeada que olvidé mientras terminaba una sección. Por eso, y por miles de otras razones, este libro está íntegramente dedicado a ella.

Contenido

Introducción	1
Referencias	4
1 El universo de las simulaciones por ordenador	7
1.1 ¿Qué son las simulaciones por computadora?	8
1.1.1 Las simulaciones por ordenador como técnicas de resolución de problemas.	15
1.1.2 Simulaciones por computadora como descripción de patrones de comportamiento	19
1.2 Tipos de simulaciones por ordenador	24
1.2.1 Autómatas celulares.	26
1.2.2 Simulaciones basadas en agentes.	29
1.2.3 Simulaciones basadas en ecuaciones.	32
1.3 Observaciones finales.	35
Referencias	35
2 Unidades de análisis I: modelos y simulaciones por ordenador	41
2.1 Modelos científicos y de ingeniería	42
2.2 Simulaciones por ordenador.	46
2.2.1 Componentes de las simulaciones por computadora.	46
2.2.1.1 Especificaciones.	49
2.2.1.2 Algoritmos.	53
2.2.1.3 Procesos informáticos.	66
2.3 Observaciones finales	71
Referencias	72
3 Unidades de análisis II: Experimentación en laboratorio e informática	
simulaciones _	77
3.1 Experimentación en laboratorio y simulaciones por ordenador.	78
3.2 El argumento de la materialidad.	80
3.2.1 La identidad del algoritmo.	82
3.2.2 Cosas materiales como criterio.	85
3.2.2.1 La versión fuerte.	86

3.2.2.2 La versión débil.	87
3.2.3 Modelos como mediadores (totales)	90
3.3 Observaciones finales	93
Referencias	94
4 Confiando en simulaciones por computadora	97
4.1 Conocimiento y comprensión.	99
4.2 Fomento de la confianza.	104
4.2.1 Exactitud, precisión y calibración.	104
4.2.2 Verificación y validación.	109
4.2.2.1 Verificación.	110
4.2.2.2 Validación.	111
4.3 Errores y opacidad.	114
4.3.1 Errores.	115
4.3.1.1 Errores de hardware.	115
4.3.1.2 Errores de software.	118
4.3.2 Opacidad epistémica.	121
4.4 Observaciones finales.	128
Referencias	128
5 Funciones epistémicas de las simulaciones por ordenador	135
5.1 Formas lingüísticas de comprensión.	135
5.1.1 Fuerza explicativa.	135
5.1.2 Herramientas predictivas.	143
5.1.3 Estrategias exploratorias.	149
5.2 Formas no lingüísticas de comprensión.	156
5.2.1 Visualización.	156
5.3 Observaciones finales.	166
Referencias	167
6 Paradigmas Tecnológicos.	173
6.1 Los nuevos paradigmas.	175
6.2 Big Data: ¿cómo hacer ciencia con grandes cantidades de datos?	179
6.2.1 Un ejemplo de Big Data	184
6.3 La lucha por la causalidad: Big Data y simulaciones informáticas.	187
6.4 Observaciones finales.	195
Referencias	195
7 Ética y simulaciones informáticas.	201
7.1 Ética informática, ética en ingeniería y ética en ciencia.	201
7.2 Una visión general de la ética en las simulaciones por computadora.	205
7.2.1 Williamson.	205
7.2.2 Brey.	209
7.2.3 Oren	211
7.3 Práctica profesional y código de ética	212
7.3.1 Un código de ética para investigadores en simulaciones por computadora	214

7.3.2 Responsabilidades profesionales. 217

7.4 Observaciones finales. 218

Referencias 219

Introducción

En 2009, estalló un debate en torno a la cuestión de si las simulaciones por ordenador introducen nuevos problemas filosóficos o si son simplemente una novedad científica. Roman Frigg y Julian Reiss, dos filósofos prominentes que encendieron el debate, señalaron que los filósofos han asumido en gran medida alguna forma de novedad filosófica de las simulaciones por computadora sin abordar realmente la cuestión de su posibilidad. Tal suposición se basaba en una simple confusión: los filósofos pensaban que la novedad científica autoriza la novedad filosófica. Esto dio lugar a la emisión de una advertencia sobre el crecimiento de afirmaciones demasiado enfatizadas y generalmente injustificadas sobre la importancia filosófica de las simulaciones por computadora. Este crecimiento, según los autores, se reflejó en el creciente número de filósofos convencidos de que la filosofía de la ciencia, alimentada por simulaciones por computadora, requería una epistemología completamente nueva, una ontología revisada y una semántica novedosa.

Es importante señalar que Frigg y Reiss no se oponen a la novedad de las simulaciones por computadora en la práctica científica y de ingeniería, ni a su importancia en el avance de la ciencia, sino que las simulaciones plantean pocas o ninguna nueva pregunta filosófica. En sus propias palabras, “[l]os problemas filosóficos que surgen en relación con las simulaciones no son específicos de las simulaciones y la mayoría de ellos son variantes de problemas que han sido discutidos en otros contextos antes. Esto no quiere decir que las simulaciones no planteen nuevos problemas por sí mismas. Sin embargo, estos problemas específicos son en su mayoría de naturaleza matemática o psicológica, no filosófica” (Frigg y Reiss 2009, 595).

Comparto el desconcierto de Frigg y Reiss sobre este tema. Es difícil creer que un nuevo método científico (instrumento, mecanismo, etc.), por muy poderoso que sea, pueda poner en peligro la filosofía actual de la ciencia y la tecnología hasta el punto de que sea necesario reescribirlas. Pero esto solo es cierto si aceptamos la afirmación de que las simulaciones por computadora vienen a reescribir disciplinas de larga data, lo cual no creo que sea el caso. Para mí, si somos capaces de reconstruir y dar un nuevo significado a los viejos problemas filosóficos a la luz de las simulaciones por computadora, entonces básicamente estamos estableciendo su novedad filosófica.

Preguntémonos ahora ¿en qué sentido son las simulaciones por ordenador una novedad filosófica? Hay dos maneras de descomprimir el problema. Cualquier computadora simu

Las relaciones plantean una serie de cuestiones filosóficas que escapan a los estándares filosóficos. tratamiento, en cuyo caso pueden agregarse a nuestro corpus filosófico; o ellos desafiar las ideas filosóficas establecidas, en cuyo caso el corpus actual se expande debates estándar en nuevos dominios. El primer caso ha sido propuesto por (Humphreys 2009), mientras que el segundo caso ha sido argumentado por mí mismo (Duran, en revisión). Permítanme ahora discutir brevemente por qué las simulaciones por computadora representan, en muchos aspectos, una novedad científica y filosófica.

El núcleo del argumento de Humphreys es reconocer que podemos entender simulaciones por computadora centrándose en cómo la filosofía tradicional ilumina sus estudio (por ejemplo, a través de una filosofía de modelos, o una filosofía de experimento), o por centrándose exclusivamente en aspectos sobre simulaciones informáticas que constituyen, en y por sí mismos, auténticos desafíos filosóficos. Es esta segunda forma de ver las preguntas sobre su novedad que otorga importancia filosófica a la informática simulaciones

La afirmación principal aquí es que las simulaciones por computadora pueden resolver problemas que de otro modo serían intratables. modelos y así amplificar nuestras capacidades cognitivas. Pero tal amplificación viene con un precio "para un número cada vez mayor de campos de la ciencia, una epistemología exclusivamente antropocéntrica ya no es apropiada porque ahora existen autoridades epistémicas superiores, no humanas" (Humphreys 2009, 617). Humphreys llama a esto el predicamento antropocéntrico como una forma de ilustrar las tendencias actuales en ciencia e ingeniería donde las simulaciones por computadora están alejando a los humanos del centro de producción de conocimiento. Según él, un breve recorrido por la historia de la filosofía de la ciencia muestra que el ser humano siempre ha estado en el centro de la producción. del conocimiento. Esta conclusión incluye el período del positivismo lógico y empírico, donde los sentidos humanos eran la máxima autoridad (616). Una conclusión similar se sigue del análisis de alternativas al empirista, como el de Quine. y las epistemologías de Kuhn.

Cuando se enfrenta a afirmaciones sobre la novedad filosófica de las simulaciones por computadora, Humphreys señala que el punto de vista empirista estándar ha impedido una separación completa entre los humanos y su capacidad para evaluar y producir el conocimiento científico. El predicamento antropocéntrico, entonces, viene a resaltar precisamente esta separación: es la afirmación de que los humanos han perdido su posición privilegiada como autoridad epistémica última.¹ La afirmación finalmente obtiene su apoyo de la opinión de que la práctica científica sólo progresa porque hay nuevos métodos disponibles para manejar grandes cantidades de información. Manejo de la información, según Humphreys, es la clave para el progreso de la ciencia actual, que sólo puede ser alcanzable si se sustrae al ser humano del centro de la actividad epistémica (Humphreys 2004, 8).

El dilema antropocéntrico, tan filosóficamente relevante como lo es en sí mismo, también trae consigo cuatro novedades adicionales no analizadas por la filosofía tradicional de ciencia. Esos son la opacidad epistémica, la dinámica temporal de las simulaciones, seman

¹ Humphreys hace una distinción adicional entre la práctica científica llevada a cabo completamente por computadoras, uno que él llama el escenario automatizado, y otro en el que las computadoras solo parcialmente cumplir con la actividad científica, es decir, el escenario híbrido. Sin embargo, restringe su análisis a la escenario híbrido (Humphreys 2009, 616-617).

tics, y la distinción en la práctica/en principio. Los cuatro son cuestiones filosóficas novedosas planteadas por simulaciones por computadora; los cuatro no tienen respuesta en las explicaciones filosóficas tradicionales de modelos y experimentación; y los cuatro representan un desafío para la filosofía de la ciencia.

La primera novedad es la opacidad epistémica, un tema que en la actualidad está atrayendo mucho la atención de los filósofos. Aunque discuto este tema con cierto detalle en la sección 4.3.2, mencionar brevemente los supuestos básicos detrás de la opacidad epistémica arrojará algo de luz sobre la novedad de las simulaciones por computadora. La opacidad epistémica, entonces, es la posición filosófica que asume que es imposible para cualquier ser humano conocer todos los elementos epistémicamente relevantes de una simulación por computadora. Humphreys presenta este punto de la siguiente manera: "Un proceso es esencialmente epistémicamente opaco para [un agente cognitivo] X si y solo si es imposible, dada la naturaleza de X, que X conozca todos los elementos epistémicamente relevantes del proceso". (Humphreys 2009, 618). Para poner la misma idea en una forma diferente, si un agente cognitivo pudiera detener la simulación por computadora y echar un vistazo al interior, no sería capaz de conocer los estados previos del proceso, reconstruir la simulación hasta el punto de parada, o predecir estados futuros dados estados previos. Ser epistémicamente opaco significa que, debido a la complejidad y velocidad del proceso computacional, ningún agente cognitivo podría saber qué hace que una simulación sea un proceso epistémicamente relevante.

Una segunda novedad que se relaciona con la opacidad epistémica es la dinámica temporal de las simulaciones por computadora. Este concepto tiene dos posibles interpretaciones. O se refiere al tiempo de computadora necesario para resolver el modelo de simulación, o representa el desarrollo temporal del sistema objetivo como se representa en el modelo de simulación. Un buen ejemplo que fusiona estas dos ideas es una simulación de la atmósfera: el modelo de simulación representa la dinámica de la atmósfera durante un año y se tarda, digamos, diez días en calcularse.

Estas dos novedades ilustran muy bien lo que es típico de las simulaciones por computadora, a saber, la complejidad inherente a las simulaciones en sí mismas, como es el caso de la opacidad epistémica y la primera interpretación de la dinámica temporal; y la complejidad inherente a los sistemas objetivo que suelen representar las simulaciones por ordenador, como es el caso de la segunda interpretación de la dinámica temporal. Lo que tienen en común estas dos novedades es que ambas afianzan a las computadoras como la autoridad epistémica, ya que son capaces de producir resultados confiables que ningún humano o grupo de humanos podría producir por sí mismo. Ya sea porque el proceso de computación es demasiado complejo para seguir o porque el sistema objetivo es demasiado complejo para comprenderlo, las computadoras se convierten en la fuente exclusiva para obtener información sobre el mundo.

La segunda interpretación de la dinámica temporal se adapta a la novedad de la semántica, que plantea la pregunta de cómo las teorías y los modelos representan el mundo, ahora ajustando la imagen para que se ajuste a un algoritmo informático. Por lo tanto, el problema principal aquí es cómo la sintaxis de un algoritmo de computadora se mapea en el mundo y cómo una teoría dada se pone realmente en contacto con los datos.

Finalmente, la distinción en principio/en la práctica tiene por objeto distinguir lo que es aplicable en la práctica y lo que es aplicable solo en principio. Para Humphreys, es una fantasía filosófica decir que, en principio, todos los modelos matemáticos encuentran una solución dentro de las simulaciones por computadora (623). Es una fantasía porque es claramente falsa,

aunque los filósofos han afirmado su posibilidad, por lo tanto, en principio. Humphreys sugiere, en cambio, que al acercarse a las computadoras, los filósofos deben mantener una actitud más realista, limitada a las limitaciones técnicas y empíricas que pueden ofrecer las simulaciones.

Mi posición es complementaria a la de Humphreys en el sentido de que muestra cómo las simulaciones por computadora desafían las ideas establecidas en la filosofía de la ciencia. Con este fin, comienzo defendiendo una forma específica de entender los modelos de simulación, el tipo de modelo que se encuentra en la base de las simulaciones por computadora. Para mí, un modelo de simulación refunde una multiplicidad de modelos en un 'supermodelo'. Es decir, los modelos de simulación son una amalgama de diferentes tipos de modelos informáticos, todos con sus propias escalas, parámetros de entrada y protocolos. En este contexto, reivindico tres novedades en filosofía, a saber, la representación, la abstracción y la explicación.

Sobre la primera novedad, afirmo que la multiplicidad de modelos implica que la representación de un sistema objetivo es más holística en el sentido de que abarca todos y cada uno de los modelos implementados en el modelo de simulación. Para poner la misma idea en una forma bastante diferente, la representación del modelo de simulación no está dada por ningún modelo individual implementado sino por la combinación de todos ellos.

El desafío que las simulaciones por computadora plantean a la noción de abstracción e idealización es que, por lo general, esta última presupone alguna forma de postura negligente. Por lo tanto, la abstracción apunta a ignorar las características concretas que posee el sistema de destino para centrarse en su configuración formal; las idealizaciones, por otro lado, vienen en dos sabores: mientras que las idealizaciones aristotélicas consisten en 'quitar' propiedades que creemos que no son relevantes para nuestros propósitos, las idealizaciones galileanas involucran distorsiones deliberadas. Ahora, para implementar la variedad requerida de modelos en un solo modelo de simulación, es importante contar con técnicas mediante las cuales la información se oculta a los usuarios, pero no se descuida a los modelos (Colburn y Shute 2007). Esto quiere decir que las propiedades, estructuras, operaciones, relaciones y similares presentes en cada modelo matemático pueden implementarse efectivamente en el modelo de simulación sin indicar explícitamente cómo se lleva a cabo dicha implementación.

Finalmente, la explicación científica es un tema filosófico consagrado en el que se ha dicho mucho. Sin embargo, cuando se trata de la explicación en simulaciones por computadora, propongo una mirada bastante diferente a la que ofrece el tratamiento estándar. Un punto interesante aquí es que, en la idea clásica de que la explicación es de un fenómeno del mundo real, me opongo a la afirmación de que la explicación es, ante todo, de los resultados de las simulaciones por computadora. En este contexto, surgen muchas preguntas nuevas que buscan una respuesta. Discuto la explicación científica con más detalle en la sección 5.1.1.

Como mencioné antes, creo que las simulaciones por computadora plantean preguntas novedosas para la filosofía de la ciencia. Este libro es la prueba viviente de esa creencia. Pero incluso si no creemos en su novedad filosófica, aún necesitamos entender las simulaciones por computadora como novedades científicas con un ojo crítico y filosófico. Con estos fines, este libro presenta y discute varias cuestiones teóricas y filosóficas en el corazón de las simulaciones por computadora. Dicho todo esto, podemos ahora sumergirnos en sus páginas.

Referencias

Colburn, Timothy y Gary Shute. 2007. "Abstracción en informática". *mentes y Máquinas* 17, núm. 2 (junio): 169–184.

Durán, Juan M. en revisión. "La novedad de las simulaciones por ordenador: nuevos retos para la filosofía de la ciencia". bajo revisión.

Frigg, Roman y Julian Reiss. 2009. "La filosofía de la simulación: Hot New ¿Problemas o el mismo guiso de siempre? *Síntesis* 169 (3): 593–613.

Humphreys, Paul W. 2004. *Extendiéndonos a nosotros mismos: ciencia computacional, Empirismo y método científico*. Prensa de la Universidad de Oxford.

———. 2009. "La novedad filosófica de los métodos de simulación por computadora". *Sin estos* 169 (3): 615–626.

Capítulo 1

El universo de las simulaciones por ordenador

El universo de las simulaciones por computadora es vasto, floreciente en casi todas las disciplinas científicas y aún se resiste a una conceptualización general. Desde los primeros cálculos de la órbita de la Luna realizados por máquinas de tarjetas perforadas, hasta los intentos más recientes de simular estados cuánticos, las simulaciones por ordenador tienen una historia excepcionalmente corta pero muy rica.

Podemos situar el primer uso de una máquina con fines científicos en Inglaterra a finales de la década de 1920. Más precisamente, fue en 1928 cuando la joven astrónoma y pionera en el uso de máquinas Leslie J. Comrie predijo el movimiento de la Luna para los años 1935 a 2000. Durante ese año, Comrie hizo un uso intensivo de una máquina de tarjetas perforadas de Herman Hollerith. para calcular la suma de términos armónicos en la predicción de la órbita de la Luna. Este trabajo innovador no se quedaría en las sombras y, a mediados de la década de 1930, había cruzado el océano hasta la Universidad de Columbia en la ciudad de Nueva York. Fue allí donde Wallace Eckert fundó un laboratorio que utilizaba máquinas tabuladoras de tarjetas perforadas, ahora construidas por IBM, para realizar cálculos relacionados con la investigación astronómica, incluido, por supuesto, un extenso estudio del movimiento de la Luna.

Tanto los usos de las máquinas de tarjetas perforadas de Comrie como los de Eckert comparten algunas similitudes con el uso actual de las simulaciones. Lo más destacado es que ambos implementan un tipo especial de modelo que describe el comportamiento de un sistema de destino y que puede ser interpretado y calculado por una máquina. Mientras que la computación de Comrie generó datos sobre los movimientos de la Luna, la simulación de Eckert describió el movimiento planetario.

Estos métodos ciertamente fueron pioneros y revolucionaron sus respectivos campos, así como muchas otras ramas de las ciencias naturales y sociales. Sin embargo, las simulaciones de Comrie y Eckert difieren significativamente de las simulaciones por computadora actuales. Tras una inspección más cercana, se pueden encontrar diferencias en todas partes. La introducción de circuitos basados en silicio, así como la subsiguiente estandarización de la placa de circuito, hicieron una contribución significativa al crecimiento del poder computacional. El aumento en la velocidad de cálculo, el tamaño de la memoria y el poder expresivo del lenguaje de programación desafiaron con fuerza las ideas establecidas sobre la naturaleza de la computación y su dominio de aplicación. Las máquinas de tarjetas perforadas rápidamente se volvieron obsoletas ya que son lentas en velocidad, poco confiables en sus resultados, limitadas en su programación,

y basado en tecnología rígida (por ejemplo, había muy pocos módulos intercambiables). En De hecho, una gran desventaja de la tarjeta perforada sobre las computadoras modernas es que son máquinas propensas a errores y que consumen mucho tiempo, y por lo tanto la fiabilidad de sus resultados, así como su precisión de representación es difícil de fundamentar. Sin embargo, quizás la diferencia más radical entre las simulaciones de Comrie y Eckert, en el por un lado, y las modernas simulaciones por computadora por el otro, es el proceso de automatización que caracteriza a este último. En las simulaciones por computadora de hoy, los investigadores están perdiendo sobre la base de su influencia y poder para interferir en el proceso de computación, y esto se volverá más prominente a medida que aumente la complejidad y el poder computacional.

Las computadoras modernas vienen a modificar muchos aspectos de la ciencia y la ingeniería. practicar con cálculos más precisos y representaciones más exactas. Precisión, potencia de cálculo y reducción de errores son, como veremos, las principales claves de simulaciones por computadora que desbloquean el mundo.

A la luz de las computadoras contemporáneas, entonces, no es correcto sostener que la predicción de Comrie del movimiento de la Luna y la solución de Eckert de las ecuaciones planetarias son simulaciones de computadora. Por supuesto, esto no quiere decir que no sean simulaciones en absoluto. Pero para adaptarse a la forma en que los científicos e ingenieros usamos el término hoy, no es suficiente poder calcular un modelo especial o para producir ciertos tipos de resultados sobre un sistema de destino. Velocidad, almacenamiento, idioma la expresividad y la capacidad de ser (re)programados son conceptos principales para la noción moderna de simulación por computadora.

¿Qué son las simulaciones por computadora entonces? Esta es una pregunta filosóficamente motivada que ha encontrado diferentes respuestas de científicos, ingenieros y filósofos. La heterogeneidad de sus respuestas hace explícito cuán diferente cada investigador concibe simulaciones por computadora, cómo sus definiciones varían de una generación a el siguiente, y lo difícil que es llegar a una noción unificada. Es importante, sin embargo, para tener un buen sentido de su naturaleza. Discutamos esto con más detalle.

1.1 ¿Qué son las simulaciones por computadora?

La literatura filosófica reciente toma las simulaciones por computadora como ayudas para superar imperfecciones y limitaciones de la cognición humana. Tales imperfecciones y limitaciones se adaptan a las limitaciones humanas naturales de computación, procesamiento y clasificar grandes cantidades de datos. Paul Humphreys, uno de los primeros contemporáneos filósofos para abordar las simulaciones por computadora desde un punto de vista puramente filosófico, las toma como un 'instrumento de amplificación', es decir, uno que acelera lo que el humano sin ayuda no podría hacerlo por sí mismo (Humphreys 2004, 110). En un sentido similar, Margaret Morrison, otra figura central en los estudios filosóficos sobre la computadora simulaciones, considera que si bien son otra forma de modelización, "dada la varias funciones de simulación [...] uno podría ciertamente caracterizarlo como un tipo de modelado 'mejorado'" (Morrison 2009, 47).

Ambas afirmaciones son fundamentalmente correctas. Las simulaciones por computadora computan, analizan, renderizar y visualizar datos de muchas maneras que son inalcanzables para cualquier grupo de humanos.

hombre. Contraste, por ejemplo, el tiempo requerido para que un ser humano identifique posibles antibióticos para enfermedades infecciosas como el ántrax, con una simulación del ríbo algunos en movimiento en detalle atómico (Laboratorio 2015). O, si lo prefiere, compare cualquier conjunto de capacidades computacionales humanas con las supercomputadoras utilizadas en el Alto Performance Computing Center de Stuttgart, hogar del Cray XC40 Hazel Hen con un rendimiento máximo de 7,42 petaflops y una capacidad de memoria de 128 GB por nodo.¹

Como señalaron Humphreys y Morrison, hay diferentes sentidos en los que las simulaciones por computadora mejoran nuestras capacidades. Esto podría ser amplificando nuestras habilidades de cálculo, como sugiere Humphreys, o podría ser mejorando nuestro modelado. habilidades, como sugiere Morrison.

Uno estaría naturalmente inclinado a pensar que las simulaciones por computadora amplifican nuestra capacidad computacional, así como mejorar nuestras habilidades de modelado. Sin embargo, una mirada rápida a la historia del concepto muestra lo contrario. Para algunos autores, una adecuada definición debe resaltar la importancia de encontrar soluciones a un modelo. A otros, la definición correcta centra la atención en describir patrones de comportamiento de un sistema objetivo. Bajo la primera interpretación, el poder computacional de la máquina nos permite resolver modelos que, de otro modo, serían analíticamente intratables. En eso respecto, una simulación por computadora 'amplifica' o 'mejora' nuestras capacidades cognitivas al proporcionando poder computacional a lo que está más allá de nuestro alcance cognitivo. La noción de la simulación por computadora depende entonces de la física de la computadora y proporciona la idea de que el cambio tecnológico expande los límites de la ciencia y la ciencia. investigación de ingeniería Tal afirmación también está históricamente fundamentada. De Hollerith's máquinas de tarjetas perforadas a la computadora basada en silicio, el incremento de la física El poder de las computadoras ha permitido a los científicos e ingenieros encontrar diferentes soluciones. a una variedad de modelos. Permítanme llamar a esta primera interpretación el punto de vista de resolución de problemas en simulaciones por computadora.

Bajo la segunda interpretación, el énfasis está en la capacidad de la simulación para describir un sistema objetivo. Para ello disponemos de un lenguaje potente que representa, a ciertos grados aceptables de detalle, varios niveles de descripción. En ese sentido, una simulación por computadora 'amplifica' o 'mejora' nuestras habilidades de modelado al proporcionar una representación más precisa de un sistema de destino. Así entendida, la noción de la simulación por computadora se adapta a la forma en que describen un sistema de destino, y por tanto en el lenguaje informático utilizado, los métodos de modularización, las técnicas de ingeniería de software, etc. A esta segunda interpretación la llamo descripción de patrones. del punto de vista del comportamiento en simulaciones por ordenador.

Debido a que ambos puntos de vista enfatizan interpretaciones diferentes, aunque no necesariamente incompatibles, de las simulaciones por computadora como potenciadores, algunas distinciones Puede ser dibujado. Para empezar, desde el punto de vista de la resolución de problemas, las simulaciones por computadora no son experimentos en ningún sentido tradicional, sino más bien la manipulación de un

¹ Vale la pena señalar que la actividad de nuestra red neuronal es, en algunos casos específicos, más rápida que cualquier supercomputadora. Según una publicación relativamente reciente, la computadora Fujitsu K de Japón, que consta de 82.944 procesadores, tarda unos 40 minutos en simular un segundo de actividad de la red neuronal en tiempo real, biológico. Para simular parcialmente la actividad neuronal humana, los investigadores crean alrededor de 1,73 mil millones de células nerviosas virtuales que estaban conectadas a 10,4 billones de sinapsis virtuales (Himeno 2013).

estructura abstracta y formal (es decir, modelos matemáticos). De hecho, para muchos defensores Desde este punto de vista, la práctica experimental se limita al laboratorio tradicional como Las simulaciones por computadora son más una práctica de cálculo de números, más cercana a las matemáticas y la lógica. La descripción de patrones de comportamiento desde el punto de vista, por otro lado, nos permite tratar las simulaciones por computadora como experimentos de una manera directa sentido. La intuición subyacente es que mediante la descripción del comportamiento de un sistema objetivo, los investigadores son capaces de llevar a cabo algo muy similar a la práctica experimental tradicional, como medir valores, observar cantidades y entidades detectoras.

Comprender las cosas de esta manera tiene cierto parentesco con la metodología de las simulaciones por computadora. Como discutiré más adelante, el punto de vista de la técnica de resolución de problemas considera que una simulación es la implementación directa de un modelo en una computadora física. Es decir, los modelos matemáticos se implementan en la computadora de forma sencilla. El punto de vista de la descripción de patrones de comportamiento, en cambio, sostiene que las simulaciones por computadora tienen una metodología adecuada que es bastante diferente de cualquier cosa que hayamos visto en el campo científico y de ingeniería. Estas metodológicas

Las diferencias entre los dos puntos de vista resultan ser centrales para las disputas posteriores sobre la novedad de las simulaciones por ordenador en la investigación científica y de ingeniería.

Otra diferencia entre estos dos puntos de vista radica en las razones para usar simulaciones por computadora. Mientras que el punto de vista de la resolución de problemas afirma que el uso de simulaciones por computadora solo se justifica pragmáticamente cuando el modelo no se puede resuelto por métodos más tradicionales, el punto de vista de la descripción de patrones de comportamiento considera que las simulaciones por computadora ofrecen información valiosa sobre el sistema de destino a pesar de su intratabilidad analítica. Notemos que lo que también está en juego aquí es la prioridad epistémica de un método sobre otro. Si el uso de simulaciones por computadora solo se justifica cuando el modelo no se puede resolver analíticamente, como muchos los defensores del punto de vista de resolución de problemas afirman que los métodos analíticos son epistémicamente superiores a los computacionales. Esto configura un punto de vista específico respecto el lugar que ocupan las simulaciones por computadora en la agenda científica y de ingeniería. En particular, minimiza significativamente la confiabilidad de las simulaciones por computadora para Investigación en territorio desconocido. Tendremos más que decir sobre esto a lo largo de este libro.²

Finalmente, el abordaje de problemas en simulaciones por computadora puede ser muy diferente dependiendo del punto de vista adoptado. Desde el punto de vista de la resolución de problemas, cualquier cuestión relacionada a los resultados de la simulación (por ejemplo, precisión, computabilidad, representabilidad, etc.) puede resolverse por motivos técnicos (es decir, aumentando la velocidad y la memoria, cambiando la arquitectura subyacente, etc.). En cambio, para el defensor de la descripción de patrones de comportamiento, los mismos temas tienen un tratamiento completamente diferente. Los resultados incorrectos, por ejemplo, se abordan mediante el análisis de consideraciones prácticas en el nivel de diseño, como nuevas especificaciones para el sistema de destino, evaluaciones alternativas de conocimientos especializados, nuevos lenguajes de programación, etc. En la misma línea, los resultados incorrectos pueden deberse a una tergiversación del sistema de destino en el de

2

Muchos filósofos han tratado de comprender la naturaleza de las simulaciones por computadora. Lo que tengo ofrecido anteriormente es sólo una posible caracterización. Para más información, el lector puede consultar los siguientes autores (Winsberg 2010; Vallverdu 2014; Morrison 2015; Winsberg 2015; Saam 2016).

las etapas de firma, especificación y programación (consulte la sección 2.2), o tergiversaciones en la etapa de cálculo (por ejemplo, errores durante el tiempo de cálculo; consulte la sección 4.3). La comprensión general del investigador, así como la solución a estos problemas, cambia significativamente según el punto de vista adoptado.

Para ilustrar algunos de los puntos tratados hasta ahora, tomemos una simple simulación por computadora basada en ecuaciones de la dinámica de un satélite que orbita alrededor de un planeta bajo la tensión de las mareas. Para simular tales dinámicas, los investigadores suelen comenzar con un modelo matemático del sistema de destino. La mecánica newtoniana clásica proporciona un buen modelo, tal como lo describen MM Woolfson y GJ Pert en (Woolfson y Pert 1999b).

Para un planeta de masa M y un satélite de masa m ($m \ll M$), en una órbita de semieje mayor a y excentricidad e , la energía total es

$$E = -\frac{GMm}{2a} \quad (1.1)$$

y el momento angular es

$$H = \{GMa(1-e^2)\}^{1/2} m v_0 \quad (1.2)$$

Si E debe disminuir, entonces a debe hacerse más pequeño; pero si H es constante, entonces e debe hacerse más pequeño, es decir, que la órbita debe redondearse. La cantidad que permanece constante es $a(1-e^2)$, el recto semi-latus como se muestra en la Figura 1.1. El planeta $a(1-e^2)$ está descrita por una masa puntual, P , y el satélite por una distribución de tres masas, cada $m/3$, en las posiciones S_1 , S_2 y S_3 , formando un triángulo equilátero cuando está libre. Las masas están conectadas, como se muestra, por resortes, cada uno de longitud l sin tensión y la misma constante de resorte, k (figura 1.2). Así, un resorte constantemente estirado a una longitud l ejercerá una fuerza hacia adentro igual a

$$F = k(l - l_0) \quad (1.3)$$

También es importante introducir un elemento disipador en el sistema haciendo que la fuerza dependa de la tasa de expansión o contracción del resorte, dando la siguiente ley de fuerza:

$$F = k(l - l_0) - c \frac{dl}{dt} \quad (1.4)$$

donde la fuerza actúa hacia adentro en los dos extremos. Es el segundo término de la ecuación 1.4 el que da la simulación de las pérdidas por histéresis en el satélite (18-19).

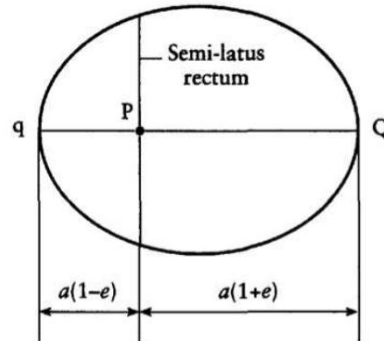


Fig. 1.1 La órbita elíptica de un satélite en relación con el planeta en un foco. Los puntos q y Q son los puntos más cercanos y más alejados del planeta, respectivamente. (Woolfson y Pert 1999b, 19)

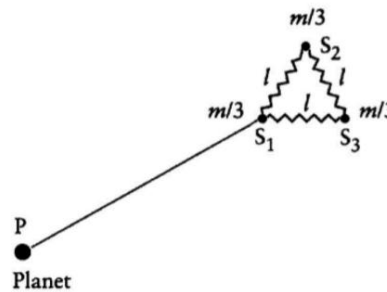


Fig. 1.2 El satélite se describe mediante tres masas, cada una de $m/3$, conectadas por resortes, cada uno de los cuales tiene la misma longitud no deformada, l . (Woolfson y Pert 1999b, 19)

Este es un modelo para una simulación por computadora de un satélite en órbita alrededor de un planeta sujeto a la tensión de las mareas. El satélite se estira a lo largo del radio vector de forma periódica, siempre que la órbita no sea circular. Dado que el satélite no es perfectamente elástico, habrá efectos de histéresis y parte de la energía mecánica se convertirá en calor y se irradiará. Sin embargo, a todos los efectos, la simulación especifica completamente el sistema objetivo.

Las ecuaciones 1.1 a 1.4 son una descripción general del sistema objetivo. Dado que la intención es simular un fenómeno específico del mundo real con características concretas, debe identificarse estableciendo los valores para los parámetros de la simulación. En el caso de Woolfson y Pert, utilizan el siguiente conjunto de valores de parámetros (Woolfson y Pert 1999b, 20):

1. número de cuerpos = 4

2. masa del primer cuerpo (planeta) = 2×10^{27} kg 3.

masa del satélite = 3×10^{22} kg 4. paso

de tiempo inicial = 10 s 5.

tiempo total de simulación = 125000 s 6.

cuerpo elegido como origen = 1

7. tolerancia = 100 m 8.

distancia inicial del satélite = 1×10^8 m 9.

longitud del resorte sin estirar = 1×10^6 m 10.

excentricidad inicial = 0,6

Estos parámetros configuran una simulación por computadora de un satélite del tamaño de Tritón, la luna más grande de Neptuno que orbita alrededor de un planeta con una masa cercana a la de Júpiter, que incluye, por supuesto, un estrés de marea específico, efectos de histéresis, etc. Si se cambiaron los parámetros, entonces, naturalmente, la simulación es de otro fenómeno, aunque todavía de una interacción de dos cuerpos utilizando la mecánica newtoniana.

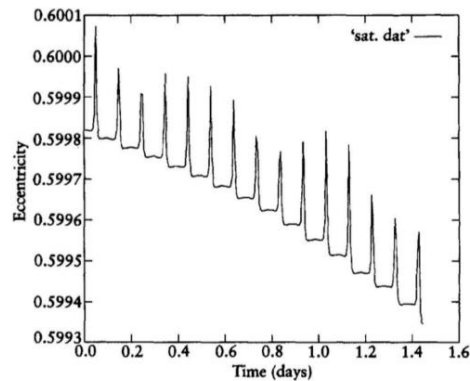


Fig. 1.3 La excentricidad orbital en función del tiempo (Woolfson y Pert 1999b, 20)

Aquí hay un extracto del código correspondiente a los modelos matemáticos anteriores, según lo programado en FORTRAN por Woolfson y Pert.³

```
PROGRAMA NADIE

[...]
```

C LOS VALORES DE A Y E SE CALCULAN CADA 100 PASOS
C Y SE ALMACENAN JUNTO CON LA HORA.
C

```
IST=IST+1 SI(I)ST/
100)*100.NE.IST)JR A 50 IG=IST/100 SI((IG.GT.1000)JR A 50

C
C PRIMERO ENCUENTRE LA POSICIÓN Y LA VELOCIDAD DEL CENTRO DE MASA DEL
SATELITE C.
```

³ Para ver el código completo, consulte (Woolfson y Pert 1999a).

```
C
  HACER 1 K=1,3
    POS(K)=0
    VEL(K)=0
    DO 2 J=2, NB
      POS(K)=POS(K)+X(J,K)
      VEL(K)=VEL(K)+V(J,K)
    2 CONTINUAR
    POS(K)=POS(K)*(NB-1.0)
    VEL(K)=VEL(K)*(NB-1.0)
    1 CONTINUAR

C
C CALCULAR LA DISTANCIA ORBITAL
C
  R=RAIZ CUADRADO(POS(1)**2+POS(2)**2+POS(3)**2)

C
C CALCULAR V**2
C
  V2=VEL(1)**2+VEL(2)**2+VEL(3)**2

C
C CALCULAR LA ENERGÍA INTRÍNSECA
C
  TOTM=CM(1)+CM(2)+CM(3)+CM(4)
  ES=-G*TOTMR*0.5*V2

[...]
```

```
      INICIO DE SUBROUTINA
      DIMENSION X(20,3),V(20,3),ALMACENAR(1000),ALMACENAR(1000),
      +STORE(1000),XTEMP(2,20,3),VTEMP(2,20,3),CM(20),XT(20,3),
      +VT(20,3),DEL V(20,3)

[...]
```

```
      LEER(5,'NORIG

[...]
```

```
C
C SE CALCULAN LAS VELOCIDADES INICIALES PARA LAS TRES COMPONENTES DEL
C SATELITE PARA QUE LA VELOCIDAD ANGULAR DE GIRO DEL SATELITE SEA
C APROXIMADAMENTE IGUAL A LA VELOCIDAD ANGULAR ORBITAL.

C VV=SQRT(G*(CM(1)+CM(2)+CM(3)+CM(4))/(1-ECC)/D)
V(2,2)=VV*DIS2/
DV(3,2)=VV*DIS3*COS(ANGULO)/D [...]
```

```
DEVOLVER
FIN
```

Como se discutió anteriormente, una de las características del punto de vista de resolución de problemas es que el modelo matemático anterior se puede implementar directamente en la computadora. Es decir, que el código aquí mostrado corresponde en toda su extensión al modelo matemático. En principio, nada – relevante – se agrega y nada – relevante – se elimina. Por lo tanto, la única razón para usar una computadora es encontrar el conjunto de soluciones del modelo de manera más rápida y económica. El punto de vista de la descripción de patrones de comportamiento, por otro lado, reconoce la existencia de un proceso para implementar el modelo como una simulación por computadora, que incluye convertir el modelo matemático en un tipo de modelo bastante diferente.

Como podemos ver, ambas posiciones tienen buenos fundamentos. El punto de vista de la resolución de problemas es correcto al afirmar que las simulaciones por computadora deben reflejar el modelo matemático implementado, de lo contrario, surgen problemas de representación, confiabilidad y similares. La descripción del punto de vista de los patrones de comportamiento, por otro lado, refleja la práctica científica y de ingeniería de manera más inequívoca.

Antes de continuar, este es un buen lugar para introducir nueva terminología. Llamemos 'modelos matemáticos' a aquellos modelos utilizados en los campos de la ciencia y la ingeniería que hacen uso del lenguaje matemático. Ejemplos de estos son las ecuaciones anteriores. Llamemos 'modelos de simulación' a aquellos modelos implementados en una computadora, como

una simulación por computadora – que hace uso de un lenguaje de programación.⁴ Un ejemplo de un modelo de simulación es el código que se muestra arriba.

Empecé este capítulo haciendo una distinción entre dos puntos de vista de la informática. simulaciones Por un lado, el punto de vista de resolución de problemas que enfatiza la lado computacional de las simulaciones; por otro lado, la descripción de patrones de punto de vista del comportamiento que pone énfasis en las representaciones de los sistemas objetivo. Como se mencionó antes, el punto de vista de resolución de problemas no descuida la representación del sistema objetivo, ni tampoco la descripción de patrones de comportamiento. no consideran la computación como un tema central de las simulaciones por computadora. Ningún punto de vista refleja una posición de 'todo o nada'; un buen ejemplo de esto es la definición dada por Thomas H. Naylor, Donald S. Burdick y W. Earl Sasser donde defienden una el punto de vista de patrones de comportamiento en la página 1361 de (Naylor et al. 1967) y también se suscribe al punto de vista de resolución de problemas más adelante en la página 1319. La diferencia entre estos dos puntos de vista residen, nuevamente, en las principales características destacadas por cada relato. Veamos si podemos hacer más clara esta distinción.⁵

1.1.1 Simulaciones por ordenador como técnicas de resolución de problemas

Bajo el punto de vista de la resolución de problemas, las simulaciones por computadora suelen exhibir algunos de las siguientes características. En primer lugar, se adoptan simulaciones para casos en los que el objetivo el sistema es demasiado complejo para ser analizado por sí solo; llámelo la característica de complejidad. En segundo lugar, las simulaciones son útiles para casos en los que el modelo matemático subyacente no se puede resolver analíticamente, llámelo característica de falta de análisis. Tercero, matemático los modelos se implementan directamente en la computadora; llámelo la implementación directa característica. Las características de complejidad y falta de análisis enfatizan nuestras limitaciones humanas para analizar cierto tipo de modelos matemáticos, al mismo tiempo que mejoran las simulaciones de potencia computacional como virtud. La función de implementación directa acompaña estas ideas afirmando que no existe una metodología mediadora entre el modelo matemático y la computadora física. Más bien, las ecuaciones de el modelo matemático se implementan, o resuelven, de forma más sencilla en la física computadora en la forma de una simulación por computadora.

La literatura temprana del punto de vista de resolución de problemas presenta un enfoque bastante uniforme. perspectiva sobre el asunto. En su mayor parte, filósofos profesionales, científicos, y los ingenieros ven el poder computacional de las simulaciones como la llave que abre sus

⁴ Estrictamente hablando, un modelo de simulación es una estructura más compleja que consiste, entre otras cosas, en de una especificación codificada en un lenguaje de programación como un algoritmo y finalmente implementada como un proceso informático. Aunque la misma especificación puede escribirse en diferentes lenguajes de programación e implementarse en diferentes arquitecturas informáticas, todas se consideran iguales. modelo de simulación. Así entendido, el lenguaje de programación por sí solo no determina la noción de 'modelo de simulación'. Discutiré estos temas con más detalle en el capítulo 2.

⁵ Una interesante introducción a la historia de la informática se puede encontrar en el trabajo de .. (Cruzzi 1998; De Mol y Primiero 2014, 2015), y particularmente en simulaciones por computadora (Oren 2011b, 2011a).

poder epistémico. Un buen primer ejemplo es la definición proporcionada por Claude McMillan y Richard Gonzales en 1965. En su trabajo, los autores establecen cuatro puntos característicos de las simulaciones, a saber

1. La simulación es una técnica de resolución de problemas.
2. Es un método experimental.
3. Se indica la aplicación de la simulación en la solución de problemas de (a) diseño de sistemas (b) análisis de sistemas.
4. Se recurre a la simulación cuando los sistemas considerados no pueden ser analizados utilizando métodos analíticos directos o formales. (McMillan y González 1965) ⁶

Esta definición es, hasta donde pude encontrar, la primera que concibe abiertamente simulaciones por ordenador como técnicas de resolución de problemas. Esto no es solo porque el autores lo afirman explícitamente en su primer punto, pero debido a que la definición adopta dos de las tres características estándar de este punto de vista. El punto 4 es explícito sobre el uso de simulaciones para encontrar soluciones a modelos matemáticos que de otro modo no tendrían solución, mientras que el punto 3 sugiere la adopción de simulaciones para el diseño del sistema y el sistema análisis, ya que son demasiado complejos para ser analizados por sí mismos (es decir, la complejidad característica).

Un año más tarde, Daniel Teichroew y John Francis Lubin presentaron su propia definición. Curiosamente, esta definición hace que tres características de este punto de vista sean más visible que cualquier otra definición en la literatura. Los autores comienzan identificando lo que llaman 'problemas de simulación', es decir, problemas que se tratan mediante técnicas de simulación, discutiremos a continuación cuáles son estas técnicas. una simulación problema es básicamente un problema matemático con muchas variables, parámetros y funciones que no pueden ser tratadas analíticamente (es decir, la característica de complejidad) y por lo tanto las simulaciones por computadora son el único recurso disponible para los investigadores (es decir, la característica de unaanalítica). La tercera característica, la implementación directa de un modelo matemático, se puede encontrar en varios lugares en el artículo. De hecho, los autores clasifican dos tipos de modelos, a saber, modelos de cambio continuo (es decir, los que hacen uso de ecuaciones diferenciales parciales o ecuaciones diferenciales ordinarias) y modelos de cambio discreto (es decir, aquellos modelos donde los cambios en el estado del sistema son discretos) (Teichroew y Lubin 1966, 724). Para los autores, ambos tipos de modelos se implementan directamente como una simulación por computadora. En palabras de los propios autores,

Los problemas de simulación se caracterizan por ser matemáticamente intratables y por tener resistencia a la solución por métodos analíticos. Los problemas suelen implicar muchas variables, muchos parámetros, funciones que no se comportan bien matemáticamente y variables aleatorias. Por lo tanto, la simulación es una técnica de último recurso. Sin embargo, ahora se dedica mucho esfuerzo a la 'computación simulación' porque es una técnica que da respuestas a pesar de sus dificultades, costes y tiempo requerido. (724)

Hay otra afirmación interesante que destacar aquí. Notemos que los autores dejan claro el sentimiento que tienen los defensores de este punto de vista con respecto a simulaciones por ordenador: son una técnica de último recurso.⁶ Es decir, el uso de

⁶ Con respecto a este último punto, el Prof. Oren organizó en 1982 un Instituto de Estudios Avanzados de la OTAN en Ottawa enfocado en abordar el contexto para el uso de simulaciones por computadora (comunicación personal). Véanse, por ejemplo, los artículos publicados en (Oren, Zeigler y Elzas 1982; Oren 1984).

Las simulaciones por computadora solo se justifican cuando los métodos analíticos no están disponibles. Pero esto es más un prejuicio epistemológico contra las simulaciones por computadora que una verdad establecida. El trabajo reciente realizado por filósofos muestra que, en muchos casos, los investigadores prefieren las simulaciones por computadora a los métodos analíticos. Esto, por supuesto, para los casos obvios cuando el sistema objetivo es intratable, como Teichroew y Lubin señalar correctamente, y dónde no hay soluciones analíticas disponibles. Vincent Ar dourel y Julie Jebeile argumentan que las simulaciones por computadora podrían incluso ser superiores a soluciones analíticas con el propósito de hacer predicciones cuantitativas. De acuerdo a Para estos autores, "algunas soluciones analíticas hacen que las aplicaciones numéricas sean difíciles o imposible (...) las soluciones analíticas son a veces demasiado sofisticadas con respecto a el problema en juego (...) [y] los métodos analíticos no ofrecen un enfoque genérico para resolver ecuaciones como [lo hacen las simulaciones por computadora]"⁷ (Ardourel y Jebeile 2017, 203).

Ahora bien, los defensores del punto de vista de la resolución de problemas también están presentes en la literatura contemporánea. Una definición ampliamente objetada que, a pesar del cambio del autor de la mente de alguna manera logró convertirse en un estándar en la literatura - es Humphreys' definición de trabajo: "Una simulación por computadora es cualquier método implementado por computadora para explorar las propiedades de los modelos matemáticos donde los métodos analíticos son no disponible" (Humphreys 1990, 501).

Aquí, Humphreys nos da dos características de las simulaciones por computadora como solucionadores de problemas. Estos son, las simulaciones son modelos matemáticos implementados en una computadora, y se usan cuando los métodos analíticos no están disponibles. Hasta ahora, Humphreys es un defensor clásico de la técnica de resolución de problemas. Sin embargo, una mirada más cercana a la definición muestra que las preocupaciones de Humphreys también incluyen la naturaleza de la computación. Aquí está el por qué.

Anteriormente, mencioné que Naylor, Burdick y Sasser afirmaron que las simulaciones por computadora son métodos numéricos implementados en la computadora. Humphreys, en cambio, concibe las simulaciones por computadora como métodos implementados por computadora. La distinción no es ociosa, ya que dice algo sobre la naturaleza de computar un modelo. De hecho, Humphreys insta a mantener separadas tres nociones diferentes: matemáticas numéricas, métodos numéricos y análisis numérico. Las matemáticas numéricas son la rama de las matemáticas que se ocupa de obtener valores numéricos de las soluciones a un problema matemático dado. Los métodos numéricos, por otro lado, son matemáticas numéricas que se ocupan de encontrar una solución aproximada al modelo. Finalmente, el análisis numérico es el análisis teórico de los métodos numéricos y la soluciones calculadas (502). Los métodos numéricos, por sí mismos, no pueden ser directamente relacionados con las simulaciones por computadora. Se deben incluir al menos dos características adicionales. En primer lugar, los métodos numéricos deben aplicarse a un problema científico específico. Esto es importante porque el modelo implementado no es cualquier modelo, sino de un tipo específico (es decir, modelos científicos y de ingeniería). De esta manera, no hay lugar para fusionar simulaciones por computadora realizadas en una instalación científica con simulación por computadora realizado con fines artísticos. En segundo lugar, el método debe implementarse en un entorno real.

⁷ Los autores identifican 'métodos numéricos' con 'simulaciones por computadora' (Ardourel y Jebeile 2017, 202). Como muestro a continuación, estos dos conceptos deben permanecer separados. Sin embargo, esto no representan una objeción a su reclamo principal.

computador así como computable en tiempo real. Esta segunda característica asegura que el modelo sea adecuado para el cálculo y cumpla con los estándares mínimos de la investigación científica (por ejemplo, que el cálculo finalice en un marco de tiempo razonable, que los resultados sean precisos dentro de un cierto rango, etc.)

A pesar de que se sugirió solo como una definición de trabajo, Humphreys recibió feroces objeciones que prácticamente lo obligaron a cambiar su posición original. Un crítico principal fue Stephan Hartmann, quien objetó que la definición de Humphreys pasó por alto la naturaleza dinámica de las simulaciones por computadora. Hartmann, entonces, ofreció su propia definición:

Las simulaciones están estrechamente relacionadas con los modelos dinámicos. Más concretamente, una simulación resulta cuando se resuelven las ecuaciones del modelo dinámico subyacente. Este modelo está diseñado para imitar la evolución temporal de un sistema real. Dicho de otro modo, una simulación imita un proceso mediante otro proceso. En esta definición, el término "proceso" se refiere únicamente a algún objeto o sistema cuyo estado cambia en el tiempo. Si la simulación se ejecuta en una computadora, se llama simulación por computadora (Hartmann 1996, 83 - énfasis en el original).

Simplificando esta definición, podríamos decir que una simulación por computadora consiste en encontrar el conjunto de soluciones a un modelo dinámico utilizando una computadora física. Resaltemos algunas suposiciones interesantes. Primero, el modelo dinámico se concibe como si no tuviera diferencias con un modelo matemático. Así entendido, el modelo utilizado por MM Wolfson y GJ Pert para simular la dinámica de un satélite que orbita alrededor de un planeta bajo tensión de marea es el modelo implementado en la computadora física. En segundo lugar, a Hartmann no le preocupa demasiado qué métodos se utilizan para resolver el modelo dinámico. Papel y lápiz, métodos numéricos y métodos implementados por computadora parecen ser igualmente adecuados. Esta preocupación surge de asumir que el mismo modelo dinámico es resuelto por un agente humano al igual que la computadora. De manera similar a Naylor, Burdick y Sasser, tal suposición plantea preguntas sobre la naturaleza de la computación.

Es interesante notar que la definición de Hartmann ha sido bien recibida por la comunidad filosófica. El mismo año, Jerry Banks, John Carson y Barry Nelson presentaron una definición similar a la de Hartmann, enfatizando también la idea de la dinámica de un proceso en el tiempo y de la representación como imitación. Lo definen de la siguiente manera "[una] simulación es la imitación de la operación de un proceso o sistema del mundo real a lo largo del tiempo. Ya sea que se haga a mano o en una computadora, la simulación implica la generación de una historia artificial de un sistema y la observación de esa historia artificial para sacar inferencias sobre las características operativas del sistema real" (Banks et al. 2010, 3). Francesco Guala también sigue a Hartmann al distinguir entre modelos estáticos y dinámicos, la evolución temporal de un sistema y el uso de simulaciones para resolver matemáticamente el modelo implementado (Guala 2002). Más recientemente, Wendy Parker se ha referido explícitamente a ella al caracterizar una simulación como "una secuencia de estados ordenados en el tiempo que sirve como representación de alguna otra secuencia de estados ordenados en el tiempo" (Parker 2009, 486).

Ahora, a pesar de las diferencias entre Humphreys y Hartmann, también están de acuerdo en algunas cuestiones. De hecho, ambos consideran las simulaciones por ordenador como un equipo de cálculo de alta velocidad capaz de mejorar nuestra capacidad analítica para resolver modelos matemáticos que de otro modo serían irresolubles. Después de las objeciones iniciales de Hartmann, Humphreys acuñó una nueva definición, esta vez basada en la noción de computacional.

plantilla. Discutiré las plantillas en la siguiente sección, ya que creo que esta nueva conceptualización de las simulaciones por computadora califica mejor para las descripciones de patrones.

del punto de vista de la conducta.

Un resumen esclarecedor se encuentra en el trabajo de Roman Frigg y Julian Reiss.

Según los autores, existen dos sentidos en los que se define la noción de simulación por computadora en la literatura actual. Hay un sentido estricto, donde "simulación"

se refiere al uso de una computadora para resolver una ecuación que no podemos resolver analíticamente, o más generalmente para explorar propiedades matemáticas de ecuaciones donde analítico los métodos fallan". También hay un sentido amplio, donde el término "simulación" se refiere a todo el proceso de construcción, uso y justificación de un modelo que involucra matemáticas analíticamente intratables" (Frigg y Reiss 2009, 596). Para mí, ambos sentidos.

podría incluirse como parte del punto de vista de las técnicas de resolución de problemas de la computadora simulaciones

Ambas categorías son ciertamente meritorias y esclarecedoras. Ambos generalmente captan los muchos sentidos en los que los filósofos del punto de vista de la resolución de problemas definen la noción de simulación por ordenador. Mientras que el sentido estricto se centra en la heurística capacidad de las simulaciones por computadora, el sentido amplio enfatiza la metodológica, aspectos epistemológicos y pragmáticos de las simulaciones por computadora como solucionadores de problemas. Pasemos ahora a una forma diferente de conceptualizar las simulaciones por computadora.

1.1.2 Simulaciones por computadora como descripción de patrones de comportamiento

La visión de las simulaciones por ordenador como técnicas de resolución de problemas contrasta con la visión de las simulaciones como descripción de patrones de comportamiento. Según este punto de vista, las simulaciones por computadora se ocupan principalmente de describir el comportamiento de un objetivo. sistema al que se desarrollan o despliegan. Como se mencionó antes, esto no quiere decir que el poder de cómputo de las simulaciones se minimiza en cualquier sentido. Las simulaciones por computadora como solucionadores de problemas acertaron en este punto en el sentido de que la velocidad, la memoria, la y el control son factores centrales que enfatizan la novedad de las simulaciones en la ciencia y la práctica de la ingeniería. Sin embargo, bajo este punto de vista, el poder computacional de simulaciones se considera una característica de segundo nivel. En este sentido, en lugar de ubicar el valor epistemológico de las simulaciones por computadora en su capacidad para resolver un modelo matemático, su valor proviene de describir patrones de comportamiento de sistemas de destino.

Ahora bien, ¿qué son los patrones? Considero que son descripciones que reflejan estructuras, atributos, desempeño y el comportamiento general del sistema objetivo en un contexto específico. idioma. Más específicamente, estas estructuras, atributos, etc., se interpretan como conceptos utilizados en las ciencias (p. ej., H₂O, masa, etc.), relaciones causales (p. ej., el colisión de dos bolas de billar), necesidades naturales y lógicas (p. ej., que no haya esfera de uranio tiene una masa superior a 100.000 kilogramos⁸), leyes, principios y

⁸ Aquí se debe hacer una aclaración. Una computadora no está tecnológicamente impedida para simular un enriquecido esfera de uranio con una masa superior a 100.000 kilogramos. Más bien, el tipo de restricciones que encuentran en las computadoras están relacionadas con sus propias limitaciones físicas y las indicadas por las teorías de

constantes de la naturaleza. En resumen, los patrones son descripciones de un sistema de destino que hacen uso del vocabulario científico y de ingeniería. Naturalmente, estos patrones también se basan en el conocimiento de expertos, 'trucos del oficio', experiencias pasadas y preferencias individuales, sociales e institucionales. En este sentido, para este punto de vista, las simulaciones por computadora son un conglomerado de conceptos, fórmulas e interpretaciones que facilitan la descripción de los patrones de comportamiento de un sistema objetivo.

La diferencia de conceptualizar las simulaciones por computadora de esta manera, a diferencia del punto de vista de resolución de problemas, es que las características físicas de la computadora ya no son el valor epistémico principal de las simulaciones por computadora. Más bien, es su capacidad para describir patrones de comportamiento de un sistema de destino lo que lleva la carga. Imitando la sección anterior, comencemos con algunas definiciones iniciales.

En 1960, Martin Shubik definió una simulación de la siguiente manera:

Una simulación de un sistema u organismo es la operación de un modelo o simulador que es una representación del sistema u organismo. (...) Se puede estudiar el funcionamiento del modelo y, a partir de él, se pueden inferir propiedades relativas al comportamiento del sistema actual o de su subsistema. (Shubik 1960, 909)

Shubik destaca dos características principales que se encuentran en el corazón de esta vista. Es decir, que una simulación es una representación o descripción del comportamiento de un sistema objetivo, y que se pueden inferir las propiedades de dicho sistema objetivo. El primer elemento es central en este mirador, en la medida en que le da nombre. Enfatizar la capacidad de representación de las simulaciones, en oposición a los modelos matemáticos, sugiere que son de alguna manera diferentes. Como veremos más adelante, esta diferencia radica en el número de transformaciones por las que pasa un modelo matemático, o mejor dicho, una serie de modelos matemáticos, para dar como resultado una simulación por ordenador. La segunda característica, por otro lado, destaca el uso de simulaciones por computadora como proxies para comprender algo sobre el sistema de destino. Esto quiere decir que los investigadores son capaces de inferir propiedades del sistema de destino en función de los resultados de la simulación.

Ambas características, debemos notar, están ausentes en el punto de vista de resolución de problemas. Sin embargo, lo contrario no es cierto. Como se mencionó anteriormente, comprender las simulaciones por computadora de esta manera no niega algunas afirmaciones del punto de vista de las técnicas de resolución de problemas. En particular, la capacidad de computar modelos complejos es una característica de las simulaciones por computadora que suele estar presente en todas las definiciones. Por ejemplo, Shubik dice: "El modelo es susceptible de manipulaciones que serían imposibles, demasiado caras o impracticables de realizar en la entidad que retrata" (909). Es interesante notar que, a medida que avanzamos en el tiempo, las preocupaciones sobre el poder computacional tienden a desaparecer.

Casi dos décadas después, en 1979, G. Birtwistle formuló la siguiente definición de simulaciones por computadora:

La simulación es una técnica para representar un sistema dinámico mediante un modelo con el fin de obtener información sobre el sistema subyacente. Si el comportamiento del modelo coincide correctamente

cálculo. Ahora, dado que los investigadores quieren simular un sistema objetivo real, deben describirlo con la mayor precisión posible. Si ese sistema objetivo es un sistema natural, como una esfera de uranio, entonces la precisión dicta que la simulación se limita a la masa de la esfera.

las características de comportamiento relevantes del sistema subyacente, podemos sacar inferencias sobre el sistema a partir de experimentos con el modelo y así ahorramos cualquier desastre.
(Birtwistle 1979, 1)

De manera similar a lo que Teichroew y Lubin presentaron con el punto de vista de resolución de problemas, Birtwistle también está aclarando las principales características de la descripción de patrones de punto de vista de comportamiento. A partir de la definición anterior, queda claro que el centro de las simulaciones por computadora es la representación de un sistema de destino; siempre que exista la representación correcta, entonces, los investigadores pueden sacar inferencias acerca de dicho sistema objetivo. Notemos también que, a diferencia de Teichroew y Lubin, quienes consideran las simulaciones por computadora como un último recurso, para Birtwistle es una pieza crucial en la investigación científica que ayuda a prevenir desastres. Las actitudes opuestas hacia las simulaciones por computadora no pueden encontrar dos mejores representantes.

Otra definición que vale la pena mencionar proviene de Robert E. Shannon, un ingeniero industrial que ha trabajado profusamente para aclarar la naturaleza de las simulaciones por computadora (ver su trabajo de (Shannon 1975) y (Shannon 1978)).

Definiremos simulación como el proceso de diseñar un modelo de un sistema real y realizar experimentos con este modelo con el propósito de comprender el comportamiento del sistema y/o evaluar varias estrategias para la operación del sistema. Por lo tanto, es fundamental que el modelo se diseñe de tal manera que el comportamiento del modelo imite el comportamiento de respuesta del sistema real a los eventos que tienen lugar a lo largo del tiempo. (Shannon 1998, 7)

Una vez más, podemos ver cómo Shannon destaca la importancia de representar un sistema de destino, así como la capacidad de inferir y evaluar nuestro conocimiento a partir de simulaciones por computadora. Lo que quizás sea el aspecto más sobresaliente de la definición de Shannon es el marcado énfasis en la metodología de las simulaciones por computadora. Para él, es fundamental que el modelo en la simulación imite el comportamiento del sistema de destino.

No es suficiente, como se encuentra en otros autores, que el modelo describa correctamente el comportamiento relevante del sistema objetivo. Se debe prestar atención a la forma en que se diseña la simulación, porque es allí donde encontraremos motivos, y problemas, para sacar inferencias sobre el sistema objetivo.

Estas últimas ideas continúan, con más o menos éxito, en la literatura posterior relacionada con este punto de vista. Un buen ejemplo es el libro de Paul Humphreys de 2004, donde presenta una descripción detallada de la metodología de las simulaciones por computadora. Eric Winsberg, unos años más tarde, también hizo un esfuerzo interesante para mostrar las formas en que las decisiones de diseño afectan las evaluaciones epistemológicas. Según Winsberg, las decisiones de diseño presentes y pasadas fundamentan nuestra confianza en los resultados de las simulaciones por computadora. Analicemos ahora sus posiciones con más detalle.⁹ Anteriormente, mencioné que en 1990

Humphreys elaboró una definición de trabajo para simulaciones por computadora. A pesar de haberla presentado sólo como una definición de trabajo, recibió fuertes objeciones que virtualmente lo obligaron a cambiar su definición original.

⁹ Hay muchos otros autores contemporáneos que merecen nuestra atención. Lo más destacado es el trabajo de Claus Beisbart, quien toma las simulaciones por computadora como argumentos (Beisbart 2012). Es decir, una estructura inferencial que engloba una premisa y una conclusión. Otro caso interesante es el de Rawad El Skaf y Cyrille Imbert (El Skaf e Imbert 2013), quienes conceptualizan las simulaciones por computadora como 'escenarios en desarrollo'. Desafortunadamente, el espacio no me permite discutir estos autores en más medida.

punto de vista de las simulaciones por ordenador. Uno de los principales críticos fue Stephan Hartmann, quien señaló que su definición de trabajo pasó por alto la naturaleza dinámica de la computadora simulaciones. Después de las objeciones iniciales de Hartmann, Humphreys acuñó una nueva definición, esta vez basada en la noción de modelo computacional.

De acuerdo con su nueva caracterización, las simulaciones por computadora se basan en un modelo computacional subyacente que involucra representaciones de un sistema objetivo. En primer lugar. A primera vista, esta definición se parece mucho a las definiciones estándar discutidas hasta ahora. Sin embargo, el diablo está en los detalles. Para apreciar completamente el turno de Humphreys, debemos diseccionar su definición de modelo computacional, entendido como el séxtuple:

<plantilla computacional, suposiciones de construcción, conjunto de corrección, interpretación, justificación inicial, representación de salida>¹⁰

Una plantilla computacional es, de hecho, el resultado de un control manejable computacionalmente. plantilla teórica. Una plantilla teórica, a su vez, es el tipo de muy general descripción matemática que se puede encontrar en un trabajo científico. Esto incluye ecuaciones diferenciales parciales, como elípticas (p. ej., la ecuación de Laplace), parabólicas (p. ej., la ecuación de difusión), hiperbólicas (por ejemplo, la ecuación de onda) y ecuaciones diferenciales ordinarias, entre otras. Un ejemplo esclarecedor de una plantilla teórica es la segunda ley de Newton, ya que describe una restricción muy general sobre la relación entre fuerzas, masa y aceleración. La característica central de la teoría plantillas es que los investigadores podrían especificarlas de diferentes maneras. Para ejemplo, la función de fuerza en la Segunda Ley de Newton podría ser una función gravitatoria fuerza, una fuerza electrostática, una fuerza magnética, o cualquier otro tipo de fuerza.

Ahora, una plantilla computacional no puede ser simplemente escogida de la teoría plantilla. Este es el tipo de característica que impulsa el punto de vista de resolución de problemas, pero no la descripción de patrones de punto de vista de comportamiento. Para este último punto de vista, hay es toda una metodología que media entre el modelo computacional y el modelo teórico que necesita ser explorado. Concretamente, el proceso de construcción de una plantilla implica una serie de idealizaciones, abstracciones, restricciones y aproximaciones del sistema de destino que los investigadores deben tener en cuenta. Además, en algún momento, la plantilla computacional debe validarse con los datos. ¿Qué sucede cuando no se ajusta a esos datos? Bueno, la respuesta es que los investigadores tener una serie de métodos bien establecidos para corregir la plantilla computacional para garantizar resultados precisos. Según Humphreys, los supuestos de construcción y el conjunto de corrección – componentes dos y tres en el séxtuple – cumplen precisamente estos roles. Sin ellos, la plantilla computacional ni siquiera podría ser calculable.

Ahora, para tener una representación precisa del sistema de destino, las variables, funciones y similares en la plantilla computacional necesitan recibir una interpretación. Por ejemplo, en la primera derivación de una ecuación de difusión, la interpretación de la función que representa el gradiente de temperatura en un conductor cilíndrico perfectamente aislado es fundamental para decidir si la difusión es igual a

¹⁰ Para más detalles, ver (Humphreys 2004, 102-103)

ción representa correctamente el flujo de calor en una barra de metal dada (Humphreys 2004, 80). La interpretación del investigador de la plantilla computacional constituye parte de la justificación para adoptar ciertas ecuaciones, valores y funciones. Las plantillas computacionales, dice Humphreys, "no son meras conjeturas, sino objetos para los que a menudo se dispone de una justificación separada para cada idealización, aproximación y principio físico, y esas justificaciones se transfieren al uso de la plantilla". (81).

Finalmente, la representación de salida, es decir, la visualización del modelo computacional, viene en diferentes sabores. Puede ser una matriz de datos, funciones, matriz y, lo que es más importante en términos de comprensión, representaciones dinámicas como videos o visualizaciones interactivas. Como discutiremos en detalle en la sección 5.2.1, las visualizaciones juegan un papel fundamental en nuestra ganancia epistémica usando simulaciones por computadora y, por lo tanto, en su éxito general como métodos novedosos en la investigación científica y de ingeniería.

Eric Winsberg es el segundo filósofo de nuestra lista. Según él, hay dos características centrales que distinguen significativamente las simulaciones por computadora de otras formas de cálculo. En primer lugar, se dedica mucho esfuerzo a establecer el modelo que sirve como base para las simulaciones por computadora, así como a decidir qué resultados de simulación son confiables y cuáles no. En segundo lugar, las simulaciones por computadora hacen uso de una variedad de técnicas y métodos que facilitan la elaboración de inferencias a partir de los resultados (Winsberg 2010). Como se discutió anteriormente en esta sección, estas dos características son típicas desde el punto de vista de la descripción de patrones de comportamiento.

Además, Winsberg señala correctamente que la construcción de simulaciones por computadora está guiada, pero no determinada, por la teoría. Esto significa que, aunque las simulaciones por computadora se basan en antecedentes teóricos, por lo general abarcan elementos que no están directamente relacionados con las teorías ni forman parte de ellas. Un caso de esto son las 'ficcionalizaciones', es decir, principios contra-fácticos que se incluyen en el modelo de simulación con el propósito de aumentar la confiabilidad y confiabilidad de sus resultados. Como vimos anteriormente, Humphreys hizo un comentario similar con los supuestos de construcción y el conjunto de corrección. Winsberg luego ilustra las ficcionalizaciones con dos ejemplos, 'viscosidad artificial' y 'confinamiento de vorticidad'. En simulaciones de dinámica de fluidos, estas técnicas se utilizan con éxito a pesar de no ofrecer explicaciones realistas de la naturaleza de los fluidos. ¿Por qué se usan entonces? Hay varias razones, incluyendo, por supuesto, que son en gran parte parte de la práctica de las técnicas de construcción de modelos en dinámica de fluidos. Otras razones incluyen el hecho de que estas ficcionalizaciones facilitan el cálculo de efectos cruciales que de otro modo se perderían, y que sin estas ficcionalizaciones, los resultados de las simulaciones sobre dinámica de fluidos no podrían ser precisos ni justificados.

Las discusiones anteriores muestran que simplemente no es posible encajar el concepto de simulaciones por computadora en un corsé conceptual. Por lo tanto, nuestra pregunta inicial: '¿qué son las simulaciones por computadora?' no se puede responder de forma unívoca. Parece que, en última instancia, dependerá de los compromisos de los practicantes. Mientras que el punto de vista de resolución de problemas está más interesado en encontrar soluciones a modelos complejos, el punto de vista de descripción de patrones de comportamiento se preocupa por representar con precisión un sistema objetivo. Ambos ofrecen buenas conceptualizaciones de simulaciones por computadora, y ambos

tiene varios problemas a los que enfrentarse. A continuación, analicemos tres tipos diferentes de simulaciones por computadora que se encuentran en la práctica científica y de ingeniería.

1.2 Tipos de simulaciones por computadora

Antes de abordar las diferentes clases de simulaciones por computadora, analicemos brevemente una breve clasificación de los sistemas objetivo típicamente asociados con las simulaciones por computadora. Esta clasificación, además de no ser exhaustiva –o precisamente por ello–, no tiene pretensiones de ser única. Otras formas de caracterizar los sistemas de destino, junto con los modelos que representan tales sistemas de destino, pueden conducir a una taxonomía nueva y mejorada.

Habiendo mencionado todas las advertencias usuales, comencemos con el más familiar de todos los sistemas objetivo, es decir, los sistemas objetivo empíricos. Estos son fenómenos empíricos, o fenómenos del mundo real, en todas las formas y sabores. Los ejemplos incluyen radiación de fondo de microondas y movimiento browniano en astronomía y física, segregación social en sociología, competencia entre proveedores en economía y scramjets en ingeniería, entre muchos otros ejemplos.

Comprensiblemente, los sistemas objetivo empíricos son el sistema objetivo más generalizado en la simulación por computadora. Esto se debe principalmente a que los investigadores están seriamente comprometidos con la comprensión del mundo empírico, y las simulaciones por computadora brindan un método nuevo y exitoso para lograr tales objetivos. Ahora, para representar sistemas objetivo empíricos, las simulaciones por computadora implementan modelos que sustentan teóricamente los fenómenos del mundo real con la ayuda de leyes, principios y teorías aceptadas por la comunidad científica. El modelo newtoniano del movimiento planetario, por ejemplo, describe el comportamiento de dos cuerpos que interactúan entre sí mediante un puñado de leyes y principios. Desafortunadamente, no todos los sistemas objetivo empíricos pueden representarse de manera tan simple y precisa.

Más comúnmente, las simulaciones por computadora representan fenómenos del mundo real al incluir una plétora de elementos de fuentes diferentes, y en ocasiones incompatibles. Tomemos, por ejemplo, los scramjets, estatorreactores de combustión en los que la combustión tiene lugar en un flujo de aire supersónico. El uso de las ecuaciones de Navier-Stoke suele estar en la base de las simulaciones de dinámica de fluidos. Sin embargo, la admisión de un scramjet comprime el aire entrante a través de una serie de ondas de choque generadas por la forma específica de la admisión junto con la alta velocidad de vuelo, a diferencia de otros vehículos que respiran aire que comprimen el aire entrante mediante compresores u otros. Partes que se mueven. Las simulaciones de scramjets, entonces, no pueden ser completamente caracterizadas por las ecuaciones de Navier-Stoke. En cambio, las capas límite laminar y turbulenta, junto con la interacción con las ondas de choque, producen un patrón de flujo complejo inestable tridimensional. Entonces, se logra una simulación confiable de lo que está sucediendo dentro de la toma por medio de simulaciones numéricas directas de alta fidelidad y simulaciones de grandes remolinos. Es el

diseño del modelo, programado y construido por los ingenieros, y no solo las ecuaciones de Navier Stoke, que permite una simulación confiable (Barnstorff 2010).¹¹

Otro sistema objetivo importante es el llamado sistema objetivo hipotético. Estos son sistemas objetivo en los que no se describen fenómenos empíricos. Más bien, son teóricos o imaginarios. Un sistema objetivo teórico describe sistemas o procesos dentro del universo proporcionados por una teoría, ya sea matemática (p. ej., un toro), física (p. ej., resistencia del aire igual a cero) o biológica (p. ej., población infinita). ciones). Tomemos como ejemplo el famoso problema de los Siete Puentes de Königsberg, " o ¹² Problema del Viajante.¹³ Así entendido, el sistema objetivo no es empírico, sino que tiene las propiedades de un sistema matemático o lógico. Una simulación por computadora que implementa estos modelos es principalmente teórica en esencia, y generalmente está diseñada para explorar las propiedades subyacentes del modelo.

Los sistemas de objetivos imaginarios, por otro lado, representan escenarios imaginarios no existentes. Por ejemplo, un brote epidémico de influenza en Europa cuenta como un sistema objetivo. Esto se debe a que es probable que tal escenario nunca exista, aunque eso no significa que nunca sucederá. Una simulación de tal escenario proporciona a los investigadores la comprensión necesaria de la dinámica de un brote epidémico para planificar medidas de prevención y protocolos de contención, así como para capacitar al personal. Los sistemas imaginarios pueden ser, a su vez, divisibles en otros dos tipos, a saber, contingentes e imposibles (Weisberg 2013). El primero representa un escenario que, como hecho contingente, no existe. Este último representa un escenario que es nomológicamente imposible. La simulación de un brote epidémico es un ejemplo de lo primero, mientras que ejecutar una simulación que viola las leyes conocidas de la naturaleza es un ejemplo de lo segundo.

Lo primero que se debe tener en cuenta sobre esta clasificación es que las simulaciones por computadora podrían representar un sistema de destino pero generar resultados de otro sistema de destino. Este es un mecanismo común de 'salto' que podría ser inofensivo o que podría arrojar una sombra de duda sobre los resultados. Un ejemplo simple mostrará cómo esto es posible. Considere simular el movimiento planetario implementando un modelo newtoniano; ahora instante atado $G = 2m \text{ }_3 \text{ kg}^{-1} \text{ s}^{-2}$ como condición inicial. El ejemplo muestra una simulación que inicialmente implementa un sistema objetivo empírico, pero genera resultados de un sistema objetivo imaginario nomológicamente imposible. Según nuestro conocimiento actual del universo, no existe tal constante gravitatoria. En consecuencia, los resultados de una simulación que en principio debería haber sido sancionada empíricamente (por ejemplo, mediante la validación contra datos empíricos) solo pueden confirmarse teóricamente.¹⁴

¹¹ También debo mencionar que hay varios otros artilugios también involucrados en el diseño y programación de simulaciones por computadora. En este sentido, la sección 4.2 presenta y discute algunos de ellos, como los procedimientos de calibración y los métodos de verificación y validación.

¹² El problema se puede describir mejor como encontrar una manera de cruzar cada uno de los siete puentes de la ciudad de Königsberg solo una vez. El problema, resuelto por Euler en 1735, sentó las bases de la teoría de grafos.

¹³ El Problema del Vendedor Viajero describe a un vendedor que debe viajar entre N ciudades y mantener los costos de viaje lo más bajos posible. El problema consiste en encontrar la mejor optimización de la ruta del vendedor.

¹⁴ Ejecutar una segunda simulación por computadora que podría confirmar estos resultados se está convirtiendo en una práctica estándar (Ajelli et al. 2010).

En cierto modo, estos problemas son parte del encanto general y la maleabilidad del uso de simulaciones por computadora, pero los filósofos y sociólogos deben tomarlos en serio. Habiendo dicho esto, y mirando de cerca la práctica de la simulación por computadora, uno podría ver cómo los investigadores tienen algunos 'trucos' que ayudan a lidiar con situaciones como 'saltar'. Por ejemplo, una solución para la simulación del satélite bajo la tensión de las mareas sería establecer G como una constante global de valor $6,67384 \times 10^{-11} \text{ m}^3 \text{ kg}^{-1} \text{ s}^{-2}$. El valor de la masa variable del satélite podría establecerse $^{-2}$. Desafortunadamente, esta es solo una solución paliativa ya que la en cualquier valor grande poco realista.

Nuevamente, los investigadores podrían establecer límites inferiores y superiores en el tamaño del satélite y la masa del planeta, pero esta solución solo plantea la pregunta si no hay otra forma de 'engañar a la simulación'.

Ya sea por modelado o por instanciación, las simulaciones por computadora pueden crear varios escenarios a partir de la mente de los investigadores. ¿Cómo convierten los investigadores esta situación aparentemente desastrosa en algo ventajoso? La respuesta está, creo, en la forma en que los científicos e ingenieros sancionan las simulaciones por computadora como procesos confiables. Es decir, brindando razones para creer que las simulaciones por computadora son un proceso confiable que brinda, la mayoría de las veces, resultados correctos. Exploraré estos temas con más detalle en el capítulo 4.

Junto con una clasificación de los sistemas objetivo, ahora sugiero una clasificación de las simulaciones por computadora. Con el mismo espíritu, esta clasificación no pretende ser exhaustiva, concluyente ni única. Aquí, divido las simulaciones en tres clases, con base en el tratamiento estándar que las simulaciones por computadora han recibido de la literatura especializada (Winsberg 2015)). Estos son autómatas celulares, simulaciones basadas en agentes y simulaciones basadas en ecuaciones.

1.2.1 Autómatas celulares

Los autómatas celulares son el primero de nuestros ejemplos de simulaciones por computadora. Fueron ideados en la década de 1940 por Stanislaw Ulam y John von Neumann mientras Ulam estudiaba el crecimiento de cristales usando una red reticular simple como modelo, y von Neumann trabajaba en el problema de los sistemas autorreplicantes. La historia cuenta que Ulam le sugirió a von Neumann que usara el mismo tipo de red reticular que la suya, creando de esta manera un algoritmo bidimensional autorreplicador.

Los autómatas celulares son formas simples de simulaciones por computadora. Tal simplicidad se deriva tanto de su programación como de la conceptualización subyacente. Un autómata celular estándar es un sistema matemático abstracto donde el espacio y el tiempo se consideran discretos; consiste en una cuadrícula regular de celdas, cada una de las cuales puede estar en cualquier estado en un momento dado. Por lo general, todas las celdas se rigen por la misma regla, que describe cómo el estado de una celda en un momento dado está determinado por los estados de sí mismo y sus vecinos en el momento anterior. Stephen Wolfram define los autómatas celulares de la siguiente manera:

modelos matemáticos para sistemas naturales complejos que contienen un gran número de componentes idénticos simples con interacciones locales. Consisten en una red de sitios, cada uno con

un conjunto finito de valores posibles. El valor de los sitios evoluciona sincrónicamente en un tiempo discreto pasos de acuerdo con reglas idénticas. El valor de un sitio en particular está determinado por el anterior valores de un vecindario de sitios a su alrededor. (Wolfram 1984b, 1)

Aunque es una caracterización bastante general de esta clase de simulación por computadora, la definición anterior ya proporciona las primeras ideas en cuanto a su dominio de aplicabilidad. Los autómatas celulares se han utilizado con éxito para modelar muchas áreas en dinámica social (p. ej., dinámica de comportamiento para actividades cooperativas), biología (p. ej., patrones de algunas conchas marinas) y tipos químicos (p. ej., la reacción de Belousov-Zhabotinsky).

Uno de los ejemplos más simples y canónicos de autómatas celulares es el Juego de la vida de Conway. La simulación es notable porque proporciona un caso de surgimiento de patrones y dinámicas de autoorganización de algunos sistemas. En esta simulación, una célula solo puede sobrevivir si hay otras dos o tres células vivas en su interior. vecindad inmediata. Sin estos acompañantes, la regla indica que la celda muere de hacinamiento, si tiene demasiados vecinos vivos, o de soledad, si tiene muy pocos. Una célula muerta puede volver a la vida siempre que hay exactamente tres vecinos vivos. En verdad, hay poca interacción - como uno esperaría de un juego, además de crear una configuración inicial y observar como evoluciona. Sin embargo, desde un punto de vista teórico, el Juego de la Vida puede computar cualquier algoritmo computable, lo que lo convierte en un notable ejemplo de una máquina de Turing universal. En 1970, el Juego de la vida de Conway abrió un nuevo campo de investigación matemática: el campo de los autómatas celulares (Gardner 1970).

Los autómatas celulares elementales proporcionan algunos casos fascinantes en la ciencia contemporánea. La idea de estos autómatas es que se basan en una matriz unidimensional infinita de celdas con solo dos estados. En intervalos de tiempo discretos, cada celda cambia de estado en función de su estado actual y el estado de sus dos vecinos. Regla 30 es un ejemplo que produce patrones complejos, aparentemente aleatorios, a partir de reglas simples y bien definidas (ver figura 1.4). Por ejemplo, un patrón similar a la Regla 30 aparece en el caparazón de la especie de caracol como *Conus textile* (ver figura 1.5). Otros ejemplos se basan en sus propiedades matemáticas, como el uso de la Regla 30 como un resultado aleatorio. generador de números para lenguajes de programación, y como un posible cifrado de flujo para uso en criptografía. Se muestra el conjunto de reglas que rige el siguiente estado de la Regla 30 en la figura 1.4.

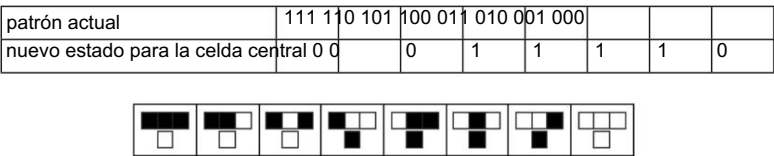


Fig. 1.4 Regla 30. <http://mathworld.wolfram.com/CellularAutomaton.html>

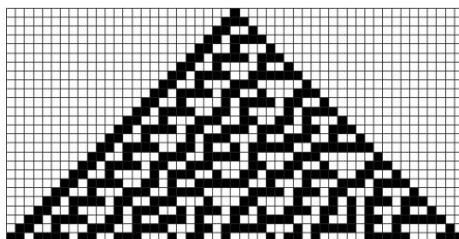


Fig. 1.5 Patrón creado por la Regla 30. <http://mathworld.wolfram.com/CellularAutomaton.html>

Los autómatas celulares afianzan un conjunto de virtudes metodológicas y epistemológicas únicas. Por nombrar algunos, se adaptan mejor al error porque brindan resultados exactos del modelo que implementan. Dado que las aproximaciones con el sistema de destino son casi inexistentes, cualquier desacuerdo entre el modelo y los datos empíricos se puede atribuir directamente al modelo que realizó el conjunto de reglas. Evelyn Fox-Keller señala otra virtud epistemológica, quien explica que los autómatas celulares carecen de fundamento teórico en el sentido familiar del término. Es decir, “lo que se va a simular no es un conjunto bien establecido de ecuaciones diferenciales [...] ni los constituyentes físicos fundamentales (o partículas) del sistema [...] sino el fenómeno mismo” (Fox Keller 2003, 208). Aproximaciones, idealizaciones, abstracciones y similares son conceptos que preocupan muy poco al practicante de autómatas celulares.

Ahora bien, no todo es bueno para los autómatas celulares. Han sido criticados por varios motivos. Una de estas críticas toca los supuestos metafísicos detrás de esta clase de simulación. No está claro, por ejemplo, que el mundo natural sea en realidad un lugar discreto, como lo suponen los autómatas celulares. Gran parte del trabajo científico y de ingeniería actual se basa en la descripción de un mundo continuo. En terrenos menos especulativos, es un hecho que los autómatas celulares tienen poca presencia en los campos de la ciencia y la ingeniería. La razón de esto, creo, es en parte cultural. Las ciencias físicas siguen siendo el punto de vista aceptado para describir el mundo natural, y están escritas en el lenguaje de ecuaciones diferenciales parciales y ecuaciones diferenciales ordinarias (PDE y ODE respectivamente).

Naturalmente, los defensores de los autómatas celulares centran sus esfuerzos en mostrar su relevancia. Con toda justicia, muchos autómatas celulares son más adaptables y estructuralmente similares a los fenómenos empíricos que las PDE y ODE (Wolfram 1984a, vii). Ha sido señalado por Annick Lesne, una reconocida física teórica, que el comportamiento discreto y continuo coexisten en muchos fenómenos naturales, dependiendo de la escala de observación. En su opinión, esto es un indicador no solo de la base metafísica de muchos fenómenos naturales, sino también de la idoneidad de los autómatas celulares para la investigación científica y de ingeniería (Lesne 2007). En una línea similar, Gerard Vichniac cree que los autómatas celulares buscan no solo un acuerdo numérico con un sistema físico, sino que también intentan igualar la estructura del sistema simulado, su topología, sus simetrías y sus propiedades 'profundas' (Vichniac 1984, 113). Tommaso Toffoli tiene una posición similar a la de estos autores, hasta el punto de que tituló un artículo:

“Los autómatas celulares como una alternativa a (en lugar de una aproximación de) diferencial ecuaciones en el modelado de la física” (Toffoli 1984), destacando los autómatas celulares como Reemplazo natural de ecuaciones diferenciales en física.

A pesar de los esfuerzos de estos y muchos otros autores por mostrar que el mundo podría ser descrito más adecuadamente por los autómatas celulares, la mayoría de las disciplinas científicas y de ingeniería aún no han hecho un cambio completo. La mayor parte del trabajo realizado en estas disciplinas se basa predominantemente en simulaciones basadas en agentes y ecuaciones. Como se mencionó antes, en las ciencias naturales y la ingeniería, la mayoría de las teorías físicas y químicas utilizadas en astrofísica, geología, cambio climático y la como implementar PDE y ODE, dos sistemas de ecuaciones que están en la base de simulaciones basadas en ecuaciones. Los sistemas sociales y económicos, por otro lado, son mejor descrito y entendido por medio de simulaciones basadas en agentes.

1.2.2 Simulaciones basadas en agentes

Si bien no existe un acuerdo general sobre la definición de la naturaleza de un 'agente', el término generalmente se refiere a programas autónomos que controlan sus propias acciones basado en las percepciones del entorno operativo. En otras palabras, basado en agentes Las simulaciones interactúan "inteligentemente" con sus pares y con su entorno.

La característica relevante de estas simulaciones es que muestran cómo el total El comportamiento de un sistema surge de la interacción colectiva de sus partes. Desconstruir estas simulaciones en sus elementos constituyentes eliminaría el agregado valor que ha sido proporcionado en primer lugar por el cómputo de los agentes. Él Es una característica fundamental de estas simulaciones, entonces, que la interacción de los diversos agentes y el entorno provoca un comportamiento único de todo el sistema.

Buenos ejemplos de simulaciones basadas en agentes provienen de las ciencias sociales y del comportamiento, donde están muy presentes. Quizás el ejemplo más conocido de una simulación basada en agentes es el modelo de segregación social de Schelling.¹⁵ A Una descripción muy simple del modelo de Schelling consiste en dos grupos de agentes que viven en un 2-D¹⁶, matriz nxm 'tablero de ajedrez' donde los agentes se colocan aleatoriamente. Cada

¹⁵ Aunque hoy en día el modelo de Schelling se lleva a cabo por medio de computadoras, el mismo Schelling advirtió contra su uso para la comprensión del modelo. En cambio, usó monedas u otros elementos para mostrar cómo se produjo la segregación. A este respecto, Schelling dice: “No puedo dejar de instarles a que obtengan la cinco centavos y centavos y hágalo usted mismo. Puedo mostrarte un resultado o dos. Una computadora puede hacer para ti cien veces, probando variaciones en las demandas del vecindario, proporciones generales, tamaños de barrios, etc. Pero no hay nada como rastrearlo por ti mismo y ver el proceso se resuelve solo. Tardo unos cinco minutos, no más tiempo del que me lleva describir el resultado que obtendrías” (Schelling 1971, 85). La advertencia de Schelling contra el uso de computadoras es una anécdota divertida que ilustra cómo los científicos a veces pueden fallar al predecir el papel de computadoras en sus respectivos campos.

¹⁶ Schelling también introdujo una versión 1-D, con una población de 70 agentes, con los cuatro más cercanos vecinos de uno y otro lado, la preferencia consiste en no ser minoritarios, y la regla migratoria es que quien está descontento se desplaza al punto más cercano que satisfaga sus demandas (149).

agente individual tiene una vecindad de 3x3, que se evalúa mediante una función de utilidad que indica los criterios de migración. Es decir, el conjunto de reglas que indica cómo reubicarse, si es posible, en caso de descontento por parte de un agente (ver Fig. 1.6)

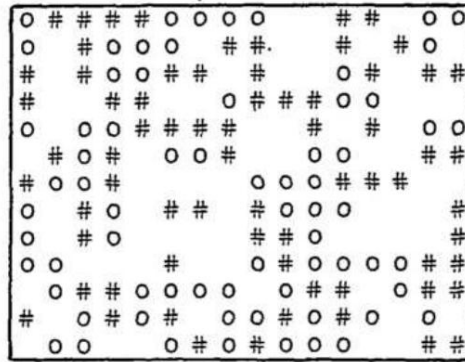


Fig. 1.6 Distribución aleatoria inicial de agentes en un tablero de ajedrez de 13 filas x 16 columnas, con un total de 208 cuadrados. (Schelling 1971, 155)

El modelo de segregación de Schelling es un ejemplo canónico de simulaciones basadas en agentes.¹⁷ Pero en la literatura se pueden encontrar simulaciones basadas en agentes más complejas. Él Ahora es estándar que los investigadores modelen diferentes atributos, preferencias y, en general, comportamiento en los agentes. Nigel Gilbert y Klaus Troitzsch enumeran el conjunto de atributos que típicamente son modelados por agentes (Gilbert y Troitzsch 2005):

1. Conocimiento y creencia: dado que los agentes basan sus acciones en su interacción con su entorno, así como otros agentes, es crucial ser capaz de modelar su sistema de creencias. La distinción tradicional entre conocimiento, como verdadera creencia justificada, y mera creencia puede entonces ser modelada. Aquellos cuya información pueden ser defectuosos o simplemente falsos deben ser modelados para actuar en su entorno de una manera bastante diferente que aquellos agentes cuya información es correcta, como resultado de saber
2. Inferencia: el conocimiento y la creencia son posibles porque los agentes pueden inferir información de su propio conjunto de creencias. Tales inferencias se modelan de diferentes maneras, a veces sobre suposiciones muy intuitivas. Por ejemplo, el agente A podría inferir que una fuente de 'alimento' está cerca del agente B sabiendo, o simplemente creyendo – que el agente B ha 'comido algo'.
3. Objetivos: Dado que los agentes están, en su mayoría, programados como entidades autónomas, por lo general, están impulsados por algún tipo de objetivos. La supervivencia es un buen ejemplo de esto, ya que podría requerir la satisfacción de objetivos subsidiarios, como adquirir

¹⁷ En verdad, dependiendo de cómo se diseñe y programe el modelo de Schelling, también podría calificar como autómatas celulares. Gracias Andrés Il c por señalarme esto.

fuentes de energía, alimentos y agua, así como evitar cualquier peligro. Modelar estos objetivos subsidiarios no es fácil, ya que los investigadores deben decidir cómo sopesar la importancia y la relevancia entre varios objetivos. Diferentes decisiones de diseño conducen a diferentes agentes guiados por objetivos y, por lo tanto, a un conjunto diferente. comportamiento del sistema. Notemos que las metas de un agente son diferentes atributo de conocer e inferir. Mientras que los primeros tratan de guiar al comportamiento general de los agentes en su entorno, este último depende de o información veraz para regir su comportamiento.

4. Planificación: para satisfacer sus objetivos, un agente necesita tener alguna forma de determinar qué decisiones son las mejores. Por lo general, un conjunto de reglas de condición-acción se programan como constituyentes del agente. Por ejemplo, una función de utilidad es programado para la satisfacción de una fuente de energía y para lo que cuenta como una 'peligro.' La planificación implica inferir qué acciones conducen a una meta deseada, qué se requiere el estado antes de que se lleve a cabo la acción, y qué acciones se necesitan para llegar al estado deseado. En este sentido, la planificación es muy sofisticada ya que la agente necesita sopesar varias opciones, incluyendo tener una regla de 'pago' sobre sus decisiones, determinando dónde debe estar en algún momento en el futuro, y similares. Se ha objetado que la planificación de agentes no es realista para los humanos. planeación porque la mayoría de las acciones humanas están impulsadas por decisiones rutinarias, un tendencia a discernir, e incluso juicios instintivos que no pueden ser modelados por un plan calculado.
5. Idioma: Pasar información entre agentes es central para cualquier simulación basada en agentes. Un ejemplo interesante es el modelo multiagente de colonias de hormigas de Alexis Drogoul y Jacques Ferber (Drogoul, Ferber y Cambier 1992). Según los autores, los agentes pueden comunicarse propagando un "estímulo" al ambiente. Estos estímulos pueden ser recibidos y transmitidos de diferentes formas. Cuando las hormigas reciben estos estímulos, activan un comportamiento amistoso. Sin embargo cuando un depredador recibe los estímulos, desencadena un comportamiento agresivo. En esta simulación particular basada en agentes, dicho mecanismo de comunicación es muy simple. y de ninguna manera pretende transmitir ningún significado. Otros ejemplos de lenguaje de modelado en simulaciones basadas en agentes son la negociación de contratos (Smith y Davis 1981), comunicación de decisiones, e incluso un agente que amenaza otro con 'muerte' (Gilbert y Troitzsch 2005).
6. Modelos sociales: algunas simulaciones basadas en agentes, como el modelo de segregación de Schelling discutido anteriormente, tiene como objetivo modelar la interrelación entre los agentes en un entorno más grande. De esta forma, los agentes pueden crear su propia topología dado el conjunto de reglas, su interacción con otros agentes y la configuración inicial. configuración, entre otros parámetros. Por ejemplo, en el modelo de segregación de Schelling, los agentes crean diferentes topologías de segregación dado el lado de la red, la función de utilidad, y la posición inicial de los agentes.

1.2.3 Simulaciones basadas en ecuaciones

Quizás la clase de simulaciones por computadora más comúnmente utilizada en ciencia e ingeniería son las llamadas simulaciones basadas en ecuaciones. En su base, son los implementaciones de un modelo matemático en la computadora física que describe un sistema objetivo. Porque la mayor parte de nuestra comprensión del mundo proviene de Con el uso de descripciones matemáticas, estas simulaciones son, con mucho, las más populares en los campos de la ciencia y la ingeniería. Naturalmente, los ejemplos abundan. La dinámica de fluidos, la mecánica de sólidos, la dinámica estructural, la física de ondas de choque y la química molecular son solo algunos casos. William Oberkampf, Timothy G. Trucano y Charles Hirsch ha desarrollado una extensa lista que consideran llamar "ingeniería computacional" y "física computacional" (Oberkampf, Trucano y Hirsch 2003). Notemos que su etiquetado enfatiza simulaciones solo en física y campos de ingeniería. Aunque es correcto decir que la gran mayoría de simulaciones basadas en ecuaciones se pueden encontrar en estos dominios, no hace justicia a la mirada de simulaciones que también se encuentran en otros campos científicos. Para extender los ejemplos, el modelo de crecimiento económico de Solow-Swan es un caso en economía, y el El modelo Lotka-Volterra de depredador-presa funciona tanto para la sociología como para la biología.

Como se mencionó, esta clase de simulaciones implementan modelos matemáticos en el computadora. Pero, ¿es eso simplemente así? En la sección 1.1 aprendimos que esta forma de pensar corresponde al punto de vista de resolución de problemas de la simulación por computadora. Según sus defensores, es poco lo que media entre el modelo matemático y su implementación en la computadora como una simulación por computadora. Lo contrario vista, la descripción del punto de vista del patrón de comportamiento, asume que hay de hecho un metodología que facilita la implementación de una multiplicidad de modelos matemáticos en la computadora. Para tener una mejor comprensión de un típico basado en ecuaciones simulación – y para determinar qué punto de vista se acerca más a las prácticas reales –, Analicemos brevemente un ejemplo de una simulación reciente sobre la edad del desierto del Sahara.

Zhongshi Zhang et al. creía que el desierto del Sahara surgió durante la etapa tortoniana, hace aproximadamente 7-11 millones de años, de la época del Mioceno tardío después de un período de aridez en la región del norte de África (Zhang et al. 2014) . Probar En base a su hipótesis, el equipo de Zhang decidió simular el cambio climático en estas regiones en escalas de tiempo geológicas y durante los últimos 30 millones de años. la edad del Sahara, según la simulación tiene, en efecto, entre 7 y 11 millones de años. Con este resultado en la mano, Zhang's et al. fueron capaces de oponerse a la mayoría de las estimaciones estándar de la edad del Sahara, que lo llevan a tener alrededor de 2 a 3 millones de años al comienzo de las glaciaciones del Cuaternario. ¿Cómo simularon realmente un modelo empírico tan complejo? ¿sistema?

Primero, los autores no implementan un gran modelo de cambio climático en el ordenador y calcularlo hasta obtener los resultados. Esta es la resolución de problemas punto de vista que entienden las simulaciones por ordenador únicamente como medios para la computación. Las simulaciones por computadora son muy parecidas a un banco de trabajo de laboratorio, donde los científicos combinan sutilmente piezas de teoría, con fragmentos de datos y mucha experiencia, conocimiento y instinto. De hecho, el proceso es complejo, desordenado y, en muchos casos, no estandarizado. El equipo de Zhang hizo uso de una familia de modelos, cada uno realizando diferentes tareas.

y representando un aspecto diferente del sistema de destino. Hicieron uso de versiones de baja y alta resolución del Modelo Noruego del Sistema Terrestre (NorESM-L) para contabilizar la serie de épocas geológicas, y el Modelo de Atmósfera Comunitaria versión 4 (CAM4) como componente atmosférico de NorESM-L. De hecho, el modelo NorESM-L es en sí mismo una jerarquía de pequeños modelos, o meros componentes de un modelo más grande, que representan la tierra, el hielo marino, el océano, etc.

No hay, en verdad, ningún gran modelo que pueda hablarnos de la edad del Sáhara. En cambio, un mosaico de modelos, algunos conocidos y bien establecidos, algunos especulativos, leyes, principios, datos y fragmentos de teoría es lo que conforma la simulación del equipo de Zhang. Esto no debería sorprender, ya que generalmente se supone que no existe una teoría general que sustente o guíe las simulaciones por computadora. Además, las simulaciones suelen incluir información no lingüística, como decisiones de diseño, posible sesgo del modelo, incertidumbres identificadas y descargos de responsabilidad "no incluidos en este modelo". Bentsen et al., al describir CAM4, proporcionan un buen ejemplo de tal descargo de responsabilidad: "los efectos indirectos de los aerosoles en las nubes de fase mixta y de hielo (p. ej. (Hoose et al. 2010) no están incluidos en la versión actual de CAM4 -Oslo" (Bentsen et al. 2013, 689)).

A pesar de su falta de base teórica completa, estas simulaciones siguen siendo muy fiables, ya que representan un sistema de destino específico y, por lo general, se validan mediante métodos estándar de verificación y validación (consulte la sección 4.2.2). En este sentido, Zhang et al. nos recuerdan constantemente que el modelo se desempeña bien en la simulación del clima preindustrial, que CAM4 simula razonablemente bien los patrones de las lluvias africanas modernas y otras posturas confirmatorias similares de los modelos. Tales recordatorios, por supuesto, no pueden detener las objeciones contra los resultados de la simulación. En particular, los críticos del trabajo de Zhang señalan la falta de evidencia para validar sus resultados. Stefan Kropelin es uno de los principales detractores del uso de simulaciones por computadora para este tipo de sistemas objetivo. Admite que, aunque el modelo es interesante, se trata principalmente de "especulaciones numéricas basadas en evidencias geológicas casi inexistentes (...) Nada de lo que se puede encontrar en el Sahara tiene más de 500.000 años, y en términos de clima sahariano incluso nuestro conocimiento de los últimos 10.000 está lleno de lagunas" (Kropelin 2006). La respuesta de Zhang et al. es que la evidencia del inicio temprano de la aridez del Sahara es muy controvertida. Mathieu Schuster tampoco está de acuerdo con la interpretación de los datos de Kropelin. Según él, "si bien es cierto que se sabe muy poco sobre la geología antigua de la región [...] el estudio de Chad de 2006 [...] así como los que informaron aumentos en el polvo y el polen de los sedimentos, contenía 'piezas sólidas de evidencia para apoyar nuestros nuevos hallazgos'" (Schuster 2006). De hecho, la simulación de Zhang y su equipo viene a respaldar algunas afirmaciones que ya existen en la literatura. Anil Gupta y su equipo afirman un aumento de la surgencia en el Océano Índico hace unos 7 u 8 millones de años (Gupta et al. 2004); y Gilles Ramstein y su equipo usaron experimentos de modelado para mostrar que las temperaturas de verano en Eurasia aumentan en respuesta a la contracción de Tethys, lo que también mejoraría la circulación del monzón (Ramstein et al. 1997).

Afirmar que las simulaciones por computadora no son confiables, o que sus resultados no se correlacionan con la forma en que es el mundo, requiere más que solo afirmar que no hay

'evidencia' que apoya la falta de fiabilidad de la simulación.¹⁸ Otros indicadores de la confiabilidad juegan un papel central también. Por ejemplo, la capacidad de la simulación para explicar y predecir fenómenos directos o relacionados. Según Zhang et al., su simulación muestra que el monzón de verano africano se debilitó drásticamente por el mar de Tethys encogiéndose durante la etapa tortoniana, lo que permitió la alteración de la clima medio de la región. Tal cambio climático, especulan los investigadores, "probablemente causó los cambios en la flora y fauna asiática y africana observados durante el mismo período, con posibles vínculos con la aparición de los primeros homínidos en el norte de África" (Zhang et al. 2014, 401). Curiosamente, los investigadores pudieron llegar a tal conclusión solo mediante la ejecución de simulaciones por computadora.

Permítanme terminar esta sección con una breve descripción de los métodos computacionales generales para resolver las simulaciones basadas en ecuaciones. Según el problema y la disponibilidad de recursos, se aplican uno o más de los siguientes métodos: métodos analíticos, análisis numérico y técnicas estocásticas.

- **Soluciones exactas:** este es el método más simple de todos. Consiste en realizar la operaciones especificadas en la simulación de manera similar a un matemático haría con lápiz y papel. Es decir, si la simulación consiste en sumar $2+2$, entonces el resultado debe ser 4, a diferencia de una solución aproximada. Las computadoras tienen la misma capacidad para encontrar las soluciones exactas a ciertas operaciones que cualquier otro mecanismo computacional, incluido nuestro cerebro. La eficacia de este El método depende, sin embargo, de si el tamaño de la 'palabra' en una computadora es suficientemente grande para llevar a cabo la operación matemática.¹⁹ Si la operación excede su tamaño, entonces intervienen mecanismos de redondeo y truncamiento para la operación sea posible, aunque con una pérdida de precisión.
- **Métodos numéricos implementados por computadora:** este método se refiere a los métodos implementados por computadora para calcular el modelo de simulación por aproximación. Aunque los estudios matemáticos sobre el análisis numérico son anteriores al uso de las computadoras, adquieren importancia con la introducción de las computadoras con fines científicos y de ingeniería. Estos métodos se utilizan para resolver PDE y ecuaciones ODE, e incluyen la interpolación lineal, el método de Runge-Kutta, el método de Adams-Moulton, polinomio de interpolación de Lagrange, eliminación de Gauss y método de Euler, entre otros. Tenga en cuenta que cada método es utilizado para resolver un tipo específico de PDE y ODE, dependiendo de cuántas las derivadas implican la función desconocida de n variables.
- **Técnicas estocásticas:** para dimensiones de orden superior, tanto soluciones exactas como Los métodos numéricos implementados por computadora se vuelven prohibitivamente costosos en términos de tiempo computacional y recursos. Las técnicas estocásticas se basan en métodos que utilizan números pseudoaleatorios; es decir, números generados por un número

¹⁸ Esto es especialmente cierto para el sentido tradicional de 'evidencia' (es decir, basado empíricamente) que Kropelin se refiere. Otras formas de evidencia también incluyen resultados de simulaciones bien establecidas, verificación y validación, convergencia de soluciones, etc.

¹⁹ Una 'palabra' representa la unidad mínima de datos utilizada por una arquitectura de computadora en particular. Es un grupo de bits de tamaño fijo que el procesador maneja como una unidad.

cal motor.²⁰ El método estocástico más famoso es el método de Monte Carlo, que es particularmente útil para simular sistemas con muchos grados acoplados de libertad tales como fluidos, materiales desordenados, sólidos fuertemente acoplados y estructuras celulares, por mencionar algunas.

1.3 Observaciones finales

Este capítulo tuvo el único propósito de abordar la pregunta ¿qué es una computadora? ¿simulación? Esta es, por supuesto, una pregunta importante, ya que sienta las bases para gran parte de lo que se discute acerca de las simulaciones por computadora más adelante en este libro. Para esto razón, la primera parte del capítulo se ocupa de algunos comentarios históricos sobre la muchos intentos de definir simulaciones por computadora, ya sea que las ofrezcan ingenieros, científicos o filósofos. En este contexto, distinguí dos tipos de definiciones. Aquellos que enfatizan el poder de cómputo de las simulaciones por computadora, llamado el punto de vista de la técnica de resolución de problemas, y aquellos que suponen que las simulaciones por computadora tienen, como característica principal, la capacidad de representar un sistema objetivo dado, llamado punto de vista de descripción de patrones de comportamiento. Aunque hay un puñado de definiciones donde ambos puntos de vista se combinan, y podría decirse que uno que no encaja con nuestra distinción, en general, los investigadores de todos los campos están de acuerdo en conceptualizar la computadora simulaciones como uno u otro punto de vista.

La segunda parte de este capítulo trató de tres tipos diferentes de simulaciones por computadora, como se encuentran de manera estándar en la literatura. Estos son autómatas celulares, simulaciones basadas en agentes y simulaciones basadas en ecuaciones. Como se advirtió, esto no es ni un taxonomía exhaustiva ni ofrece una clasificación única. Podría ser relativamente simple para mostrar cómo una simulación basada en agentes podría interpretarse como autómatas celulares (p. ej., cuando se centran en su naturaleza como agentes/células), o como una simulación basada en ecuaciones (p. ej., si la estructura interna de un agente son ecuaciones). La clave es ver cuya característica de la simulación por ordenador se destaca. Aquí ofrezco algunos criterios para una caracterización sonora de cada tipo. Se lanza una última advertencia, sin embargo, en cuanto a la metodología y la epistemología adaptada a cada tipo. No lo es difícil demostrar que cada tipo de simulación por computadora implica características específicas y distintas. preocupaciones metodológicas y epistemológicas, y por lo tanto requieren una diferente tratamiento a su manera. En el recordatorio de este libro, enfoco mi atención únicamente en las llamadas simulaciones basadas en ecuaciones.

²⁰ El prefijo 'pseudo' refleja el hecho de que estos métodos se basan en un algoritmo que produce números de forma recursiva, eventualmente repitiendo la serie de números producidos. La aleatoriedad pura en las computadoras nunca se puede lograr.

Referencias

- Ajelli, Marco, Bruno Gonçalves, Duygu Balcan, Vittoria Colizza, Hao Hu, José J. Ramasco, Stefano Merler, and Alessandro Vespignani. 2010. "Comparación de enfoques computacionales a gran escala para el modelado de epidemias: modelos de metapoblación basados en agentes versus estructurados". *BMC Enfermedades infecciosas* 10 (190): 1–13.
- Ardourel, Vincent y Julie Jebeile. 2017. "Sobre la supuesta superioridad de las soluciones analíticas sobre los métodos numéricos". *Revista europea de filosofía de la ciencia* 7 (2): 201–220.
- Banks, Jerry, John Carson, Barry L. Nelson y David Nicol. 2010. *Simulación de sistemas de eventos discretos*. Upper Saddle River, Nueva Jersey: Prentice Hall.
- Barnstorff, Kathy. 2010. X-51A realiza el vuelo Scramjet más largo.
- Beisbart, Claus. 2012. "¿Cómo pueden las simulaciones por computadora producir nuevos conocimientos?" *Revista europea de filosofía de la ciencia* 2: 395–434.
- Bentsen, M., I. Bethke, JB Debernard, T. Iversen, A. Kirkevåg, ? Seland, H. Drange, et al. 2013. "El modelo del sistema terrestre noruego, NorESM1-M - Parte 1: Descripción y evaluación básica del clima físico". *Desarrollo de modelos geocientíficos* 6, no. 3 (mayo): 687–720.
- Birtwistle, GM 1979. *DEMOS Un sistema para el modelado de eventos discretos en simulación*. (Reimpresión 2003). La Prensa MacMillan.
- Ceruzzi, Paul E. 1998. *Historia de la informática moderna*. Prensa del MIT. ISBN: 0-262-53203-4.
- De Mol, Liesbeth y Giuseppe Primiero. 2014. "Enfrentando la computación como técnica: hacia una historia y filosofía de la computación". *Filosofía y Tecnología* 27 (3): 321–326.
- . 2015. "Cuando la lógica se encuentra con la ingeniería: introducción a los problemas lógicos en la historia y filosofía de la informática". *Historia y filosofía de la lógica* 36 (3): 195–204.
- Drogoul, Alexis, Jacques Ferber y Christophe Cambier. 1992. "Simulación de agentes múltiples como herramienta para modelar sociedades: aplicación a la diferenciación social en colonias de hormigas". En *Simulating Societies*, editado por G. Nigel Gilbert, 49–62. Guilford: Universidad de Surrey.
- El Skaf, Rawad y Cyrille Imbert. 2013. "Despliegue en las ciencias empíricas: experimentos, experimentos mentales y simulaciones por computadora". *Síntesis* 190 (16): 3451–3474.
- Fox Keller, Evelyn. 2003. "Modelos, simulaciones y "experimentos informáticos"". En *The Philosophy of Scientific Experimentation*, editado por Hans Radder, 198–215. University of Pittsburgh Press.

- Frigg, Roman y Julian Reiss. 2009. "La filosofía de la simulación: Hot New ¿Problemas o el mismo guiso de siempre? *Síntesis* 169 (3): 593–613.
- Garner, Martín. 1970. "Las fantásticas combinaciones del nuevo solitario de John Conway juego "vida". *Scientific American* 223 (4): 120–123.
- Gilbert, G. Nigel y Klaus G. Troitzsch. 2005. *Simulación para el Científico Social*. 2ª ed. LCCB: HM51 .G54 2005. Maidenhead, Inglaterra; Nueva York, NY: Prensa de la Universidad Abierta. ISBN: 978-0-335-21600-0.
- Guala, Francesco. 2002. "Modelos, simulaciones y experimentos". En *Basado en Modelos Razonamiento: ciencia, tecnología, valores*, editado por L. Magnani y N. Nersessian, 59–74. Académico Kluwer.
- Gupta, Anil K., Raj K. Singh, Sudheer Joseph y Ellen Thomas. 2004. "Indio Evento de alta productividad oceánica (10–8 Ma): vinculado al enfriamiento global o al ¿Iniciación de los monzones indios? *Geología* 32 (9): 753.
- Hartmann, Stephan. 1996. "El mundo como proceso: simulaciones en el medio natural y Ciencias Sociales." En *Modelado y Simulación en las Ciencias Sociales desde la Philosophy of Science Point of View*, editado por R. Hegselmann, Ulrich Mueller, y Klaus G. Troitzsch, 77–100. Saltador.
- Himeno, Ryutaro. 2013. "La simulación de red neuronal más grande lograda usando K Computadora."
- Hoose, Corinna, Jon Egill Kristjánsson, Jen-Ping Chen y Anupam Hazra. 2010. "Una parametrización basada en la teoría clásica de la nucleación de hielo heterogénea por polvo mineral, hollín y partículas biológicas en un modelo climático global". *Revista de Ciencias Atmosféricas* 67, no. 8 (agosto): 2483–2503.
- Humphreys, Paul W. 1990. "Simulaciones por computadora". *PSA: Actas de la Reunión Bienal de la Asociación de Filosofía de la Ciencia* 2:497–506.
- . 2004. *Extendiéndonos a nosotros mismos: ciencia computacional, empirismo y método científico*. Prensa de la Universidad de Oxford.
- Kroepelin, S. 2006. "Revisando la era del desierto del Sahara". 312, núm. 5777 (mayo): 1138b–1139b.
- Laboratorio Nacional de Los Álamos. 2015. *La simulación de biología computacional más grande Imita la nanomáquina más esencial de la vida*.
- Lesne, Annick. 2007. "La controversia discreta versus continua en física". *Estructuras matemáticas en informática* 17 (2): 185–223.
- McMillan, Claude y Richard F. González. 1965. *Análisis de sistemas: una computadora Aproximación a los Modelos de Decisión*. Homewood/Ill: Irwin.
- Morrison, Margarita. 2009. "Modelos, Medida y Simulación por Computador: La El rostro cambiante de la experimentación". *Estudios filosóficos* 143 (1): 33–57.

- Morrison, Margarita. 2015. *Reconstruyendo la Realidad. Modelos, Matemáticas y Simulaciones*. Prensa de la Universidad de Oxford.
- Naylor, Thomas H., JM Finger, James L. McKenney, Williams E. Schrank y Charles C. Holt. 1967. "Verificación de modelos de simulación por computadora". *Management Science* 14 (2): 92–106.
- Oberkampf, William L, Timothy G Trucano y Charles Hirsch. 2003. *Verificación, Validación y Capacidad Predictiva en Ingeniería Computacional y Física*. Laboratorios Nacionales Sandia.
- Oren, Tuncer. 1984. "Actividades basadas en modelos: un cambio de paradigma". En *Simulación y Metodologías basadas en modelos: una visión integradora*, editado por Tuncer Oren, B. P Zeigler y MS Elzas, 3–40. Saltador.
- . 2011a. "Una revisión crítica de definiciones y alrededor de 400 tipos de modelado y Simulación." *Revista SCS M&S* 2 (3): 142–151.
- . 2011b. "Las muchas facetas de la simulación a través de una colección de alrededor de 100 Definiciones." *Revista SCS M&S* 2 (2): 82–92.
- Oren, Tuncer, BP Zeigler y MS Elzas, eds. mil novecientos ochenta y dos. *Actas de la OTAN Instituto de Estudios Avanzados en Simulación y Metodologías Basadas en Modos: Una Visión integradora*. Serie ASI de la OTAN. Springer-Verlag.
- Parker, Wendy S. 2009. "¿Importa realmente importa? Simulaciones por computadora, experimentos y materialidad". *Síntesis* 169 (3): 483–496.
- Ramstein, Gilles, Fred' eric Fluteau, Jean Besse y Sylvie Joussaume. 1997. "Ef- fect of Orogeny, Plate Motion and Land-sea Distribution on Eurasian Climate Cambio en los últimos 30 millones de años". 386, núm. 6627 (abril): 788–795.
- Saam, Nicole J. 2016. "¿Qué es una simulación por computadora? Reseña de un apasionado Debate." *Revista de Filosofía General de la Ciencia*: 1–17. ISSN: 15728587. doi:10.1007/s10838-016-9354-8.
- Schelling, Thomas C. 1971. "Sobre la ecología de los micromotivos". *Asuntos Nacionales* 25 (Caer).
- Schuster, M. 2006. "La era del desierto del Sahara". *Ciencia* 311, no. 5762 (febrero): 821–821. ISSN: 0036-8075, 1095-9203. doi: 10 . 1126 / ciencia . 1120161. <http://science.sciencemag.org/content/311/5762/821.completo>.
- Shannon, Robert E. 1975. *Simulación de sistemas: el arte y la ciencia*. Englewood Cliffs, Nueva Jersey: Prentice Hall.
- . 1978. "Diseño y análisis de experimentos de simulación". En *Procedimientos de la 10ª Conferencia sobre Simulación de Invierno - Volumen I*, 53–61. Prensa IEEE.

- . 1998. "Introducción al Arte y la Ciencia de la Simulación". En *Actas de la 30.^a Conferencia sobre simulación invernal*, 7–14. Los Alamitos, CA, EE. UU.: IEEE Computer Society Press.
- Shubik, Martín. 1960. "Simulación de la Industria y la Empresa". *The American Economic Review* 50 (5): 908–919.
- Smith, Reid G. y Randall Davis. 1981. "Marcos para la cooperación en la resolución de problemas distribuidos". *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 11 (1): 61–70. ISSN: 0018-9472. doi:10.1109/TSMC.1981.4308579.
- Teichroew, Daniel y John Francis Lubin. 1966. "Simulación por computadora: discusión de la técnica y comparación de idiomas". *Comunicaciones de la ACM* 9, núm. 10 (octubre): 723–741. ISSN: 0001-0782.
- Toffoli, Tommaso. 1984. "CAM: una máquina autómatas celular de alto rendimiento". *Physica D: Fenómenos no lineales* 10 (1-2): 195–204. ISSN: 01672789. doi:10.1016/0167-2789(84)90261-6.
- Vallverdú, Jordi. 2014. "¿Qué son las simulaciones? Un enfoque epistemológico". *Procedia Technology* 13:6–15.
- Vichniac, Gérard Y. 1984. "Simulating Physics with Cellular Automata". *Physica D: Fenómenos no lineales* 10 (1-2): 96–116. ISSN: 01672789. doi:10.1016/0167-2789(84)90253-7.
- Weisberg, Michael. 2013. *Simulación y Similitud*. Prensa de la Universidad de Oxford.
- Winsberg, Eric. 2010. *La ciencia en la era de la simulación por computadora*. Prensa de la Universidad de Chicago.
- . 2015. "Simulaciones por computadora en la ciencia". En *La Enciclopedia de Filosofía de Stanford*, editada por Edward N. Zalta.
- Wolfram, Esteban. 1984a. "Prefacio." *Física 10D*: vii–xii.
- . 1984b. "Universalidad y Complejidad en Autómatas Celulares". *Physica D: Fenómenos no lineales*: 1–35.
- Woolfson, Michael M. y Geoffrey J. Pert. 1999a. *Una introducción a las simulaciones por computadora*. Prensa de la Universidad de Oxford.
- . 1999b. *SATÉLITE PARA*.
- Zhang, Zhongshi, Gilles Ramstein, Mathieu Schuster, Camille Li, Camille Contoux y Qing Yan. 2014. "Aridificación del desierto del Sahara causada por la contracción del mar de Tethys durante el Mioceno tardío". *Naturaleza* 513, núm. 7518 (septiembre): 401–404.

Capítulo 2

Unidades de análisis I: modelos y simulaciones por ordenador

Teorías, modelos, configuraciones experimentales, prototipos: estas son algunas de las unidades típicas de análisis que se encuentran en el trabajo científico y de ingeniería estándar. La ciencia y la ingeniería están, por supuesto, pobladas de otras unidades de análisis igualmente decisivas que facilitan nuestra descripción y conocimiento del mundo. Estos incluyen hipótesis, conjeturas, postulados y una gran cantidad de maquinaria teórica. Las simulaciones por computadora son la nueva adquisición en el campo de la ciencia y la ingeniería que cuentan como unidades de análisis novedosas.¹ ¿Cuáles son los componentes de las simulaciones por computadora que componen una unidad tan nueva? ¿Qué los hace diferentes de otras unidades de análisis? Las respuestas a estas preguntas se presentan aquí.

En el capítulo anterior, centré nuestro interés en las simulaciones por computadora que implementan ecuaciones como las que se encuentran y usan regularmente en las ciencias y la ingeniería. Este capítulo pretende hacer más específicas estas observaciones generales. Con este fin, la primera sección aclara la noción de modelo científico y de ingeniería, ya que es la base de las simulaciones basadas en ecuaciones. También mencioné que su implementación no es directamente en la computadora física – recordemos que este era un supuesto fundamental desde el punto de vista de la descripción de patrones de comportamiento – sino mediada por una metodología adecuada para simulaciones por computadora. La segunda parte de este capítulo presenta con cierto detalle cómo se implementan los modelos como 'modelos de simulación'. Con este fin, presento y discuto tres partes constitutivas principales de las simulaciones por computadora, a saber, especificaciones, algoritmos y procesos de computadora. Luego presentaré importantes problemas sociales, técnicos y filosóficos que surgen de esta caracterización. Al hacer esto, espero, estaremos afianzando el estatus de las simulaciones por computadora como unidades de análisis por derecho propio.

¹ Big Data, que analizo en el capítulo 6, y Machine Learning también deberían incluirse como nuevas unidades de análisis en ciencia e ingeniería.

2.1 Modelos científicos y de ingeniería

La investigación científica y de ingeniería actual depende en gran medida de los modelos. Pero ¿qué es un 'modelo científico'? y ¿qué es un 'modelo de ingeniería'? son diferentes? y ¿cómo se pueden estudiar? A primera vista, estas preguntas pueden ser respondidas en muchas maneras diferentes. Tibor Muller y Harmund Muller han proporcionado diecinueve ejemplos esclarecedores de las diferentes formas en que se encuentra la noción de modelo. en la literatura (Muller y Müller " 2003, 1-31). Algunas nociones enfatizan los usos y propósitos de los modelos. Un ejemplo es Canadarm 2 – formalmente la Estación Espacial Sistema de manipulación remota (SSRMS), que se concibió por primera vez como un modelo para asistencia y mantenimiento a bordo de la Estación Espacial Internacional y luego se convirtió en el brazo robótico que se conoce hoy. Algunas otras nociones están más interesadas en la comprensión de la entrada epistemológica de un modelo. Por ejemplo, un newtoniano modelo proporciona una idea del movimiento planetario, mientras que un modelo ptolemaico no lo hace. Además, algunas definiciones destacan el valor propedéutico de modelos por encima de todo. En este último caso, el modelo ptolemaico es tan valioso como el modelo newtoniano ya que ambos ejemplifican diferentes estándares científicos.

Una forma estándar de diseñar modelos depende de sus propiedades materiales, o de su falta. del mismo. Llamemos modelos materiales a aquellos modelos que son físicos en un sentido directo. sentido, como modelos hechos de madera, acero o cualquier otro tipo de materiales (por ejemplo, Canadarm 2); y llamamos modelos conceptuales o abstractos a aquellos modelos que son la producto de la abstracción, idealizaciones o ficcionalizaciones de un sistema de destino, como modelos teóricos, modelos fenomenológicos y modelos de datos, entre otros tipos (por ejemplo, el modelo newtoniano y ptolemaico del sistema planetario).²

A primera vista, los modelos materiales parecen más cercanos a la noción de experimentación de laboratorio que los modelos abstractos, que a su vez están más cerca de las simulaciones por computadora. Como nosotros discutiremos en la sección 3, algunos filósofos han usado esta distinción para fundamentar sus afirmaciones sobre el poder epistemológico de las simulaciones por computadora. Específicamente, se ha argumentado que la abstracción de las simulaciones por computadora reduce su capacidad para inferir en el mundo y, por lo tanto, son epistémicamente inferiores a las de laboratorio. experimentación. Sin embargo, resulta que hay tanta abstracción involucrada en la experimentación de laboratorio que en las simulaciones por computadora, aunque, naturalmente, no en la misma cantidad. Lo contrario, por otro lado, no es cierto. Computadora Las simulaciones no tienen ningún uso para los modelos de materiales, ya que todo lo que pueden implementar son modelos conceptuales. Analicemos ahora brevemente estas ideas.

A veces se pretende que los modelos materiales sean un "pedazo" del mundo y, como tal, una réplica más o menos precisa de un sistema objetivo empírico. Toma como ejemplo el uso de un haz de luz para entender la naturaleza de la luz. En tal caso, el modelo material y el sistema objetivo comparten propiedades y relaciones obvias: el El modelo y el sistema objetivo están hechos de los mismos materiales. En este caso particular, la distinción entre un modelo de un haz de luz y un haz de luz en sí mismo es solo programático: no hay diferencias reales excepto por el hecho de que es más fácil

² Para un excelente tratamiento de modelos y simulaciones por computadora, ver el trabajo de Margaret Morrison (Morrison 2015).

para que el investigador manipule el modelo que un rayo de luz real. Este hecho es especialmente cierto cuando existen diferencias de escala entre el modelo y el sistema de destino. En algunos casos, es mucho más fácil encender una linterna que intentar captar la luz del sol que entra por la ventana.

Por supuesto, los modelos de materiales no siempre tienen que estar hechos de los mismos materiales que el sistema de destino. Considere, por ejemplo, el uso de un tanque de ondas para comprender la naturaleza de la luz. El tanque de ondas es un modelo de material en un sentido sencillo, ya que está hecho de metal, agua, sensores, etc. Sin embargo, su configuración de material básica difiere significativamente de su sistema de destino, que es ligero. ¿Qué podría llevar a los científicos a creer que el tanque de ondas podría ayudarlos a comprender la naturaleza de la luz? La respuesta es que las ondas se reproducen y manipulan fácilmente dentro de un tanque de ondas y, por lo tanto, es muy útil para comprender la naturaleza ondulatoria de la luz.

Aquí tenemos un ejemplo de un modelo material, es decir, el tanque ondulado, que involucra ciertos niveles de abstracción e idealización con respecto a su sistema de destino.

El argumento es simple. Dado que el medio en el que viajan las ondas en el tanque de ondas (es decir, el agua) es diferente del sistema de destino (es decir, la luz), debe haber una representación abstracta de alto nivel que vincule a esos dos. Esto viene junto con las ecuaciones de Maxwell, la ecuación de onda de D'Alembert y la ley de Hook. Debido a que los dos sistemas (es decir, las ondas de agua y las ondas de luz) obedecen las mismas leyes y pueden representarse mediante el mismo conjunto de ecuaciones, los investigadores pueden usar un modelo material de un tipo para comprender un tipo materialmente diferente.

Ahora, independientemente de las muchas formas en que se pueden interpretar los modelos de materiales, nunca se pueden implementar en una computadora. Como era de esperar, la razón se basa puramente en su materialidad: solo los modelos conceptuales son adecuados como simulaciones por computadora. Los modelos conceptuales son una representación abstracta, ya veces formal, de un sistema objetivo y, como tales, se encuentran en el lado ontológico opuesto de los modelos materiales. Esto quiere decir que son intangibles, no están destinados al deterioro -aunque son olvidables- y en cierto sentido existen fuera del tiempo y el espacio al igual que las matemáticas y la imaginación.

Existe un acuerdo general para postular este tipo de modelos como estructuras interpretadas que facilitan el pensamiento sobre el mundo.³ Tal estructura incorpora una amplia gama de elementos, que incluyen ecuaciones, términos teóricos, conceptos y técnicas matemáticas, puntos de vista políticos y metáforas, entre otros. ⁴ Además, los filósofos también están de acuerdo en que se adjuntan a estos modelos diversos niveles de abstracciones, idealizaciones y aproximaciones como parte de sus estructuras inherentes.⁵ Un ejemplo

³ Para consultar dos excelentes libros sobre modelos científicos, consulte (Morgan y Morrison 1999; Gelfert 2016).

⁴ Los modelos y teorías científicas a veces incluyen términos sin una interpretación específica, como 'agujero negro', 'mecanismo' y similares. Estos se conocen como metáforas y se utilizan normalmente para llenar el vacío introducido por estos términos. Su uso es para inspirar algún tipo de respuesta creativa en los usuarios del modelo que no puede rivalizar con el lenguaje literal. Además, existe una relación especial entre el lenguaje metafórico y los modelos, que incluye sutilezas sobre los modelos como metáforas (Bailer Jones 2009, 114). Aquí, no tengo ningún interés en explorar este lado del modelado.

⁵ El tratamiento filosófico de la abstracción, las idealizaciones y las aproximaciones es bastante similar en la literatura. La abstracción tiene como objetivo ignorar las características concretas que posee el sistema de destino para centrarse en su configuración formal. Las idealizaciones, por otro lado, vienen en dos sabores: Las idealizaciones aristotélicas, que consisten en 'despojarse' de propiedades que creemos que no son

iluminará algunos de los términos utilizados hasta ahora. Considere un modelo matemático de el movimiento planetario. Los físicos comienzan reuniendo algunas teorías (p. ej., un modelo newtoniano) que ya abstraen e idealizan el movimiento planetario, bits de evidencia empírica (por ejemplo, datos recopilados de la observación) que son preseleccionados y postprocesado, y como tal sujeto a una serie de decisiones metodológicas, epistemológicas y éticas, y finalmente un relato que conceptualiza y estructura el modelo en su conjunto.

Por su sencillez y elegancia, esta forma de entender los modelos es la preferida por un gran número de investigadores de todas las disciplinas. Notemos el fuerte presencia de una conexión representacional con el sistema objetivo. Modelos abstractos, idealizar y aproximar porque su función es representar un sistema objetivo como con la mayor precisión posible, omitiendo detalles innecesarios. Los filósofos han llamado sistemáticamente la atención sobre la abrumadora necesidad de modelos que representar. Las razones, se cree, derivan de nuestra noción de progreso de la ciencia. Es decir, la ciencia sería capaz de avanzar en la comprensión del mundo con modelos que llevan a cabo algunos función epistemológica (por ejemplo, explicación, predicción, confirmación). Tales funciones epistemológicas, a su vez, se entienden como manteniendo vínculos representacionales con el mundo.

Los modelos no representacionales, es decir, los modelos que cumplen funciones distintas a la de representar un sistema de destino, como funciones propedéuticas, pragmáticas y estéticas, son: sin embargo, adquiriendo rápidamente más protagonismo en la filosofía de los modelos.⁶ Aquí, sin embargo, estamos más interesados en modelos que representen, con mayor o menor precisión, el sistema de destino previsto. La razón es en parte porque la mayoría de la práctica y la teoría de las simulaciones por computadora todavía se llevan a cabo con modelos que representan un sistema de destino, y en parte porque hay pocos estudios sobre el lado no representacional de simulaciones por computadora. Dicho esto, surgen tres tipos de modelos basados en su capacidad representacional, a saber, modelos fenomenológicos, modelos de datos, y modelos teóricos.

7

Un ejemplo estándar de modelos fenomenológicos es el modelo de gota líquida del núcleo atómico. Este modelo describe varias propiedades del núcleo atómico, como como tensión superficial y carga, sin postular realmente ningún mecanismo subyacente. Esta es la característica clave de los modelos fenomenológicos: imitan propiedades observables en lugar de avanzar sobre una estructura que apuntala el sistema objetivo. Tal característica no debería sugerir, sin embargo, que ciertos aspectos de los modelos fenomenológicos no puedan derivarse de la teoría. Muchos modelos incorporan principios y leyes asociados con la teoría, sin dejar de ser fenomenológicos.

relevante para nuestros propósitos; e idealizaciones galileanas, que implican distorsiones deliberadas. Como para aproximaciones, son una representación inexacta de una característica del sistema de destino, por razones tales como limitaciones prácticas en la aproximación a un sistema, o manejabilidad.

⁶ El trabajo de Ashley Kennedy sobre el papel explicativo de los modelos no representacionales (Kennedy 2012) y de Tarja Knuuttila sobre la dimensión material de los modelos que los convierte en objetos de conocimiento y les permite mediar entre diferentes personas y diversas prácticas (Knuuttila 2005).

⁷ No hace falta decir que estos tres modelos tampoco agotan todos los modelos que se encuentran en la ciencia. e ingeniería, o las muchas dimensiones que los filósofos usan para analizar la noción. Ellos son, sin embargo, una caracterización bastante buena del tipo de modelos adecuados para una simulación por computadora.

El modelo de gota líquida es nuevamente el ejemplo. Si bien la hidrodinámica explica tensión superficial, la electrodinámica explica la carga. El modelo de la gota líquida, sin embargo, sigue siendo un modelo fenomenológico.

¿Por qué los científicos e ingenieros estarían interesados en tales modelos? Una razón es que imitar las características de un sistema de destino a veces es más fácil de manejar que la teoría de tal sistema objetivo. Teorías fundamentales como la electrodinámica cuántica para la materia condensada o la cromodinámica cuántica (QCD) para la energía nuclear. física son más accesibles cuando se utiliza un modelo fenomenológico en lugar de la teoría misma.⁸

Un hecho interesante sobre los modelos fenomenológicos es que los investigadores han veces minimizado su lugar en las disciplinas científicas y de ingeniería. A muchos, una razón fundamental para usar modelos es que postulan mecanismos de los fenómenos, facilitando de esta manera hacer afirmaciones significativas sobre el sistema de destino. Los modelos que simplemente describen lo que observamos, como los modelos fenomenológicos, no tienen una propiedad tan fundamental. Fritz Londres, uno de los hermanos que desarrolló el modelo fenomenológico Londres-Londres de superconductividad, insistió en que su modelo debe ser considerado sólo un temporal reemplazo hasta que se pudiera elaborar una aproximación teórica.

Similares a los modelos fenomenológicos son los modelos de datos. Ambos comparten la falta de base teórica y, por lo tanto, solo capturan las características observables y medibles de un fenómeno.⁹ A pesar de esta similitud, también hay diferencias que hacen un modelo de datos que vale la pena estudiar por derecho propio. Para empezar, fenomenológico. Los modelos se basan en la evaluación del comportamiento del sistema de destino, mientras que Los modelos de datos se basan en los datos reconstruidos recopilados a partir de la observación y medir propiedades de interés sobre el sistema objetivo. Otra diferencia importante radica en su metodología. Los modelos de datos se caracterizan por una colección de datos bien organizados, y por lo tanto el diseño y la construcción difieren de los modelos fenomenológicos. En particular, los modelos de datos requieren más maquinaria estadística y matemática que cualquier otro modelo porque los datos recopilados deben filtrarse. ruido, artefactos y otras fuentes de error.

Como resultado, el conjunto de problemas que rodean a los modelos de datos es significativamente diferente de otros tipos de modelos. Por ejemplo, un problema estándar es decidir qué datos deben eliminarse y bajo qué criterios. Un problema relacionado es decidir qué función de curva representa todos los datos limpios. ¿Será una curva? o varias curvas? ¿Y qué puntos de datos deben dejarse fuera de consideración cuando no curva se adapta a todos? Los problemas relacionados con el ajuste de los datos en una curva generalmente se tratan con inferencia estadística y análisis de regresión.

Muchos ejemplos de modelos de datos provienen de la astronomía, donde es común para encontrar colecciones de grandes cantidades de datos obtenidos de la observación y la medición eventos astronómicos. Dichos datos se clasifican por parámetros específicos, como brillo, espectro, posición celeste, tiempo, energía y similares. Un problema habitual para el astrónomo es saber qué modelo se puede construir a partir de una pila dada de datos.

⁸ Para conocer las razones por las que este es el caso, consulte (Hartmann 1999, 327).

⁹ Como veremos en la sección 6.2, los investigadores están haciendo esfuerzos importantes para encontrar la estructura detrás grandes cantidades de datos.

Como ejemplo, tome el modelo de datos del observatorio virtual, un proyecto mundial donde Los metadatos se utilizan para la clasificación de los datos del observatorio, la construcción de modelos de datos y simulación de nuevos datos.¹⁰

Considere ahora un tipo diferente de modelo, uno que postula un mecanismo teórico subyacente del sistema objetivo, y llámelo modelo teórico. Tradicionalmente, los exponentes de este tipo de modelo son los modelos de Navier-Stokes de la dinámica de los fluidos, las ecuaciones del movimiento planetario de Newton y el modelo de segregación de Schelling. Entendidos así, los modelos teóricos encarnan el conocimiento que proviene de teorías bien establecidas y sustentan las estructuras profundas del sistema objetivo. Por varias razones, este tipo de modelos han sido los favoritos entre los investigadores. Sin embargo, a medida que los modelos de datos y los modelos fenomenológicos ganan terreno con las nuevas tecnologías, se posicionan epistémicamente a la par de las teorías y modelos.

Finalmente, los modelos en ingeniería a veces reciben un tratamiento diferente al de los modelos en ciencias. La razón de ello es que se conciben como modelos para 'hacer' en lugar de 'representar'. Desafortunadamente, esta dicotomía oscurece el hecho de que todo tipo de modelos se utilizan con algún propósito en mente, y en ese sentido son tanto para 'hacer' como para 'representar'. Además, pensando presupone de este modo una distinción entre ciencia e ingeniería, distinción que en el campo de las simulaciones por ordenador parece estar muy disuelto. Donde hace la sociología termina y la ingeniería comienza en una simulación que implementa el Schelling modelo de segregación? Claro, están las ciencias, y están las ingenierías, y en muchos casos esas dos amplias disciplinas pueden ser bien diferenciadas.¹¹ Pero hay También hay un montón de intersecciones. Las simulaciones por computadora, creo, se encuentran en uno de esos intersección. Por esto, y por el resto de este libro, trato los modelos científicos y modelos de ingeniería de manera similar.¹²

2.2 Simulaciones por computadora

2.2.1 Componentes de las simulaciones por computadora

En el capítulo anterior, reduje la clase de simulaciones por computadora de interés a las simulaciones basadas en ecuaciones. William Oberkamp, Timothy G. Trucano y

¹⁰ Entre los grupos internacionales que trabajan en modelos de observación de datos, se encuentra el International Alianza del Observatorio Virtual (Alianza 2018); y el Análisis del Medio Interestelar de Galaxias Aisladas (AMIGA) (medio interestelar de Galaxias Aisladas 2018)

¹¹ Esto es particularmente cierto para los modelos materiales. Por ejemplo, el modelo conceptual de Canadarm incluía nociones que eran distintivamente de la ingeniería y distintivamente de las ciencias. Pero gran parte era una mezcla de ambos. Sin embargo, es con el brazo mecánico que se convierte inequívocamente en un artefacto de ingeniería. En este punto es donde se concentra gran parte del trabajo pesado de la filosofía. de tecnología se está llevando a cabo.

¹² Se puede encontrar un buen trabajo sobre la comprensión del modelado en ingeniería en (Meijers 2009), especialmente la Parte IV: Modelado en Ciencias de la Ingeniería.

Charles Hirsch llama la atención sobre este tipo de simulaciones por computadora en 'física e ingeniería computacional', que incluye dinámica de fluidos computacional, mecánica de sólidos computacional, dinámica estructural, física de ondas de choque y química computacional, entre otras.¹³ La razón para el etiquetado simulaciones por computadora de esta forma se enfatiza su doble dependencia. Por un lado, existe una dependencia de las ciencias naturales, las matemáticas y la ingeniería. Por otro lado, se basan en computadoras, ciencias de la computación y arquitectura de computadoras. Por supuesto, las simulaciones basadas en ecuaciones también se extienden a otros campos de investigación. En el

En las ciencias de la vida, por ejemplo, las simulaciones basadas en ecuaciones son importantes en la biología sintética, y en la medicina ha habido un progreso increíble con las técnicas clínicas in-silico. juicios También se podrían mencionar las numerosas simulaciones realizadas en el campo de la economía y la sociología.

Los filósofos han reconocido en gran medida la importancia de estudiar la metodología de las simulaciones por computadora para comprender su lugar en la investigación científica y de ingeniería. Eric Winsberg es de la opinión de que la credibilidad de la computadora simulaciones no proviene únicamente de las credenciales que le proporciona la teoría, sino también y quizás en gran medida de las credenciales establecidas en la construcción de modelos técnicas empleadas en la construcción de la simulación.¹⁴ De manera similar, Margaret Morrison considera que las inexactitudes de representación entre los modelos de simulación y los modelos matemáticos se pueden resolver en diferentes etapas de modelado, como la calibración y la prueba.¹⁵ Además, Johannes Lenhard ha argumentado convincentemente que el El proceso de modelado de simulación toma la forma de una cooperación exploratoria entre la experimentación y el modelado (Lenhard 2007). Estoy convencido de que Winsberg, Morrison y Lenhard tienen razón en sus interpretaciones. Winsberg tiene razón al señalar que la confiabilidad de las simulaciones por computadora tiene diversas fuentes y, por lo tanto, no puede limitarse al modelo teórico a partir del cual se originan las simulaciones. Morrison tiene razón al persuadirnos de que la capacidad de representación de la simulación El modelo también se puede abordar durante las etapas de modelado. Y Lenhard está justo en señalando la relativa autonomía de las simulaciones por computadora a partir de modelos, datos y fenómenos.

Si bien es cierto que algunos investigadores utilizan para sus simulaciones 'listos para usar' software de computadora, no es raro encontrar muchos otros investigadores que diseñan y programando sus propias simulaciones. La razón es que hay más que una satisfacción intelectual en la programación de sus propias simulaciones, de hecho, hay buenos razones epistémicas para hacerlo. Al involucrarse en el diseño y la programación de las simulaciones por computadora, los investigadores conocen lo que se está diseñando e implementando y, por lo tanto, tienen una mejor idea de lo que se debe esperar en términos de errores, incertidumbres y similares. De hecho, cuanto más involucrados están los investigadores en el diseño, programación e implementación de simulaciones por computadora, mejor preparados están para entender sus simulaciones.

¹³ Esto se puede encontrar en (Oberkampff, Trucano y Hirsch 2003).

¹⁴ Véase, por ejemplo, su trabajo en (Winsberg 2010).

¹⁵ Para obtener más información sobre estas ideas, consulte (Morrison 2009).

Hay dos fuentes generales que alimentan la metodología de las simulaciones por ordenador. Por un lado, existen reglas formales y métodos sistemáticos que permiten equivalencia formal entre modelos matemáticos y modelos de simulación. Esto se ilustra con algunos métodos de discretización que permiten la transformación de funciones en sus contrapartes discretas. Ejemplos de métodos de discretización son los el método de Runge-Kutta y el método de Euler.¹⁶ También hay muchos lenguajes de desarrollo formales destinados al análisis de diseños y la identificación de características clave. del modelado, incluidos los errores y las tergiversaciones. Dichos lenguajes, como la notación Z, VDM o LePUS3, suelen utilizar alguna semántica de lenguaje de programación formal. (es decir, semántica denotacional, semántica operativa y semántica axiomática) para el desarrollo de simulaciones informáticas y software informático en general.

La segunda fuente para una metodología de simulaciones por computadora tiene un lado más práctico. El diseño y programación de simulaciones por ordenador no dependen únicamente en la maquinaria formal, pero también se basan en el llamado conocimiento experto (Collins y Evans 2007). Dicho conocimiento incluye 'trucos', 'saber hacer', 'experiencias pasadas', y una serie de mecanismos no formales para diseñar y programar sus simulaciones. No es fácil precisar la forma y los usos de tal conocimiento, ya que depende depende de muchos factores, como las comunidades, las instituciones y los antecedentes educativos personales. Shari Lawrence Pfleeger y Joanne M. Atlee informan que el conocimiento experto, tan presente y necesario como lo es en la vida de los programas informáticos, es sin embargo subjetivo y dependiente de la información actual disponible, como datos accesibles y el estado de desarrollo real de la unidad de software.¹⁷ En este contexto, no sorprende que muchas decisiones sobre software de computadora que tradicionalmente se tomaban por el investigador experto ahora se llevan a cabo mediante algoritmos automatizados.

Una síntesis de estas dos fuentes consiste en apoyarse en software bien documentado paquetes Por un lado, muchos de estos paquetes han sido revisados formalmente; por otro, los equipos involucrados en su desarrollo son los expertos en la materia. Un ejemplo son los generadores de números aleatorios, que están en el corazón del estocástico. simulaciones como las simulaciones de Monte Carlo. Para estos paquetes de software, es importante mostrar formalmente que se comportan de la manera en que fueron especificados, porque en De esta manera, los investigadores conocen los límites de su funcionalidad: número pseudoaleatorio inferior y superior generado, posibles errores, repeticiones y similares. Elegir el motor de generación de números aleatorios correcto es una decisión de diseño importante, ya que la precisión y la precisión de los resultados dependen de ello.¹⁸

Las dos fuentes mencionadas anteriormente están presentes durante las muchas etapas del diseño y programación de simulaciones por computadora. Descuidar las rutinas no formales, por ejemplo, conduce a la idea equivocada de que existe un método axiomático para diseñar simulaciones por computadora. Asimismo, al no reconocer la presencia de y los métodos formales conducen a una visión de las simulaciones por computadora como un disciplina sin fundamento. El desafío, entonces, es entender el rol que cada uno juega en la compleja actividad que es la metodología de las simulaciones por ordenador. Es

¹⁶ Para una discusión sobre las técnicas de discretización, ver (Atkinson, Han y Stewart 2009), (Gould, Tobochnik y Christian 2007) y (Butcher 2008), entre otros, en una gran cantidad de literatura.

¹⁷ Para obtener más información sobre el ciclo de vida del software de computadora, consulte (Pfleeger y Atlee 2009).

¹⁸ Los loci classici sobre este tema son (Knuth 1973) y (Press et al. 2007)

También es cierto que, a pesar de las muchas formas en que se diseñan y programan las simulaciones por computadora, existe una metodología estandarizada que proporciona los fundamentos básicos para muchas simulaciones por computadora. Es difícil imaginar un equipo de científicos e ingenieros cambiando sus metodologías generales cada vez que diseñan y programan una nueva simulación por computadora. La metodología para las simulaciones por computadora, podríamos decir, se basa en ideales de estabilidad de comportamiento, confiabilidad, robustez y continuidad en el diseño y la programación.¹⁹

A continuación, discuto una metodología para el software de computadora en general y para las simulaciones por computadora en particular.²⁰ La idea es tener una visión general de lo que comprende un modelo de simulación típico y lo que significa ser una simulación por computadora. También abordaré algunas cuestiones que llamaron la atención de los filósofos. Espero que al final de esta sección estemos convencidos de que las simulaciones por computadora representan una nueva unidad de análisis para la ciencia y la ingeniería.

2.2.1.1 Especificaciones

Todo instrumento científico requiere la elucidación de su funcionalidad y operabilidad, diseño y limitaciones. El tipo de información que aquí se presenta constituye la especificación de ese instrumento científico. Tomemos, por ejemplo, el termómetro de mercurio en vidrio con la siguiente especificación:

1. Inserte mercurio en un bulbo de vidrio unido a un tubo de vidrio de diámetro estrecho; el volumen del mercurio en el tubo debe ser mucho menor que el volumen en el bulbo; calibre las marcas en el tubo que varían según el calor dado; llene el espacio sobre el mercurio con nitrógeno.
2. Este termómetro solo se puede usar para medir líquidos, temperatura corporal y clima; no puede medir por encima de 50° C, ni por debajo de -10° C; tiene un intervalo de 0,5° C entre valores y una precisión de $\pm 0,01^\circ$ C; el mercurio en el termómetro se solidifica a -38.83° C; 3. Instrucciones para el uso correcto del

termómetro: inserte el bulbo de mercurio ubicado en el extremo del termómetro en el líquido (debajo del brazo, o afuera pero sin luz solar directa) a medir, ubique el valor indicado por la altura de la barra de mercurio, etc.

¹⁹ Un buen ejemplo de esto, pero a nivel de hardware de computadora, es la arquitectura de von Neumann, que ha sido un estándar en el diseño de computadoras desde su informe de 1945 (von Neumann 1945). Naturalmente, también hay que tener en cuenta las modificaciones realizadas en la arquitectura informática provocadas por el cambio tecnológico.

²⁰ Permítanme señalar que si bien presento solo tres componentes de las simulaciones por computadora, se ha argumentado la posibilidad de tener hasta seis. Giuseppe Primiero reconoce hasta seis 'niveles de abstracciones' en los que se examinan los sistemas computacionales, a saber, Intención, Especificación, Algoritmo, Instrucciones de lenguaje de programación de alto nivel, Operaciones de código ensamblador/máquina y Ejecución (Primiero 2016). Hay muchos enfoques filosóficos sobre la naturaleza de las especificaciones, los algoritmos y los procesos informáticos que no podré discutir. Una breve lista de referencias ciertamente incluiría (Copeland 1996; Piccinini 2007, 2008; Primiero 2014; Zenil 2014).

Además de estas especificaciones, normalmente conocemos información relevante sobre el sistema de destino. En el caso del termómetro, puede ser relevante saber que el agua cambia de estado líquido a sólido a 0° C; que si el líquido no se aísla adecuadamente, entonces la medición puede estar sesgada por una fuente diferente de temperatura; que la ley cero de la termodinámica justifica la medición de la propiedad física 'temperatura', y así sucesivamente.

Además de presentar la información necesaria para construir un instrumento, la especificación también es fundamental para establecer la confiabilidad del instrumento y la corrección de sus resultados. Cualquier mal uso del termómetro, es decir, cualquier uso que viole explícitamente sus especificaciones, puede dar lugar a mediciones inexactas. A la inversa, decir que un termómetro realiza la medición requerida, que la medición es precisa y exacta, y que los valores obtenidos son mediciones confiables, es también decir que la medición se ha realizado dentro de las especificaciones dadas por el fabricante.

Richard Feynman mencionó un caso anecdótico de mal uso de un instrumento durante su tiempo en el comité de investigación que investiga el desastre del Challenger. Recuerda haber tenido la siguiente conversación con el fabricante de una pistola de escaneo infrarrojo:

Señor, su pistola de exploración no tiene nada que ver con el accidente. La gente de aquí lo usó de una manera contraria a los procedimientos de su manual de instrucciones, y estoy tratando de averiguar si podemos reproducir el error y determinar cuáles eran realmente las temperaturas esa mañana. Para hacer esto, necesito saber más sobre su instrumento. (Feynman 2001, pp. 165-166)

La situación probablemente fue muy aterradora para el fabricante, ya que podría haber pensado que la pistola de escaneo no funcionaba como se especifica. De hecho, ese no fue el caso. En cambio, fue el material utilizado en las juntas tóricas del transbordador el que se volvió menos resistente en climas fríos y, por lo tanto, no selló correctamente en un día inusualmente frío en Cabo Cañaveral. El punto aquí es que para Feynman, así como para cualquier otro investigador, la especificación es una pieza clave de información sobre el diseño y uso adecuado de un instrumento.

Así entendidas, las especificaciones cumplen tanto un propósito metodológico como una funcionalidad epistémica. Hablando metodológicamente, funciona como los 'modelos' para el diseño, construcción y uso de un instrumento. Epistémicamente hablando, funciona como depositario y depositario de nuestro conocimiento sobre ese instrumento, sus posibles resultados, errores, etc. En este contexto, la especificación tiene un doble objetivo. Proporciona información relevante para la construcción de un instrumento, así como una visión de su funcionalidad. Del ejemplo del termómetro anterior, el punto 1 ilustra cómo construir un termómetro, incluido cómo calibrarlo; el punto 2 ilustra los límites superior e inferior en los que mide el termómetro y puede utilizarse como instrumento fiable; el punto 3 ilustra el uso correcto del termómetro para mediciones exitosas.

En el contexto de las simulaciones por computadora,²¹ las especificaciones juegan un papel similar al de los instrumentos: son descripciones del comportamiento, los componentes y las capacidades.

²¹ Tenga en cuenta que las diferencias entre la especificación para una simulación por computadora y cualquier otro software de computadora son mínimas. Esto se debe al hecho de que las simulaciones por computadora son un tipo de software de computadora. En este sentido, la diferencia más concreta radica en el tipo de modelo implementado.

lazos de la simulación por computadora de acuerdo con el sistema de destino. Brian Cantwell Smith, un filósofo interesado en los fundamentos de la computación, la define como una "descripción formal en algún lenguaje formal estándar, especificada en términos del modelo, en el que se describe el comportamiento deseado". (Cantwell Smith 1985, 20). El ejemplo utilizado es el de un sistema de suministro de leche, que puede especificarse mínimamente como un sistema de suministro de leche. coche de reparto que visita cada tienda conduciendo la menor distancia posible en total.

Detengámonos aquí por un momento y analicemos la definición de Cantwell Smith. A pesar de Esclarecedor, esta definición no captura lo que los investigadores llaman hoy una 'especificación'. Hay dos razones para esto. En primer lugar, es reductivo. En segundo lugar, no es suficientemente inclusivo. Es reductivo porque la noción de especificación se identifica con una descripción formal del comportamiento del sistema de destino. Esto significa que el comportamiento previsto de la simulación se describe en términos de maquinaria formal. Sin embargo, la ingeniería de software ha dejado en claro que las especificaciones no pueden ser completamente formalizado Más bien, deben concebirse como alguna forma de descripción 'semi-formal' del comportamiento de un software de computadora. En este último sentido, tanto formal como las descripciones no formales coexisten en la especificación. En otras palabras, matemática y las fórmulas lógicas coexisten con las decisiones de diseño en un lenguaje sencillo y natural, ad-hoc soluciones a la manejabilidad computacional, y similares. A lo largo viene la documentación para el código de computadora, los comentarios de los investigadores al respecto, etc. Aunque hay acuerdo general de que la formalización completa de la especificación es un objetivo deseable, es no siempre alcanzable, especialmente para el tipo de especificaciones muy complejas que presuponen las simulaciones por ordenador.

La definición no es lo suficientemente inclusiva en el sentido de que especificar el el comportamiento de una simulación no es independiente de cómo se implementa. Una especificación no solo describe el comportamiento previsto de la simulación de acuerdo con el sistema de destino, sino que también incorpora restricciones prácticas y teóricas del computadora física. Esto significa que las preocupaciones acerca de la computabilidad, el rendimiento, la eficiencia y la robustez de la computadora física suelen ser también parte de la especificación de la simulación. En el ejemplo anterior de la simulación de entrega de leche, la especificación solo captura los aspectos generales del sistema de destino, aquellos que son más importantes para el investigador independientemente de los detalles acerca de cómo la entrega de la leche se lleva a cabo realmente. Esto es correcto. Además de esto, las restricciones adaptado a la fisicalidad de la computadora necesita ser agregado. Como resultado, la especificación se completará con nuevas entidades y relaciones, soluciones alternativas a la problemas en cuestión, y un enfoque general diferente a una solución puramente formal proporcionaría.

Shari Pfleeger da una idea más precisa de lo que constituyen las especificaciones. y Joanne Atlee.²² Estos matemáticos e informáticos creen que cualquier la especificación del programa equivale a describir las propiedades visibles externas de una unidad de software, junto con las funciones de acceso del sistema, los parámetros, los valores de retorno y excepciones En otras palabras, la especificación se ocupa de ambos, el objetivo modelado sistema, así como la unidad de software.

mencionado, a saber, un modelo que describe un sistema objetivo destinado a fines científicos y de ingeniería generales.

²² Véase (Pfleeger y Atlee 2009).

Hay una serie de atributos y características generales que se suelen incluir como parte de la especificación. La siguiente es una lista corta:

Finalidad: documenta la funcionalidad de cada función de acceso, modificación de variables, acceso a E/S, etc. Esto debe hacerse con suficiente detalle para que otros desarrolladores puedan identificar qué funcionalidades se ajustan a sus necesidades;

Precondiciones: son suposiciones que incluye el modelo y que deben estar disponible para que otros desarrolladores sepan en qué condiciones la unidad funciona correctamente. Las condiciones previas incluyen valores de parámetros de entrada, estados de recursos globales, otras unidades de software, etc.;

Protocolos: incluye información sobre el orden en que funciona el acceso deben ser invocados, los mecanismos en los que los módulos intercambian mensajes, etc. por ejemplo, un módulo que accede a una base de datos externa debe estar debidamente autorizado;

Condiciones posteriores: se documentan todos los posibles efectos visibles del acceso a las funciones, incluidos los valores de retorno, las excepciones, los archivos de salida, etc. Las condiciones posteriores son importante porque le dice al código de llamada cómo reaccionar adecuadamente a un determinado salida de la función;

Atributos de calidad: estos son el rendimiento y la fiabilidad del modelo visible a los desarrolladores y usuarios. En el ejemplo del satélite que orbita alrededor de un planeta en sección 1.1, el usuario debe especificar la variable TOLERANCIA, es decir, la error absoluto máximo que se puede tolerar en cualquier coordenada posicional. Si esto es configurado demasiado bajo, el programa puede volverse muy lento;

Decisiones de diseño: el pliego de condiciones es también el lugar donde se establecen políticas, éticas y las decisiones de diseño se implementan como parte del modelo de simulación.

Tratamiento de errores: es importante especificar el flujo de trabajo de la unidad de software y cómo comportarse en situaciones anormales, como entradas no válidas, errores durante el cálculo, manejo de errores, etc. Los requisitos funcionales de la especificación deben establecer claramente lo que debe hacer la simulación en estas situaciones. Un bien la especificación debe seguir principios específicos de robustez, corrección, integridad, estabilidad y desiderata similares.

Documentación: cualquier información adicional también debe documentarse en la especificación, como detalles de los lenguajes de programación utilizados, bibliotecas, relaciones sostenido por estructuras, funciones adicionales implementadas, etc.;

En este sentido, y de manera similar a los instrumentos científicos, las especificaciones juegan dos puntos centrales. roles: juegan un papel metodológico como modelo para el diseño, programación, e implementación de la simulación. En esta función se incluye la vinculación de la representación y el conocimiento sobre el sistema de destino junto con el conocimiento sobre el

sistema informático (es decir, la arquitectura de la computadora, el sistema operativo, los lenguajes de programación, etc.). Esto significa que las especificaciones ayudan a 'conectar' conectando estos dos tipos de conocimiento. Esta no es, por supuesto, una conexión espeluznante o misteriosa, sino que es la base de la actividad profesional de los informáticos e ingenieros: una simulación debe especificarse con el mayor detalle posible antes de programarla en un algoritmo, ya que ahorra tiempo, dinero, recursos y, lo que es más importante, reduce la presencia de errores, tergiversaciones y las posibilidades de errores de cálculo.

También juega un papel epistemológico en el sentido de que las especificaciones son un depósito y depósito de nuestro conocimiento sobre el sistema de destino y, como acabamos de mencionar, también de la unidad de software. En este sentido, las especificaciones son una unidad cognitivamente transparente en el sentido de que los investigadores siempre pueden entender lo que allí se describe. De hecho, se puede argumentar que es la unidad más transparente en una simulación por computadora. Esto es inmediatamente claro cuando se compara con el algoritmo y el proceso de la computadora: el primero, aunque todavía cognitivamente accesible, está escrito en algún lenguaje de programación inadecuado para que lo siga un ser humano; el segundo, por otro lado, oscurece cualquier acceso a la simulación por computadora y su desarrollo en el tiempo.

Ilustremos estos puntos con un ejemplo. Considere la especificación de una simulación simple, como la simulación del satélite en órbita bajo la tensión de las mareas discutida en la sección 1.1. Una posible especificación incluye información sobre el comportamiento del satélite, como el hecho de que se extiende a lo largo del radio vector. También incluye posibles restricciones a la simulación. Woolfson y Pert indican que si la órbita no es circular, entonces la tensión sobre el satélite es variable y, por lo tanto, se expande y contrae a lo largo del radio vector de forma periódica. Debido a esto, y al hecho de que el satélite no está diseñado para ser perfectamente elástico, se producirán efectos de histéresis y parte de la energía mecánica se convertirá en calor que se irradiará. Una interesante solución ad-hoc a la elasticidad del satélite consiste en representarlo mediante tres masas, cada una del mismo valor, conectadas por resortes de la misma longitud no deformada. Naturalmente, también se incluyen varias ecuaciones en la especificación.²³

Estos y otros elementos deben incluirse en la especificación junto con alguna información sobre la computadora física. Un ejemplo sencillo de este último punto es que la masa de Júpiter no se puede representar en un ordenador cuya arquitectura se base en un sistema de 32 bits. La razón es que la masa de Júpiter es de 1.898×10^{27} kg, y dicho número solo se puede representar en 128 bits o más.

Continuemos ahora con el estudio del algoritmo, es decir, la estructura lógica encargado de interpretar la especificación en un lenguaje de programación adecuado.

2.2.1.2 Algoritmos

La mayoría de nuestras actividades diarias pueden describirse como simples conjuntos de reglas que repetimos sistemáticamente. Nos despertamos a cierta hora de la mañana, nos cepillamos los dientes,

²³ Para preguntas más filosóficas sobre las especificaciones, consulte (Turner 2011).

tomar una ducha y tomar el autobús al trabajo. Modificamos nuestra rutina, por supuesto, pero lo justo para hacerla más ventajosa de alguna manera: nos da más tiempo en la cama, minimiza la distancia entre paradas, satisface a todos en la casa.

En cierto modo, esta rutina capta el sentido de lo que llamamos un algoritmo, ya que repite sistemáticamente un conjunto de reglas bien definidas una y otra vez. Jean-Luc Chabert, un historiador que dedicó mucho tiempo a la noción de algoritmo, lo define como “un conjunto de instrucciones paso a paso, que deben llevarse a cabo de manera bastante mecánica, para lograr algún resultado deseado” (Chabert 1994, 1). Una rutina es una especie de algoritmo o, para ser más precisos, podría convertirse en un algoritmo. Pero en sí mismo no es un algoritmo. Necesitamos, entonces, precisar más esta noción.

Primero reconozcamos que la noción de algoritmo existía mucho antes de que se acuñara una palabra para describirlo. De hecho, los algoritmos tienen una historia omnipresente que se remonta a los babilonios y su uso para decodificar puntos de la Ley, profesores de latín que usaban algoritmos para elaborar gramática y clarividentes para predecir el futuro. Su popularidad comienza con las matemáticas (los métodos de Euler y Runge-Kutta y la serie de Fourier son solo algunos ejemplos) y se extiende a la informática y la ingeniería. En esta última parada es donde radica nuestro interés por los algoritmos. En resumen, para nosotros, algoritmo es sinónimo de algoritmo informático.

24

Ahora, los algoritmos informáticos se basan en la idea de que son parte de un procedimiento sistemático, formal y finito, matemático y lógico, para implementar conjuntos específicos de instrucciones. Chabert, tomando prestado de la *Eycyclopaedia Britannica*, los define como “un procedimiento matemático sistemático que produce, en un número finito de pasos, la respuesta a una pregunta o la solución de un problema” (2). Bajo esta interpretación, entonces, el siguiente sistema de partículas en celdas sin colisión presentado por Michael Woolfson y Geoffrey Pert califica como un algoritmo:

1. Construya una cuadrícula conveniente en el espacio de una, dos o tres dimensiones dentro del cual se puede definir el sistema. [...]
2. Decidir el número de superpartículas, tanto de electrones como de iones, y asignarles posiciones. Para obtener la menor fluctuación aleatoria posible en los campos, se requiere tener tantas partículas como sea posible por celda. [...]
3. Utilizando las densidades en los puntos de la cuadrícula, la ecuación de Poisson: $\nabla^2 \phi = -\rho/\epsilon_0$

...

25 N. Si no se supera el tiempo total de simulación, vuelva a 3.

²⁴ Hay un origen etimológico interesante para la palabra 'algoritmo'. Los registros muestran que la palabra deriva en parte de al-Khwarizmi, un matemático persa del siglo IX, autor de la obra de álgebra más antigua que se conoce. El mundo también proviene del latín *algorismus* y del griego antiguo *αριθμος*, que significa 'número'.

²⁵ Una discusión más detallada de los pasos involucrados en el proceso para campos puramente electrostáticos puede encontrarse aquí (Woolfson y Pert 1999, 115).

Una mirada cercana revela que el ejemplo incluye maquinaria matemática así como declaraciones en lenguaje sencillo. En cierto modo, se parece más a una especificación para un sistema de partículas en celda sin colisiones que a un algoritmo informático adecuado. Y, sin embargo, califica como un algoritmo según la definición de Chabert. Lo que necesitamos es una definición más precisa.

En la década de 1930, el concepto de algoritmo informático se popularizó en el contexto de la programación informática. En este nuevo contexto, la noción sufrió algunas alteraciones desde su formulación matemática original, más prominentemente en el lenguaje base: de las matemáticas a una multiplicidad de construcciones sintácticas y semánticas. Sin embargo, eso no fue todo. Una lista corta con las nuevas características incluye:

1. Un algoritmo se define como un conjunto finito y organizado de instrucciones, destinado a proporcionar la solución a un problema, y que debe satisfacer ciertos conjuntos de condiciones;
 2. El algoritmo debe poder escribirse en un idioma determinado; 3. El algoritmo es un procedimiento que se realiza paso a paso; 4. La acción en cada paso está estrictamente determinada por el algoritmo, los datos de entrada y los resultados obtenidos en los pasos anteriores;
 5. Cualesquiera que sean los datos de entrada, la ejecución del algoritmo terminará después de un número finito de pasos; 6.
- El comportamiento del algoritmo se ejemplifica físicamente durante la implementación en la computadora.²⁶

Nótese que muchas estructuras en informática e ingeniería logran igualmente calificar como algoritmos con estas características. Los pseudocódigos (por ejemplo, el algoritmo 1) es nuestro primer ejemplo. Estas son descripciones que cumplen la mayoría de las condiciones anteriores, excepto que no se pueden implementar en la máquina física. La razón es que están destinados principalmente a la lectura humana, con una pizca de sintaxis formal. Debido a esto, el pseudocódigo se encuentra con bastante frecuencia en las especificaciones de un sistema de destino, ya que facilitan la transición a un algoritmo.²⁷

²⁶ Estas son algunas, pero no todas, de las características atribuidas a los algoritmos por Chabert. un mas La historia detallada de los algoritmos informáticos se puede encontrar en (Chabert 1994, 455).

²⁷ Para una discusión detallada sobre las diferentes nociones de algoritmo, consulte el debate entre Robin Hill en (Hill 2013, 2015) y Andreas Blass, Nachum Dershowitz y Yuri Gurevich en (Blass y Gurevich 2003; Blass, Dershowitz y Gurevich 2009). Aquí sí necesitamos profundizar en discusiones filosóficas sutiles.

Algoritmo 1 Pseudocódigo

El pseudocódigo es una descripción no formal de alto nivel de la especificación. Está destinado a centrarse en el comportamiento operativo del algoritmo en lugar de una sintaxis particular. En este sentido, utiliza un lenguaje similar al de un lenguaje de programación pero en un sentido muy amplio, típicamente omitiendo detalles que no son esenciales para comprender el algoritmo.

Requerir: $n \geq 0$ $x \neq 0$

Asegurar: $y = x^{-1}$

si $n < 0$ entonces

$x = 1/x$
 $N = -n$

más

$x = x$

$N = n$

termina

si mientras que $N \neq 0$

hace si N es par entonces

$x = x \cdot x$

$N = N/2$

más { N es

impar} y $y = x \cdot y$

$N = N - 1$

terminar si

terminar mientras

Más comúnmente, la noción de algoritmo se adapta a un lenguaje de programación. Ahora bien, dado que el universo de los lenguajes de programación es significativamente grande, un ejemplo de cada tipo sería suficiente para nuestros propósitos. Luego tomo Fortran, Java, Python y Haskell como cuatro representantes de los lenguajes de programación. El primero es un ejemplo de lenguaje de programación imperativo (ver algoritmo 2); el segundo es un Lenguaje de Programación Orientado a Objetos (ver algoritmo 3); Python es un buen ejemplo de un lenguaje interpretado (ver algoritmo 4); y Haskell es el ejemplo de programación funcional (ver algoritmo 5).

Algoritmo 2 Fortran

Fortran es un lenguaje de programación imperativo especialmente adecuado para la computación numérica y la computación científica. Es bastante popular entre los investigadores que trabajan con simulaciones por computadora, ya que las fórmulas se implementan fácilmente mientras el rendimiento informático se mantiene alto. Debido a su versatilidad y eficiencia, Fortran llegó a dominar áreas computacionalmente intensivas como la predicción meteorológica numérica, el análisis de elementos finitos y la dinámica de fluidos computacional, entre otras. También es un lenguaje muy popular en la informática de alto rendimiento.

El programa GCD calcula el máximo común divisor entre dos enteros como entrada del usuario:

```
programa GCD
  implícito
  ninguno entero :: a, b, c

  write(*,*) 'Dame dos enteros positivos: ' read(*,*)
  a, b si (a < b)
    entonces
      c=a
      a=b
      b=c
  terminara si

  hacer
    c = MOD(a, b) if
    (c == 0) exit

  a=bb=c
  end do write(*,*) 'El GCD es ',
b end program GCD
```

Algoritmo 3 JAVA Java

es un lenguaje de programación de computadora de propósito general. Algunas de sus principales características son que es concurrente, basado en clases, orientado a objetos y diseñado específicamente para tener la menor cantidad posible de dependencias de implementación. Este último punto ha convertido a Java en un lenguaje de programación popular, ya que sus aplicaciones generalmente se compilan una vez y se ejecutan en cualquier máquina virtual de Java, independientemente de la arquitectura de la computadora.

SNP calcula la suma de dos números enteros como entrada del usuario:

```
paquete SNP;
importar java.util.Scanner;

clase pública addTwoNumbers
    escáner estático privado sc;
    public static void main(String[] args) int
        Número1, Número2, Suma; sc =
        nuevo escáner (Sistema.in);

        System.out.println("Ingrese el primer número: "); a =
        sc.nextInt();

        System.out.println("Ingrese el segundo número: "); b =
        sc.nextInt();

        suma = a + b;
        System.out.println("La suma es = " + suma);
```

Algoritmo 4 Python Python

es un lenguaje de programación de alto nivel ampliamente utilizado para la programación de propósito general. Es uno de los muchos idiomas interpretados disponibles en la actualidad. Una de las filosofías de diseño de Python es la legibilidad del código, que se aplica mediante el uso de espacios en blanco para delimitar los bloques de código. También hace uso de una sintaxis notablemente simple que permite a los programadores expresar conceptos complejos en menos líneas de código.

La función gcd calcula el máximo común divisor de dos enteros como entrada del usuario:

```
def mcd(a, b): a
    = abs(a) b =
    abs(b) while
        b:
            a, b = b, a%b
    devolver un
```

Algoritmo 5 Haskell

Haskell es un lenguaje de programación puramente funcional, de propósito general y estandarizado, con una semántica no estricta y un fuerte tipado estático. Siendo un funcional lenguaje significa que Haskell trata la computación como la evaluación de las matemáticas funciones. En este sentido, la programación en Haskell se realiza con expresiones o declaraciones en lugar de sentencias, a diferencia de la programación imperativa. Haskell presenta evaluación perezosa, coincidencia de patrones, comprensión de listas, clases de tipos y tipo de polimorfismo. Una característica principal de las funciones en Haskell es que no tienen efectos secundarios, es decir, el resultado de una función está determinado por su entrada y sólo por su entrada. Las funciones, entonces, se pueden evaluar en cualquier orden y siempre devolver el mismo resultado, siempre que se pase la misma entrada. Este es un importante ventaja de la programación funcional que hace que el comportamiento de un programa sea mucho más fácil de entender y de predecir.

La función plus suma 1 a 2 y muestra el resultado:

```
más :: Int -> Int -> Int
```

```
más = (+)
```

```
principal = hacer
```

```
    let res = más 1 2      "
ponerStrLn $ "1+2 =      ++ mostrar resolución
```

Los algoritmos muestran varias características a las que vale la pena prestar atención. Desde un punto de vista ontológico, un algoritmo es una estructura sintáctica que codifica la información establecido en la especificación. Como discutiré más adelante en esta sección, por varias razones técnicas y prácticas, los algoritmos no pueden codificar toda la información establecida en la especificación. Más bien, alguna información se agregará, otra se perderá y otra simplemente será alterado.

Notemos también que los estudios en ciencias de la computación hacen uso de la noción de sintaxis y semántica de una manera bastante diferente a la lingüística. Para informática, la sintaxis es el estudio de los símbolos y sus relaciones dentro de un sistema formal; normalmente incluye una gramática (es decir, una secuencia de símbolos como fórmulas bien formadas), y la teoría de la prueba (es decir, una secuencia de fórmulas bien formadas que se consideran los oremas). Por otro lado, la semántica es el estudio de la relación entre un sistema formal, que se especifica sintácticamente, y un dominio semántico, que se especificado por un dominio que proporciona interpretación a los símbolos en el dominio sintáctico. En el caso de la implementación del algoritmo en la computadora digital, el dominio semántico son los estados físicos de la computadora cuando ejecuta las instrucciones programadas en el algoritmo. Me refiero a estos estados físicos como la computadora proceso, y será discutido en la siguiente sección.

Otras dos propiedades ontológicas de interés son que el algoritmo es abstracto y formal. Es abstracto porque consiste en una cadena de símbolos sin relaciones causales que actúan sobre ellas: como una estructura lógico-matemática, una al-

gorithm es causalmente inerte y desconectado del espacio-tiempo. Es formal porque sigue las leyes de la lógica que indican cómo manipular sistemáticamente los símbolos.²⁸ Estas

características ontológicas ofrecen varias ventajas epistémicas de interés, dos de las cuales han mantenido particularmente ocupados a filósofos e informáticos. Esos son la correlación de sintaxis y la transferencia de sintaxis. La correlación sintáctica es la posibilidad de mantener la equivalencia entre dos estructuras algorítmicas. La transferencia de sintaxis, por otro lado, consiste en alterar el algoritmo para que realice una funcionalidad diferente. Permítanme elaborar más sobre cada uno.

La correlación sintáctica se puede aclarar con un ejemplo de las matemáticas. Considere un sistema cartesiano de coordenadas y un sistema polar de coordenadas. Existen transformaciones matemáticas bien establecidas que ayudan a establecer su equivalencia.

Dadas las coordenadas cartesianas (x, y) , sus coordenadas polares equivalentes se establecen mediante $(r, \theta) = (r, \theta)$. Asimismo, dado un conjunto de coordenadas polares (r, θ) , uno puede encontrar las coordenadas cartesianas correspondientes sin mucho esfuerzo usando $(x, y) = r \cos \theta, r \sin \theta$.²⁹

Una idea similar se puede utilizar en algoritmos. Considere la siguiente extracción del algoritmo 6 y su equivalente en el algoritmo 7. Sabemos que ambos son lógicamente equivalentes porque hay una prueba formal de esto (dada en la tabla de verdad 2.1).³⁰

Algoritmo 6 si

... (α) entonces $\{a\}$ else $\{b\}$...

²⁸ Para obtener más detalles, consulte el trabajo de Donald E. Knuth y Edsger W. Dijkstra en (Knuth 1974), (Knuth 1973) y (Dijkstra 1974). Ambos autores son reconocidos como los principales contribuyentes en el desarrollo de la informática como una disciplina rigurosa. Knuth también es autor de El arte de la programación informática, una obra maestra de cuatro volúmenes, según el recuento actual, que cubre muchos tipos de algoritmos de programación y su análisis. Dijkstra, a su vez, es uno de los primeros pioneros y promotores de la informática como disciplina académica. Ayudó a sentar las bases para el nacimiento y desarrollo de la ingeniería de software, y sus escritos sentaron las bases en muchas áreas de investigación de las ciencias de la computación, especialmente en programación estructurada y computación concurrente.

²⁹ Como resulta del ejemplo, la correlación de sintaxis plantea la pregunta '¿hasta qué punto son equivalentes dos sistemas de ecuaciones?' Esta no es una pregunta fácil de responder. En el caso de los sistemas de coordenadas polares y cartesianas, se podría objetar que se deben imponer restricciones a los sistemas de coordenadas polares, es decir, para la función $\tan$, el dominio son todos los números reales, excepto donde ocurre $\frac{\pi}{2} \pm \frac{3\pi}{2} \pm \frac{5\pi}{2}, \dots$, la función no está definida, y por lo tanto no son isomorfo concepto $\pm$ Algo similar con el lagrangiano y el hamiltoniano, como analizo más adelante para los algoritmos.

³⁰ Seguramente, los algoritmos son estructuras mucho más complejas que los ejemplos que uso aquí. No sorprende, entonces, que la equivalencia entre algoritmos no pueda establecerse simplemente mediante una tabla de verdad. Se necesita y, de hecho, se utiliza una maquinaria matemática y computacional más compleja. Un enfoque estándar consiste en construir una clase de equivalencia de algoritmos (Blass, Dershowitz y Gurevich 2009). Tomemos, por ejemplo, un algoritmo de ordenación, cuya formulación es que devuelve una permutación ordenada de una lista de entrada, para alguna definición de ordenación. Al mostrar que una función dada tiene la propiedad de devolver una permutación ordenada (para la misma definición de ordenación), se podría afirmar que ambos algoritmos pertenecen a la misma clase. Encontrar una equivalencia de algoritmo es fundamental para muchos procedimientos de verificación de software y hardware.

Algoritmo 7

... si (no- α) entonces $\{b\}$ else $\{a\}$...

Tabla 2.1 Tablas de verdad de equivalencia del Algoritmo 6 y

α	$\{a\}$	$\{b\}$
T	T	$\emptyset$
F	$\emptyset$	T

Algoritmo 7. not- α $\{a\}$ $\{b\}$

T	$\emptyset$	T	F	T	$\emptyset$

Una ventaja epistémica de la correlación de sintaxis es que amplía el número de implementaciones posibles y equivalentes para cualquier simulación informática dada. Considere como caso un conjunto de ecuaciones lagrangianas y hamiltonianas, ya que están correlacionadas en sistemas dinámicos. Los investigadores pueden elegir entre una u otra formulación dependiendo de las necesidades que no están estrictamente relacionadas con la representación del sistema objetivo (por ejemplo, comprender un sistema de ecuaciones es más simple que otro para un sistema objetivo dado, el rendimiento de la simulación es mejorado con cualquier conjunto de ecuaciones, etc.). De esta manera, los investigadores ya no se quedan atascados con un conjunto de ecuaciones para descubrir cómo implementarlas, sino que centran sus esfuerzos y preocupaciones en otros aspectos de la simulación, como el rendimiento y la simplicidad. Tomemos por ejemplo el siguiente cálculo rápido. Para un sistema con espacio de configuración de dimensión n , las ecuaciones hamiltonianas son un conjunto de $2n$ EDO acopladas de primer orden. Las ecuaciones lagrangianas, por otro lado, son un conjunto de n EDO de segundo orden desacopladas. Por lo tanto, implementar hamiltonianos sobre lagrangianos podría brindar una ventaja real en términos de rendimiento, uso de memoria y velocidad de cálculo. Algo muy similar sucede cuando uno calcula a mano un sistema de coordenadas cartesianas y polares.

La segunda característica epistémica de los algoritmos es la transferencia de sintaxis. Esto se refiere a la idea simple de que al agregar, o restar, solo unas pocas líneas de código en el algoritmo, los investigadores pueden reutilizar el mismo código para diferentes contextos de representación. En tales casos, la transferencia de sintaxis presupone cambios mínimos en el algoritmo. Se puede ilustrar un caso muy simple agregando al algoritmo 3 unas pocas líneas para calcular la suma de 3 números, como se muestra en el algoritmo 8. Tengamos en cuenta que la transferencia de sintaxis es una idea fundamental detrás de los módulos y bibliotecas: un código muy similar puede ser utilizado en contextos diferentes, pero relacionados.

La transferencia de sintaxis, entonces, permite a los investigadores reutilizar su código existente para adaptarlo a diferentes contextos, así como generalizar el código para incluir más resultados, ampliando o reduciendo así el alcance del algoritmo.

Algoritmo 8 JAVA paquete

expandido SNP;

importar java.util.Scanner;

clase pública addThreeNumbers

escáner estático privado sc;

public static void main(String[] args) int

Número1, Número2, Número3, Suma; sc =

nuevo escáner (Sistema.in);

System.out.println("Ingrese el primer número: "); a =

sc.nextInt();

System.out.println("Ingrese el segundo número: "); b =

sc.nextInt();

System.out.println("Ingrese el tercer número: "); c =

sc.nextInt();

suma = a + b + c;

System.out.println("La suma es = " + suma);

La correlación de sintaxis y la transferencia de sintaxis son prácticas comunes entre los investigadores que programan sus propias simulaciones. No es raro ver cómo una misma simulación crece y se achica añadiendo y eliminando algunos módulos así como modificando otros. Esto es parte del mantenimiento y mejora del código estándar.

Ahora, también es posible que la transferencia de sintaxis haga que el código se vuelva demasiado voluminoso y, por lo tanto, imposible de mantener sin un alto costo. Cuando ocurre tal situación, probablemente sea el momento de un nuevo código. En casos como este, la correlación de sintaxis juega un papel importante, ya que muchas funciones del código antiguo se mantendrán, y se modificarán adecuadamente, en el código nuevo.

Junto a la correlación sintáctica y la transferencia sintáctica surgen algunas cuestiones filosóficas. La más destacada es la pregunta "¿cuándo dos algoritmos son iguales?" La pregunta surge en el contexto de que la correlación de sintaxis y la transferencia de sintaxis presuponen modificaciones de un algoritmo original, lo que lleva a un nuevo algoritmo. En el caso de la correlación de sintaxis, esta se presenta en forma de un nuevo algoritmo que realiza las mismas funciones que el antiguo algoritmo. En el caso de la transferencia de sintaxis, esto viene en la forma de tener un algoritmo modificado, y por lo tanto, estrictamente hablando, nuevo.

Hay dos respuestas generalmente aceptadas a esta pregunta. Cualquiera de los dos algoritmos son lógicamente equivalentes, es decir, los dos algoritmos son estructural y formalmente

similares,³¹ o son conductualmente equivalentes, es decir, los dos algoritmos se comportan de una moda similar. Permítanme discutir brevemente estos dos enfoques.

La equivalencia lógica es la idea de que dos algoritmos son estructuralmente similares, y que tal equivalencia puede demostrarse por medios formales. Ilustro una muy simple equivalencia lógica usando el algoritmo 6 y el algoritmo 7, ya que ambos son formalmente isomorfos entre sí; la prueba, nuevamente, está en la tabla 2.1. Procedimientos formales de cualquier tipo, como una tabla de verdad, son buenas garantías para la similitud estructural.³² Por lo tanto, el si ...entonces el condicional en el algoritmo 6 es estructuralmente equivalente al condicional en algoritmo 7.

Desafortunadamente, la equivalencia lógica no siempre es alcanzable debido a la práctica como así como restricciones teóricas. Los ejemplos de restricciones prácticas incluyen casos de algoritmos que son humanamente imposibles de verificar formalmente. Otro ejemplo es formal. procedimientos que consumen demasiado tiempo y recursos. Ejemplos de teoría Las restricciones incluyen casos en los que el lenguaje de programación codificado en la simulación se refiere a entidades, relaciones, operaciones y similares, que el procedimiento para verificar la similitud estructural no puede explicar.

Para hacer frente a estas limitaciones, la academia y la industria han unido fuerzas y creó una gran cantidad de herramientas que automatizan el proceso de corrección y verificación. A pesar de hay varios verificadores de modelos y semánticas disponibles, un ejemplo poderoso utilizado en la verificación del software es ACL2. Una lógica computacional para aplicaciones Common Lisp (ACL2) ha sido diseñado explícitamente para admitir el razonamiento automatizado y así ayudar en la reconstrucción de clases de equivalencia de algoritmos.

La equivalencia conductual, por otro lado, consiste en asegurarse de que los dos los algoritmos se comportan de manera similar (p. ej., produciendo los mismos resultados³³). Ahora, aunque la equivalencia conductual suena más fácil de lograr que la equivalencia estructural, conlleva algunos problemas propios. Por ejemplo, existe la preocupación de que la equivalencia conductual se basa en principios inductivos. Esto significa que uno sólo podría garantizar la equivalencia hasta el tiempo t , cuando los dos algoritmos se comportan de manera similar. Pero no hay garantías de que en el momento $t + 1$ el comportamiento de los algoritmos seguirá siendo lo mismo. La equivalencia conductual solo se puede garantizar hasta el momento en que se comparan los dos algoritmos. De hecho, se podría argumentar que dos algoritmos son

³¹ El isomorfismo sería la mejor opción aquí, ya que es el único -morfismo que podría justificar equivalencia total entre algoritmos. Los morfismos alternativos, sin embargo, también se discuten en el literatura, por ejemplo, en el trabajo de (Blass, Dershowitz y Gurevich 2009) y (Blass y Gurevich 2003).

³² Para aquellos lectores interesados en discusiones filosóficas profundas, es imprescindible aclarar la noción de 'similitud estructural'. Aquí, entiendo que uno puede decidir objetivamente cuándo un algoritmo es estructuralmente similar a otro. La literatura sobre semejanza y, más en general, sobre representación teórica es bastante amplia. Una sugerencia es comenzar con (Humphreys e Imbert 2012).

³³ Esto bajo una interpretación dada de 'los mismos resultados', de lo contrario, estamos planteando la pregunta de cuando dos conjuntos de resultados son iguales. Con este fin, podríamos seleccionar procedimientos matemáticos y algorítmicos externos a los dos algoritmos que se comparan que establezcan una similitud aceptable. entre resultados.

conductualmente equivalente solo para esa ejecución de los algoritmos. Otras ejecuciones podría mostrar divergencia en el comportamiento.³⁴

Un último problema que surge de la equivalencia conductual es que podría ocultar la equivalencia lógica. Esto significa que dos algoritmos difieren en comportamiento aunque son estructuralmente equivalentes. Un ejemplo es un algoritmo que implementa un cartesiano conjunto de coordenadas mientras que otro implementa coordenadas polares. Ambos algoritmos son estructuralmente equivalentes, pero conductualmente diferentes.³⁵ En este tipo de casos, Queda la cuestión del tipo de equivalencia que debe prevalecer.

Estas son algunas de las discusiones estándar que se encuentran en la filosofía de la informática. ciencia. Aquí, solo he arañado la superficie, y mucho más puede y necesita para ser dicho Sin embargo, la lección que me gustaría sacar es que tanto la correlación sintáctica como la transferencia sintáctica tienen un precio. Si los investigadores están dispuestos a pagar ese precio, y qué tan alto es ese precio en realidad, es una pregunta que depende de varias variables, como los intereses del investigador, los recursos disponibles y el real. urgencia de encontrar una solución. Para algunas situaciones, soluciones listas para usar existir; para otros, la experiencia del investigador sigue siendo la moneda más valiosa.

Hasta ahora, hemos discutido los algoritmos junto con sus consecuencias filosóficas. Todavía tenemos que decir algo sobre el vínculo entre la especificación y el algoritmo

Idealmente, la especificación y el algoritmo deberían estar estrechamente relacionados, es decir, la especificación debe interpretarse completamente como una estructura algorítmica. En realidad, este rara vez es el caso, principalmente porque la especificación hace un uso intensivo de lenguaje natural mientras que en el algoritmo cada término debe interpretarse literalmente. Un ejemplo de ello es el uso de metáforas y analogías. Muchos modelos científicos y de ingeniería incluyen términos que no tienen una interpretación específica, como 'agujero negro' o 'mecanismo' (Bailer-Jones 2009).³⁶ Metáforas y analogías se utilizan luego para llenar el vacío introducido por estos términos que no tienen interpretación literal. Al hacerlo, metáforas y analogías inspiran algún tipo de respuesta creativa en los usuarios de la modelo que no puede ser rivalizado por el lenguaje literal. Sin embargo, si la misma metafórica los términos se implementan en un algoritmo, requieren una interpretación literal de lo contrario no se pueden computar.

Por supuesto, para facilitar la interpretación de la especificación en un algoritmo, los investigadores han confiado una vez más en la automatización proporcionada por las computadoras. Para ello, existe una multitud de lenguajes especializados que formalizan la especificación,

³⁴ Muchos investigadores son reacios a aceptar como una preocupación genuina que el código de computadora pueda ser diferente dependiendo del tiempo de ejecución. El filósofo James Fetzer (Fetzer 1988) planteó este problema una vez en el contexto de la validación del programa. En respuesta, muchos científicos e ingenieros informáticos objetaron que él sabía muy poco sobre cómo funciona realmente el software y el hardware informáticos. trabajar. Por supuesto, las objeciones no eran meramente ad hominem, sino que contenían buenas razones para rechazar Posición de Fetzer. En cualquier caso, Fetzer planteó un problema filosófico genuino y debe ser tratado como tal.

³⁵ Notemos que este razonamiento depende de la noción de 'comportamiento'. Si por esto simplemente tomamos 'exactamente los mismos resultados', los dos algoritmos arrojan claramente resultados diversos.

³⁶ Debemos ser cautelosos aquí porque, en casos como el de la neurociencia, términos como "mecanismo" tener una definición completa (p. ej., (Machamer, Darden y Craver 2000) y (Craver 2001))

facilitando así su programación en un algoritmo. El lenguaje de especificación algebraica común (CASL), el método de desarrollo de Viena (VDM), la especificación de comportamiento abstracto (ABS) y la notación Z son solo algunos ejemplos.³⁷ Modelo

La verificación también es útil, ya que prueba automáticamente si un algoritmo cumple con los requisitos. especificación requerida, y por lo tanto también ayuda con su interpretación. En breve, La interpretación de una especificación en un algoritmo tiene una larga tradición en matemáticas, lógica e informática, y en realidad no representa una definición conceptual. problema aquí.

También mencioné que la especificación incluye elementos no formales, como conocimiento experto y decisiones de diseño que no pueden interpretarse formalmente. Sin embargo, estos elementos no formales también deben incluirse, e incluirse correctamente, en el algoritmo, de lo contrario no serán parte del cálculo del modelo. Imaginar por ejemplo, la especificación para una simulación de un sistema de votación. Para esta simulación Para tener éxito, los módulos estadísticos se implementan de tal manera que darán una distribución razonable de la población votante. Durante la etapa de especificación, investigadores deciden dar más relevancia estadística a variables como sexo, género, y salud sobre otras variables, como educación e ingresos. Si esta decisión de diseño no está programado en el módulo estadístico correctamente, entonces la simulación nunca reflejan el valor de estas variables, a pesar de estar en la especificación.

Este ejemplo pretende mostrar que un algoritmo debe ser capaz de interpretar elementos formales y no formales incluidos en la especificación, particularmente porque no existen métodos formales para interpretar el conocimiento experto, las experiencias pasadas y cosas por el estilo.

¿Dónde nos deja esta discusión en el mapa metodológico de las simulaciones por computadora? Por un lado, comprendemos mejor la naturaleza de las simulaciones por computadora como unidades de análisis. Por otro lado, tenemos una comprensión más profunda de la metodología de especificaciones, algoritmos y su relación.

Antes de continuar, permítanme aclarar algo de la terminología que he estado usando. Llamamos modelo de computadora a todo el proceso de especificar y programar un sistema de computadora dado. Si el propósito de dicho modelo es simular un sistema objetivo, entonces llamémoslo el modelo de simulación. Las únicas diferencias visibles entre estos dos es que el primero es una versión generalizada del segundo. Diferencias más significativas surgirá al discutir cuestiones epistemológicas y prácticas en los siguientes capítulos Además, al implementar un modelo de computadora en la computadora física obtenemos un proceso de computadora (que se discutirá a continuación). Siguiendo la misma estructura como antes, si el modelo implementado es un modelo de simulación, entonces tenemos una computadora simulación.

³⁷ Para CASL, ver por ejemplo (Bidoit y Mosses 2004). Para VDM, ver por ejemplo (Bjorner y Henson 2007). Para ABS, consulte <http://abs-models.org/concept/>. Y para la notación Z, ver para ejemplo (Spivey 2001).

2.2.1.3 Procesos informáticos

En secciones anteriores, hice uso de la noción de especificación de Cantwell Smith como punto de partida para nuestros estudios. Ahora es el momento de completar su idea con el análisis de los procesos informáticos.³⁸

Siguiendo al autor, un programa informático es el conjunto de instrucciones que tienen lugar en el ordenador físico. Tal caracterización difiere mucho de la noción de especificación, como lo discutió anteriormente Cantwell Smith. Mientras que un programa de computadora es un proceso causalmente relacionado que tiene lugar en la computadora física, la especificación es una entidad abstracta y, hasta cierto punto, formal. Además, Cantwell Smith señala que “el programa tiene que decir cómo se va a lograr el comportamiento, normalmente paso a paso (y a menudo con detalles insoportables). La especificación, sin embargo, está menos restringida: todo lo que tiene que hacer es especificar cuál sería el comportamiento adecuado, independientemente de cómo se logre” (Cantwell Smith 1985, 22. Énfasis en el original). Así entendidas, las especificaciones son declarativas en el sentido de que expresan en un lenguaje dado, natural y formal, cómo se desarrolla el sistema a lo largo del tiempo. En este sentido, las especificaciones denotan lenguajes de alto nivel para la resolución de problemas sin exigir explícitamente el procedimiento exacto a seguir. Los programas de computadora, por otro lado, son procedimentales, ya que determinan paso a paso cómo se comportará la computadora física.

Para ilustrar la diferencia entre la especificación y el programa de computadora, tome nuevamente la descripción del sistema de suministro de leche. Esta simulación específica que un camión de reparto de leche debe hacer una entrega en cada tienda recorriendo la distancia más corta posible en total. Según Cantwell Smith, esta es una descripción de lo que debe suceder, pero no de cómo sucederá. Es responsabilidad del programa de computadora mostrar cómo se lleva a cabo realmente la entrega de la leche: “conduzca cuatro cuadras hacia el norte, gire a la derecha, deténgase en la tienda de comestibles Gregory's en la esquina, deje la leche, luego conduzca 17 cuadras hacia el noreste, [. . .]” (22).

Aunque correcta en muchos aspectos, la definición de 'programa de computadora' de Cantwell Smith no es convincente. La principal preocupación aquí es que no capta la diferencia entre un procedimiento paso a paso entendido como fórmulas sintácticas (es decir, el algoritmo) y un procedimiento paso a paso que pone a la máquina física en los estados causales apropiados (es decir, el algoritmo). proceso de computadora).³⁹ Como veremos en breve, esta no es una diferencia inofensiva, sino que golpea el núcleo de muchas discusiones sobre la verificación de software de computadora. En particular, no tener en cuenta esta distinción está en la base de fusionar la descripción del investigador del comportamiento del sistema de suministro de leche de los pasos reales seguidos por la computadora.

³⁸ No abordo la pregunta sobre la arquitectura computacional en la que se ejecuta el software de la computadora. Sin embargo, debe quedar claro por el contexto que estamos interesados en las computadoras basadas en silicio, a diferencia de las computadoras cuánticas o las computadoras biológicas. También hay que decir que otras arquitecturas representan un conjunto diferente de problemas (Berekovic, Simopoulos y Wong 2008) (Rojas y Hashagen 2000).

³⁹ Para completar las etapas desde la especificación hasta el programa informático, también debemos agregar una serie de pasos intermedios, como la compilación del algoritmo, la asignación de memoria, el almacenamiento masivo, etc. Debido a que estos pasos intermedios no constituyen unidades de análisis para simulaciones por computadora, no es necesario discutirlos en detalle.

La noción de programa de computadora,⁴⁰ entonces, necesita ser dividida en dos: la algoritmo y el proceso de la computadora. ⁴¹ Ya que hemos discutido los algoritmos en algunos detalle en el apartado anterior, es hora de abordar la noción de proceso informático y su relación con los algoritmos.

Permítanme comenzar con el último tema, ya que ayuda a dar sentido a la noción del propio proceso informático. Como cualquier investigador que haya programado al menos una vez en su vida sabe, para implementar un algoritmo en la computadora, uno necesita compilarlo primero. La compilación consiste básicamente en un mapeo de un dominio interpretado (es decir, el algoritmo) a un dominio de interpretación (es decir, el proceso informático).⁴² En otras palabras, un algoritmo se implementa como un proceso físico porque la computadora puede interpretar y ejecutar el algoritmo de la manera correcta. Ahora, ¿cómo es esto? ¿posible?

En esencia, cada hardware de computadora consta de microelectrónica construida a partir de miles de millones de puertas lógicas. Estas puertas lógicas son la implementación física de la lógica. operadores 'y', 'o' y 'no' que, cuando se combinan, son suficientes para interpretar toda la lógica operaciones aritméticas y, en consecuencia, todo lo demás.⁴³ En este nivel de descripción, todas las computadoras son básicamente iguales, tal vez con la excepción de la número de puertas lógicas empleadas. Sin embargo, así es como la identidad entre computadoras va, ya que en los niveles superiores, no todas las computadoras comparten la misma arquitectura.

Un esquema de abajo hacia arriba conecta estas puertas lógicas con el proceso de la computadora mediante que implica una cascada de instrucciones de máquina complejas y lenguajes que "hablan" con entre sí. Comienza con Microcode,⁴⁴ utilizado como el conjunto de instrucciones a nivel de hardware. capaz de implementar instrucciones de código de máquina de nivel superior, al compilador, responsable de convertir las instrucciones del algoritmo en un código de máquina, de modo que se pueden leer y ejecutar como un proceso informático. Así entendido, un ordenador el proceso se ejecuta en una computadora física porque hay varias capas de intérpretes que traducen un conjunto de instrucciones a un lenguaje de máquina apropiado.

Ilustremos estos puntos con un caso simplificado de la operación matemática $2+2$ escrito en lenguaje C. Considere el algoritmo 9.

⁴⁰ A pesar de apoyar esta distinción, mantengo la noción de un 'programa de computadora' como una forma compacta para referirse al algoritmo y al proceso informático en conjunto.

⁴¹ El concepto de "proceso informático" es, a su vez, muy ambiguo ya que puede utilizarse para referirse a a (i) codificaciones de algoritmos, (ii) codificaciones de algoritmos que se pueden compilar, (iii) codificaciones de algoritmos que pueden ser compilados y ejecutados por una máquina. James H. Moor ha sugerido a cinco interpretaciones diferentes (Moor 1988). Véase también (Fetzer 1988, 1058). mi interpretación es similar al tercero.

⁴² Sobre este punto se puede consultar el trabajo de William Rapaport en (William J. Rapaport 1999) y (William J Rapaport 2005).

⁴³ Hay lenguajes específicos, los llamados 'lenguajes de descripción de hardware', como VHDL y Verilog que facilitan la construcción de estas puertas lógicas en los microcircuitos físicos (Cohn 1989) (Ciletti 2010). Estos lenguajes de descripción de hardware son, esencialmente, lenguajes de programación para la arquitectura de hardware.

⁴⁴ El microcódigo se desarrolló originalmente como un sustituto del cableado de las instrucciones para la CPU. De esta forma, el comportamiento y la programación del procesador se sustituye por rutinas microprogramadas. en lugar de circuitos dedicados.

Algoritmo 9 Un algoritmo simple para la operación 2+2 escrito en lenguaje C

```

vacío principal()
{
retorno(2+2)
}

```

En código binario, el número 2 está representado por '00000010, mientras que la operación más se realiza, por ejemplo, mediante un sumador Ripple-carry. El compilador luego convierte estas instrucciones en código de máquina listo para ser ejecutado en una computadora física. Una vez el proceso de la computadora termina, la solución se muestra en el monitor de pantalla, en este caso 4, que es 00000100 en código binario.

Partiendo de estas consideraciones, ahora tenemos suficientes elementos para presentar algunas cuestiones filosóficas clave. Considere la siguiente pregunta: si la computadora los procesos son la realización física de algoritmos, que son abstractos -y a veces formales- ¿cómo podría concebirse la relación entre uno y otro?

Para muchos, el único propósito de los algoritmos es prescribir las reglas que la computadora procesos deben seguir en la computadora física. Tengamos en cuenta que la comprensión de la relación entre los algoritmos y los procesos informáticos de esta manera no implica una. Volvamos a la noción de "programa informático" de Cantwell Smith, ya que los algoritmos y los procesos informáticos siguen siendo dos entidades separadas. Hay varias razones por las que volver este reclamo. Primero, los algoritmos y los procesos informáticos son ontológicamente diferentes. Mientras que los algoritmos son entidades abstractas, los procesos informáticos son causales en un sentido físico directo. Además, mientras que los algoritmos son cognitivamente accesibles (es decir, los investigadores pueden entender y, hasta cierto punto, incluso seguir las instrucciones establecidas en el algoritmo), los procesos informáticos son cognitivamente opacos. Una tercera razón es que una metodología de software de computadora requiere reconocer la existencia de algoritmos como intermediarios entre las especificaciones y los procesos de computadora.⁴⁵ Entendidos así, los algoritmos y los procesos de computadora son ontológicamente diferentes, pero son epistémicamente equivalentes. Esto significa que la información codificada en el algoritmo es ejemplificado físicamente por el proceso de la computadora, y se considera epistémicamente a la par. El ejemplo es la suma de $2 + 2$ programada en el algoritmo 9. Suponiendo una funcionalidad adecuada del compilador, así como la computadora física, el resultado del cálculo de este algoritmo es la suma real, es decir, 4.

Aceptar la equivalencia epistémica entre algoritmos y procesos informáticos tiene cierto parentesco con el debate sobre la verificación en los programas informáticos. Es decir, dado la verificación formal de un algoritmo, ¿podría el investigador confiar en que el proceso informático también se comporta de la forma prevista? Responder positivamente a esta pregunta significa que existe un método – formal – que asegura que los procesos informáticos se comportan como previsto en las especificaciones y según lo programado en los algoritmos. Responder negativamente, por otro lado, plantea la pregunta de qué fundamentos tienen los investigadores

⁴⁵ Ha habido algunas discusiones sobre si las especificaciones y los algoritmos son ejecutables, es decir, si un proceso informático puede calcularlos fielmente. Véase (Fuchs 1992).

confiar en los resultados de los procesos computacionales. Permítanme ahora presentar el debate sobre la verificación

con más detalle.⁴⁶ Los informáticos y filósofos CAR Hoare (Hoare 1999) y Edsger J. Dijkstra (Dijkstra 1974) cree que el software de computadora es de naturaleza matemática. En este contexto, los programas de computadora se pueden verificar formalmente, es decir, se puede probar (o refutar) la corrección de los algoritmos con respecto a ciertas propiedades formales en la especificación, de manera muy similar a una prueba matemática. La diferencia real con las matemáticas es que la verificación del software de computadora requiere su propia sintaxis. Con este fin, Hoare creó sus tripletas, que consisten en un sistema formal -estados inicial, intermedio y final- que obedecen estrictamente a un conjunto de reglas lógicas. La tripleta de Hoare tiene la forma: $\{P\} C \{Q\}$ donde P y Q son afirmaciones (precondición y poscondición respectivamente) y C es un comando. Cuando se cumple la condición previa, el comando establece la condición posterior. Las aserciones son fórmulas en lógica de predicados con un conjunto específico de reglas. Una de esas reglas es el esquema de axioma de enunciado vacío: $\vdash \{ \text{true} \} C \{ \text{true} \}$; otro es el esquema del axioma de asignación: $\vdash \{ P[x \leftarrow E] \} x \leftarrow E \{ P \}$; and etc. (Hoare 1971).

Para Hoare y Dijkstra, los programas de computadora son "confiables y obedientes" (Dijkstra 1974, 608) ya que se comportan exactamente como lo indica la especificación. Por lo tanto, la carga de trabajo recae sobre el algoritmo y cómo interpreta correctamente la especificación.⁴⁷ Una vez que se verifica formalmente un algoritmo, los resultados del cálculo serán los previstos en la especificación.

El punto de vista opuesto se basa en el hecho de que los algoritmos son ontológicamente diferentes de los procesos informáticos y concluye que también deben ser epistémicamente diferentes. Si bien las primeras son expresiones matemáticas adecuadas para la verificación matemática o lógica, la corrección de las últimas solo puede abordarse mediante el uso de métodos empíricos. Esta es la afirmación del filósofo James Fetzer (Fetzer 1988), quien cree que los procesos informáticos podrían interpretarse como de naturaleza causal y, por lo tanto, quedar fuera del alcance de los métodos lógicos y matemáticos. Esto significa que, cuando el algoritmo se implementa en la máquina física donde los factores causales están en juego, todo el programa de computadora se vuelve de alguna manera 'causal'. Su argumento se cierra con la afirmación de que la verificación formal es, por lo tanto, imposible en informática, y los métodos de validación como las pruebas deben recibir un lugar más importante.⁴⁸

⁴⁶ Existe un gran complejo industrial y académico dedicado a los métodos de verificación y validación. Aquí me interesan algunos promotores y detractores originales. Se puede encontrar una discusión completa en (Colburn, Fetzer y Rankin 2012).

⁴⁷ Dijkstra está muy preocupado por los programadores y su educación. En ese momento, el plan de estudios sobre la verificación formal era casi inexistente.

⁴⁸ Por supuesto, estoy simplificando el debate. El argumento de Fetzer es ciertamente más elaborado y vale la pena estudiarlo en sí mismo. Para empezar, hace una serie de diferencias respecto a la máquina en la que se ejecuta un algoritmo y un proceso (por ejemplo, máquinas abstractas, máquinas físicas), diferencias que he ignorado aquí. Además, al defender las posibilidades de la verificación formal, Fetzer hace una distinción esencial entre matemáticas puras y matemáticas aplicadas, y estas últimas requieren la interpretación de un sistema físico (Fetzer 1988, 1059). Como él dice, "si la función de un programa es satisfacer las restricciones impuestas por una máquina abstracta para la cual existe una interpretación intencionada con respecto a un sistema físico, entonces el comportamiento de ese sistema no puede

Muchos científicos informáticos y filósofos se opusieron con vehemencia al argumento de Fetzer, acusándolo de no comprender los conceptos básicos de la teoría de la computación. medio -nuestro cerebro, una calculadora, un ábaco- siempre es necesario para el cálculo y la prueba. El argumento de Fetzer, entonces, solo se sostiene si reconocemos que existe una diferencia cualitativa entre el medio físico usado para implementar un algoritmo (es decir, la computadora física) y el medio físico usado por un matemático que hace una demostración (es decir, nuestro cerebro) (Blanco y García 2011).

A pesar de estas objeciones, creo que Fetzer tiene razón en dos aspectos. Primero, tiene razón en que los algoritmos y los procesos informáticos no pueden conceptualizarse como la misma entidad matemática, sino que requieren un tratamiento diferente. Ya mencioné este punto antes, cuando separé ontológicamente los algoritmos como entidades abstractas y formales de los procesos informáticos como relacionados causalmente. Sin embargo, se equivoca al pensar que estos son motivos para rechazar la verificación formal y la equivalencia epistémica. Hoy en día, muchos algoritmos se verifican formalmente (p. ej., protocolos criptográficos y protocolos de seguridad) y, cuando se ejecutan en la computadora, los procesos de la computadora se tratan como epistémicamente equivalentes a dichos algoritmos.

En segundo lugar, Fetzer destaca el papel de la validación, o prueba, como más relevante de lo que se pensaba originalmente. Estoy fundamentalmente de acuerdo con Fetzer en este punto. Los métodos de validación no pueden ser absorbidos y reemplazados por la verificación formal, aun cuando esta última sea posible. De hecho, en el contexto de las simulaciones por computadora, se utiliza mucho una combinación de métodos de verificación y validación para afianzar la exactitud de los resultados. Estos temas son el objeto del capítulo 4. Como veremos allí, los métodos de verificación se centran en la relación modelo-especificación y, por lo tanto, va más allá de la verificación 'formal'; los métodos de validación, por otro lado, se enfocan en la relación modelo-mundo y, por lo tanto, son fundamentales para garantizar que nuestro modelo represente con precisión el sistema objetivo.

Finalmente, hay una suposición adicional que necesitamos mencionar. Para nuestros propósitos presentes, asumo que no hay errores de cálculo o artefactos matemáticos de ningún tipo que el proceso informático introduzca en los resultados. Esta presuposición es filosóficamente inofensiva y técnicamente alcanzable. De ello se deduce, entonces, que las ecuaciones programadas en el algoritmo son resueltas de forma fiable por el proceso informático, y que los resultados se relacionan con la especificación y el algoritmo.

La figura 2.1 resume las tres unidades de software de computadora y sus conexiones. En el nivel superior está la especificación, donde se toman e integran por completo las decisiones para el software de la computadora. El algoritmo es el conjunto de instrucciones que interpreta la especificación y prescribe cómo debe comportarse la máquina. Como se mencionó antes, llamo al par <especificación, algoritmo> el modelo de simulación.

estar sujeto a una verificación absoluta concluyente, sino que requiere, en cambio, una investigación empírica inductiva para respaldar verificaciones relativas no concluyentes". (Fetzer 1988, 1059-1060)

⁴⁹ Se envió un conjunto de cartas de indignación al editor en jefe de Comunicaciones de la ACM, Robert L.

Aslzedzurst, inmediatamente después de la publicación del artículo de Fetzer. Afortunadamente, las cartas fueron publicadas con una respuesta del autor, lo que no solo muestra el espíritu democrático del editor, sino la fascinante reacción de la comunidad frente a este tema.

Un modelo de simulación, por lo tanto, abarca toda la información relevante sobre el sistema de destino y, en este sentido, es la unidad más transparente de la simulación por computadora. Finalmente, está el proceso informático como la implementación semántica del algoritmo en la computadora física.

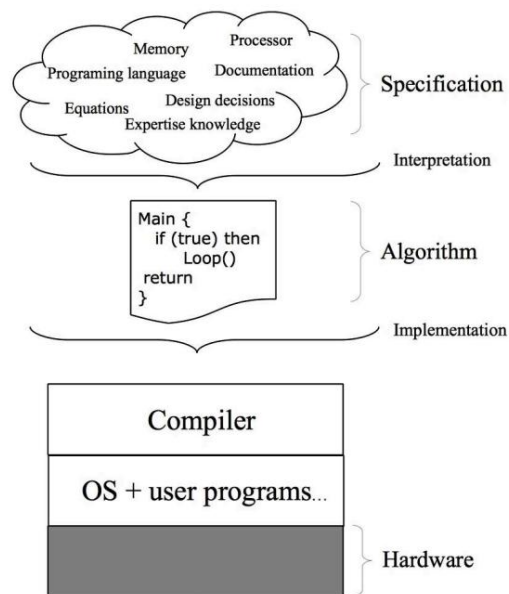


Fig. 2.1 Un esquema general de software de computadora. Impreso en (Durán 2014)

2.3 Observaciones finales

Este capítulo se centró en las simulaciones por computadora como nuevos tipos de unidades de análisis. Al identificar y reconstruir la especificación, el algoritmo y el proceso informático, estamos en condiciones de comprender mejor la naturaleza del software informático en general y de las simulaciones informáticas en particular.

La lección para llevar a casa es que las simulaciones por computadora son unidades de análisis muy complejas, que reúnen etapas de diseño y decisión en la especificación y el algoritmo, con la implementación en la computadora física. Cada una de estas etapas plantea una serie de inquietudes, ya sean relacionadas con los aspectos sociales de las simulaciones por computadora, sus posibilidades técnicas o cuestiones filosóficas profundas. Aunque este capítulo analizó muchas de estas preocupaciones, se puede y se debe decir mucho más, especialmente con un enfoque en la naturaleza de las simulaciones por computadora.

Los resultados obtenidos aquí nos seguirán a lo largo del resto del libro. Para ejemplo, en el capítulo 5.1.1, argumento a favor de las posibilidades de las simulaciones por computadora para proporcionar una comprensión genuina del mundo al explicarlo. Como veremos allí, las especificaciones y algoritmos que constituyen el modelo de simulación permiten la fuerza explicativa de las simulaciones por computadora. Del mismo modo, usaré estas unidades de análisis explícitamente durante nuestra discusión en la sección 4.3.1, cuando analizo los errores en el software y hardware, e implícitamente en el capítulo 6 cuando hago referencia a las simulaciones por computadora como un nuevo paradigma de la ciencia.

Referencias

- Alianza, Observatorio Virtual Internacional. 2018. Consultado el 26 de febrero de 2018. <http://www.ivoa.net>.
- Atkinson, Kendall E., Weimin Han y David E. Stewart. 2009. Solución numérica de Ecuaciones Diferenciales Ordinarias. John Wiley & Sons.
- Bailer-Jones, Daniela. 2009. Modelos Científicos en Filosofía de la Ciencia. Universidad de Pittsburgh Press.
- Berekovic, Mladen, Nikitas Simopoulos y Stephan Wong, eds. 2008. Embebido Sistemas Informáticos: Arquitecturas, Modelado y Simulación. Saltador.
- Bidoit, Michel y Peter D. Mosses. 2004. Manual de usuario de CASL: Introducción a Uso del Lenguaje de Especificación Algebraica Común. Saltador.
- Bjorner, Dines y Martin C. Henson. 2007. Lógicas de lenguajes de especificación. Saltador.
- Blanco, Javier, and Pío García. 2011. "Un error categórico en el debate de la verificación formal". En El turno computacional: ¿Pasado, presente, futuro?, editado por C. Ess y R. Hagengruber. Mv-Wissenschaft, Munster, Universidad de Arhus.
- Blass, Andreas, Nachum Dershowitz y Yuri Gurevich. 2009. "Cuando son dos ¿Algoritmos iguales? El Boletín de Lógica Simbólica, no. 250: 145–168.
- Blass, Andreas y Yuri Gurevich. 2003. "Algoritmos: una búsqueda de definiciones absolutas". En Bulletin of European Association for Theoretical Computer Science, 195–225. Octubre. <https://www.microsoft.com/es-us/investigación/publicación/164-algoritmos-búsqueda-definiciones-absolutas/>.
- Carnicero, James. 2008. "Modelado de circuitos neuronales: el futuro es brillante". El Lancet Neurología 7 (5): 382–383.
- Cantwell Smith, Brian. 1985. "Los límites de la corrección". ACM SIGCAS Computers and Society 14 (1): 18–26.

Chabert, Jean-Claude, ed. 1994. Una historia de algoritmos. Del Pebble al Microchip. Saltador.

Ciletti, Michael D. 2010. Diseño digital avanzado con Verilog HDL. Prentice Hall.

Cohn, Avra. 1989. "La noción de prueba en la verificación de hardware". diario de au Tomado Razonamiento 5, no. 2 (junio): 127–139.

Colburn, Timothy, James H. Fetzer y RL Rankin. 2012. Verificación de programas: Cuestiones fundamentales en informática. vol. 14. Medios de comunicación de ciencia y negocios de Springer.

Collins, Harry y Robert Evans. 2007. Repensar la experiencia. Universidad de Chicago Prensa.

Copeland, B Jack. 1996. "¿Qué es la computación?" Síntesis 108 (3): 335–359.

Craver, CF F. 2001. "Funciones de rol, mecanismos y jerarquía". Filosofía de la ciencia 68 (1): 53–74.

Dijkstra, Edsger W. 1974. "La programación como disciplina de la naturaleza matemática". American Mathematical Monthly 81 (6): 608–612.

Duran, Juan M. 2014. "Explicando fenómenos simulados: una defensa del poder epistémico de las simulaciones por computadora". Tesis doctoral, Universitat Stuttgart. "

Fetzer, James H. 1988. "Verificación del programa: la idea misma". Comunicaciones de el ACM 37 (9): 1048–1063.

Feynman, Richard P. 2001. ¿Qué te importa lo que piensen los demás? ww norton & Compañía.

Fuchs, Norbert E. 1992. "Las especificaciones son (preferiblemente) ejecutables". Revista de ingeniería de software 7 (5): 323–334. <http://portal.acm.org/citation.cfm?id=146587>.

Gelfert, Axel. 2016. Cómo hacer ciencia con modelos. Springer Briefs en Filosofía. Saltador. ISBN: 978-3-319-27952-7 978-3-319-27954-1, consultado el 23 de agosto de 2016.

Gould, Harvey, Jan Tobochnik y Wolfgang Christian. 2007. Introducción a los métodos de simulación por computadora. Aplicaciones a Sistemas Físicos. Pearson Ad dison Wesley.

Hartmann, Stephan. 1999. "Modelos e historias en física de hadrones". En Models as Mediators: Perspectives on Natural and Social Science, editado por Mary S. Morgan y Margaret Morrison. Prensa de la Universidad de Cambridge.

Hill, Robin K. 2013. "Qué es un algoritmo y qué no es". Comunicaciones de la ACM 56 (6): 8–9.

———. 2015. "Qué es un algoritmo". Filosofía y Tecnología 29 (1): 35–59.

Hoare, CAR 1971. Informática.

———. 1999. Una teoría de la programación: denotacional, algebraica y operativa. semántica. Reporte técnico. Investigación de Microsoft.

Humphreys, Paul y Cyrille Imbert, eds. 2012. Modelos, simulaciones y representaciones. Estudios de Routledge en Filosofía de la Ciencia. Routledge. ISBN: 978-0-415-89196-7 978-0-203-80841-2.

Medio interestelar de GALaxias Aisladas, AMIGA. 2018. Accedido el 26 de febrero 2018. <http://amiga.iaa.es/p/1-homepage.htm>.

Kennedy, Ashley Graham. 2012. "Una visión no representacionalista de la explicación del modelo". Estudios de Historia y Filosofía de la Ciencia Parte A 43 (2): 326–332.

Knuth, Donald E. 1973. El arte de la programación informática. Addison-Wesley.

———. 1974. "Ciencias de la computación y su relación con las matemáticas". El americano Matemática mensual 81 (4): 323–343.

Knuuttila, Tarja. 2005. Modelos como artefactos epistémicos: hacia un no representacionalista Cuenta de Representación Científica. Departamento de Filosofía, Universidad de Helsinki. ISBN: 952-10-2797-5.

Lenhard, Johannes. 2007. "Simulación por computadora: la cooperación entre la experimentación y el modelado". Filosofía de la ciencia 74: 176–194.

Machamer, Peter, Lindley Darden y Carl F. Craver. 2000. "Pensando en Mechanismos." Filosofía de la ciencia 67 (1): 1–25.

Meijers, Anthony, ed. 2009. Filosofía de la Tecnología y Ciencias de la Ingeniería. Elsevier.

Moor, James H. 1988. "La falacia de la pseudorealización y el argumento de la habitación china". En Aspectos de la Inteligencia Artificial, editado por James Fetzer. Saltador, 1 de enero. ISBN: 978-1-55608-038-8. doi:10.1007/978-94-009-2699-8_2. http://dx.doi.org/10.1007/978-94-009-2699-8_2.

Morgan, Mary S. y Margaret Morrison, eds. 1999. Modelos como mediadores: Perspectivas de las ciencias naturales y sociales. Prensa de la Universidad de Cambridge.

Morrison, Margarita. 2009. "Modelos, Medida y Simulación por Computador: La El rostro cambiante de la experimentación". Estudios filosóficos 143 (1): 33–57.

———. 2015. Reconstruyendo la Realidad. Modelos, Matemáticas y Simulaciones. Prensa de la Universidad de Oxford.

Müller, Tibor y Harmund Müller. 2003. Modelado en Ciencias Naturales. Saltador.

Oberkamp, William L, Timothy G Trucano y Charles Hirsch. 2003. Verificación, Validación y Capacidad Predictiva en Ingeniería Computacional y Física. Laboratorios Nacionales Sandia.

Pfleeger, Shari Lawrence y Joanne M. Atlee. 2009. *Ingeniería de software: teoría y práctica*. Prentice Hall.

Piccinini, Gualtiero. 2007. "Mecanismos informáticos". *Filosofía de la ciencia* 74:501–526.

_____. 2008. "Computación sin representación". *Estudios filosóficos* 137 (2): 205–241. ISSN: 00318116. doi:10.1007/s11098-005-5385-4.

Press, William H., Saul A. Teukolsky, William T. Vetterling y Brian P. Flannery. 2007. *Recetas numéricas. El arte de la computación científica*. Prensa de la Universidad de Cambridge.

Primero, Giuseppe. 2014. "Sobre la ontología del proceso de computación y la epistemología de lo computado". *Filosofía y Tecnología* 27 (3): 485–489.

_____. 2016. "Información en la filosofía de la informática". En *The Routledge Handbook of Philosophy of Information*, editado por Luciano Floridi, 90–106.

Rapaport, William J. 2005. "Implementación es interpretación semántica: más pensamientos." *Revista de Inteligencia Artificial Experimental y Teórica* 17 (4): 385–417.

Rapaport, William J. 1999. "La implementación es interpretación semántica" [en en]. *El Monist* 82 (1): 109–130.

Rojas, Rauul y Ulf Hashagen, eds. 2000. *Las primeras computadoras. Historia y Arquitecturas*. Prensa del MIT.

Spivey, JM 2001. *La notación Z: un manual de referencia*. Prentice Hall.

Turner, Raimundo. 2011. "Especificación". *Mentes y máquinas* 21 (2): 135–152. ISSN: 09246495. doi:10.1007/s11023-011-9239-x.

Von Neumann, John. 1945. *Primer Borrador de un Informe sobre la EDAVAC*. Estados Unidos Departamento de Artillería del Ejército de la Universidad de Pensilvania.

Winsberg, Eric. 2010. *La ciencia en la era de la simulación por computadora*. Universidad de Prensa de Chicago.

Woolfson, Michael M. y Geoffrey J. Pert. 1999. *SATELLIT.FOR*.

Zenil, Héctor. 2014. "¿Qué es la computación similar a la naturaleza? Un enfoque conductual y una noción de programabilidad". *Filosofía y Tecnología* 27, no. 3 (septiembre): 399. doi:10.1007/s13347-012-0095-2. <http://dx.doi.org/10.1007/s13347-012-0095-2>.

Capítulo 3

Unidades de análisis II: Experimentación en laboratorio y simulaciones por computadora

Cuando los filósofos fijaron su atención en las simulaciones por computadora, tres diferentes surgieron las principales líneas de estudio (Duran 2013a). La primera línea de estudio se centra en encontrar una definición adecuada para las simulaciones por ordenador. Un paso fundamental para entender las simulaciones por ordenador es, precisamente, comprender mejor su naturaleza acercándonos a una definición. Este fue el tema de nuestro primer capítulo, donde rastreamos

Las definiciones retroceden a principios de la década de 1960.

La segunda línea de estudio relaciona las simulaciones por ordenador con otras unidades de análisis más familiares para los investigadores, como los modelos científicos y la experimentación en laboratorio. Dado que esta relación se establece sobre una base comparativa, el tipo de Las preguntas planteadas en este contexto son, entre otras, 'son las simulaciones por computadora una forma de modelos científicos, o son formas de experimentación? que tipo de conocimiento debe esperar el investigador mediante el uso de una simulación por computadora, en comparación con el tipo de conocimiento obtenido mediante el uso de modelos y experimentos científicos?' La comparación de simulaciones por computadora con modelos científicos fue el tema del capítulo 2, donde Discutí sus componentes principales (es decir, especificaciones, algoritmos y computación). procesos). Este capítulo trata de comparar simulaciones por computadora con experimentación de laboratorio. A este respecto, las preguntas principales aquí son '¿puede la computadora ¿Las simulaciones producen el tipo de conocimiento sobre el mundo que producen los experimentos de laboratorio? ¿En qué aspectos las simulaciones por computadora son más o menos adecuadas para proporcionar un conocimiento fiable sobre el mundo empírico? Estas preguntas han sido en el centro de muchos debates filosóficos sobre y en torno a las simulaciones por computadora. Aquí me interesa reconstruir parte de este debate, sus supuestos y trascendencia.

Finalmente, la tercera línea de estudio aborda las simulaciones por computadora al pie de la letra, haciendo la pregunta sobre su poder epistemológico para proporcionar conocimiento y comprensión de un sistema objetivo dado. Esta tercera línea es independiente de las otras dos. en la medida en que no le interesa definir simulaciones informáticas ni establecer comparaciones con formas más familiares de indagar en el mundo. El restante Los capítulos están dedicados a desarrollar muchos de los temas planteados por la computadora. simulaciones

3.1 Experimentación de laboratorio y simulaciones por computadora

Las simulaciones por computadora se han comparado rutinariamente con la experimentación de laboratorio, ya que en muchos casos se usan de manera similar y con propósitos similares.¹ La experimentación se concibe típicamente como una actividad multidimensional que se deriva no sólo de la complejidad que rodea a los fenómenos empíricos bajo estudio, pero también de la práctica de la experimentación en sí misma, que es intrincada en diseño y de estructura compleja. Por eso, cuando los filósofos hablan de experimentos, se refieren a una serie de temas entrelazados, metodologías y formas de practicar ciencia. Los experimentos, por ejemplo, se utilizan para observar procesos, detectar nuevos entidades, medir variables, e incluso en algunos casos para 'probar' la validez de un teoría. Las preguntas que guían este apartado son, entonces, ¿hasta qué punto podemos decir que ¿Las simulaciones por computadora son epistémicamente cercanas, o incluso superiores, a la experimentación? y qué conjunto de características los convierte en dos distintivos, o similares, practicas? Comencemos por obtener una mejor comprensión de lo que es la experimentación.

La idea de experimentar con la naturaleza se remonta a los primeros tiempos de civilización. Aristóteles registró su observación de la embriología del pollito en su *Historia Animalium* (Aristóteles 1965), facilitando nuestra comprensión temprana del pollo y desarrollo humano. De hecho, los estudios de Aristóteles dedujeron correctamente el papel de la placenta y el cordón umbilical en humanos. Aunque su metodología es defectuosa: de varias maneras, sin embargo, se parece mucho al método científico moderno: observación, medición y documentación de cada etapa del crecimiento: tres aspectos de la práctica científica todavía en uso hasta hoy.² Ahora, a pesar de su innegable centralidad En nuestra comprensión moderna del mundo empírico, la experimentación de laboratorio ha no siempre recibió el aprecio que se merece.

No fue sino hasta la llegada del empirismo lógico en las décadas de 1920 y 1930 que los experimentos comenzaron a recibir cierta atención en la filosofía general de la ciencia. A Para el empirista lógico, sin embargo, la experimentación representaba no tanto un problema filosófico en sí mismo como una metodología subsidiaria para comprender la teoría. En hecho, el uso más importante de los experimentos fue para la confirmación y refutación de una teoría, la cuestión filosófica más generalizada de la época.

Unas décadas más tarde, el empirismo lógico comenzó a experimentar una serie de objeciones y ataques desde diferentes flancos. Una objeción en particular desempeñó un papel fundamental en su desaparición, que más tarde se conoció como la subdeterminación. de la teoría por la evidencia. En el fondo, esta objeción establece que la evidencia reunida de la experimentación podría ser insuficiente para la confirmación o refutación de una teoría dada en un momento dado. Los empiristas lógicos, entonces, no tuvieron más opción que abrazar la experimentación como parte genuina de la investigación científica y filosófica.

¹ Permítanme hacer una aclaración terminológica y una delimitación de tema. la aclaración es que uso indistintamente y sin mayor discusión la noción de experimentación de laboratorio y experimento. Las sutilezas de la distinción no tienen interés para nuestros propósitos. Como para la delimitación, dejo fuera de consideración los experimentos de campo, ya que normalmente requieren una diferente enfoque filosófico.

² El método experimental moderno, sin embargo, debe atribuirse a Galileo Galilei.

Robert Ackerman y Deborah Mayo, dos grandes nombres en la filosofía de experimentación, se refieren a la era en la que la experimentación está en el centro de la investigación filosófica como nuevo experimentalismo.³ El nuevo experimentalismo, tal como se presenta, complementa la visión tradicional basada en la teoría del empirismo lógico con una visión más visión basada en la experimentación de la práctica científica.

Aunque los defensores del nuevo experimentalismo están interesados en diferentes tipos de problemas que surgen de los experimentos y sus prácticas, todos comparten la afirmación de que la experimentación científica está en el centro de gran parte de nuestra comprensión del mundo empírico. El filósofo de la experimentación Marcel Weber propone cinco tendencias generales que caracterizan el nuevo experimentalismo. En primer lugar, la experimentación es exploratoria, es decir, apunta a descubrir nuevos fenómenos y regularidades empíricas. En segundo lugar, los nuevos experimentalistas rechazan la idea de que la observación y la experimentación se guía por la teoría. Sostienen que en un número importante de casos, sin teoría los experimentos son posibles y ocurren en la práctica científica. Tercero, el nuevo experimentalismo ha dado nueva vida a la distinción entre observación y experimentación. Cuatro, los defensores del nuevo experimentalismo han desafiado la idea positivista que las teorías se relacionan de alguna manera con la naturaleza sobre la base de resultados experimentales. Y Quinto, se ha enfatizado que se debe prestar más atención a la práctica experimental para responder preguntas relacionadas con la inferencia científica y la prueba de teorías. (Weber 2005).

El cambio de un esquema tradicional "de arriba hacia abajo" (es decir, de la teoría al mundo empírico) a una conceptualización "de abajo hacia arriba" es la marca distintiva de los nuevos experimentalismo. Incluso nociones como fenómeno natural sufrieron algunas transformaciones. Bajo el nuevo punto de vista experimentalista, un fenómeno puede ser desde los autos directamente observables chocando frente a nuestras casas, hasta los invisibles Microbios, eventos astronómicos y mundo cuántico.

Los investigadores dan la etiqueta de 'experimentación' a una amplia gama de actividades. La observación del pollito de Aristóteles es quizás el uso más directo del término. Hay otro uso más amplio del término que implica intervención o manipulación. de la naturaleza. La idea es muy simple y atractiva: los científicos manipulan un montaje experimental como si estuvieran manipulando el fenómeno empírico mismo. Cualquiera que sea la ganancia epistémica de la primera, puede extrapolarse a la segunda. Bajo esta noción se pueden identificar varias actividades. Uno de ellos es descubrir nuevas entidades, una ocupación muy valiosa en la investigación científica. Por ejemplo, " de Wilhelm Rontgen. descubrimiento de los rayos X es un buen ejemplo de descubrir un nuevo tipo o radiación manipulando la naturaleza.

Otro ejemplo de manipulación de la naturaleza son algunos tipos de cantidades de medición. Por ejemplo, medir la velocidad de la luz a mediados del siglo XIX requería un haz de luz para reflejarse en un espejo a unos pocos kilómetros de distancia. El experimento fue establecido

³ El trabajo de Ackerman se encuentra en (Ackermann 1989), y el de Mayo en (Mayo 1994). Dejar Se advierte al lector que me estoy saltando varios años de buena filosofía de la experimentación. De particular interés es Norwood R. Hanson, filósofo de la ciencia y feroz opositor de el empirismo lógico, que hizo aportes fundamentales a la transición de los experimentos como una metodología subsidiaria de la teoría, a los experimentos como unidades de estudio por derecho propio. Para referencias, ver (Hanson 1958).

de tal manera que el rayo tendría que pasar a través de los espacios entre los dientes de una rueda que gira rápidamente. La velocidad de la rueda, entonces, se incrementó hasta que la luz que regresaba atravesó el siguiente espacio y se pudo ver. Una solución muy inteligente utilizado por Hippolyte Fizeau para mejorar la precisión de las mediciones anteriores.

Comprender los experimentos y la práctica experimental de esta manera plantea preguntas sobre la relación entre experimentos y simulaciones por ordenador. ¿Están epistémicamente a la par? ¿O la capacidad de manipular el mundo real da a los experimentos una ventaja epistémica sobre las simulaciones por computadora? Quizás el criterio más célebre para analizar simulaciones por computadora y experimentos de laboratorio es el llamado argumento de materialidad. En su base, el argumento de la materialidad dice que, en experimentos genuinos, las mismas causas materiales están en funcionamiento tanto en el montaje experimental como en el sistema de destino; en las simulaciones por computadora, por el contrario, hay una correspondencia formal entre el modelo de simulación y el sistema objetivo.

Así entendido, el argumento de la materialidad ofrece diferentes formas de análisis ontológico. y compromisos epistemológicos. Una de esas formas requiere que se realicen experimentos. de las mismas causas materiales que el sistema de destino, mientras que las simulaciones por computadora solo compartir una correspondencia formal con dicho sistema de destino. Bajo esta interpretación, Las inferencias sobre el sistema objetivo están más justificadas en un experimento que en una simulación por computadora.⁴ Alternativamente, se puede avanzar un argumento donde los experimentos son similares a las simulaciones por computadora y, por lo tanto, las inferencias de ambos son igualmente justificado.

A continuación, reproduzco parcialmente un artículo mío publicado en 2013 donde discutir en detalle diferentes formas de entender el argumento de materialidad y su impacto en la evaluación epistemológica de simulaciones por ordenador. Este artículo proporciona, yo espero, un nivel similar de detalles técnicos y filosóficos como el libro. déjame finalmente decir que después de este artículo se han publicado muchos más trabajos filosóficos sobre la relación entre las simulaciones por ordenador y la experimentación. Ejemplos son los excelente trabajo de Emily Parke (Parke 2014), Michela Massimi y Wahid Bhimji (Massimi y Bhimji 2015), y más recientemente Claus Beisbart (Beisbart 2017).

3.2 El argumento de la materialidad⁵

Gran parte del interés filosófico actual en las simulaciones por computadora proviene de su presencia extendida en la práctica científica. Este interés se ha centrado en los estudios de la carácter experimental de las simulaciones por ordenador y, como tal, sobre las diferencias – y similitudes – entre simulaciones por computadora y experimentos de laboratorio. El esfuerzo filosófico, entonces, se ha centrado principalmente en establecer la base de este contraste; específicamente mediante la comparación del poder epistémico de una simulación por computadora con el de un experimento de laboratorio. La intuición básica ha sido

⁴

La reconstrucción más comprensible del argumento de la materialidad la da Wendy Parker (Parker 2009).

El siguiente texto ha sido parcialmente publicado en (Duran 2013b). Publicado con el permiso de Cambridge Scholars Publishing.

que si las simulaciones por computadora se parecen a los experimentos de laboratorio en aspectos, entonces ellos también pueden ser sancionados como un medio para proporcionar comprensión de el mundo.

La literatura estándar sobre el tema distingue las simulaciones por computadora de los experimentos de laboratorio tanto por motivos ontológicos como de representación. El hecho de que una simulación por computadora es una entidad abstracta y, por lo tanto, solo tiene una relación formal al sistema que se investiga, contrasta con un experimento de laboratorio, que normalmente tiene una conexión causal con el sistema de destino. Estas diferencias ontológicas y representacionales han sugerido a algunos filósofos que establecer la validez es una tarea mucho más difícil para las simulaciones por computadora que para el laboratorio experimentos. Para otros, sin embargo, ha sido una motivación para reconsiderar la práctica experimental y verla como una actividad más amplia que también incluye simulaciones como una nueva herramienta científica. Estos dos enfoques, afirmo, comparten una razón común de que impone restricciones al análisis epistemológico de las simulaciones por computadora.

El criterio más conocido para distinguir entre simulaciones por computadora y experimentos de laboratorio viene dado por el llamado argumento de materialidad. Parker ha proporcionado una descripción útil de este argumento:

En experimentos genuinos, las mismas causas 'materiales' están en el trabajo en el experimental y sistemas de destino, mientras que en las simulaciones no hay más que una correspondencia formal entre los simulación y sistemas objetivo [...] las inferencias sobre los sistemas objetivo están más justificadas cuando Los sistemas experimentales y de destino están hechos del "mismo material" que cuando están hechos de diferentes materiales (como es el caso de los experimentos informáticos). (Parker 2009, 484)

Aquí se hacen dos afirmaciones. La primera es que las simulaciones por computadora son entidades abstractas, mientras que los experimentos comparten el mismo sustrato material que el objetivo sistema.⁶ El segundo, que es esencialmente epistémico, es que las inferencias sobre los sistemas objetivo empíricos están más justificadas por experimentos que por simulaciones por computadora. debido a las relaciones materiales que el primero mantiene con el mundo.

La literatura actual ha combinado estas dos afirmaciones en dos propuestas diferentes: cualquiera de los dos acepta ambas afirmaciones y fomenta la opinión de que ser material es mejor justifica las inferencias sobre el sistema de destino que ser abstracto y formal (Guala 2002; Morgan 2005); o uno rechaza ambas afirmaciones y alienta la opinión de que las simulaciones por computadora son formas genuinas de experimentación y, como tales, epistémicamente a la par con las prácticas experimentales (Morrison 2009; Winsberg 2009; Parker 2009). Afirmo que estos dos grupos de filósofos, que superficialmente parecen estar en desacuerdo, en realidad comparten una lógica común en su argumentación. Concretamente, todos argumentan de compromisos ontológicos que fundamentan sus evaluaciones epistémicas en la computadora simulaciones. Me referiré a este fundamento como el principio de materialidad.

Para mostrar que el principio de materialidad está en funcionamiento en la mayor parte de la literatura filosófica sobre simulaciones por computadora, discuto tres puntos de vista distintivos, a saber:

⁶ Parte de la terminología en la literatura permanece sin especificar, como causas 'materiales' o 'cosas' (Guala 2002). Entiendo que aquí significan relaciones causales físicas, tal como las describe, por ejemplo, (Dowe 2000). En la misma línea, cuando me refiero a causas, causalidad y términos similares, deben interpretarse en la forma aquí especificada.

- a) Las simulaciones y experimentos por computadora son ontológicamente similares (ambos comparten la misma materialidad con el sistema de destino); por lo tanto, están epistémicamente a la par (Parker 2009);
- b) Las simulaciones por computadora y los experimentos son ontológicamente diferentes. Mientras que el primero es de naturaleza abstracta, el segundo comparte la misma materialidad con el fenómeno en estudio; por lo tanto, son epistémicamente diferentes (Guala 2002; Giere 2009; Morgan 2003, 2005); c) Las simulaciones y experimentos por computadora son ontológicamente similares (ambos tienen 'forma de modelo'); por lo tanto, están epistémicamente a la par (Morrison 2009; Winsberg 2009).

Con estos tres puntos de vista en mente, el principio de materialidad puede reformularse desde otra perspectiva: es debido al compromiso de los filósofos con la abstracción (o materialidad) de las simulaciones por computadora que las inferencias sobre el sistema de destino son más o menos de la misma. justificada que los experimentos de laboratorio.

El objetivo principal aquí es mostrar que los filósofos de las simulaciones por computadora se adhieren, de una forma u otra, al principio de materialidad. También me interesa esbozar algunas de las consecuencias de adoptar esta lógica. En particular, estoy convencido de que basar el análisis filosófico en el principio de materialidad, como parece hacer la mayor parte de la literatura actual, coloca un corsé conceptual en el estudio del poder epistemológico de las simulaciones por computadora. El estudio filosófico de las simulaciones por computadora no debe restringirse ni limitarse a compromisos ontológicos a priori. Entonces, al analizar temas en la literatura, muestro que el principio de materialidad no genera una conceptualización útil del poder epistémico de las simulaciones por computadora.

Las siguientes secciones están divididas de una manera que corresponde a los tres usos del argumento de importancia enumerados anteriormente. La sección titulada la identidad del algoritmo discute la opción a); la sección titulada cosas materiales como criterio aborda la opción b), que viene en dos versiones, la versión fuerte y la versión débil; y finalmente la opción c) se aborda en el apartado titulado Modelos como mediadores (totales).

3.2.1 La identidad del algoritmo

La formulación de Wendy Parker del argumento de la materialidad tiene un lugar destacado en la literatura reciente sobre simulación por computadora. Siguiendo (Hartmann 1996), Parker define una simulación por computadora como una secuencia de estados ordenada en el tiempo que representa de manera abstracta un conjunto de propiedades deseadas del sistema objetivo. La experimentación, por otro lado, es la actividad de poner el montaje experimental en un estado particular mediante la intervención en él, y estudiar cómo ciertas propiedades de interés en el montaje cambian como consecuencia de esa intervención (Parker 2009, 486). ⁷

⁷ La 'intervención' se concibe como la manipulación de las relaciones causales físicas en el marco experimental.

El objetivo de Parker es mostrar que las simulaciones y los experimentos por computadora comparten el misma base ontológica, y usar esta base como justificación para la afirmación de que las simulaciones y los experimentos por computadora están epistémicamente a la par. En su opinión, el problema central es que las definiciones actuales de simulación por computadora no califican como un experimento porque carecen de los mecanismos intermedios cruciales. De hecho, es el carácter abstracto del modelo que impide que las simulaciones por ordenador sirvan como sistemas intermedios. La solución a este problema consiste en construir la noción de estudios de simulación por computadora como una simulación por computadora donde una intervención es hecho en la propia computadora física. Así definido, un estudio de simulación por computadora califica como un experimento.

Un estudio de simulación por computadora [...] consiste en la actividad más amplia que incluye establecer el estado de la computadora digital a partir de la cual evolucionará una simulación, desencadenando esa evolución iniciando el programa de computadora que genera la simulación, y luego recopilando información sobre cómo varias propiedades del sistema de computadora, como los valores almacenados en varios lugares de su memoria o los colores que se muestran en su monitor, evolucionan a la luz de la intervención anterior. (488)

La noción de intervención se redefine ahora como la actividad de establecer las condiciones iniciales estado del sistema informático y desencadenando su posterior evolución. Así entendido, un estudio de simulación por computadora es un experimento en un sentido directo, por ahora el sistema intervenido es la computadora digital programada (488). Sobre esta base, Parker afirma que existe una equivalencia ontológica entre las simulaciones por computadora y experimentos, y esto a su vez le permite reclamar una equivalencia en su poder epistémico.

En particular, ella no explica lo que significa para un estudio de simulación por computadora. ser epistémicamente poderoso. En cambio, limita el argumento a afirmar que un La epistemología de las simulaciones por computadora debe reflejar el hecho de que es lo observado comportamiento del sistema informático que los hace experimentos sobre un material real sistema – y por lo tanto epistémicamente poderoso.

La influencia del principio de materialidad puede hacerse ahora explícita. Primero, Parker parece requerir que la computadora digital sea el "sustrato" para el sistema que se está simulado, ya que esto le permite reclamar la equivalencia ontológica entre la computadora estudios y experimentos de simulación. Además, dado que la simulación por computadora El estudio es la actividad de poner la computadora física en un estado inicial, desencadenando la evolución de la simulación y la recopilación de datos físicos como se indica en las copias impresas, visualizaciones en pantalla, etc. (489), entonces el valor epistémico de la simulación por computadora estudios corresponde también al de experimentos. En este sentido, la evolución en el comportamiento de la computadora programada representa rasgos materiales del fenómeno. siendo simulado. Finalmente, la comprensión del investigador de tal fenómeno es justificado por su evolución en el ordenador físico. Estudios de simulación por computadora y los experimentos están, entonces, ontológicamente a la par, y también lo está su poder epistemológico.

Aquí he esbozado brevemente las principales afirmaciones de Parker. El problema con su cuenta, Creo, es que aún no está claro cuáles son las razones para considerar la materialidad de la computadora digital como el actor relevante en la epistemología de la informática. simulaciones Permítanme poner esta preocupación en otros términos. En mi opinión, las motivaciones de Parker son subvertir el argumento de la materialidad al mostrar que las simulaciones por computadora

y los experimentos están ontológicamente a la par, al igual que su poder epistémico. Este El movimiento, como he argumentado, se basa en una lógica detrás del mismo argumento de materialidad que ella está tratando de derribar. La pregunta, entonces, es ¿qué papel juega el materialidad del juego de la computadora digital en la evaluación del poder epistémico de estudios de simulación por computadora? Permítanme ahora ofrecer tres posibles interpretaciones a este pregunta.

En primer lugar, Parker considera que la materialidad de la computadora digital desempeña el papel fundamental de "provocar" el sistema de destino (es decir, trae a la existencia causal el fenómeno que se está simulando). En otras palabras, los cambios de comportamiento que el científico observa en la computadora física son instanciaciones de las representaciones integrado en la simulación por ordenador. Tales representaciones son, naturalmente, representaciones de un sistema objetivo. De esta forma, el ordenador físico se comporta como si fuera el fenómeno empírico siendo simulado en la computadora programada. A este respecto, Parker dice que "[e]l sistema experimental en un experimento de computadora es la computadora digital programada (un sistema físico hecho de alambre, plástico, etc.)" (Parker 2009, 488-489). No me queda claro si Parker está usando una metáfora o, en cambio, nos insta a tomar esta cita literalmente. En (Duran 2013b, 82), me refiero a esta interpretación como el 'fenómeno en la máquina' y muestro cómo es técnicamente imposible de obtener.

Una segunda interpretación posible es que el sistema de interés es el físico computadora misma, independientemente del sistema empírico representado. En este escenario, el investigadora ejecuta sus simulaciones como de costumbre, solo prestando atención a los cambios en el comportamiento de la computadora física. Estos cambios de comportamiento se convierten en la sustancia de la investigación del científico, mientras que el sistema de destino sólo se considera como el inicial punto de referencia para la construcción del modelo de simulación. En este contexto, el El investigador aprende ante todo a partir de la recopilación de información sobre las propiedades de la computadora física (es decir, los valores en su memoria y los colores en el monitor (Parker 2009, 488)). Si esta es la interpretación correcta, entonces Parker debe mostrar que el científico puede acceder cognitivamente a los diversos estados físicos de la computadora, algo que ella no logra hacer. Los filósofos han discutido si es posible para acceder a diferentes ubicaciones dentro de una computadora (por ejemplo, la memoria, el procesador, el bus de la computadora, etc.) y el acuerdo general es que estos lugares son cognitivamente inaccesibles para el ser humano sin ayuda. Hay un principio rector de la epistémica opacidad atribuida a los procesos computacionales que descarta cualquier posibilidad de acceder cognitivamente a los estados internos de la computadora física (ver mi discusión en el apartado 4.3). Además, incluso si los científicos pudieran acceder a estos lugares, digamos, si fueron ayudados por otra computadora, aún no está claro por qué acceder a estos las ubicaciones serían de alguna relevancia para comprender los resultados de una computadora simulación.

Una tercera interpretación es que Parker toma la materialidad de la computadora física desempeñar algún papel relevante en la interpretación de los resultados (490). Bajo esta interpretación, falla de hardware, errores de redondeo y fuentes análogas de error de cálculo afectan los resultados de la simulación de diferentes maneras. Dado que esto es cierto para las computadoras y de computación, entonces la afirmación de Parker debe ser que la computadora física afecta los resultados finales de una simulación por ordenador y, por tanto, su asunción epistemológica.

sesión Si esta es la interpretación correcta, entonces creo que ella tiene razón. En el capítulo 4, presento y discuto cómo los investigadores pueden saber que los resultados de las simulaciones por computadora son correctos a pesar de las muchas fuentes de errores involucradas en el cálculo.

3.2.2 Cosas materiales como criterio

Los defensores de las 'cosas materiales como criterio' son quizás los mejores intérpretes del argumento de la materialidad. De acuerdo con este punto de vista, existen diferencias ontológicas fundamentales e irreconciliables entre las simulaciones por computadora y los experimentos, siendo estos últimos epistémicamente superiores. Hay dos versiones de esta cuenta: una versión fuerte y una versión débil.

La versión fuerte sostiene que las relaciones causales responsables de provocar el fenómeno también deben estar presentes en la configuración experimental. Esto significa que el experimento debe replicar las relaciones causales presentes en el sistema empírico. Según la versión fuerte, entonces, el experimento es un 'pedazo' del mundo.

Tomemos como ejemplo un haz de luz utilizado para comprender la naturaleza de la propagación de la luz. En tal caso, la configuración experimental es idéntica al sistema objetivo; es decir, es simplemente el sistema empírico bajo estudio. De ello se deduce que cualquier manipulación de la configuración experimental aborda las mismas causas que el fenómeno, y que nuestra comprensión del experimento controlado (es decir, el haz de luz (Guala 2002)) puede proporcionar una idea de la naturaleza de la luz.

Aplicada a simulaciones por computadora, la versión fuerte considera que la mera correspondencia formal entre la computadora y el sistema de destino proporciona una base suficiente para restar importancia a su condición de dispositivos epistémicos. Si no hay relaciones causales presentes, entonces se degrada el poder epistémico de las inferencias hechas sobre el mundo.

La versión débil, por otro lado, relaja algunas de las condiciones impuestas por la versión fuerte sobre la experimentación. De acuerdo con este punto de vista, un experimento controlado requiere solo el conjunto de relaciones causales relevantes que provocan el fenómeno. En este sentido, los defensores de la versión débil no se comprometen con una reproducción completa del fenómeno en estudio, como sí lo hace la versión fuerte, sino con el conjunto de causas relevantes que caracterizan el comportamiento del fenómeno.

Ilustremos la versión débil con un ejemplo simple: un tanque de ondas puede usarse como una representación material de la luz, proporcionando así una idea de su naturaleza como onda. Para el proponente de la versión débil, es suficiente tener una colección representativa de correspondencias causales entre la configuración experimental y el sistema objetivo para que el primero proporcione una idea del segundo. La relación entre el experimento y el fenómeno del mundo real es, entonces, una de un subconjunto de todas las relaciones causales. Una cámara de niebla detecta partículas alfa y beta, del mismo modo que un contador Geiger puede medirlas, pero ninguno de los instrumentos es una 'pieza' del fenómeno en estudio ni interactúa completamente con todo tipo de partículas. Resulta que

La práctica experimental, ejemplificada por la detección y medición de partículas, depende de un conjunto complejo pero parcial de todas las relaciones causales que existen entre la configuración experimental y el sistema de destino.

Aplicada a la evaluación general de simulaciones por computadora, la versión débil presenta un cuadro más complejo y rico, que ofrece grados de materialidad siendo atribuido a simulaciones por computadora.

Sin embargo, a pesar de estas diferencias, ambas versiones comparten el mismo punto de vista con respecto a las simulaciones por computadora; es decir, que son epistémicamente inferiores a los experimentos. Esta afirmación se deriva de la conceptualización ontológica descrita anteriormente y se deriva de la misma lógica que subyace al principio de materialidad.

3.2.2.1 La versión fuerte

Creo que Francesco Guala defiende la defensa de la versión fuerte cuando asume que un experimento reproduce las relaciones causales presentes en el fenómeno. En este sentido, asume desde el principio la existencia de principios fundamentales diferencias entre simulaciones por ordenador y experimentos basados en la causalidad.

La diferencia radica en el tipo de relación que existe entre, por un lado, un sistema experimental y su sistema objetivo, y, por el otro, un simulador y su sistema objetivo. En el En el primer caso, la correspondencia se mantiene en un nivel 'profundo', 'material', mientras que en el último Se admite que la similitud es solo 'abstracta' y 'formal' [...] En un experimento genuino, el mismo causas 'materiales' como aquellas en el sistema de destino están en el trabajo; en una simulación no lo son, y la relación de correspondencia (de similitud o analogía) es de carácter puramente formal (Guala 2002, 66-67. Énfasis mío).

Para Guala, los cambios en la materialidad y su poder epistemológico pueden entenderse en términos de compartir cosas 'iguales' y 'diferentes'. El caso de el ripple-tank es paradigmático en este sentido. Según Guala, los medios de comunicación de por los que viajan las ondas están hechos de materiales "diferentes": mientras que un medio es el agua, el otro otra es luz. El tanque de ondas, entonces, es una representación de la naturaleza ondulatoria de la luz. sólo porque hay similitudes en el comportamiento en un nivel muy abstracto (es decir, en el nivel de las ecuaciones de Maxwell, la ecuación de onda de D'Alambert y la ley de Hook). Los dos sistemas obedecen a las 'mismas' leyes y pueden ser representados por el 'mismo' conjunto de ecuaciones, a pesar de estar hechas de cosas 'diferentes'. Sin embargo, las ondas de agua son no ondas de luz, y una diferencia en la materialidad presupone una diferencia en la percepción epistémica de la naturaleza (66).

El ejemplo del tanque ondulado se extrapola a los estudios sobre simulaciones por computadora, ya que le permite a Guala afirmar que la diferencia ontológica entre experimentos y simulaciones también fundamenta las diferencias epistemológicas (63). Su lealtad a el principio de materialidad es, pues, incuestionable: existe una clara distinción entre lo que podemos aprender y comprender mediante la experimentación directa, y lo que podemos aprender por una simulación por computadora. El pago epistémico de este último es menor que el primero. y esto se debe a que, desde este punto de vista, hay un compromiso ontológico con la causalidad como epistémicamente superior que determina la epistemología de las simulaciones por ordenador.

Permítanme ahora considerar algunas objeciones al punto de vista de Guala. Parker ha objetado que su posición es demasiado restrictiva para los experimentos, así como para la informática. simulaciones (Parker 2009, 485). Estoy de acuerdo con ella en este punto. La conceptualización de experimentos y simulaciones por computadora de Guala impone restricciones artificiales a ambos que son difíciles de respaldar con ejemplos en la práctica científica. Además, y complementario a la objeción de Parker, creo que Guala está adoptando una perspectiva que toma ambas actividades como cronológicamente excluyentes entre sí: es decir, la simulación por computadora se convierte en una herramienta relevante cuando la experimentación no puede ser implementado. STRATAGEM, una simulación por computadora de la estratigrafía, nos proporciona con un ejemplo aquí: cuando los geólogos se enfrentan a dificultades para llevar a cabo experimentos controlados sobre formación de estratos, apelan a simulaciones por computadora como el reemplazo más eficaz (2002, 68).⁸ Tal tendencia hacia una evaluación disyuntiva de las dos actividades es una consecuencia natural de tomar computadora simulaciones epistémicamente inferiores a la experimentación. En otras palabras, es una consecuencia natural de adoptar el principio de materialidad.

3.2.2.2 La versión débil

Para un defensor de la versión débil, recorro al trabajo de Mary Morgan. Ella tiene presentó el análisis más rico y exhaustivo que se encuentra actualmente en la literatura sobre las diferencias entre experimentos y simulaciones por computadora.

Morgan se ocupa principalmente de los llamados experimentos indirectos, es decir:

Experimentos que involucran elementos de inmaterialidad ya sea en sus objetos o en sus intervenciones y que surgen de combinar el uso de modelos y experimentos, una combinación eso ha creado una serie de formas híbridas interesantes (Morgan 2003, 217).

Habiendo expuesto así las características de los experimentos indirectos, pasa luego a la cuestión de cómo proporcionan una base epistémica para la inferencia empírica. Brevemente, el Cuantas más "cosas" involucradas en el experimento indirecto, más epistémicamente confiable se convierte en En palabras simples, los grados de materialidad determinan los grados de confiabilidad. Como comenta Morgan: "sobre la base de la inferencia, el experimento sigue siendo el método preferible". modo de investigación porque la equivalencia ontológica proporciona poder epistemológico" (Morgan 2005, 326).

Morgan se adhiere así a la versión débil, porque un experimento vicario se caracteriza por diferentes grados de materialidad, en oposición a la versión fuerte que sostiene que los experimentos deben ser un "pedazo" del mundo. En cuanto a la materialidad principio, sin embargo, no hay diferencias fundamentales entre las dos versiones: también considera la ontología para determinar el valor epistemológico de las simulaciones por computadora. La diferencia radica, nuevamente, en el análisis detallado de los diferentes tipos de experimentos relacionados con la práctica científica. Permítanme ahora referirme brevemente a su relato.

Como se señaló anteriormente, los experimentos indirectos se pueden clasificar según su grado de materialidad; es decir, los diferentes grados en que la materialidad de un objeto es

⁸ Guala permite que los experimentos y las simulaciones por ordenador sean herramientas de investigación adecuadas, productores de conocimiento como él los llama, aunque sólo para diferentes contextos (2002, 70).

presentes en el montaje experimental. La tabla 3.1 resume cuatro clases de experimentos: experimento de laboratorio ideal (también conocido como experimento material), dos tipos de experimentos híbridos y, finalmente, experimento de modelo matemático. Como lo indica la tabla, la clasificación es en términos del tipo de control ejercido sobre la clase de experimento, los métodos para demostrar la confiabilidad de los resultados obtenidos, el grado de materialidad y la representatividad de cada clase.

La primera y la última clase ya nos son bien conocidas: un ejemplo de un experimento de laboratorio ideal es el haz de luz, ya que requiere esfuerzo por parte del científico para aislar el sistema, atención rigurosa al control de las circunstancias que interfieren e intervención bajo condiciones. estas condiciones de control. Un ejemplo del experimento del modelo matemático, por otro lado, sería el famoso problema matemático de los siete puentes de Königsberg; es decir, una clase de experimento cuyos requisitos de control se logran simplificando suposiciones, cuyo método de demostración es a través de un método matemático/lógico deductivo, y cuya materialidad es, como se esperaba, inexistente (Morgan 2003, 218).

Entre la cantidad de formas en que estas dos clases de experimentos difieren, Morgan enfatiza las restricciones impuestas naturalmente a través de la causalidad física y las impuestas artificialmente a través de suposiciones:

La agencia de la naturaleza crea límites y restricciones para el experimentador. Por supuesto, también hay restricciones en las matemáticas del modelo, pero el punto crítico es si las suposiciones que se hacen allí son las mismas que las de la situación que se representa y no hay nada en las matemáticas mismas para asegurar que ellos son (220).

Mientras tanto, los experimentos híbridos pueden concebirse como experimentos intermedios entre los otros dos: no son ni completamente materiales ni completamente matemáticos.⁹ La clase de experimentos virtuales, entonces, se entiende como aquellos “en los que tenemos experimentos no materiales sobre (o con) objetos semimateriales”, mientras que los experimentos virtuales son aquellos “en los que tenemos experimentos no materiales pero que pueden implicar algún tipo de imitación de objetos materiales” (216). La tabla 3.1 resume nuevamente las propiedades de los cuatro tipos de experimentos indirectos mostrando sus relaciones de representación e inferencia.

Las diferencias entre los experimentos virtuales y virtuales se pueden ilustrar con el ejemplo del hueso de la cadera de una vaca utilizado como sustituto de la estructura interna de los huesos humanos. Para llevar a cabo un experimento de este tipo, normalmente existen dos alternativas: se puede utilizar una imagen tridimensional de alta calidad del hueso de la cadera que crea un mapa detallado de la estructura ósea o, alternativamente, una imagen tridimensional computarizada del hueso estilizado. hueso; es decir, una cuadrícula tridimensional computarizada que representa la estructura del hueso estilizado. Según Morgan, la imagen en 3D tiene un mayor grado de verosimilitud con respecto a la estructura del hueso de la cadera real porque es una representación más fiel del mismo, a diferencia de la matematización representada por la cuadrícula tridimensional computarizada (230).

⁹ Morgan dice sobre esto: “[b]al analizar cómo funcionan estos diferentes tipos de experimentos híbridos, podemos sugerir una taxonomía de cosas híbridas intermedias que incluyen experimentos virtuales (totalmente inmateriales en el objeto de estudio y en la intervención, pero que pueden implicar la imitación de observaciones) y experimentos virtuales (casi un experimento material en virtud del objeto de entrada virtualmente material)” (Morgan 2003, 232).

Tabla 3.1 Tipos de experimento: laboratorio ideal, híbridos y modelos matemáticos con relaciones representativas (Morgan 2003, 231).

laboratorio ideal experimento	Experimentos híbridos		Matemático
	Virtualmente	Virtual	experimento modelo
Controles en:			
Entradas experimentales	experimentales	en supuestas	ficticio
Insumos experimentales de intervención;	asumido	asumido	ficticio
Ambiente experimental sobre intervención asumida y ambiente			ficticio
Simulación experimental de demostración: experimental/método en laboratorio matemático usando modelo objeto en modelo			deductivo
Grado de materialidad de:			
Material de entrada	semimaterial no	no material no	matemático
Material de intervención	material no	material	matemático
Material de salida	material	no o	matemático
		pseudo-material	
Representante representante de ... y		representacion de...	
Relaciones de	... a lo mismo en el mundo de vuelta a otros tipos de		
Inferencia	representante de...	cosas en el mundo	
	... a similar en el mundo...		

El primero se conoce como virtualmente un experimento, mientras que el segundo se denomina experimentos virtuales.

Ahora, ¿cuáles son las diferencias entre todos estos diferentes tipos de experimentos?

Como se muestra en la tabla 3.1, mientras que un experimento virtual es semi- o no material, un el experimento de laboratorio ideal es estrictamente material. También los métodos de demostración. también son significativamente diferentes. La distinción entre un experimento virtual y un modelo matemático, por otro lado, parece estar ubicado únicamente en el método de demostración, que es experimental para el primero y deductivo para el segundo.

Morgan también muestra cómo los modelos de precios del mercado de valores, a pesar de ser matemáticos modelos simulados en una computadora, se pueden categorizar como un experimento virtual debido a los datos de entrada y la observación de los resultados (225). Los límites entre las cuatro clases de experimentos, sin embargo, no son fijas y dependen de factores externos al experimento en cuestión. Por ejemplo, si una cuadrícula tridimensional del hueso de vaca hace uso de medidas reales del hueso de vaca como datos de entrada, entonces lo que originalmente era un experimento virtual se convierte virtualmente en un experimento.

El análisis epistemológico está en función del grado de materialidad de la clase de experimento: "la equivalencia ontológica proporciona poder epistemológico" (Morgan 2005, 326), como indica Morgan. La retroinferencia al mundo a partir de un sistema experimental puede justificarse mejor cuando el experimento y el sistema objetivo son de el mismo material Como explica Morgan: "la ontología importa porque afecta el poder de la inferencia" (324). Una simulación por computadora, por ejemplo, no puede probar los supuestos teóricos del sistema representado porque ha sido diseñado para

entregando resultados consistentes con los supuestos incorporados. Un experimento de laboratorio, en por otro lado, ha sido diseñado explícitamente para permitir que los hechos sobre el objetivo sistema 'hablar' por sí mismos. Según Morgan, entonces, es el sustrato material que subyace a un experimento el responsable de su poder epistémico. Por lo tanto, la el experimento de laboratorio ideal es epistémicamente más poderoso que un experimento virtual; a su vez, un experimento virtual es más poderoso que un experimento virtual, etcétera. Dado que las simulaciones por computadora solo pueden concebirse como experimentos híbridos o como experimentos matemáticos, se sigue que siempre son menos epistémicamente poderoso que los experimentos de laboratorio ideales. En opinión de Morgan, por lo tanto, hay grados de materialidad que determinan los grados de poder epistémico.

En este contexto, Morgan usa los términos sorpresa y confusión para describir los estados epistémicos del científico con respecto a los resultados de una simulación por computadora y de un experimento material, respectivamente. Los resultados de una simulación por computadora solo pueden sorprender al científico porque su comportamiento se puede rastrear y volver a explicar en términos del modelo subyacente. Un experimento material, por otro lado, puede sorprender tanto como confundir al científico, ya que puede sacar a la luz cosas nuevas e inesperadas. patrones de comportamiento inexplicables desde el punto de vista de la teoría actual (Morgan 2005, 325), (Morgan 2003, 219). La materialidad del experimento, entonces, funciona como la garantía epistémica de que los resultados pueden ser novedosos, frente a la simulación, que toma los resultados como susceptibles de ser explicados en términos del modelo subyacente. Esto muestra cómo las ideas de Morgan sobre experimentos y simulaciones por computadora llevar el sello del principio de materialidad. Exhibe la misma lógica, poniendo la materialidad como rasgo predominante para la evaluación epistémica.

A pesar del fuerte énfasis de Morgan en el lugar que ocupa la materialidad en el descubrimiento de nuevos fenómenos, hay ejemplos de experimentos virtuales cuyo epistémico el poder es claramente superior a cualquier experimento de laboratorio ideal. Tomemos como ejemplo sencillo la dinámica de la microfRACTURA de materiales. es imposible saber nada sobre microfRACTURAS sin la ayuda de computadoras. De hecho, sólo el cálculo la eficiencia de los métodos de elementos finitos y la discontinuidad fuerte multiescala pueden decirnos algo sobre las microfRACTURAS de los materiales (Linder 2012). La lección aquí es que entender algo sobre el mundo no proviene necesariamente de experimentos materiales, o de cualquier grado de materialidad en absoluto. ni un campo experimento ni una imagen tridimensional de alta definición proporcionaría la comprensión acerca de la dinámica de las microfRACTURAS que puede proporcionar una matemática precisa modelo.

3.2.3 Modelos como mediadores (totales)

El último relato de mi lista es el que llamé 'modelos como mediadores (totales)'. como el Como sugiere el título, este relato está directamente influenciado por *Models as Mediators* de Morgan y Morrison (Morrison 2009). El libro es una defensa del papel mediador de modelos en la práctica científica, ya que considera que la práctica científica no está impulsada por teorías, ni se trata puramente de la manipulación directa de los fenómenos del mundo real. En-

En cambio, la práctica científica necesita la mediación de modelos para tener éxito en logrando sus objetivos. Una teoría, entonces, no puede ser aplicada directamente al fenómeno, pero sólo por medio de la mediación de un modelo; Del mismo modo, en la práctica experimental, los modelos representan los datos de las mediciones y observaciones en un formato que está disponible para uso científico. A continuación, me centro en el papel mediador de los modelos en la práctica experimental, ya que el proponente del enfoque de los modelos como mediadores (totales) es más interesado en analizar simulaciones por computadora a la luz de los experimentos. lo haré dejar así sin analizar el papel mediador de los modelos en el contexto de la teoría (ver mi discusión en el capítulo anterior).

Según el proponente de los modelos como cuenta de mediadores (totales), la práctica experimental consiste en obtener, mediante la manipulación de fenómenos, datos que nos informa sobre ciertas propiedades de interés. Estos datos, sin embargo, están en tal estado bruto que es imposible considerarlo confiable o representativo de las propiedades medidas u observadas. Más bien, para que estos datos sin procesar tengan algún uso científico, es necesario seguir procesándolo filtrando el ruido, corrigiendo valores, implementando técnicas de corrección de errores, etc. Estas técnicas de corrección son conducidos por modelos teóricos y, como tales, son responsables de hacer confiable datos.

La práctica científica, entonces, se concibe como fuertemente mediada por modelos; y el conocimiento científico ya no se obtiene únicamente por nuestra intervención en el mundo, pero también por la mediación conceptual que representa la relación modelo/mundo. En esta vena, el análisis epistémico ahora se ocupa de los datos filtrados, corregidos, y refinado por modelos, en lugar de los datos sin procesar recopilados manipulando directamente el mundo real.

Las simulaciones por computadora deberían encajar fácilmente en esta nueva imagen de la práctica científica. Se podría pensar que al ser concebidos como modelos implementados en la computadora digital, entonces sus resultados deben ser datos producidos por un modelo confiable en un sentido directo. Desafortunadamente, esto no es lo que el proponente de los modelos como mediadores (total) tiene en mente. Para ella, es correcto decir que las simulaciones por computadora son modelos que se ejecutan en una computadora digital, y también es correcto decir que hay ninguna intervención en el mundo en el sentido empirista. No obstante, los datos obtenidos mediante la ejecución de una simulación son "sin procesar" en un sentido similar a los datos recopilados por una simulación. instrumento científico.¹⁰ La razón de esto es que hay características materiales del sistema de destino que se modelan en la simulación y, por lo tanto, se representan en los datos simulados finales (53). Los datos simulados, entonces, necesitan ser procesados posteriormente por un modelo teórico adicional, de la misma manera que los datos sin procesar. En otras palabras, simulado los datos también deben ser filtrados, corregidos y refinados por otro conjunto de modelos para producir datos que puedan ser utilizados de forma fiable en la práctica científica. Ontológicamente hablando, entonces, no hay diferencias entre los datos producidos por un instrumento científico y datos producidos por una simulación por ordenador. Estos resultados dan crédito a la afirmación que tampoco hay diferencias epistémicas entre estos dos tipos de datos.

¹⁰ Para mantener separadas estas dos nociones de datos, continuaré refiriéndome a los datos recopilados por el instrumento científico como "datos en bruto", mientras que me referiré a los datos obtenidos al ejecutar la simulación por computadora como 'datos simulados'.

Permítanme ahora elaborar un poco más sobre estos puntos. En 2009, Margaret Morrison publicó una contribución fundamental al debate sobre la medición en el contexto de simulaciones por ordenador. En ese trabajo, afirmó que ciertos tipos de computadora las simulaciones tienen el mismo estatus epistémico que las mediciones experimentales precisamente porque ambos tipos de datos son ontológica y epistémicamente comparables.

Para ilustrar este punto, consideremos brevemente su ejemplo de medir el g fuerza.¹¹ En una medida experimental, argumenta Morrison, un instrumento científico mide una propiedad física hasta cierto grado de precisión, aunque tal la medición no reflejará necesariamente un valor exacto de esa propiedad. La diferencia entre precisión y exactitud es de suma importancia para Morrison aquí: mientras que el primero está relacionado con la práctica experimental de intervenir en naturaleza – o computar el modelo en la simulación – este último está relacionado con la mediación de modelos como fuente de datos confiables. En este contexto, una medida precisa consiste en un conjunto de resultados donde el grado de incertidumbre en el valor estimado es relativamente pequeño (Morrison 2009, 49); por otro lado, una medida precisa consiste en un conjunto de resultados que están cerca del valor real de la física medida propiedad.¹²

La distinción entre estos dos conceptos constituye la piedra angular de la estrategia de Morrison: los datos recogidos de los instrumentos experimentales sólo proporcionan información precisa. mediciones de g , mientras que las mediciones fiables deben ser, ante todo, representaciones precisas del valor medido. Es en este contexto que Morrison considera que los datos brutos deben ser post-procesados en la búsqueda de precisión (para el caso particular). caso de medir g , Morrison propone el péndulo de punto ideal como modelo).

Entonces, desde la perspectiva de Morrison, la confiabilidad de los datos medidos es una función del nivel de precisión, que depende de un modelo teórico más que de el instrumento científico – o en la simulación por computadora.

El nivel de sofisticación del aparato experimental determina la precisión de la medición, pero es el análisis de los factores de corrección lo que determina la precisión. En En otras palabras, la forma en que se aplican las suposiciones del modelo determina qué tan precisa es realmente la medición de g . Esta distinción entre precisión y exactitud es muy importante –un conjunto preciso de medidas da una estimación cercana al valor real de la cantidad siendo medida y una medida precisa es aquella en la que la incertidumbre en la estimación el valor es pequeño Para asegurarnos de que nuestra medida de g sea precisa, debemos confiar en extensamente en la información suministrada por nuestras técnicas/supuestos de modelado (49).

Las simulaciones por computadora, al igual que los instrumentos científicos, comparten el mismo destino de ser precisas pero no exactas. Para este último, la precisión se adapta a las limitaciones físicas al medir el mundo real; para el primero, la precisión viene en forma de restricciones físicas y lógicas en el cálculo (por ejemplo, errores de redondeo, truncamiento

¹¹ Morrison también analiza el ejemplo más sofisticado de medición de giro (Morrison 2009, 51).

¹² Franklin enmarca la diferencia entre precisión y exactitud en el siguiente ejemplo:

“una medida de la velocidad de la luz, $c = (2.000000000 \pm 0.000000001) \times 10^{10}$ cm/s es precisa pero inexacta, mientras que una medida $c = (3.0 \pm 0.1) \times 10^{10}$ cm/s es más precisa pero tiene una menor precisión” (Franklin 1981, 367). Para obtener más detalles sobre exactitud y precisión, consulte el capítulo 4.

errores, etc.). La dicotomía precisión/exactitud, entonces, se aplica a la computadora simulaciones tal como lo hace con la medición experimental, haciendo que ambas prácticas seanológicamente iguales al nivel de los datos precisos, y epistémicamente iguales al nivel de los datos precisos. Así entendido, el argumento de la materialidad también está presente aquí: igual la ontología determina la epistemología igual. Y esta fue precisamente la intención detrás del análisis de Morrison: "la conexión entre modelos y medición es lo que proporciona la base para tratar ciertos tipos de salidas de simulación como epistémicamente a la par de las medidas experimentales, o incluso como medidas en sí mismas" (36).

Al final, Morrison está aplicando una filosofía de modelado y experimentación. en una filosofía de simulaciones por ordenador. Esto también es consecuencia de seguir el principio de materialidad; es decir, no se proporciona ningún análisis de las simulaciones informáticas en sí mismas, sino sólo a la luz de una filosofía más familiar. Haciendo datos sin procesar y datos simulados ontológicamente iguales, y el procesamiento posterior paso epistémico, Morrison está aplicando técnicas de modelos a las simulaciones por computadora, independientemente de las particularidades de estas últimas. Con este movimiento en mente, Morrison también reduce la clase de simulaciones por computadora a aquellas que se usan para medir dispositivos; y al hacerlo, está reduciendo el análisis epistémico a esas simulaciones. La pregunta que queda abierta es si la estrategia de Morrison también funciona para todo tipo de simulaciones informáticas (es decir, para aquellas utilizadas con un fin distinto medición).

3.3 Observaciones finales

Muchos investigadores hacen uso de simulaciones por computadora como si fueran dispositivos experimentales confiables. Tal práctica presupone que las simulaciones están epistémicamente en un a la par con la experimentación de laboratorio. En otras palabras, las simulaciones por computadora representan en menos tanto y cualitativamente buen conocimiento sobre el entorno empírico mundo como experimentación de laboratorio estándar. Pero esta es una presuposición injustificada a menos que se den razones que fundamenten el poder epistemológico de la informática. simulaciones

Siguiendo las discusiones en este capítulo, notamos que la confianza de los investigador en el uso de simulaciones por computadora podría verse afectado por el 'argumento de materialidad'. Este argumento dice que nuestro cuerpo de conocimiento científico está diseñado para y depende de identificar las relaciones causales físicas que interactúan en el empírico mundo. Las simulaciones por computadora son, para muchos, sistemas abstractos que solo representan fenómenos del mundo real. Entonces se sigue que la experimentación de laboratorio, la tradicional fuente que alimenta el cuerpo de creencias científicas, aún proporciona la información más confiable camino para conocer y comprender el mundo. La conclusión es entonces directa: los investigadores deben preferir realizar experimentos que simulaciones por computadora, otros

las cosas en igualdad de condiciones.

Pero debemos cuestionar si este es realmente el caso. Hay muchos ejemplos donde las simulaciones por computadora son de hecho fuentes más confiables de conocimiento

borde sobre el mundo que la experimentación tradicional. ¿Por qué es este el caso? por qué ¿Tienen tanta confianza los investigadores en el uso de simulaciones por computadora para proporcionar una visión del mundo? Estas preguntas exigen el tipo de tratamiento filosófico sobre experimentación y simulaciones por computadora que proporciona este capítulo.

El capítulo presentó tres visiones diferentes de cómo los filósofos entienden actualmente el estudio epistemológico de las simulaciones por computadora. He demostrado que los tres hacen uso de la misma lógica como guía para su argumentación. llamé a esto razono el principio de materialidad, y lo conceptualizo como el de los filósofos compromiso con una explicación ontológica de las simulaciones por computadora –y la experimentación– que determina la evaluación de su poder epistémico.

La conclusión general es que los filósofos que aceptan el principio de materialidad es menos probable que reconozcan lo que es distintivo de la epistemología de la informática simulaciones que aquellos que no lo hacen. La conclusión es modesta y apunta a alentar ciertos cambios en el tratamiento filosófico de las simulaciones por computadora. Para ejemplo, Anouk Barberousse, Sara Franceschelli y Cyrille Imbert (Barberousse, Franceschelli e Imbert 2009) han hecho una importante contribución a la noción de datos simulados por computadora, y Paul Humphreys ha seguido su trabajo analizando la noción de datos con más detalle (Humphreys 2013). Otro ejemplo excelente lo proporciona el papel de la simulación por ordenador en la modelización del clima llevada a cabo por Wendy Parker en ella (Parker 2014) y Johannes Lenhard y Eric Winsberg en (Lenhard y Winsberg 2010).

A pesar de estos excelentes trabajos, queda mucho por hacer. En mi opinión, un área de investigación potencialmente fructífera es reconsiderar ciertos temas clásicos de la filosofía de la ciencia a través de la lente de las simulaciones por computadora. En este sentido, una revisión de las nociones tradicionales de explicación, predicción, exploración y similares podrían funcionar como punto de partida.¹³

Evidentemente, hay una manera de hacer filosofía de la ciencia que está fuertemente fundamentada en la investigación empírica ejemplificada por la experimentación. El principio epistémico rector es que la fuente última de conocimiento está dada por una interacción con, y manipulación del mundo. Sin embargo, el continuo éxito de las simulaciones por computadora está cuestionando estos principios: primero, hay una tendencia creciente a representar en lugar de intervenir en el mundo; segundo, computacional los métodos están alejando a los humanos del centro de la empresa epistemológica (Humphreys 2009, 616). La única conclusión definitiva es que la teoría filosófica La indagación sobre el poder epistemológico de las simulaciones por computadora tiene una ardua tarea adelante.

Referencias

Ackerman, Robert. 1989. "El nuevo experimentalismo". *El Diario Británico para el Filosofía de la ciencia* 40 (2): 185–190.

¹³ Me ocupo de estas empresas en el capítulo 5.

Aristóteles. 1965. *Historia Animalium*. Prensa de la Universidad de Harvard.

Barberousse, Anouk, Sara Franceschelli y Cyrille Imbert. 2009. "Simulador de computadora
ulaciones como experimentos". 169 (3): 557–574.

Beisbart, Claus. 2017. "¿Son experimentos las simulaciones por computadora? y si no como son
¿Se relacionan entre sí? Revista Europea de Filosofía de la Ciencia: 1–
34.

Dow, Phil. 2000. *Causalidad física*. Prensa de la Universidad de Cambridge.

Durán, Juan M. 2013a. "Una breve descripción del estudio filosófico de las simulaciones por
computadora". Boletín de la APA sobre Filosofía y Computación 13 (1): 38–46.

———. 2013b. "El uso del 'argumento de la materialidad' en la literatura sobre simulaciones por
computadora". En *Computer Simulations and the Changing Face of Scientific Experimentation*,
editado por Juan M. Duran y Eckhart Arnold, 76–98.
Publicación de los académicos de Cambridge.

Franklin, Alan. 1981. "¿Qué hace que un experimento sea 'bueno'?" el diario británico
para la filosofía de la ciencia 32 (4): 367–374.

Giere, Ronald N. 2009. "¿Está cambiando la simulación por computadora el rostro de la
experimentación?" Estudios filosóficos 143 (1): 59–62.

Guala, Francesco. 2002. "Modelos, simulaciones y experimentos". En *Basado en Modelos
Razonamiento: ciencia, tecnología, valores*, editado por L. Magnani y NJ Nersessian, 59–74.
Académico Kluwer.

Hanson, Norwood Russell. 1958. *Patrones de descubrimiento: una investigación sobre los
fundamentos conceptuales de la ciencia*. Prensa de la Universidad de Cambridge.

Hartmann, Stephan. 1996. "El mundo como proceso: simulaciones en el medio natural y
Ciencias Sociales." En *Modelado y Simulación en las Ciencias Sociales desde la
Philosophy of Science Point of View*, editado por R. Hegselmann, Ulrich Mueller,
y Klaus G. Troitzsch, 77–100. Saltador.

Humphreys, Paul W. 2009. "La novedad filosófica de la simulación por computadora
Métodos." Síntesis 169 (3): 615–626.

———. 2013. "¿De qué se tratan los datos?" En *Computer Simulations and the Changing Face
of Scientific Experimentation*, editado por Juan M. Duran y Eckhart Arnold. Publicación de los
académicos de Cambridge.

Lenhard, Johannes y Eric Winsberg. 2010. "Holismo, arraigo y el futuro del pluralismo del modelo
climático". Estudios de Historia y Filosofía de la Ciencia
Parte B - Estudios de Historia y Filosofía de la Física Moderna 41 (3): 253–262.
ISSN: 13552198. [http://dx.doi.org/10.1016/j.shpsb.2010.
07.001](http://dx.doi.org/10.1016/j.shpsb.2010.07.001).

- Linder, C. 2012. "Una investigación numérica del modelo de saturación de desplazamiento eléctrico exponencial en la fractura de cerámica piezoeléctrica". *técnica Mecánico* 32: 53–69.
- Massimi, Michela y Wahid Bhimji. 2015. "Simulaciones y experimentos por computadora: el caso del bosón de Higgs". *Estudios de Historia y Filosofía de la Ciencia Parte B: Estudios de Historia y Filosofía de la Física Moderna* 51:71–81. Consultado el 7 de junio de 2016.
- Mayo, Deborah G. 1994. "The New Experimentalism, Topical Hypotheses, and Aprendiendo del error". *PSA: Actas de la Reunión Bienal de la Asociación de Filosofía de la Ciencia* 1:270–279.
- Morgan, Mary S. 2003. "Experimentos sin intervención material". En *The Philosophy of Scientific Experimentation*, editado por Hans Radder, 216–235. Prensa de la Universidad de Pittsburgh.
- . 2005. "Experimentos versus modelos: nuevos fenómenos, inferencia y sorpresa". *Revista de Metodología Económica* 12 (2): 317–329.
- Morrison, Margarita. 2009. "Modelos, Medida y Simulación por Computador: La El rostro cambiante de la experimentación". *Estudios filosóficos* 143 (1): 33–57.
- Parke, Emily C. 2014. "Experimentos, simulaciones y privilegios epistémicos". *filosofía de ciencia* 81 (4): 516–536.
- Parker, Wendy S. 2009. "¿Importa realmente importa? Simulaciones por computadora, experimentos y materialidad". *Síntesis* 169 (3): 483–496.
- . 2014. "Simulación y comprensión en el estudio del tiempo y el clima". *Perspectivas sobre la ciencia* 22 (3): 336–356.
- Webber, Marcel. 2005. *Filosofía de la Biología Experimental*. Universidad de Cambridge Prensa. ISBN: 978-0-511-49859-6.
- Winsberg, Eric. 2009. "Historia de dos métodos". 169 (3): 575–592.

Capítulo 4

Confiar en simulaciones por computadora

Confiar en simulaciones por computadora y confiar en sus resultados es clave para el futuro epistémico de esta nueva metodología de investigación. Las preguntas que nos interesan en este capítulo son: ¿cómo construyen los investigadores la confiabilidad de las simulaciones por computadora? y ¿qué significaría exactamente confiar en los resultados de las simulaciones por computadora? Cuando intentamos responder a estas preguntas, surge un dilema. Por un lado, parece que una máquina no puede ser del todo fiable en el sentido de que no sea capaz de dar resultados absolutamente correctos. Varias cosas pueden salir mal y suelen salir mal: desde un error de cálculo sistemático hasta un investigador desprevenido que tropieza con un cable de alimentación. Es cierto que los investigadores desarrollan métodos y construyen infraestructura destinada a aumentar la confiabilidad de las simulaciones por computadora y sus resultados. Sin embargo, la exactitud y la precisión absolutas son inherentemente una quimera en la ciencia y la tecnología.

Por otro lado, los investigadores confían en los resultados de las simulaciones por computadora, y es importante que sigamos reforzando esta confianza, porque brindan información correcta (o aproximadamente correcta) sobre el mundo. Con la ayuda de simulaciones por computadora, los investigadores pueden predecir estados futuros de un sistema del mundo real, explicar por qué ocurre un fenómeno determinado y realizar una gran cantidad de actividades científicas estándar y nuevas.

Este dilema plantea una distinción que no siempre se hace explícita en el lenguaje científico y tecnológico, pero que, sin embargo, es central para evaluar la confianza en las simulaciones por computadora. La distinción es entre saber que los resultados son correctos y comprender los resultados. En el primer caso, los investigadores saben que los resultados son correctos porque la simulación por computadora es un proceso computacional confiable.¹ Pero esto no significa que los investigadores también hayan entendido los resultados de la simulación por computadora. Comprenderlos significa poder relacionar los resultados con un corpus más amplio de creencias científicas, como teorías científicas, leyes y principios válidos que rigen la naturaleza. Al conocer y comprender los resultados de las simulaciones por computadora, los investigadores también conocen y comprenden algo sobre el sistema de destino que se está simulando.

¹ Dado que también me he referido a las simulaciones por computadora como métodos, igualmente podríamos decir que son métodos computacionales confiables. Los uso indistinguiblemente.

La mayoría de las veces, los investigadores simplemente se refieren a los resultados de sus simulaciones diciendo 'confiamos en nuestros resultados' o 'confiamos en nuestras simulaciones por computadora', lo que significa que saben que los resultados son correctos (o aproximadamente correctos) de un sistema de destino, que entienden por qué son correctos (o aproximadamente correctos) de un sistema de destino, o ambos. Un objetivo principal de este capítulo es aclarar esta distinción y su papel en las

simulaciones por computadora.² Los filósofos han argumentado durante mucho tiempo que el conocimiento y la comprensión son dos conceptos epistémicos distintos y, por lo tanto, deben tratarse por separado. En el primer sentido anterior, los investigadores confían en las simulaciones por computadora cuando saben que los resultados son una buena aproximación a los datos reales medidos y observados. En el segundo sentido, los investigadores confían en las simulaciones por computadora cuando entienden los resultados y cómo se relacionan con el corpus de creencias científicas. La diferencia se puede iluminar con un ejemplo simple. Uno podría saber que $2 + 2 = 4$ sin entender realmente la aritmética. Por supuesto, también se puede establecer una analogía con las simulaciones por ordenador. Los investigadores pueden saber que la trayectoria simulada de un satélite determinado bajo la tensión de las mareas es correcta respecto a la trayectoria real sin comprender por qué se producen los picos en la simulación (consulte la figura 1.3).

En vista de esta distinción, surgen dos preguntas diferentes, a saber, '¿cómo saben los investigadores que los resultados de la simulación son correctos para el sistema de destino?' y '¿qué tipo de comprensión se podría obtener?' Para responder a la primera pregunta, necesitamos analizar los métodos disponibles para aumentar la confiabilidad de las simulaciones por computadora, así como las fuentes de errores y opacidades que disminuyen dicha confiabilidad. Para responder a la segunda pregunta, debemos abordar algunas de las muchas funciones epistémicas que ofrecen las simulaciones por computadora. La primera pregunta, entonces, es el tema de este capítulo mientras que la segunda pregunta es el tema del próximo capítulo. Comencemos por hacer más clara la distinción entre conocimiento y comprensión.³

² Permítanme hacer explícito que el siguiente análisis tiene fuertes compromisos con la representación de un sistema de destino. La razón para tomar esta ruta es que la mayoría de los investigadores están más interesados en las simulaciones por computadora que implementan modelos que representan un sistema objetivo. Sin embargo, también es posible y deseable un punto de vista no representacionalista, es decir, uno que admita que afirmaciones como 'los resultados sugieren un aumento de la temperatura en el Ártico como lo predice la teoría' y 'los resultados son consistentes con los resultados experimentales' son afirmaciones sólidas, en lugar de simplemente 'los resultados son correctos del sistema de destino'. Este cambio significa que las simulaciones por computadora son procesos confiables a pesar de no representar un sistema objetivo.

³ Conocer y comprender son conceptos que expresan nuestros estados epistemológicos y, en cierto sentido, pueden tomarse como 'mentales'. Si es así, entonces la neurociencia y la psicología son las disciplinas mejor preparadas para dar cuenta de estos conceptos. Otra forma de analizarlos consiste en estudiar los conceptos en sí mismos, mostrando sus supuestos y consecuencias, y estudiando su estructura lógica. Es este último sentido en el que los filósofos suelen discutir los conceptos de conocimiento y comprensión.

4.1 Conocimiento y comprensión

Según las teorías estándar, el conocimiento consiste en tener razones para creer en un hecho, también conocido como "conocimiento descriptivo" o "saber eso". En una jerga más filosófica, saber algo es tener una creencia verdadera acerca de ese algo y estar justificado para tener tal creencia.⁴ Los epistemólogos, es decir, los filósofos especializados en la teoría del conocimiento, establecen tres condiciones generales para el conocimiento. Siguiendo la literatura estándar, los siguientes esquemas están en orden: un sujeto S conoce una proposición p si y solo si:

- (i) p es verdadera, (ii) S cree que p, (iii) S está justificado al creer que p

El esquema anterior se conoce como 'creencia verdadera justificada', o JTB para abreviar. —, donde la primera premisa representa la verdad, la segunda la creencia y la tercera la justificación. Los epistemólogos lo toman como las condiciones mínimas para que un sujeto reclame conocimiento.

Reconstruyamos ahora JTB en el contexto de las simulaciones por computadora. Llamemos p a la proposición general 'los resultados de una simulación por computadora son correctos (o aproximadamente correctos) del sistema objetivo', y S a los investigadores que hacen uso de simulaciones por computadora. Entonces se sigue que S tiene conocimiento de p si:

- (i) es cierto que los resultados de una simulación por computadora son correctos (o aproximadamente correctos) del sistema de destino,
- (ii) el investigador cree que es cierto que los resultados son correctos (o aproximadamente correctos) del sistema de destino,
- (iii) el investigador está justificado al creer que es cierto que los resultados son correctos (o aproximadamente correctos) del sistema de destino

La condición (i), la condición de verdad, es en gran medida incontrovertible. La mayoría de los epistemólogos están de acuerdo en que no se puede saber lo que es falso y, por lo tanto, hay poco que debatir en torno a esta condición. Por ejemplo, es falso creer que Jorge L. Borges escribió Principia Mathematica, o que nació en Alemania. Este es un ejemplo del tipo de cosa que nadie reclamaría -o estaría en posición de reclamar- como conocimiento.

De manera similar, ningún investigador reclamaría conocimiento sobre los resultados de simulaciones por computadora que dependan de operaciones aritméticas básicas como $a+b = (b+a) + 1$.

La condición (ii), la condición de creencia, es más controvertida que la condición de verdad, pero todavía ampliamente aceptada entre los epistemólogos. Básicamente establece que para conocer p, se requiere que S crea en p. Aunque es una afirmación aparentemente obvia, ha recibido varias objeciones por parte de filósofos que consideran que el conocimiento sin creencias también es posible (Ichikawa y Steup 2012). Considere, por ejemplo, un cuestionario en el que se le pide al estudiante que responda varias preguntas sobre literatura argentina. Uno

⁴ Hay muchos buenos trabajos filosóficos sobre la noción de conocimiento. La literatura especializada incluye (Steup y Sosa 2005; Haddock, Millar y Pritchard 2009; Pritchard 2013).

tal pregunta es “¿dónde nació Jorge L. Borges?”. El estudiante no confía en su respuesta porque la toma como una mera suposición. Aún así, logra responder bien muchas de las preguntas, incluso decir “Buenos Aires, Argentina”. ¿Este estudiante tiene conocimientos sobre literatura argentina? Según JTB, ella sí. Este es un ejemplo planteado por Colin Radford en (Radford 1966), y cuenta como una excelente argumentación filosófica contra JTB.

Ahora bien, ni la condición de creencia tal como la presentan los defensores del JTB ni las críticas en su contra son cuestiones que nos interesan aquí. Esto es así no solo por la complejidad inherente del tema que nos alejaría demasiado de nuestro tema principal, sino principalmente porque hay buenas razones para pensar que es muy poco probable que los investigadores se salgan con la suya con meras conjeturas sobre los resultados de la investigación. simulaciones por computadora. En primer lugar, sería francamente sorprendente que alguien pudiera adivinar los resultados de una simulación por computadora; de hecho, en la sección 4.3.2 discuto esta posibilidad. En segundo lugar, existen métodos fiables que reducen las posibilidades y la necesidad de cualquier suerte epistémica sobre la exactitud de los resultados. Entonces asumo que la condición de creencia no nos concierne realmente y paso al problema real para la simulación por computadora, es decir, la condición (iii), la condición de justificación.

La importancia de la condición (iii) es que una creencia debe formarse correctamente para ser conocimiento. Una creencia puede ser cierta y, sin embargo, ser una mera suposición afortunada o, peor aún, inducida. Si lanzo una moneda y creo, sin ninguna razón en particular, que caerá cruz, y si por mera casualidad la moneda en realidad cae cruz, entonces no hay ninguna base, aparte de la casualidad, para decir que mi creencia era cierta. Nadie puede reclamar conocimiento sobre la base de la mera casualidad. Consideremos ahora el caso de un abogado que emplea sofismas para inducir al jurado a una determinada creencia sobre el acusado. El jurado puede considerar que esa creencia es cierta, pero si la creencia no está lo suficientemente fundamentada, no constituye conocimiento y, por lo tanto, carece de fundamento para juzgar a una persona (Ichikawa y Steup 2012).

¿Cómo podríamos lograr la justificación en simulaciones por computadora? Hay varias teorías de la justificación encontradas en la literatura especializada que vienen en nuestra ayuda. Aquí, estoy particularmente interesado en la llamada teoría de la justificación del fiabilismo. El fiabilismo, en su forma más simple, asume que una creencia está justificada en el caso de que sea producida por un proceso confiable, es decir, un proceso que tiende a producir una alta proporción de creencias verdaderas en relación con las falsas. Una forma de interpretar esto en el contexto de las simulaciones por computadora es decir que los investigadores están justificados al creer que los resultados de sus simulaciones son correctos o válidos con respecto a un sistema objetivo porque existe un proceso confiable (es decir, la simulación por computadora) que, la mayoría de las veces, produce resultados exactos y precisos sobre los inexactos e imprecisos.⁵ El desafío ahora consiste en mostrar cómo las simulaciones por computadora califican como un proceso confiable.

Alvin Goldman es el defensor más destacado de la fiabilidad. Lo explica de la siguiente manera: “la confiabilidad consiste en la tendencia de un proceso a producir creencias que son verdaderas en lugar de falsas” (Goldman 1979, 9-10. Énfasis en el original). Su

⁵ Estrictamente hablando, p debería decir: ‘los resultados de sus simulaciones son correctos’ y, por lo tanto, los investigadores están justificados al creer que p es verdadera. Para simplificar las cosas, simplemente diré que los investigadores están justificados al creer que los resultados de sus simulaciones son correctos. Esta última oración, por supuesto, se da por cierta.

La propuesta destaca el lugar que tiene un proceso de formación de creencias en los pasos hacia el conocimiento. Considere, por ejemplo, el conocimiento adquirido mediante un proceso de razonamiento, como realizar operaciones aritméticas básicas. Los procesos de razonamiento son, en circunstancias normales y dentro de un conjunto limitado de operaciones, altamente confiables. No hay nada accidental en la verdad de la creencia de que $2 + 2 = 4$, o que el árbol frente a mi ventana estuvo ayer allí y, a menos que suceda algo extraordinario, estará en el mismo lugar mañana.⁶ Así, según el fiabilista, una creencia producida por un proceso de razonamiento califica, la mayoría de las veces, como una instancia de conocimiento.

La pregunta ahora gira en torno a qué significa que un proceso sea confiable y, más específicamente para nuestros intereses, qué significa esto para el análisis de simulaciones por computadora. Ilustremos la primera respuesta con un ejemplo de Goldman:

Si una buena taza de espresso es producida por una máquina de espresso confiable, y esta máquina permanece a nuestra disposición, entonces la probabilidad de que la próxima taza de espresso sea buena es mayor que la probabilidad de que la próxima taza de espresso sea buena dado que afortunadamente, la primera taza buena fue producida por una máquina poco confiable. Si una máquina de café confiable le produce un buen espresso hoy y está a su disposición, normalmente puede producirle un buen espresso mañana. La producción confiable de una buena taza de espresso puede o no estar en la relación de causalidad singular con cualquier buena taza de espresso subsiguiente.

Pero la producción confiable de una buena taza de espresso aumenta o aumenta la probabilidad de una buena taza de espresso posterior. Esta mejora de probabilidad es una propiedad valiosa para tener. (28. Mi énfasis)

La probabilidad aquí se interpreta objetivamente, es decir, como la tendencia de un proceso a producir creencias que son verdaderas en lugar de falsas. La idea central es que si un proceso dado es confiable en una situación, entonces es muy probable que, en igualdad de condiciones, el mismo proceso sea confiable en una situación similar. Nótese que Goldman es muy cauteloso al exigir infalibilidad o certeza absoluta para el relato confiable. Más bien, una frecuencia a largo plazo o cuenta de propensión de la probabilidad proporciona la idea de una producción confiable de café que aumenta la probabilidad de una buena taza de espresso posterior.

Tomando prestadas estas ideas, ahora podemos decir que está justificado creer que las simulaciones por computadora son procesos confiables si se cumplen las dos condiciones siguientes:

(a) El modelo de simulación es una buena representación del sistema objetivo empírico;⁷ y (b) El proceso de cálculo no introduce distorsiones relevantes, errores de cálculo o algún tipo de artefacto matemático.

Como mínimo, se deben cumplir ambas condiciones para tener una simulación por computadora confiable, es decir, una simulación cuyos resultados la mayoría de las veces representen correctamente fenómenos empíricos. Permítanme ilustrar lo que sucedería si no se cumpliera una de las condiciones anteriores. Supongamos primero que no se cumple la condición (a), como es el caso de utilizar el modelo ptolemaico para representar el movimiento planetario. En cuyo caso,

⁶ Notemos que estos ejemplos muestran que un proceso confiable puede ser puramente cognitivo, como en un proceso de razonamiento; o externo a nuestra mente, como muestra el ejemplo de un árbol fuera de mi ventana.

⁷ Como se menciona en la primera nota al pie, no necesitamos estrictamente representación. Las simulaciones por computadora podrían ser confiables para los casos en que no representan, como cuando el modelo implementado está bien fundamentado y se ha implementado correctamente. No discutiré tales casos.

aunque la simulación podría arrojar resultados correctos, no representan ninguna realidad sistema planetario y por lo tanto los resultados no podrían ser considerados como conocimiento del movimiento planetario. El caso es similar si no se cumple la condición (b). Esto significa que durante las etapas de cálculo ha habido un artefacto de algún tipo que conduce al simulación para generar resultados incorrectos. En tal caso, los resultados de la simulación son se espera que no represente el movimiento planetario. La razón es que los errores de cálculo afectan directamente y minimizan el grado de precisión de los resultados.

En la sección 2.2.1, describí con cierto detalle los tres niveles de software de computadora; a saber, la especificación, el algoritmo y el proceso informático. Yo también afirmó que los tres niveles hacen uso de técnicas de construcción, lenguaje y métodos formales que hacen que las relaciones entre ellos sean confiables: existen técnicas de construcción bien establecidas basadas en lenguajes comunes y formas métodos que relacionan la especificación con el algoritmo, y permiten la implementación de este último en la computadora digital. Es la totalidad de estas relaciones lo que hacer de la simulación por computadora un proceso confiable. En otras palabras, estos tres niveles de software están íntimamente relacionados con las dos condiciones anteriores: el diseño del especificación y el algoritmo cumplen la condición (a), mientras que la computadora en ejecución el proceso cumple la condición (b). De ello se deduce que una simulación por computadora es un proceso confiable porque sus componentes (es decir, la especificación, el algoritmo y la computadora) proceso) y el proceso de construcción y ejecución de una simulación se basan, individual y conjuntamente, en métodos fiables. Finalmente, a partir de establecer la confiabilidad de una simulación por computadora se deduce que estamos justificados al creer (es decir, sabemos) que los resultados de la simulación representan correctamente el sistema de destino.

Ahora podemos asimilar el realismo de Goldman en nuestra pregunta sobre el conocimiento. en simulaciones por computadora: los investigadores están justificados al creer que los resultados de una simulación por computadora son correctos de un sistema de destino porque hay un proceso confiable, la simulación por computadora, cuya probabilidad de que el siguiente conjunto de resultados sea correcto es mayor que la probabilidad de que el siguiente conjunto de resultados sea correcto dado que los primeros resultados fueron producidos afortunadamente por un proceso poco confiable. En otra Es decir, se debe confiar en los resultados porque las simulaciones por computadora son procesos confiables. que producen, la mayoría de las veces, resultados correctos (o aproximadamente correctos). El problema ahora radica en explicar cómo hacer que las simulaciones por computadora sean procesos confiables. Detengámonos ahora aquí y retomemos este tema en la sección 4.2, donde discuto algunos de las condiciones de fiabilidad de las simulaciones por ordenador. Ahora es el momento de discutir comprensión.

Al comienzo de este capítulo, mencioné que saber que $2 + 2$ es una operación confiable que conduce a 4 no implica una comprensión de la aritmética. Entender, a diferencia de saber, parece involucrar algo más profundo y tal vez incluso más valioso que es comprender que algo es así.

¿Por qué es importante un análisis sobre la comprensión? La respuesta breve es que la comprensión científica es esencialmente una noción epistémica que implica actividades científicas como explicar, predecir y visualizar el mundo que nos rodea. Hay, sin embargo, el acuerdo general es que la noción de comprensión es difícil de definir. Nosotros decir que "entendemos" por qué la Tierra gira alrededor del Sol, o que la velocidad

de un automóvil podría medirse derivando la posición del cuerpo con respecto al tiempo.

Pero encontrar las condiciones bajo las cuales entendemos algo es sorprendentemente más difícil que saberlo.

Una primera caracterización considera la comprensión como el proceso de poblar un corpus coherente de creencias científicas verdaderas (o cercanas a las creencias verdaderas) sobre el mundo real. Tales creencias son verdaderas (o cercanas a la verdad) en el sentido de que nuestros modelos, teorías y declaraciones sobre el mundo brindan razones para creer que el mundo real probablemente no sea significativamente diferente (Kitcher 1989, 453).

Naturalmente, no todas las creencias científicas son estrictamente ciertas. A veces ni siquiera tenemos una comprensión perfecta de cómo funcionan nuestras teorías y modelos científicos, y mucho menos una comprensión completa de por qué el mundo es como es. Por estas razones, la noción de comprensión también debe admitir algunas falsedades. La filósofa Catherine Elgin ha acuñado un término adecuado para estos casos; ella las llama 'falsedades felices' como una forma de exhibir el lado positivo de una teoría de no ser estrictamente cierta. Tales falsedades felices son las idealizaciones y abstracciones que pretenden las teorías y los modelos.

Por ejemplo, los científicos son muy conscientes de que ningún gas real se comporta de la forma en que lo describe la teoría cinética de los gases. Sin embargo, la ley de los gases ideales explica el comportamiento de los gases al predecir su movimiento y explicar propiedades y relaciones. No existe tal gas, pero los científicos pretenden comprender el comportamiento de los gases reales por referencia a la ley de los gases ideales (es decir, para hacer referencia a un corpus coherente de creencias científicas) (Catherine Elgin 2007, 39).

Ahora bien, aunque cualquier corpus científico de creencias esté plagado de felizmente falsedades, esto no significa que la totalidad de nuestro corpus de creencias sea falsa. Un cuerpo coherente de creencias predominantemente falsas e infundadas, como la alquimia o el creacionismo, todavía no constituye una comprensión de la química o del origen de los seres, y ciertamente no constituye un corpus coherente de creencias científicas. En este sentido, la primera exigencia para tener comprensión del mundo es que nuestro corpus esté mayoritariamente poblado por creencias verdaderas (o cercanas a la verdad).

Tomado de esta manera, es primordial dar cuenta de los mecanismos por los cuales las nuevas creencias se incorporan al corpus general de creencias verdaderas, es decir, cómo se puebla. Gerhard Schurz y Karel Lambert afirman que "comprender un fenómeno P es saber cómo encaja P en el conocimiento previo de uno" (Schurz y Lambert 1994, 66). Elgin se hace eco de estas ideas cuando dice que "la comprensión es principalmente una relación cognitiva con un cuerpo de información bastante completo y coherente". (Catherine Elgin 2007, 35).

Hay varias operaciones que permiten a los científicos poblar nuestro corpus científico de creencias. Por ejemplo, una derivación matemática o lógica de un conjunto de axiomas incorpora nuevas creencias bien fundadas al corpus de la aritmética o la lógica, haciéndolas más coherentes e integradas. También existe una dimensión pragmática que considera que incorporamos nuevas creencias cuando somos capaces de utilizar nuestro corpus científico de creencias para alguna actividad epistémica específica, como razonar, trabajar con hipótesis, etc. Elgin, por ejemplo, llama la atención sobre el hecho de que comprender la geometría implica que uno debe ser capaz de razonar geométricamente sobre nuevos problemas, aplicar la comprensión geométrica en diferentes áreas, evaluar los límites del razonamiento geométrico para la tarea en cuestión, etc. adelante (C. Elgin 2009, 324).

Aquí me interesa esbozar cuatro formas particulares de incorporar nuevas creencias al corpus del conocimiento científico. Estos son, a modo de explicación, por medio de la predicción, por medio de la exploración de un modelo, y por medio de la visualización. Para ello, muestro cómo cada una de estas funciones epistémicas funciona como un proceso de toma de coherencia capaz de incorporar nuevas creencias en nuestra ciencia corpus de creencias. En algunos casos, el proceso de población es bastante sencillo. Los filósofos que trabajan en la explicación científica, por ejemplo, han admitido en gran medida que el objetivo de la explicación es precisamente proporcionar comprensión de lo que es. siendo explicado El filósofo Jaegwon Kim dice que "la idea de explicar algo es inseparable de la idea de hacerlo más inteligible; para buscar una explicación de algo es tratar de comprenderlo, de hacerlo inteligible" (Kim 1994, 54). Stephen Grimm, otro filósofo de la explicación, hace lo mismo punto con menos palabras: "la comprensión es el objetivo de la explicación" (Grimm 2010). La explicación, entonces, es una fuerza impulsora importante para la comprensión científica. Podemos Entender más sobre el mundo porque podemos explicar por qué funciona de la manera en que funciona. hace, y así poblar nuestro corpus científico de creencias. Una cuenta exitosa de explicación para las simulaciones por computadora, entonces, debe mostrar cómo hacer que la comprensión simulando una parte del mundo. Se usa un argumento similar para las otras funciones epistémicas de las simulaciones por computadora. Este es, sin embargo, el tema del próximo capítulo.

4.2 Generar confianza

Más arriba dije que el desafío para afirmar que los resultados de una simulación por computadora son confiables consiste en demostrar que son producidos por un proceso confiable, a saber, la simulación por computadora. La pregunta que nos preocupa ahora, entonces, es ¿De qué manera podrían los investigadores afianzar la confiabilidad de las simulaciones por computadora? A lo largo de los años, los investigadores han desarrollado diferentes métodos que facilitan tal objetivo. En las siguientes secciones, dedico algo de tiempo a discutir estos métodos. y cómo afectan la confianza del investigador en los resultados de las simulaciones por computadora.

4.2.1 Exactitud, precisión y calibración

Primero aclaremos tres términos que son centrales para evaluar la confiabilidad de las simulaciones por computadora. Estos son exactitud, precisión y calibración. Contemporáneo Los estudios han generado dos cuerpos principales de investigación. Por un lado, hay teorías matemáticas de la medición cuya principal preocupación es la representación de cantidades, estandarización, unidades y sistemas, y métodos para determinar proporciones y cantidades. Por otro lado, hay teorías filosóficas preocupado por los supuestos metodológicos, epistemológicos y metafísicos de medida Aquí, por supuesto, estamos interesados en este último.

En las ciencias, los investigadores realizan mediciones de una serie de cantidades de interés que pueden ser más o menos precisas de esa cantidad. ¿Qué quiere decir esto? Las explicaciones tradicionales de la teoría de la medición consideran que la precisión se refiere al conjunto de mediciones que proporcionan un valor estimado cercano al valor real de la cantidad que se mide. En este sentido, la precisión se refiere a si la cantidad se ha determinado correctamente por comparación. Por ejemplo, la medida de la velocidad de la luz $c = (3,0 \pm 0,1) \times 10^8$ m/s es precisa en la medida en que se acerque al valor real de la velocidad de la luz en el vacío, es decir, 299.792.458 m/s.

Tal conceptualización parece correcta, excepto que presupone el conocimiento del verdadero valor de la velocidad de la luz. Es decir, que los investigadores tienen acceso al valor fijo real de una cantidad en la naturaleza, y que los medios por los cuales accedemos a dicho valor están garantizados (es decir, imparciales). Desafortunadamente, esta no es una imagen realista de la medición estándar en ciencia e ingeniería. Más bien, es más común ver a los investigadores luchando por asegurar un valor por medio de técnicas e instrumentos de medición que inevitablemente introducirán algún sesgo. Por estas razones, los investigadores asumen que, en el mejor de los casos, solo pueden medir valores aproximados de una cantidad. Por ejemplo, al medir la velocidad de la luz, los investigadores están idealizando el medio en el que viaja la luz, en este caso, el vacío. También deben existir otras idealizaciones, como la temperatura y la presión, y la estabilidad de las unidades de medida. Eliminar estas idealizaciones implicaría un escenario más complejo donde, muy probablemente, los investigadores nunca lleguen a conocer el verdadero valor de la velocidad de la luz (Teller 2013).

Es debido a argumentos filosóficos como este que nuestro mundo se vuelve menos seguro. Por supuesto, el hecho de que en muchos contextos los investigadores no puedan medir el valor real de una cantidad no significa que, para todas las disciplinas científicas y de ingeniería, medir el valor real de una cantidad sea imposible. En trigonometría, por ejemplo, teóricamente se puede conocer el valor real de cada ángulo de un rectángulo. Sin embargo, para muchas disciplinas científicas y de ingeniería, es realmente difícil, si no imposible, hablar de medir el verdadero valor de las cantidades (empíricas). Incluso en los casos en que la medición de un valor se obtiene por medios teóricos, existen razones para creer que existe un conjunto de supuestos que imponen restricciones a la medición. Tomemos el ejemplo de medir un segundo. “Desde 1967”, dice Eran Tal, “el segundo se ha definido como la duración de exactamente 9.192.631.770 períodos de la radiación correspondiente a una transición hiperfina de cesio-133 en estado fundamental (BIPM 2006).

Esta definición se refiere a un átomo de cesio no perturbado a una temperatura de cero absoluto. Siendo una descripción idealizada de un tipo de sistema atómico, ningún átomo de cesio real satisface esta definición” (Tal 2011, 1086). La lección para llevar a casa es que medir una cantidad real, especialmente en la naturaleza, no es posible, y esto afecta la definición de precisión por comparación.

Otra forma de analizar la precisión consiste en tener una mirada más cercana a la práctica científica y de ingeniería, particularmente al diseño y uso que los investigadores tienen de los instrumentos. Por ejemplo, si el diseño y uso de un termómetro garantiza la atribución de temperatura a un objeto dentro de un rango estrecho, entonces podemos decir que dicho termómetro es exacto. Así entendida, una medida precisa presupone un acceso completo al diseño del instrumento, a las leyes que lo gobiernan – en este

caso, termodinámica: condiciones externas que pueden afectar el instrumento (p. ej., una mano que calienta el termómetro) y los usos del instrumento.

Una tercera forma consiste en suponer que una medida es exacta con respecto a un patrón de medida dado. El caso de la medición de la velocidad de la luz es un ejemplo. Si se establece como estándar que la velocidad de la luz es de 299.792.458 m/s, entonces una medida de $c = (3,0 \pm 0,1) \times 10^8$ m/s es precisa en la medida en que se acerque al valor estándar. La gran ventaja de hacer que la precisión dependa de los estándares de medición es que los investigadores no necesitan presuponer un valor fijo en la naturaleza, sino un valor fijo en el tiempo. Esto significa, a su vez, que diferentes periodos en la historia de la ciencia y la tecnología darán lugar a nuevos estándares de medición y modificarán los existentes. Un ejemplo convincente lo proporciona, de nuevo, la velocidad de la luz. En 1907, el valor de c era de aproximadamente $299\,710 \pm 22$ km/s, pero en 1950 el resultado establecido fue de $299\,792,5 \pm 3,0$ km/s. Cada una de estas mediciones, y las muchas que vinieron después, dependen de un método y un instrumento diferentes que, por lo general, se adaptan a un punto específico en el tiempo. Para este punto de vista, es absolutamente esencial combinar los métodos, los instrumentos y el marco temporal sociotecnológico en la conceptualización de la noción de precisión.

Sin embargo, una cuarta forma alternativa de comprender la precisión se basa en múltiples bases comparativas con otros instrumentos científicos y de ingeniería. Por lo tanto, si el resultado de un instrumento coincide en el mismo valor con otros instrumentos, preferiblemente de un tipo diferente (p. ej., termómetro de mercurio, termómetro infrarrojo, termómetro digital), entonces se dice que es preciso (Tal 2011, 1087).

Entonces, lo que cuenta como resultados precisos depende de los métodos de medición, los estándares, los instrumentos y, por supuesto, las comunidades científica y de ingeniería. A este respecto, los investigadores pueden considerar precisos los resultados de una simulación por computadora si concuerdan estrechamente con el valor de una cantidad obtenida por referencia a otros valores, siempre que tengan un rango razonablemente estrecho; por referencia a un estándar de medición, como la velocidad de la luz o el cero absoluto; o comparando los resultados con otros instrumentos científicos, incluidas, en muchos casos, otras simulaciones por computadora. Un buen ejemplo de este último caso lo proporcionan Marco Ajelli y su equipo (Ajelli et al. 2010), quienes comparan los resultados de dos simulaciones diferentes: un modelo basado en agentes estocásticos y un modelo estocástico de metapoblación estructurada. Según los autores, "los resultados obtenidos muestran que ambos modelos proporcionan patrones epidémicos que concuerdan muy bien en los niveles de granularidad accesibles por ambos enfoques" (1).

La exactitud a menudo se relaciona con la precisión, aunque un análisis cuidadoso muestra que deben mantenerse diferenciadas. El análisis de los factores de corrección y los supuestos del modelo determinan la precisión de una medición, mientras que es el nivel de sofisticación del instrumento científico lo que determina la precisión de una medición. El ejemplo clásico que ayuda a diferenciar a estos dos es el tiro con arco al blanco. La precisión del arquero está determinada por lo cerca que se agrupan las flechas alrededor del centro del blanco. La precisión del arquero, por otro lado, corresponde a cuán cerca (o ampliamente) se dispersan las flechas. Cuanto más apretadas estén las flechas, más precisa será la

arquero. Ahora bien, si la distancia desde el blanco se considera demasiado lejos, entonces el arquero se dice que tiene poca precisión.

La distinción entre precisión y exactitud es muy importante. Una precisa la medición da una estimación cercana al valor real de la cantidad que se mide. Para que una medición sea precisa, los investigadores deben depender en gran medida en la información sobre sus modelos y maquinaria matemática. Una medición precisa, por otro lado, es aquella en la que la incertidumbre en el valor estimado es razonablemente pequeña. Para hacer una medición precisa, los investigadores confían en la sofisticación de sus instrumentos. Como mostraré más adelante, en las simulaciones por computadora, la precisión también depende de la información sobre el modelo del investigador y las matemáticas. maquinaria.

En la teoría de la medición, la precisión se refiere al conjunto de mediciones repetidas en condiciones sin cambios para las cuales la incertidumbre de los resultados estimados es relativamente pequeña. Para aumentar la precisión, existen varios métodos estadísticos que ayudan a proporcionar resultados más precisos, como el error estándar y la desviación estándar. Un buen ejemplo lo proporciona de nuevo la medida de la velocidad de luz; un conjunto de medidas de la velocidad de la luz c cuya desviación estándar es aproximadamente $\pm 0,0000807347498766737$ es menos preciso que uno cuya desviación estándar es aproximadamente $\pm 0,000008073474987667$, ya que la incertidumbre de los resultados estimados es más pequeño. Así entendida, la sofisticación del instrumento científico (por ejemplo, un láser para medir la velocidad de la luz) determina la precisión de la medición de c , mientras que la precisión de la medida depende del análisis de corrección factores, supuestos del modelo, y similares.

En la simulación por computadora, la precisión es un elemento importante a tener en cuenta. En circunstancias típicas, los investigadores asumen, correctamente en mi opinión, que la computadora como un máquina física es un instrumento razonablemente preciso. Es decir que los resultados obtenidos de la computación se distribuyen dentro de un rango aceptable (por ejemplo, dentro de una distribución normal). Dado que los estudios sobre precisión también se centran en las fuentes de instrumentos imprecisión, como variaciones incontroladas del equipo, mal funcionamiento y falla general, es importante señalar las mismas fuentes que afectan la computadora simulaciones. La homología con las simulaciones por computadora, entonces, se puede establecer por factores como el control del sobrecalentamiento de las computadoras, errores de dispositivos de E/S y excepciones de memoria, entre otros.

Además de la capa de hardware, las simulaciones por computadora implican una capa de software que también puede introducir imprecisiones en el cálculo. Por lo general, la cantidad limitada de los bits utilizados para almacenar un número conducen a truncamientos y redondeos conocidos y desconocidos fuera de errores. Un ejemplo simple consiste en almacenar "sin(0.1)" en IEEE de precisión simple. estándar de punto flotante.⁸ Si los cálculos subsiguientes hacen uso de este número, el error tiende a magnificarse arriesgando la precisión en el cálculo. Para poder hacer la medición de sin(0.1) es más precisa, los investigadores suelen mejorar su base de hardware, por ejemplo, de una arquitectura de 64 bits a una de 128 bits. por supuesto, esto solo significa que el redondeo tiende a ser más pequeño, o tiene menos impacto en los resultados finales, pero no necesariamente se eliminan. Esta es una razón por la cual, en

⁸ El ejemplo también sirve para mostrar las imprecisiones introducidas al calcular "sin(0.1) en IEEE Punto flotante de precisión simple.

Computación de alto rendimiento, el hardware juega un papel tan relevante. Desafortunadamente, los cambios en el hardware pueden ser bastante costosos, por lo que la precisión también debe tratarse mediante análisis numérico y una buena programación.

Finalmente, la calibración, también conocida como 'tuning', se refiere a la multitud de métodos que permiten realizar pequeños ajustes en los parámetros del modelo de modo que el grado de exactitud y precisión deseado alcance un estándar específico de fidelidad. La calibración generalmente, aunque no siempre, ocurre cuando un modelo incluye parámetros sobre los cuales existe mucha incertidumbre y, por lo tanto, el valor del parámetro se determina encontrando la mejor manera de ajustar los resultados con los datos disponibles. El parámetro en cuestión se considera un parámetro libre que se puede "ajustar" según sea necesario. La calibración es entonces la actividad de encontrar y ajustar valores para el parámetro libre que son mejores para dar cuenta de los datos disponibles.

En simulación por computadora, Marc Kennedy y Anthony O'Hagan identifican dos formas de calibración. En primer lugar, las 'entradas de calibración', que son entradas que toman valores fijos pero desconocidos para todas las mediciones y observaciones utilizadas para la calibración.

Así entendidas, las entradas de calibración son aquellas entradas que deseamos conocer a través del proceso de calibración de la simulación. En segundo lugar, las 'entradas variables' que consisten en todas las demás entradas cuyo valor puede cambiar durante la ejecución de una simulación por computadora. Estos generalmente describen la geometría y las condiciones iniciales y de contorno asociadas con aspectos específicos del sistema de destino.⁹ Para ambas formas de calibración, hay una gran cantidad de métodos disponibles que incluyen estimaciones de parámetros por regresión no lineal, métodos bayesianos y análisis de sensibilidad para evaluar la contenido de información de los datos e identificar las medidas existentes que dominan el desarrollo del modelo.

Aunque es parte de la práctica estándar de las simulaciones por computadora, la calibración tiene importantes inconvenientes. Una preocupación central con la calibración es que podría resultar en datos 'contados dos veces'. Es decir, los datos usados para la calibración de la simulación por computadora también pueden usarse para la evaluación de la precisión de los resultados de una simulación por computadora. Esta preocupación, particularmente presente dentro de la comunidad de simulación climática, plantea preguntas sobre la circularidad y las posturas de autoconfirmación:

algunos comentaristas sienten que hay una circularidad no científica en algunos de los argumentos proporcionados por GCMers [modelos de circulación general]; por ejemplo, la afirmación de que los GCM pueden producir una buena simulación no encaja fácilmente con el hecho de que aspectos importantes de la simulación se basan en [...] Afinación. (Shackley et al. 1998, 170)

Otro problema con la calibración son las 'incertidumbres residuales' que vienen con ella. Como hemos discutido, la calibración consiste en buscar un conjunto de valores de las entradas desconocidas de modo que los datos disponibles se ajusten lo más posible a las salidas del modelo. Estos valores sirven para varios propósitos, y todos son estimaciones de los valores reales de estos parámetros. La naturaleza 'estimativa' de estos insumos implica una incertidumbre residual sobre estos insumos. En otras palabras, la calibración no elimina la incertidumbre, simplemente la reduce. Este hecho debe reconocerse en un análisis posterior.

⁹ Para obtener más información sobre este tema, consulte (McFarland y Mahadevan 2008), (Kennedy y O'Hagan 2001) y (Trucano et al. 2006)

del modelo

Los esfuerzos anteriores para caracterizar la exactitud, la precisión y la calibración surgen de consideraciones sobre la confiabilidad de las simulaciones por computadora y la confianza posterior que los investigadores tienen en sus resultados. Si las simulaciones por computadora son procesos confiables que brindan resultados correctos, entonces necesitamos una forma de caracterizar cuál sería un resultado 'correcto'. Por lo tanto, la razón de nuestra reciente discusión. Como es habitual en este libro, presentamos y discutimos, aunque sea brevemente, problemas filosóficos relacionados con conceptos e ideas. El próximo paso es dar razones para decir que las simulaciones por computadora son procesos confiables. Con este fin, ofrezco una breve discusión sobre la literatura sobre verificación y validación como los dos métodos más importantes para otorgar confiabilidad.

4.2.2 Verificación y validación

Verificación y validación¹⁰ son los nombres generales que se dan a una serie de métodos utilizados para aumentar la fiabilidad de los modelos científicos y los programas informáticos. Comprender su papel, entonces, resulta esencial para la evaluación, credibilidad y poder para obtener los resultados de las computadoras. Ahora, cuando el interés está en las simulaciones por computadora, los métodos de verificación y validación se adaptan a tareas específicas. A continuación, primero discutiré las generalidades de los métodos de verificación y validación y luego discutiré en qué aspecto aumentan la confiabilidad de las simulaciones por computadora.

Para dar cuenta de la confiabilidad de las simulaciones por computadora, así como para sancionar la corrección de los resultados, los investigadores tienen a su disposición procedimientos formales (por ejemplo, para confirmar la implementación correcta de la especificación en la computadora) y puntos de referencia (es decir, valores de referencia precisos) con los que comparar los resultados del cálculo (por ejemplo, con otras fuentes de datos). En la verificación, los métodos formales están en el centro de la confiabilidad del software de computadora, mientras que en la validación, la evaluación comparativa es responsable de la confirmación de los resultados (Oberkampf y Roy 2010, Prefacio). En otras palabras, en los métodos de verificación, la relación de interés es entre la especificación, incluido el modelo, y el software de la computadora, mientras que en los métodos de validación, la relación de interés es entre la computación y el mundo empírico (por ejemplo, datos experimentales obtenidos al medir y métodos de observación) (Oberkampf, Trucano y Hirsch 2003).¹¹

Aquí hay dos definiciones que son ampliamente aceptadas y utilizadas por la comunidad de investigadores:

Verificación: el proceso de determinar que un modelo computacional representa con precisión el modelo matemático subyacente y su solución.

¹⁰ También conocido como 'validez interna' y 'validez externa', respectivamente.

¹¹ Para ser más justo con la propuesta general de Oberkampf, Trucano, Roy y Hirsch, también debo mencionar el análisis sobre la incertidumbre y cómo se propaga a lo largo del proceso de diseño, programación y ejecución de simulaciones por computadora. Para un tratamiento más filosófico de la verificación y validación, así como ejemplos concretos, consulte (Oreskes, Shrader-Frechette y Belitz 1994; Kupperts y Lenhard 2005; Hasse y Lenhard 2017).

Validación: el proceso de determinar el grado en que un modelo es una representación precisa del mundo real desde la perspectiva de los usos previstos del modelo. (Oberkampff, Trucano y Hirsch 2003)

Ahora, esta forma de representar la verificación y la validación es ampliamente aceptada y utilizado, especialmente en muchos tratamientos filosóficos de simulaciones por computadora. Eric Winsberg, por ejemplo, considera que "verificación, [...] es el proceso de determinar si el resultado de la simulación se aproxima o no a las verdaderas soluciones de las ecuaciones diferenciales del modelo original. La validación, por otro lado, es la proceso de determinar si el modelo elegido es o no una buena representación de el sistema del mundo real para el propósito de la simulación" (Winsberg 2010, 19-20). Otro ejemplo de una filósofa que analiza la verificación y validación de las simulaciones por computadora es Margaret Morrison. Aunque ella toma una definición más amplia de métodos de verificación y validación, e incluso piensa que estos dos métodos no son siempre claramente divisible, sin embargo, minimiza la necesidad de métodos de verificación afirmando que la validación es más crucial de un método para evaluar la confiabilidad de simulación por computadora (Morrison 2009, 43).

Las comunidades científica y de ingeniería, por otro lado, tienen una mayor y más amplia conjunto más diverso de definiciones para ofrecer, todas adaptadas a las especificidades de los sistemas bajo estudio.¹² Discutámoslos ahora por separado y señalemos lo que es tan específico sobre simulaciones por ordenador.

4.2.2.1 Verificación

La verificación en simulaciones por computadora consiste en asegurarse de que la especificación para una simulación dada se implementa correctamente como un modelo de simulación. La literatura proporciona varios métodos de verificación adecuados para el software de computadora en general, pero hay dos métodos específicamente importantes para las simulaciones por computadora, a saber, verificación de código y verificación de cálculo.¹³ Su importancia radica en que ambos Los métodos se centran en la corrección de la discretización, un elemento clave para implementar modelos matemáticos como simulaciones por computadora.

La verificación de código se define como el proceso de determinar que los algoritmos numéricos están correctamente implementados en el código de computadora, así como de identificar errores potenciales en el software (Oberkampff, Trucano y Hirsch 2003, 32). En esto Al respecto, la verificación de código proporciona un marco para desarrollar y mantener un código de simulación por computadora confiable.

William Oberkampff y Timothy Trucano han argumentado que es útil profundizar segregar la verificación de código en dos actividades, a saber, verificación de algoritmos numéricos e ingeniería de calidad de software. El propósito de la verificación de algoritmos numéricos es abordar la corrección matemática de la implementación de todos los

¹² Ver (Oberkampff y Roy 2010, 21-29) para un análisis sobre la diversidad de conceptos. Ver también (Salari y Kambiz 2003; Sargent 2007; Naylor et al. 1967; Naylor, Wallace y Sasser 1967).

¹³ También se conoce como verificación de solución en (Oberkampff y Roy 2010, 26), y como verificación numérica estimación del error en (Oberkampff, Trucano y Hirsch 2003, 26).

algoritmos numéricos que afectan la precisión numérica de los resultados de la simulación. El objetivo de este método de verificación es demostrar que el valor numérico de los algoritmos implementados como parte del modelo de simulación se implementan correctamente y funcionando según lo previsto (William L. Oberkampf y Timothy G. Trucano 2002, 720).

La ingeniería de calidad del software, en cambio, pone el énfasis en determinar si el modelo de simulación produce los resultados correctos, o aproximadamente correctos. El propósito de la ingeniería de calidad del software es verificar el modelo de simulación y los resultados de la simulación en un hardware de computadora específico, en un entorno de software específico, incluidos compiladores, bibliotecas, E/S, etc. Estos procedimientos de verificación son principalmente en uso durante el desarrollo, prueba y mantenimiento de la simulación modelo (721).

Por otra parte, la verificación de cálculo se define como el método que impide tres tipos de errores: error humano en la elaboración del código, error humano en el análisis de los resultados y los errores numéricos resultantes del cálculo de la solución discretizada del modelo de simulación. Una definición para verificación de cálculo es la siguiente:

Verificación de cálculo: el proceso de determinar la exactitud de los datos de entrada, la precisión numérica de la solución obtenida, y la exactitud de los datos de salida para un simulación especial. (Oberkampf, Trucano y Hirsch 2003, 34)

Así entendida, la verificación del cálculo es el lado empírico de la verificación. Él se basa en la comparación entre los resultados de la simulación frente a soluciones altamente precisas del modelo científico. En cierto sentido, la verificación del cálculo es similar a la evaluación de validación en la medida en que ambos comparen los resultados estimados con los resultados correctos. Por lo general, controla las tasas de convergencia espacial y temporal, iterativas convergencia, independencia de soluciones para coordinar transformaciones, y similares otros procesos (26).

4.2.2.2 Validación

El proceso de validación (también conocido como prueba) consiste en mostrar que los resultados de la simulación corresponden, con mayor o menor exactitud y precisión, a los obtenidos por medición y observación del sistema objetivo. Oberkampf y Trucano destacan tres aspectos clave de la validación:

- i) cuantificación de la precisión del modelo computacional comparando sus respuestas con respuestas medidas experimentalmente,
- ii) interpolación o extrapolación del modelo computacional a las condiciones correspondientes a el uso previsto del modelo, y
- iii) determinación si la precisión estimada del modelo computacional, para las condiciones del uso previsto, cumple los requisitos de precisión especificados. (WL Oberkampf y TG Trucano 2008, 724)

Aunque los métodos de validación son algo natural para muchos experimentadores, ya que esperan reproducir, en lugar de representar o imitar, una parte del mundo, ¹⁴ son un asunto bastante complejo en el contexto de las simulaciones por computadora. aquí es cuando aparecen algunas preocupaciones con respecto a la confiabilidad de la validación.

Un problema principal surge del hecho de que la mayoría de los métodos de validación son inductivos, y, por lo tanto, debe esperarse que enfrente los problemas típicos de la inducción. El problema aquí es que el método solo permite validar un modelo hasta cierto punto, y por lo tanto la validación completa es absolutamente imposible debido a la gran cantidad de comparaciones necesario, sin mencionar la improbabilidad de tener todos los resultados posibles a mano. Esta es una razón por la cual la validación es conocida, sobre todo entre los informáticos, como un método para detectar la presencia de errores, pero no diseñado para establecer su ausencia.¹⁵

Otro problema es que la validación depende de la capacidad de comparar los resultados de la simulación por computadora con los datos empíricos. Tal relación dual obviamente requiere la presencia de ambos, los resultados de la simulación y los datos recopilados de una fuente empírica. Esto conduce a la exclusión de las muchas simulaciones por computadora para que no hay datos empíricos de contrapartida. En este sentido, la validación es sólo un concepto adecuado para aquellos casos en los que una simulación por ordenador está representando un sistema real, y no un sistema posible o concebible (por ejemplo, una simulación que viole una constante de la naturaleza, como una simulación con una fuerza gravitatoria igual a $G = 1 \text{ mkg}^{-1} \text{ s}^{-2}$).

Dicho esto, es importante mencionar que, con la introducción de simulaciones por computadora en contextos experimentales, la validación no depende exclusivamente en contrastar los resultados con los datos empíricos. Ajelli y su equipo muestran cómo es posible ejecutar diferentes simulaciones por computadora y usar sus resultados para afirmar la confiabilidad. para cada uno – en este caso, no hay mera convergencia de resultados, sino también de claves (Ajelli et al. 2010).¹⁶

La Figura 4.1 muestra en un diagrama de flujo cómo la verificación (tanto la verificación del código como la verificación del cálculo) y los métodos de validación se ponen en práctica en la práctica científica habitual. El modelo conceptual aquí es el producto de analizar y observar el sistema físico de interés (es decir, lo que llamamos el modelo científico). en clave aplicaciones de la física computacional (como la dinámica de fluidos computacional, la mecánica de sólidos computacional, la dinámica estructural, la física de ondas de choque y la química computacional), el modelo conceptual está dominado por el conjunto de PDE utilizadas para representando cantidades físicas.

Se pueden identificar otros dos tipos de modelos: un modelo matemático, a partir del cual se crea el modelo computacional o de simulación, y un modelo físico que, por simplicidad, nos identificaremos con un experimento (recuerde nuestro tratamiento de la experimentación en la sección 3). El modelo computacional, en nuestra propia terminología, es un programa de computadora operativo que implementa el modelo de simulación como una computadora. simulación.

¹⁴ Mientras que esta es una afirmación válida para alguna forma de experimentación científica, no lo es para otras. como la economía y la psicología.

¹⁵ Esta afirmación se atribuye ampliamente a Edsger Dijkstra.

¹⁶ Estrictamente hablando, Ajelli et al. están haciendo análisis de robustez (Weisberg 2013).

¹⁷ Para una discusión más detallada sobre la Figura 4.1, consulte (Oberkampff y Roy 2010, 30).

Este resultado es importante porque, como argumentaremos en el próximo capítulo, la confiabilidad de las simulaciones por computadora respalda la afirmación de que los investigadores pueden afirmar para la explicación, la predicción y otras actividades epistémicas. En otras palabras, confiable las simulaciones por computadora también permiten a los investigadores reclamar la comprensión de los resultados.

Un comentario final y muy breve sobre verificación y validación antes de presentar el siguiente tema. Aunque ni el software ni el hardware se pueden verificar o validar completamente, los investigadores aún están desarrollando métodos que reducen la ocurrencia de errores. y aumenta la credibilidad de la simulación. Este interés funciona como evidencia de la importancia de ambos métodos para la confiabilidad general de las simulaciones por computadora.

4.3 Errores y opacidad

El uso de ciertos términos, como confianza, certeza, exactitud y confiabilidad no debe darnos la impresión equivocada de que la historia de las simulaciones por computadora es una historia del éxito. Como discutiremos en las siguientes secciones, las simulaciones por computadora no proporciona un acceso totalmente transparente y seguro al mundo, sino uno que está poblada de errores e incertidumbres. En un nivel muy general, cada disciplina en la historia humana se ha ocupado de la falta y la pérdida de conocimiento. En este sentido, las simulaciones por ordenador también forman parte de la gran historia de la ciencia y la tecnología, y por lo tanto, no hay nada particularmente novedoso en ellos. A un nivel más local, sin embargo, hay varias cuestiones que surgen estrictamente del uso de las nuevas tecnologías. – en particular, las computadoras – y los nuevos métodos basados en dicha tecnología – en particular, simulaciones por computadora.

Hasta ahora, mis esfuerzos se concentraban en buscar simulaciones por computadora como fuentes para el conocimiento del mundo. Este punto de vista es, por supuesto, correcto, ya que las simulaciones por computadora constituyen métodos poderosos para proporcionar información precisa sobre el mundo que nos rodea. De hecho, dedicamos el próximo capítulo a discutir cómo las simulaciones por computadora explican, predicen y realizan varias funciones epistemológicas. Pero como se mencionó anteriormente, las simulaciones por computadora también son una fuente de opacidades, errores e incertidumbres que puedan afectar su confiabilidad y socavar la confianza los investigadores ponen los resultados de una simulación. Debido a esto, es importante discutir, aunque sea brevemente, las fuentes de errores y opacidades que impregnan la práctica de simulaciones por ordenador, así como las cuestiones filosóficas adaptadas a ellas. Igualmente importante será discutir algunos de los mecanismos estándar utilizados por los investigadores que ayudan a mitigar estos errores y sortear las opacidades. Permítanme decir que mi trato aquí será irremediamente injusto dada la complejidad de estos temas. Espero, sin embargo, poder esbozar los problemas básicos y sugerir posibles soluciones.

4.3.1 Errores

Los errores son un problema tradicional en las disciplinas científicas y tecnológicas. Mientras que algunos son una indicación de que algo salió mal, otros pueden ofrecer algunas ideas sobre lo que salió mal (Deborah G Mayo 1996). En cualquier caso, la importancia de estudiar los errores es que en algún momento afectarán a la fiabilidad de las simulaciones por ordenador, y por tanto a la confianza del investigador en sus resultados. Por esta razón, los investigadores deben proporcionar medidas estrictas y sólidas para detectar errores, así como formas de prevenirlos. Cuando ocurren, sin embargo, es importante saber cómo tratarlos, reducir los efectos negativos y revertirlos cuando sea posible.¹⁸ Una primera aproximación a los errores los divide en errores arbitrarios, como el producto de una caída de tensión durante computación o un miembro del laboratorio descuidado tropezando con el cable de alimentación de la computadora; y errores sistemáticos, es decir, errores que son inherentes al proceso de diseño, programación y cálculo de un modelo de simulación.

Los errores arbitrarios tienen poco valor para nosotros. Su probabilidad de ocurrencia es muy baja y no contribuyen de ninguna manera a la frecuencia de un proceso informático para producir resultados correctos. En todo caso, son los contribuyentes silenciosos y solitarios que, una vez detectados, son fáciles de hacer desaparecer. No sorprende que los investigadores pongan poco esfuerzo en tratar de comprender su probabilidad de que suceda. Más bien, las instalaciones de investigación diseñan protocolos y medidas de seguridad que ayudan a enfrentarlos, si no a erradicarlos por completo. Los cables instalados en canales de seguridad especiales lejos del área de trabajo principal son una medida de seguridad que evita que los miembros del laboratorio descuidados tropiecen con ellos. Asimismo, las fuentes de energía son muy estables en la actualidad, y algunas instalaciones incluso cuentan con generadores de respaldo. En caso de un apagón general, los datos generalmente se replican en varios servidores de tal manera que las simulaciones por computadora se pueden reanudar desde la última ejecución. Por lo tanto, los errores arbitrarios no deben considerarse una amenaza para la confiabilidad general de las simulaciones por computadora.

Los errores sistemáticos, por otro lado, juegan un papel más destacado. Los divido en dos tipos, a saber, errores de hardware y errores de software. Como sugiere su nombre, el primer tipo de error se relaciona con el mal funcionamiento de la computadora física, mientras que el segundo surge de errores en el diseño y la programación de simulaciones por computadora, incluidos errores de paquetes listos para usar.¹⁹

4.3.1.1 Errores de hardware

Los errores físicos están relacionados con el mal funcionamiento temporal o permanente del microprocesador de la computadora, de la memoria, de los dispositivos de E/S y, en general, de cualquier computadora física.

¹⁸ Para un excelente análisis sobre los errores y cómo afectan la práctica científica en general, ver (Deborah G. Mayo 2010; Mayo y Spanos 2010). Para saber cómo los errores afectan a la informática en particular, véase (Jason 1989). Y para el papel de los errores en informática, ver (Parker 2008). Estoy tomando aquí que los errores afectan negativamente el cálculo.

¹⁹ Para obtener una descripción general de los errores en el diseño y el ciclo de producción de los sistemas computacionales, consulte (Seibel 2009; Fresco y Primiero 2013; Floridi, Fresco y Primiero 2015).

componente de la computadora que podría alterar el proceso computacional normal de una simulación.

De todas las fuentes imaginables de errores de hardware, quizás la más excéntrica provenga del espacio exterior: las supernovas, los agujeros negros y otros eventos cósmicos pueden, de hecho, hacer que las computadoras se bloqueen. Estos errores de hardware se conocen como 'errores leves' y se producen por un simple fenómeno astronómico: los rayos cósmicos que golpean la atmósfera terrestre. Cuando los rayos cósmicos chocan con las moléculas de aire, producen una "lluvia de aire" de protones, neutrones y otras partículas de alta energía que pueden golpear los componentes internos de la computadora. Si se acercan a la parte equivocada de un chip, los electrones que arrastran crean un 1 o un 0 digital de la nada (Simonite 2008).

Este tipo de errores se denominan 'errores leves' porque su presencia no provoca daños permanentes en la computadora ni cambios en las características físicas del hardware. Más bien, los errores de software solo corrompen uno o más bits en un programa o un valor de datos, alterando de esta manera los datos y por lo tanto el proceso de cómputo, sin producir daño visible al hardware. A mediados de los 90, IBM probó casi 1000 dispositivos de memoria en diferentes niveles del mar (valles, montañas y cuevas) y el resultado mostró que a mayor altitud, más errores leves ocurrirían, mientras que la proporción de errores leves en los dispositivos probados en las cuevas era casi cero.

Los errores leves suelen afectar al sistema de memoria de la computadora, así como a cierta lógica combinatoria utilizada en los circuitos, como la Unidad Lógica Aritmética. En el caso de los circuitos de memoria, la fuente de errores leves son las partículas energéticas que generan suficiente carga libre para alterar el estado de la celda de memoria. En el caso de la lógica combinatorial, los picos de voltaje o la corriente transitoria pueden alterar la temporización del reloj y causar errores leves que se propagan y que finalmente se bloquean en la salida de la cadena lógica (Slayman 2010). El resultado obvio son resultados poco fiables desconocidos.

El siguiente es un ejemplo simple que ilustra cuán dañino es este tipo de error. En realidad podría ser. Considere las siguientes dos subrutinas en el lenguaje C:

Algoritmo 10 Operador bit a bit si (a

```
& b) luego
    imprime "Los demócratas han ganado" de
lo contrario
    impresión "Los republicanos han ganado"
terminar si
```

Algoritmo 11 Operador lógico

```
if (a && b) luego
    imprimir "Los demócratas han ganado" else

    imprimir "Los republicanos han ganado" end if
```

En el lenguaje C, los operadores como `&` se denominan bit a bit porque son operaciones realizadas en un nivel de bit simplemente cambiando un 1 en 0, y viceversa. Además, el lenguaje C no incluye el concepto de variable booleana. En cambio, 'falso' está representado por 0, y 'verdadero' podría estar representado por cualquier valor numérico distinto de 0. Este hecho, generalmente bien escondido, permite a los programadores escribir, bajo ciertas circunstancias: `a & b` como `a && b`.

Supongamos ahora que `a = 4` (000001002) y `b = 4` (000001002). En este caso, el condicional en ambos algoritmos se evalúa como igual y, por lo tanto, 'Los demócratas han ganado' es el resultado final. Este es el caso porque el operador lógico `&&` se evalúa en valores distintos de cero (algoritmo 11) y, por lo tanto, siempre se llama a la primera instrucción.

De manera similar, la operación bit a bit suma a un valor distinto de cero `a & b = (000001002)` en (algoritmo 10).

Ahora, si ocurre un error suave en el tercer bocado que representa `a = 0` (000000002), entonces el operador lógico en el algoritmo 11 seguirá evaluando "Los demócratas han ganado" simplemente porque es un valor distinto de cero, mientras que el operador bit a bit evaluaría a "Los republicanos han ganado" ya que evalúa a un valor cero `a & b = (000000002)` (algoritmo 10).

El ejemplo muestra que si la partícula energética correcta golpea el lugar correcto en la memoria donde se almacena el valor de 'a', entonces los resultados podrían ser bastante diferentes, en este caso, siendo la Democracia la principal víctima. Podría decirse que el ejemplo es muy poco probable, tanto como desafortunado. Las posibilidades reales de que ocurra un error de este tipo son extremadamente pequeñas, si no virtualmente imposibles. Y esto no solo porque las probabilidades están en contra, sino también porque los lenguajes de programación se han vuelto muy estables y robustos. A pesar de estas consideraciones, es una posibilidad real que los fabricantes se toman muy en serio. A medida que los componentes de hardware se reducen en tamaño y consumo de energía, y los chips de RAM se vuelven más densos, la sensibilidad a la radiación aumenta drásticamente y, por lo tanto, la probabilidad de que ocurra un error leve (Baumann 2005).

Para contrarrestar este efecto, las empresas tecnológicas se enfocan en hacer mejores diseños de chips y mejorar las tecnologías de verificación de errores. De hecho, el gigante informático Intel ha estado trabajando sistemáticamente para incorporar un detector de rayos cósmicos integrado en sus chips. El detector detectaría impactos de rayos cósmicos en circuitos cercanos o directamente en el detector mismo. Cuando se activa, activa una serie de circuitos de verificación de errores que refrescan la memoria, repiten los procedimientos más recientes y solicitan el último mensaje enviado al circuito afectado (Simonite 2008). De esta manera, Intel tiene como objetivo reducir los errores de software y, por lo tanto, aumentar la confiabilidad en el componente de hardware.

Por supuesto, existen otros tipos de errores de hardware sistemáticos además de los errores de software. Por lo general, estos vienen en combinación con el software que maneja el hardware. Quizás el error de hardware y software más famoso, o infame, debería decir, en la historia se atribuye al error Pentium FDIV, del microprocesador Intel. El objetivo de Intel era potenciar 3 veces la ejecución de un escalar de coma flotante y 5 veces el código vectorial, en comparación con los microprocesadores anteriores. El algoritmo utilizado tendría una tabla de búsqueda para calcular los cocientes intermedios necesarios para la división de punto flotante. Esta tabla de búsqueda constaría de 1066 enteros, 5

de los cuales, por un error de programación, no fueron descargados en el programable matriz lógica. Cuando la unidad de coma flotante accedió a estas 5 celdas, obtener un 0 en lugar del +2 esperado, que se suponía que estaba contenido en el células 'faltantes'. Este error arruinó el cálculo y resultó en un resultado menos preciso. número que la respuesta correcta (Halfhill 1995). A pesar de que las posibilidades de se calculó que el error que aparecía al azar era de aproximadamente 1 en 360 mil millones, el Pentium El error de FDIV le costó a Intel Co. una pérdida de alrededor de \$ 500 millones en ingresos con el reemplazo de los procesadores defectuosos.

La lección para llevar a casa es que la tecnología más avanzada no es inmediatamente traducido en cálculos más fiables. Los errores leves aparecen con la introducción. de la placa de circuito moderna y la tecnología basada en silicio. En verdad, sin embargo, los errores de hardware son lo que menos preocupa a la mayoría de los investigadores que trabajan en simulaciones por computadora. Esto se debe principalmente a que, como hemos discutido hasta ahora, especificar, programar, y ejecutar simulaciones por computadora es una práctica impulsada por software. Los investigadores confían en su hardware, y tienen muy buenas razones para hacerlo. Además, cuando surge la pregunta sobre la confiabilidad de las simulaciones por computadora, la mayoría de los filósofos, yo mismo incluidos, están pensando en formas de lidiar con errores de software, no con errores de hardware. En esta nota, pasemos ahora a discutir los errores de software.

4.3.1.2 Errores de software

Los errores de software son, posiblemente, la fuente más frecuente de errores en informática. Conducen a inestabilidades en el comportamiento general del software de la computadora, y comprometer seriamente la confiabilidad de las simulaciones por computadora.

Los errores de software se pueden encontrar en una gran variedad de lugares y prácticas. Por ejemplo, la práctica de la programación es una fuente principal de errores de software, ya que la programación puede complicarse en extremo. Un compilador defectuoso y un lenguaje informático defectuoso también traer a la luz las preocupaciones sobre la fiabilidad de los programas informáticos. Además, Los errores de discretización son una fuente importante de errores en las simulaciones por computadora, ya que provienen del proceso de interpolación, diferenciación e integración de una serie de ecuaciones matematicas

Seguramente algunos de estos errores se pueden evitar, pero otros resultan más complicados. La mala programación, por ejemplo, puede atribuirse a un programador torpe. C.

Lawrence Wenham enumeró varios signos que hacen a un mal programador (Wenham 2012). Estos incluyen la incapacidad de razonar sobre el código (por ejemplo, la presencia de 'código vudú', o código que no tiene ningún efecto sobre el objetivo del programa, pero que se mantiene diligentemente de todos modos), mala comprensión de la programación del lenguaje modelo (por ejemplo, la creación de múltiples versiones del mismo algoritmo para manejar diferentes tipos u operadores), conocimiento crónicamente pobre de las características de la plataforma (por ejemplo, reinención de clases y funciones que están integradas en los lenguajes de programación), el incapacidad para comprender punteros (p. ej., asignar arreglos arbitrariamente grandes para colecciones de longitud variable) y dificultad para ver a través de la recursividad (p. ej., pensar que el el número de iteraciones se va a pasar como parámetro). La lista se extiende significativamente

icantemente La programación, en cualquier caso, es una actividad intelectualmente exigente en la que incluso el programador más hábil y talentoso está sujeto a cometer errores.

Notemos de paso que estos errores de software comparten el hecho de que todos son relacionado con el ser humano. Como se señaló, los errores en la programación los cometen en su mayoría los programadores. Un ejemplo tonto, pero desastroso, es el Mars Climate Orbiter con el que La NASA perdió todo contacto casi un año después de su lanzamiento en diciembre de 1998. El tablero encargado de investigar el accidente concluyó que ocho factores contribuyeron a el desastre, uno de los cuales fueron los modelos informáticos terrestres responsables de la navegación de la sonda. Un error de programación hizo que los modelos de computadora no pudieran traducir unidades no pertenecientes al SI de libra-segundo (es decir, unidades inglesas) a newton-segundos métricos SI (unidades métricas).²⁰

En este punto se podría concluir que los errores de software son hechos a la medida del ser humano y por lo tanto, erradicable con el entrenamiento adecuado. Se podría pensar, entonces, que esto es cierto incluso para los casos de un compilador defectuoso y un lenguaje informático defectuoso, ya que son basado en malas especificaciones y falta de procedimientos de implementación (por ejemplo, un error llamar) y, por lo tanto, también están hechos a la medida del ser humano. Además, incluso el proceso de discretización de ecuaciones matemáticas está hecho a la medida del ser humano, ya que aún se lleva a cabo. en su mayor parte por matemáticos, o informáticos, o ingenieros. En Al final del día, los errores de software son errores humanos.

Las cosas son, de hecho, un poco más complejas de lo que se muestra aquí. Hay varios fuentes de errores que no dependen de hábitos de programación difíciles de erradicar – o errores producidos por nuestra limitada capacidad cognitiva, pero por la propagación de errores por el proceso iterativo de la computación; es decir, el tipo de errores de software que las computadoras, en lugar de los humanos, se introducen en el proceso de simulación. Un ejemplo puede ilustrar este punto. Una forma de resolver funciones no lineales es aproximando los resultados con métodos iterativos. Si todo va bien, es decir, si el procedimiento de discretización y la posterior programación en un modelo de simulación son correctos, entonces el conjunto de soluciones de la simulación convergen al valor correcto con un pequeño margen de error.²¹ Aunque esta es una práctica estándar, en un puñado de casos el conjunto de soluciones son imprecisos debido a una acumulación continua de errores durante el cálculo. Este tipo de errores se conocen como errores de convergencia y se convierten en un motivo de preocupación cuando su presencia pasa desapercibida.

Es bien sabido que los dos errores de convergencia más importantes son el redondeo errores y errores de truncamiento. Por lo general, los primeros se introducen por el tamaño de la palabra de la computadora, lo que resulta en la precisión limitada de los números reales. errores de truncamiento, por otro lado, son errores cometidos al acortar una suma infinita a un tamaño más pequeño y aproximarla por una suma finita.

Para ilustrar los posibles efectos negativos de los errores de redondeo en una simulación por computadora, considere nuevamente el ejemplo presentado en la página 11 de un satélite. orbitando alrededor de un planeta. Allí, si la ecuación correspondiente a la cantidad de energía total E (ecuación 1.1) debe disminuir, entonces el semieje mayor a debe convertirse en

²⁰ Arthur Stephenson, presidente de la Junta de Investigación de Fallos de la Misión del Orbitador Climático de Marte, en realidad creía que esta era la causa principal de la pérdida de contacto con el Mars Climate Orbiter Investigación. Véase (Douglas y Savage 1999).

²¹ Siempre que, naturalmente, no haya errores de hardware involucrados.

menor. Pero si el momento angular H (ecuación 1.2) necesita ser constante, entonces la excentricidad e debe volverse más pequeña. Es decir, la órbita debe redondearse.²² Explicado de esta manera, la tendencia de la excentricidad orbital es constante hacia abajo, como se muestra en la figura 1.3.

Ahora, es bien sabido que los investigadores hacen uso de simulaciones por computadora porque son más baratas, más rápidas y más fáciles de configurar que construir un satélite y ponerlo en órbita. Muchos filósofos incluso han afirmado que, por estas razones, las simulaciones por computadora actúan como si fueran el satélite real que orbita alrededor de un planeta bajo la tensión de las mareas. Creo que nada más lejos de la realidad. Los investigadores son muy conscientes de los límites de sus simulaciones y saben que incluso si los picos que se muestran en la figura 1.3 se pueden atribuir a un satélite del mundo real que orbita alrededor de un planeta del mundo real y así sucesivamente, todavía no pueden atribuir la tendencia constante hacia abajo que ven en la misma visualización. ¿Por qué no? Porque esto no es algo que realmente suceda en el mundo real, sino un artefacto de la simulación (es decir, un error de redondeo). Si este efecto se atribuyera realmente al comportamiento del satélite del mundo real, veríamos que la órbita del satélite se vuelve circular. Pero nuevamente, esto es simplemente el artefacto de calcular un error de redondeo en el modelo de simulación (Duran 2017). Woolfson y Pert, por supuesto, son muy conscientes de este hecho, ya que también son programadores, y por lo tanto pueden tomar las medidas adecuadas para evitarlos o, cuando sea inevitable, para solucionar dicho error.

Como ejemplo de errores de truncamiento medidos, podemos mencionar el método de Runge-Kutta que, por cierto, también se utiliza en la simulación del satélite que orbita alrededor del planeta. Los investigadores estiman que este algoritmo tiene un error de truncamiento local del orden de $O(h^p + 1)$ y un error total acumulado del orden de $nCh^p + 1 = C(x^- - x_0)h^p$. Sin embargo, dado que ambas son funciones iterativas, la derivación del error local y total dependerá de cada iteración y, por lo tanto, es difícil precisar el error exacto. Woolfson y Pert incluyen en la subrutina NBODY de su simulación la subrutina Runge-Kutta con control automático de pasos, y sugieren a los investigadores que 'vigilen' cualquier resultado no deseado.

Ahora podemos anticipar fácilmente que el conocimiento previo de la existencia de un error, así como disponer de medios para medirlo, constituyen ventajas significativas para la evaluación global de los resultados de las simulaciones por ordenador. En esta simulación en particular, los autores señalan que aunque la simulación de un satélite que orbita alrededor de un planeta es relativamente simple de entender, hay ciertos efectos que podrían no haber sido obvios a primera vista. El hecho de que se produzcan picos, por ejemplo, es uno de esos efectos. Los autores creen que una buena simulación siempre traerá características nuevas, inesperadas e importantes del sistema de destino bajo investigación (Woolfson y Pert 1999, 22). A este pensamiento, debemos agregar que la presencia de errores también trae resultados nuevos e inesperados que los investigadores deben aprender a manejar.

²² Esta es la interpretación del intercambio entre energía y momento angular (Woolfson y Pert 1999, 18). Obsérvese que los autores no hablan de 'errores', sino únicamente de redondeo de la órbita. Este ejemplo también muestra que los errores de redondeo pueden interpretarse como una parte inherente de la programación de una simulación por computadora. Esto, por supuesto, no impide que se califiquen como 'errores'.

4.3.2 Opacidad epistémica

La discusión anterior fue un esfuerzo por mostrar cómo los errores pueden contribuir a la inexactitud general de los resultados y, por lo tanto, comprometer la confiabilidad de las simulaciones por computadora. Tal como se presenta, hay tantas fuentes de errores como formas de tratar con ellos. A fin de cuentas, podemos decir justificadamente que muchos errores, pero no todos, naturalmente, son corregibles hasta cierto punto, y por lo tanto no son tan críticos a la fiabilidad de las simulaciones por ordenador. Desafortunadamente, en la ciencia computacional - y por lo tanto en simulaciones por computadora - hay una fuente mucho más preocupante de desconfianza que errores, es decir, opacidad epistémica.

La historia de este concepto se remonta mucho antes del uso de las computadoras con fines científicos. Sin embargo, fue Paul Humphreys quien introdujo el término como marca distintiva de la informática (Humphreys 2004). Según él, una característica esencial de la opacidad epistémica es que los investigadores son incapaces, como cognitivamente seres humanos limitados, para conocer todos los estados relevantes de un proceso computacional dado en un momento dado. El argumento es bastante convincente. Dice que ningún ser humano - o grupo de humanos - podría posiblemente examinar cada elemento de la computación proceso relevante para la evaluación y justificación de los resultados. Una vez más, "justificación de los resultados" aquí simplemente significa tener razones para creer que los resultados son correctos. La opacidad epistémica, entonces, se concibe como la pérdida irreparable de conocimiento sobre un proceso computacional dado, seguida por la incapacidad de justificar el resultados de tal proceso (148). Para caracterizar la opacidad epistémica más formalmente, reproducir la definición de Humphrey:

un proceso es esencialmente epistémicamente opaco para [un agente cognitivo] X si y solo si es imposible, dada la naturaleza de X, que X conozca todos los elementos epistémicamente relevantes del proceso (Humphreys 2009, 618).

Descompongamos esta caracterización en sus componentes principales. Primero, el tipo El tipo de proceso que Humphreys tiene en mente es un proceso computacional, como calcular un modelo de simulación. Por supuesto, uno podría preguntarse si hay no computacional procesos que también califican como epistémicamente opacos. Como se sugiere, el concepto no es reservado solo para procesos informáticos, sino que tiene una larga historia en matemáticas y sociología. Más adelante en esta sección, discuto el punto de vista de dos matemáticos y un filósofo que reivindica tres formas de opacidad con raíces matemáticas y sociológicas que también afectan a las simulaciones por ordenador.

Otro componente importante en la definición anterior es la noción de elementos epistémicamente relevantes para cada proceso. Por lo que podemos decir, un elemento epistémicamente relevante en un proceso computacional es cualquier función, variable, puntero de memoria y, en general, cualquier componente que intervenga directa o indirectamente en el cómputo del modelo con el fin de generar resultados. Finalmente, el agente cognitivo X se refiere a cualquier número de investigadores involucrados en un proceso epistémicamente opaco. La cantidad de investigadores es, por supuesto, irrelevante.

Ahora podemos reconstruir positivamente la caracterización de Humphreys de epistémico opacidad de la siguiente manera. Las simulaciones por computadora son epistémicamente opacas a cualquier número de investigadores si y solo si es imposible conocer la evolución en el tiempo

de las variables, funciones, etc., en el proceso computacional. La consecuencia de la opacidad epistémica es, nuevamente, que los investigadores no pueden justificar los resultados de sus simulaciones.

Así entendida, la opacidad epistémica es un argumento sólido que ejerce presión sobre las simulaciones por computadora como métodos novedosos en las ciencias y la ingeniería. De hecho, si los investigadores no pueden justificar sus resultados, ¿qué tipo de razones tienen para confiar en ellos y, por tanto, utilizar los resultados para predicciones y explicaciones? Para ilustrar el problema, considere nuevamente la simulación de la órbita de un satélite bajo la tensión de las mareas como se analiza en la sección 1.1. Si la simulación se detiene en cualquier etapa aleatoria, está más allá de cualquier número de investigadores reconstruir el estado actual de la simulación, retroceder estados previos y predecir estados futuros. Por lo tanto, los investigadores no pueden justificar los picos que se muestran en la figura 1.3 como el comportamiento de un satélite del mundo real bajo la tensión de las mareas. Por lo que saben, los picos podrían ser simplemente ruido o un artefacto de la computación. La opacidad epistémica, entonces, da a muchos filósofos buenas razones para rechazar la afirmación de que las simulaciones por computadora son fuentes confiables de información sobre el mundo (p. ej., (Guala 2002; Parker 2009)).

Para poner la opacidad epistémica en una perspectiva aún mayor, contrastarla con algunas formas de error. Como se discutió anteriormente, algunos errores de hardware pueden revertirse y neutralizarse por completo al tener redundancias en el sistema, por ejemplo. Los errores de software se anticipan, en muchos casos, mediante buenas prácticas de programación y métodos de verificación y validación. Cuando los errores se consideran únicamente, entonces, nuestra falta de conocimiento se supone que es solo temporal. Una vez detectado y modificado, se restaura nuestro conocimiento del proceso informático y, con él, la capacidad de los investigadores para justificar los resultados de las simulaciones informáticas. La opacidad epistémica, por otro lado, sugiere una profunda y permanente pérdida de conocimiento, una incertidumbre irreversible sobre un proceso computacional que los investigadores no son capaces de controlar o revertir. Como consecuencia, los resultados están más allá de cualquier posible justificación.

La opacidad epistémica no es, por tanto, una forma de error. Eso está claro. Sin embargo, se podría argumentar razonablemente que la opacidad epistémica nos es familiar de la misma manera que lo son la abstracción y las idealizaciones. El argumento aquí es que las tres son formas de revelar grados de detalle sobre un proceso dado (por ejemplo, un sistema de destino, un proceso informático, etc.) y, por lo tanto, una forma de perder conocimiento. Pero a diferencia de la opacidad epistémica, las nociones de abstracción e idealización se refieren a formas de descuidar algunos aspectos del proceso para mejorar nuestro conocimiento del mismo. Los investigadores se abstienen del color de la arena en el desierto del Sahara porque es absolutamente irrelevante para estimar su edad (Kroepelin 2006; Schuster 2006). De manera similar, las idealizaciones tienen lugar en la reconstrucción de los efectos indirectos de los aerosoles en las nubes de fase mixta y de hielo, ya que no están incluidos en la simulación utilizada por Benstsen et al. (Benstsen et al. 2013, 689). Entonces, contrariamente a la opacidad epistémica, las abstracciones e idealizaciones tienen el propósito general de aumentar nuestro conocimiento, no de disminuirlo. Además, a diferencia de la abstracción y la idealización, la presencia de la opacidad epistémica se impone a los investigadores, en lugar de ser seleccionada por ellos.

La clave para entender la opacidad epistémica es mirar las matemáticas y cómo manejan la noción de 'supervisabilidad' de pruebas y cálculos. Las verdades matemáticas como los teoremas, los lemas, las demostraciones y los cálculos son, en principio, controlables; eso

es decir, los matemáticos tienen acceso cognitivo a las ecuaciones y fórmulas, así como a cada paso de una prueba y cálculo. Con la introducción de las computadoras, la encuestabilidad en matemáticas se vuelve un poco más opaca. Un ejemplo históricamente interesante que ilustra el tipo de ansiedad epistémica que produce tal opacidad es la prueba de el teorema de los cuatro colores de Kenneth Appel y Wolfgang Haken (Appel y Haken 1976a, 1976b). Donald MacKenzie recuerda que cuando Haken presentó la prueba, la audiencia se dividió en dos grupos aproximadamente a la edad de cuarenta años. Matemáticos terminados cuarenta no podían estar convencidos de que una computadora pudiera entregar un resultado matemáticamente correcto prueba; y los matemáticos menores de cuarenta años no podían estar convencidos de que una prueba de que tomó 700 páginas de cálculos manuales podría ser correcto (MacKenzie 2001, 128). El anécdota muestra cómo la encuestabilidad está en el centro de la confianza epistemológica en un método matemático y computacional. Al final, Appel y Haken tuvieron proporcionar razones independientes de por qué su programa era confiable y, por lo tanto, dado resultados confiables.

Bajo este título, es relativamente simple establecer conexiones entre la capacidad de encuesta y la opacidad epistémica: la primera impide la segunda. En la era de las computadoras, sin embargo, uno podría preguntarse con razón si es necesario examinar una simulación de computadora para reclamar confiabilidad y confianza. El propósito de ejecutar la computadora simulaciones parece ser, precisamente, eludir cálculos complicados mediante el uso de la máquina para hacer el trabajo duro. De hecho, las implicaciones que siguen a la opacidad epistémica contrastan groseramente con el éxito de las simulaciones por computadora en la práctica científica y de ingeniería .

¿investigación?

La respuesta a esta pregunta ya se ha dado al comienzo de esta sección. La confiabilidad, como lo discutimos anteriormente, es la forma más exitosa de eludir opacidad epistémica. Al final de este capítulo, mostraré cómo el fiabilismo ayuda en este esfuerzo Pero antes, debemos abordar todas las formas concebibles de opacidad para simulaciones por computadora.

En un artículo reciente, Andreas Kaminski, jefe del departamento filosófico de la del Centro de Computación de Alto Rendimiento de Stuttgart (HLRS), Michael Resch, director del HLRS, y Uwe Kuster, jefe del departamento de métodos numéricos, presentaron tres formas diferentes de opacidad a las que llamaron: opacidad social, opacidad tecnológica y opacidad matemática. , que tiene un interior y un exterior .. interpretación (Kaminski, Resch y Kuster 2018). Las tres son formas de opacidad relacionadas con la confiabilidad de las simulaciones por computadora y el grado en que los investigadores pueden confiar en sus resultados. Discutámoslos brevemente a su vez.²⁴

²³ Para ver un ejemplo de simulaciones por computadora epistémicamente opacas pero exitosas, ver (Lenhard 2006).

²⁴ Las ideas de otro autor sobre la opacidad epistémica y la confianza epistémica que vale la pena considerar son las de Julian Hombrook. Para Newman, la opacidad epistémica es un síntoma de que los modeladores no han logrado adoptar prácticas de ingeniería de software (Newman 2015). En cambio, mediante el desarrollo de prácticas sociales y de ingeniería correctas, argumenta Newman, los modeladores podrían evitar varias formas. de opacidad epistémica y, en última instancia, rechazar la afirmación de Humphreys de que las computadoras son un autoridad epistémica. Como lo expresa explícitamente: "[...] el software bien diseñado no es epistémicamente

La opacidad social es otro nombre para la división del trabajo, ampliamente discutido entre los epistemólogos sociales. Cuando los proyectos son demasiado complejos, toman mucho tiempo o incluyen una gran cantidad de participantes, la división del trabajo es el mejor camino hacia el éxito. Tomemos, por ejemplo, medir una cantidad en la naturaleza. Los físicos generalmente saben cómo detectar tal cantidad, qué instrumento usar y cómo analizar los datos. Incluso podrían saber dentro de qué rango se debe esperar tal cantidad y qué significa para una teoría física dada. Los ingenieros saben poco sobre el trabajo de medición y las preocupaciones del físico. En cambio, saben hasta el último detalle cómo construir un instrumento preciso capaz de detectar la cantidad de interés. Finalmente, tenemos a los matemáticos, colaboradores silenciosos que elaboran las matemáticas para el instrumento y, a veces, también para la teoría física. Este es, por supuesto, un caso simplificado y bastante idealizado de división del trabajo. El punto es ilustrar que diferentes investigadores colaboran con el mismo objetivo, en este caso, detectar y medir una cantidad en la naturaleza por medio de un instrumento preciso. La división del trabajo es una estrategia muy exitosa que involucra a investigadores de todas las disciplinas, así como a diversos investigadores dentro de la misma disciplina.

Kaminski et al. afirman que, en un contexto de división del trabajo, los investigadores conocen su propio trabajo pero no el de otros y, por lo tanto, deben confiar en la experiencia, las soluciones y los estándares profesionales que no son los suyos (Kaminski, Resch y Kuster 2018, 267).). El ejemplo es una simulación por computadora que implementa un módulo vinculado a alguna biblioteca de software. Por lo general, dichos módulos y bibliotecas circulan entre proyectos de investigación, diferentes comunidades y técnicos hasta el punto de que nadie, por sí solo, conoce todos los detalles del módulo. Existe una gran cantidad de literatura en estudios sociales y tecnológicos que respalda su afirmación: los instrumentos, los módulos de computadora y los artefactos no son solo un producto tecnológico, sino social (Longino 1990). Así entendida, la opacidad social es el desconocimiento que tienen los investigadores de una comunidad sobre un producto tecnológico -o un cambio tecnológico- de otra comunidad.

La opacidad tecnológica, por otro lado, se inspira en las primeras ideas de las matemáticas, donde los investigadores hacen uso de teoremas, lemas y una gran cantidad de maquinaria matemática sin tener un conocimiento específico de la prueba formal que garantiza su verdad (Kaminski, Resch y Kuster 2018). , 267). La idea de los autores es que algo similar puede decirse de los instrumentos tecnológicos. Los investigadores hacen uso de una miríada de instrumentos independientemente de cualquier conocimiento profundo que puedan tener o no del instrumento. Por "comprensión profunda", Kaminski et al. significa cualquier conocimiento que va más allá de simplemente saber cómo hacer uso con éxito del instrumento.

Si bien se reconoce que la opacidad social y tecnológica son fuentes relevantes que afectan negativamente la evaluación de los resultados, los autores dan más peso a la opacidad matemática como la forma central de opacidad epistémica para las simulaciones por computadora. En este contexto, reclaman dos formas de opacidad matemática, a saber, una forma internalista y una externalista (270). La opacidad matemática interna se concibe como que el agente cognitivo no puede sondear el modelo de simulación debido a

opaco: su estructura modular facilitará la reducción de errores iniciales, el reconocimiento y corrección de aquellos errores que se cometan, y la posterior integración sistemática de nuevos componentes de software" (Newman 2015, 257).

su complejidad. De hecho, es extremadamente difícil, si no imposible, examinar un modelo de simulación que incluye propiedades matemáticas complejas (p. ej., conmutativa, distributivo, etc.), y maquinaria computacional (por ejemplo, condicionales, comunicación I/O, etc.). La opacidad matemática externa, por su parte, consiste en que un agente cognitivo es incapaz de resolver el modelo matemático por sus propios medios, y por lo tanto, tener que implementarlo en la computadora. De ello se deduce que el agente ya no puede acceder cognitivamente al proceso informático para resolver el modelo. De este modo entendido, el enfoque externalista es muy similar a las ideas de opacidad epistémica presentado por Humphreys.

En este contexto, dos preguntas vienen a la mente. En primer lugar, tenemos que preguntarnos hasta qué punto estas formas de opacidad en realidad representan un problema para la evaluación y justificación de los resultados. Recordemos que justificar los resultados significa tener razones creer que los resultados son correctos. En la medida en que la opacidad epistémica es una fuente de desconfianza, la pregunta debe hacerse. En segundo lugar está la cuestión de si hay maneras de eludir cualquier forma de opacidad epistémica. Mi respuesta es que las hay. En De hecho, ya he presentado una solución al principio de este capítulo. Déjanos ahora responda cada pregunta por separado.

Kaminski et al. tienen razón al señalar que lo social, lo tecnológico y lo el punto de vista internalista de las matemáticas son formas de preocupación epistémica. Sin embargo, soy escéptico de que representen un problema para la evaluación de los resultados de la computadora. simulaciones Mis razones se derivan del hecho de que Kaminski et al. no hacer explícito lo que constituye un elemento epistémicamente relevante para cada proceso. cuando hacemos esos elementos claros, queda claro que estas formas de opacidad no necesariamente poner en peligro la justificación de los resultados de las simulaciones por ordenador. Para poner el mismo punto más específicamente, identifico dos características de estos procesos que los hacen más epistémicamente 'transparente' - sin importar cómo se pueda medir tal transparencia - y por lo tanto no es una amenaza real para la justificación de los resultados de una simulación por computadora.

Primero, las tres formas de opacidad dependen de la cantidad correcta de descripción. Por lo general, los investigadores solo están interesados en una cantidad limitada de información que cuenta para la justificación de los resultados. Cuando se obtiene la cantidad correcta, entonces tienen la nivel de transparencia previsto. Por ejemplo, saber que un motor pseudoaleatorio módulo produce los siguientes números {0,763,0,452,0,345,0,235...} podría ser menos relevante desde el punto de vista epistémico para justificar los resultados de la simulación que saber que los resultados caen dentro de $0 < i < 1$. La razón es que los investigadores pueden preferir la última formulación porque es lo suficientemente precisa, más simple en la formulación, y matemáticamente más manejable. No hay razones intrínsecas que hagan que la conocimiento de cada número pseudoaleatorio más epistémicamente relevante que simplemente proporcionando un rango.

La cantidad correcta de descripción, entonces, es una forma de disminuir la presión de la sociedad, los procesos tecnológicos y matemáticos son epistémicamente opacos. Como muestra el ejemplo de la opacidad matemática interna, proporcionar un rango en lugar de cada el valor individual contribuye mejor a la justificación de los resultados.

Con esto en mente, también se podrían elaborar ejemplos sobre la opacidad social y tecnológica. Por ejemplo, muchos investigadores no tienen idea de cómo las computadoras ubican variables y sus valores en la memoria. Sin embargo, este hecho no impide que pro-

programadores de especificar en su codificación en qué parte de la memoria debe ser una variable situado. Al saber esto, los investigadores pueden justificar por qué los resultados tienen un error de truncamiento, por ejemplo, porque es una memoria de 8 MB y el tamaño del valor almacenado es de 16 MB. Este es un ejemplo de cómo la opacidad tecnológica no necesariamente afectar la justificación de los resultados.²⁵ Además, los investigadores podrían justificar los resultados de sus simulaciones sin tener ninguna información de cómo se diseñaron y programaron los procedimientos de almacenamiento y recuperación de valores en la memoria. En otras palabras, la opacidad social tampoco implica falta de justificación.

Una segunda característica que habla a favor de la transparencia epistémica es el derecho nivel de descripción de un proceso. Esta es la idea de que los elementos epistémicamente relevantes se adaptan a la descripción en los diferentes niveles del proceso. A diferencia del anterior características que enfatizan la cantidad de información, aquí el foco está en la profundidad de una determinada cantidad de información. Así, en niveles bajos de descripción, algunos procesos son opacos, mientras que en niveles más altos no lo son. en un tecnológico proceso, por ejemplo, los investigadores normalmente no conocen hasta el mínimo detalle cada elemento epis técnicamente relevante adaptado al instrumento, pero esto difícilmente parece ser un argumento a favor de la opacidad. Para ilustrar este punto, imagine un caso ficticio donde investigadores conocen cada detalle del funcionamiento de una computadora física, desde la parte que cada transistor juega en la computadora, a las leyes físicas involucradas que permiten la computadora funcione como lo hace. Luego viene la pregunta: ¿algún investigador ¿Se beneficiaría de este exceso de conocimiento o, por el contrario, sería un lastre para la justificación de los resultados? Parece bastante obvio que un conocimiento profundo de un proceso podría resultar, de hecho, contraproducente.

En el caso de los procesos sociales, por ejemplo, los investigadores intercambian ideas e información relevante con colegas sobre decisiones de diseño y programación en el funcionalidad de un módulo de software. Los procesos sociales no son prácticas oscurantistas, sino que están bien documentados (Latour y Woolgar 2013). este punto de vista también se aplica al punto de vista internalista de las matemáticas, si hubiéramos creído en la afirmación que las matemáticas son, hasta cierto punto, un proceso social (De Millo, Lipton y Perlis 1979).

Lejos de establecer la transparencia epistémica de los procesos sociales, tecnológicos y matemáticos internos, las dos características discutidas anteriormente apuntan a plantear preocupaciones sobre la supuesta opacidad de estos procesos. Lo que Kaminski et al. llamar 'opacidad' es, de hecho, una postura negligente sobre estos procesos. La división del trabajo consiste en descuidar el conocimiento detallado del trabajo de otros investigadores para mover el nuestro. adelante. Los procesos tecnológicos descuidan la información sobre instrumentos y aparatos para poder utilizar dicha tecnología de manera más eficiente. Y, finalmente, en los procesos matemáticos internos se usa un principio de descuido similar, ya que se desestiman información sobre pasos específicos de una prueba para facilitar el establecimiento de más verdades matemáticas.

En este sentido, los procesos matemáticos sociales, tecnológicos e internos descuidan información para mejorar nuestra comprensión epistémica. En otras palabras, no son

²⁵ Humphreys ha usado un argumento similar para señalar que los investigadores no necesitan conocer los detalles de un instrumento para saber que los resultados de dicho instrumento son correctos (por ejemplo, que la entidad observada realmente existe) (Humphreys 2009, 618).

destinado a socavar la justificación de los resultados, sino más bien a mejorar su valoración epistemológica. Los investigadores están familiarizados con estas formas de negligencia como los usan sistemáticamente en abstracciones e idealizaciones. Filosofía estándar de la ciencia considera que la abstracción apunta a ignorar las características concretas que posee el sistema objetivo para centrarse en su configuración formal (Frigg y Hartmann 2006). Las idealizaciones, por otro lado, vienen en dos sabores: mientras que las idealizaciones aristotélicas consisten en 'quitar' propiedades que creemos que no son relevantes para nuestros propósitos, las idealizaciones galileanas implican distorsiones deliberadas (Weisberg 2013).

La similitud entre las tres formas de opacidad, abstracción e idealización surge, nuevamente, del hecho de que todos estos procesos están destinados a mejorar nuestra confiar en los resultados de una simulación en lugar de socavarla. Los procesos sociales son exclusivamente pensada para el éxito de la colaboración. Algo parecido se puede decir sobre los procesos tecnológicos. La modularización, por ejemplo, se ha creado para facilitar el enfoque de los investigadores en lo que es más relevante de su trabajo. Avances en la ciencia depende en gran medida de estas formas de opacidad, tanto como depende de abstracción e idealización.²⁶

Por las razones expuestas anteriormente, parece que no podemos clasificar el punto de vista social, tecnológico o internalista de los procesos matemáticos como epistémicamente opaco. en el sentido dado al comienzo de esta sección; es decir, que nuestra pérdida de conocimiento no puede ser revertido, neutralizado o anticipado. Por supuesto, esto no quiere decir que ellos no constituyen una cuestión epistemológica por derecho propio. Plantean preguntas importantes con respecto a la práctica científica y de ingeniería, pero en principio hay nada relacionado con el problema de la opacidad epistémica que nos interesa aquí.

La opacidad matemática externa, o simplemente opacidad epistémica, es un concepto bastante diferente. animal. Mientras que la opacidad social, tecnológica y matemática interna sitúa al ser humano en el centro de su análisis, en el contexto de la opacidad epistémica de Humphreys. – o la opacidad matemática externa de Kaminski et al. – los humanos no tienen tal un papel relevante. En cambio, Humphreys se enfoca en el proceso de computación y en cómo se vuelve epistémicamente opaco. Así entendidos, los procesos informáticos y no humanos, son clave para comprender la opacidad epistémica. Esta es la razón porque Humphreys afirma que los humanos han sido desplazados por las computadoras del centro de producción de conocimiento. Los humanos, parafraseando a Humphreys, son parte de una vieja epistemología.

Ahora podríamos responder a nuestra segunda pregunta, que apunta a considerar las formas para sortear la opacidad epistémica.²⁷ Curiosamente, la respuesta a esta pregunta puede ser se remonta al comienzo de este capítulo, donde discutimos las formas de otorgar confiabilidad a las simulaciones por computadora.²⁸

²⁶ El mismo Humphreys establece paralelos entre los procesos sociales y la epistemología social, y concluye que no hay ninguna novedad real en ninguno de los dos que afecte a las simulaciones por computadora en mayor medida. medida que afectan a cualquier otra disciplina científica, artística o de ingeniería (619).

²⁷ De hecho, el fiabilismo podría usarse para eludir todas las formas de opacidad v.gr., opacidad social, opacidad tecnológica y opacidad matemática interna.

²⁸ Presento y discuto el fiabilismo en el contexto de las simulaciones por computadora por primera vez en (Durán 2014).

Para recapitular brevemente, recuerde de la sección 4 nuestra discusión sobre cómo los investigadores son justificados al creer que los resultados de una simulación por computadora son correctos de un objetivo sistema. Allí, dijimos que hay un proceso confiable, la simulación por computadora. cuya probabilidad de que el siguiente conjunto de resultados sea correcto es mayor que la probabilidad que el siguiente conjunto de resultados es correcto dado que los primeros resultados fueron afortunadamente producido por un proceso poco fiable. Una simulación por computadora es un proceso confiable porque existen métodos de verificación y validación bien establecidos que confieren confianza en los resultados.²⁹ En otras palabras, nuestra confianza en los resultados de un proceso opaco como una simulación por computadora está dado por procesos externos a la simulación en sí, pero que fundamentan su confiabilidad, y que son, en y por ellos mismos, no opacos.

4.4 Observaciones finales

Generar confianza en las simulaciones por computadora y sus resultados no es una cuestión sencilla. A Para algunos, existe una barrera epistemológica infranqueable impuesta por la naturaleza misma de la computadora y los procesos informáticos que nunca nos permitirá a los humanos saber cómo se está llevando a cabo el proceso de simulación. Tal punto de vista permite que el afirman que las simulaciones por computadora no son tan confiables como la experimentación de laboratorio, y, por lo tanto, su significado epistemológico debe reducirse; algo de esto ya se discutió en el capítulo 3. Para otros, incluido yo mismo, no necesitamos tener total transparencia epistémica en un proceso computacional para reclamar conocimiento. Más bien, los investigadores pueden saber realmente algo sobre el mundo sin importar de la opacidad implicada en la simulación. Uno, por supuesto, todavía necesita algunos criterios mínimos de lo que constituye una simulación por computadora confiable para tener cualquier pretensión de conocimiento. Uno de esos criterios se asegura mediante el afianzamiento de la computadora simulaciones como procesos confiables.

A lo largo de este capítulo, el objetivo fue simplemente mostrar las muchas discusiones que rodean la confianza epistémica en las simulaciones por computadora, así como las muchas discusiones filosóficas. caminos que deben transitar estas discusiones. Afinar algunos conceptos nos ayudó a comprender mejor los problemas subyacentes, pero lamentablemente nunca es suficiente. Aquí yo tomó una posición clara, que concibe que la confianza en las simulaciones por computadora puede ser concedido por motivos epistémicos, y que el fiabilismo es el camino a seguir. el proximo capitulo asume mucho de lo que se ha dicho hasta ahora al mostrar cómo se muestra esa confianza en el campo de la ciencia y la ingeniería. Las llamé 'funciones epistémicas' como una forma destacar las múltiples formas de comprensión que ofrecen las simulaciones por ordenador en práctica científica y de ingeniería.

²⁹ En (Duran y Formanek 2018), ampliamos las fuentes de confiabilidad a una historia de simulaciones por computadora (no) exitosas, análisis de robustez y el papel del experto en sancionar simulaciones por computadora.

Referencias

- Ajelli, Marco, Bruno Gonçalves, Duygu Balcan, Vittoria Colizza, Hao Hu, José J. Ramasco, Stefano Merler, and Alessandro Vespignani. 2010. "Comparación de enfoques computacionales a gran escala para el modelado de epidemias: modelos de metapoblación basados en agentes versus estructurados". *BMC Enfermedades infecciosas* 10 (190): 1–13.
- Appel, Kenneth y Wolfgang Haken. 1976a. "Cada mapa planar tiene cuatro colores". *Boletín de la Sociedad Matemática Estadounidense* 82 (5): 711–712.
- . 1976b. "Prueba del teorema de los 4 colores". *Matemáticas discretas* 16 (2): 179–180.
- COMO YO. 2006. Guía para la Verificación y Validación en Mecánica Computacional de Sólidos. La Sociedad Estadounidense de Ingenieros Mecánicos, ASME Standard V&V 10-2006.
- Baumann, R. 2005. "Errores leves en sistemas informáticos avanzados". *Diseño IEEE Prueba de Informática* 22, núm. 3 (mayo): 258–266.
- Bentsen, M., I. Bethke, JB Debernard, T. Iversen, A. Kirkevåg, P. Seland, H. Drange, et al. 2013. "El modelo del sistema terrestre noruego, NorESM1-M - Parte 1: Descripción y evaluación básica del clima físico". *Desarrollo de modelos geocientíficos* 6, no. 3 (mayo): 687–720.
- De Millo, Richard A., Richard J. Lipton y Alan J. Perlis. 1979. "Procesos sociales y pruebas de teoremas y programas". *Comunicaciones de la ACM* 22 (5): 271–281.
- Douglas, Isbell y Don Savage. 1999. "La junta de fallas de Mars Climate Orbiter publica un informe, numerosas acciones de la NASA en curso en respuesta". <https://marte.jpl.nasa.gov/msp98/news/mco991110.html>.
- Duran, Juan M. 2014. "Explicando fenómenos simulados: una defensa del poder epistémico de las simulaciones por computadora". Tesis doctoral, Universitat Stuttgart.
- . 2017. "Variedades de simulaciones: de lo analógico a lo digital". En *Science and Art of Simulation 2015*, editado por M. Resch, Kaminski A. y P. Gehring. Saltador.
- Durán, Juan M., and Nico Formanek. 2018. "Razones para la confianza: Epistémica Esencial Opacidad y Fiabilidad Computacional." inédito.
- Elgin, C. 2009. "¿Es la comprensión un hecho?" En *Epistemic Value*, editado por A. Had Dock, A. Millar y DH Pritchard, 322–330. Prensa de la Universidad de Oxford.
- Elgin, Catalina. 2007. "La comprensión y los hechos". *Estudios Filosóficos* 132 (1): 33–42.
- Floridi, Luciano, Nir Fresco y Giuseppe Primiero. 2015. "Sobre el mal funcionamiento software." *Síntesis* 192 (4): 1199–1220.

- Fresco, Nir y Giuseppe Primiero. 2013. "Error de cálculo". *Filosofía y Tecnología* 26 (3): 253–272.
- Frigg, Roman y Stephan Hartmann. 2006. "Modelos científicos". En *La filosofía de la ciencia. Una enciclopedia*, editada por S. Sarkar y J. Pfeifer, 740–749. Routledge.
- Goldman, Alvin I. 1979. "Justificación y conocimiento". En *Justification and Knowledge: New Studies in Epistemology*, editado por George Sotiropoulos Pappas, 1–23. Dordrecht: Springer.
- Grimm, Stephen R. 2010. "El objetivo de la explicación". *Estudios de Historia y Filosofía de la Ciencia* 41:337–344.
- Guala, Francesco. 2002. "Modelos, simulaciones y experimentos". En *Basado en Modelos Razonamiento: ciencia, tecnología, valores*, editado por L. Magnani y NJ Nersessian, 59–74. Académico Kluwer.
- Haddock, Adrian, Alan Millar y Duncan Pritchard. 2009. *Valor epistémico*. Prensa de la Universidad de Oxford.
- Halfhill, Tom R. 1995. "La verdad detrás del error Pentium: ¿Con qué frecuencia los cinco ¿Las celdas vacías en la tabla de búsqueda FPU del Pentium deletrean un error de cálculo? BYTE (Marzo).
- Hasse, Hans y Johannes Lenhard. 2017. "Boon and Bane: sobre el papel de los parámetros ajustables en los modelos de simulación". En *Matemáticas como herramienta*, editado por Johannes Lenhard y M. Carrier. *Estudios de Boston en Historia y Filosofía de las Ciencias*.
- Humphreys, Paul W. 2004. *Extendiéndonos a nosotros mismos: ciencia computacional, Empirismo y método científico*. Prensa de la Universidad de Oxford.
- . 2009. "La novedad filosófica de los métodos de simulación por computadora". *Sin estos* 169 (3): 615–626.
- Ichikawa, Jonathan Jenkins y Matthias Steup. 2012. "El análisis del conocimiento". En *La Enciclopedia de Filosofía de Stanford*, editada por Edward N. Zalta.
- Jason, Gary. 1989. "El papel del error en la informática". *Filosofía* 19 (4): 403–416. ISSN: 0048-3893.
- Kaminski, Andreas, Michael Resch y Uwe Kuster. 2018. "Mathematische Opazität. Über Rechtfertigung und Reproduzierbarkeit in der Computersimulation". En *Jahrbuch Technikphilosophie*, editado por Alexander Friedrich, Petra Gehring, Christoph Hubig, Andreas Kaminski y Alfred Nordmann, 253–278. Nomos Verlagsgesellschaft.
- Kennedy, Marc C y Anthony O'Hagan. 2001. "Calibración bayesiana de computadoras modelos." *Journal of the Royal Statistical Society: Serie B (Metodología estadística)* 63 (3): 425–464.

- Kim, Jaegwon. 1994. "Conocimiento explicativo y dependencia metafísica". *Problemas filosóficos* 5 (1994): 51–69.
- Kitcher, Felipe. 1989. "Unificación explicativa y la estructura causal de la Mundo." En *Scientific Explication*, editado por Philip Kitcher y Wesley C. Salmon, 410–505. Prensa de la Universidad de Minnesota.
- Kroepelin, S. 2006. "Revisando la era del desierto del Sahara". 312, núm. 5777 (mayo): 1138b–1139b.
- Kuppers, Gunter y Johannes Lenhard. 2005. "Validación de la simulación: Patrones en las ciencias sociales y naturales". *Revista de sociedades artificiales y sociales*. simulación 8 (4).
- Latour, Bruno y Steve Woolgar. 2013. *Vida de laboratorio: La construcción de la ciencia*. hechos enticos. Prensa de la Universidad de Princeton.
- Lenhard, Johannes. 2006. "Sorprendido por un nanocable: simulación, control y comprensión". *Filosofía de la ciencia* 73 (5): 605–616. ISSN: 0031-8248.
- Longino, Helen E. 1990. *La ciencia como conocimiento social: valores y objetividad en la investigación científica*. Prensa de la Universidad de Princeton.
- MacKenzie, Donald A. 2001. *Mecanización de la prueba: computación, riesgo y confianza interna*. Tecnología. Prensa del MIT.
- Mayo, Deborah G. 1996. *El error y el crecimiento del conocimiento experimental*. University of Chicago Press.
- Mayo, Deborah G. 2010. "Aprender del error, pruebas severas y el crecimiento de Conocimientos teóricos." En *Error e Inferencia*. Intercambios recientes sobre razonamiento experimental, confiabilidad y objetividad y racionalidad de la ciencia, editado por Deborah G. Mayo y Aris Spanos. Prensa de la Universidad de Chicago.
- Mayo, Deborah G. y Aris Spanos, eds. 2010. *Error e inferencia*. Intercambios recientes sobre razonamiento experimental, confiabilidad y objetividad y racionalidad de la ciencia. Prensa de la Universidad de Cambridge.
- McFarland, John y Sankaran Mahadevan. 2008. "Prueba de significación multivariante y calibración de modelos bajo incertidumbre". *Métodos informáticos en aplicación Mecánica e Ingeniería* 197 (29-32): 2467–2479.
- Morrison, Margarita. 2009. "Modelos, Medida y Simulación por Computador: La El rostro cambiante de la experimentación". *Estudios filosóficos* 143 (1): 33–57.
- Naylor, Thomas H., JM Finger, James L. McKenney, Williams E. Schrank y Charles C. Holt. 1967. "Verificación de modelos de simulación por computadora". *Management Science* 14 (2): 92–106.
- Naylor, Thomas H., WH Wallace y WE Sasser. 1967. "Un modelo de simulación por computadora de la industria textil". *Journal of the American Statistical Association* 62 (320): 1338–1364.

- Newman, Julián. 2015. "Opacidad epistémica, holismo de confirmación y deuda técnica: Simulación por computadora a la luz de la ingeniería de software empírica". En *Historia y Filosofía de la Computación – Tercera Conferencia Internacional, HaPoC 2015*, editado por F. Gadducci y M. Tavosanis, 256–272. Saltador.
- Oberkampf, WL y TG Trucano. 2008. "Bancos de Verificación y Validación". *Ingeniería y diseño nuclear* 238 (3): 716–743.
- Oberkampf, William L. y Christopher J. Roy. 2010. *Verificación y validación en computación científica*. Prensa de la Universidad de Cambridge.
- Oberkampf, William L. y Timothy G. Trucano. 2002. "Verificación y validación en dinámica de fluidos computacional". *Avances en Ciencias Aeroespaciales* 38 (3): 209–272.
- Oberkampf, William L, Timothy G Trucano y Charles Hirsch. 2003. *Verificación, Validación y Capacidad Predictiva en Ingeniería Computacional y Física*. Laboratorios Nacionales Sandia.
- Oreskes, Naomi, K Shrader-Frechette y Kenneth Belitz. 1994. "Verificación, Validación y Confirmación de Modelos Numéricos en las Ciencias de la Tierra". *Ciencia* 263 (5147): 641.
- Parker, Wendy S. 2008. "Simulaciones informáticas a través de una lente estadística de errores". *Síntesis* 163 (3): 371–384. ISSN: 0039-7857.
- . 2009. "¿Importa realmente la materia? Simulaciones por computadora, Experimentos, y Materialidad." *Síntesis* 169 (3): 483–496.
- Pritchard, Duncan. 2013. *¿Qué es eso que se llama conocimiento?* Routledge.
- Radford, Colin. 1966. "Conocimiento por ejemplos". *Análisis* 27 (1): 1–11.
- Salari, Patrick y Knupp Kambiz. 2003. *Verificación de Códigos Informáticos en Ciencia e Ingeniería Computacional*. Chapman y Hall.
- Sargent, Robert G. 2007. "Verificación y validación de modelos de simulación". *Conferencia de simulación de invierno*: 124–137.
- Schurz, Gerhard y Karel Lambert. 1994. "Esbozo de una teoría de la comprensión científica". *Síntesis* 101:65–120.
- Schuster, M. 2006. "La era del desierto del Sahara". *Ciencia* 311, no. 5762 (febrero): 821–821. ISSN: 0036-8075, 1095-9203. doi: 10.1126/ciencia.1120161. <http://science.sciencemag.org/content/311/5762/821.completo>.
- Sibel, Peter. 2009. *Codificadores en el trabajo*. Apres.
- Shackley, Simon, Peter Young, Stuart Parkinson y Brian Wynne. 1998. "Incertidumbre, complejidad y conceptos de buena ciencia en la modelización del cambio climático: ¿Son los GCM las mejores herramientas?" *Cambio climático* 38 (2): 159–205.

- Simonita, Tom. 2008. "¿Debería cada chip de computadora tener un detector de rayos cósmicos?" Científico nuevo. <https://www.newscientist.com/blog/technology/2008/03/do-we-need-cosmic-ray-alerts-for.html>.
- Slayman, C. 2010. "Errores leves: historia pasada y descubrimientos recientes". En 2010 IEEE International Integrated Reliability Workshop Informe final, 25–30. doi:10.1109/IIRW.2010.5706479.
- Steup, M. y E. Sosa, eds. 2005. *Debates Contemporáneos en Epistemología*. Negro Bueno.
- Tal, Eran. 2011. "¿Qué tan preciso es el segundo estándar?" *Filosofía de la ciencia* 78 (5): 1082–1096. ISSN: 0031-8248. doi:10.1086/662268. <http://www.jstor.org/stable/info/10.1086/662268%5C%5Cnpapers3://publication/doi/10.1086/662268>.
- Teller, Pablo. 2013. "El Concepto de Medida-Precisión". *Síntesis* 190 (2): 189–202. ISSN: 00397857. doi:10.1007/s11229-012-0141-8.
- Trucano, TG, LP Swiler, T. Igusa, WL Oberkampf y M. Pilch. 2006. "Calibración, validación y análisis de sensibilidad: qué es qué". *Ingeniería de confiabilidad y seguridad del sistema* 91 (10-11): 1331–1357. ISSN: 09518320. doi:10.1016/j.ress.2005.11.031.
- Weisberg, Michael. 2013. *Simulación y Similitud*. Prensa de la Universidad de Oxford.
- Wenham, C. Lawrence. 2012. "Señales de que eres un mal programador".
- Winsberg, Eric. 2010. *La ciencia en la era de la simulación por computadora*. Prensa de la Universidad de Chicago.
- Woolfson, Michael M. y Geoffrey J. Pert. 1999. *Introducción a las simulaciones por computadora*. Prensa de la Universidad de Oxford.

Capítulo 5

Funciones epistémicas de simulaciones por computadora

El capítulo anterior hizo una distinción entre conocer y comprender. En las simulaciones por computadora, esa distinción nos permite distinguir cuándo los investigadores confían en los resultados y cuándo los entienden. En este capítulo, exploramos diferentes formas de comprensión mediante el uso de simulaciones por computadora. Para ello, he dividido el capítulo entre funciones epistémicas que tienen forma lingüística, de aquellas que se caracterizan por tener forma no lingüística. Esta distinción pretende ayudar a categorizar mejor las diferentes formas en que los investigadores obtienen comprensión del mundo que nos rodea mediante el uso de simulaciones por computadora. De hecho, a veces las simulaciones por computadora nos abren el mundo en forma de símbolos (por ejemplo, mediante el uso de matemáticas, código de computadora, lógica, representación numérica), mientras que a veces se accede al mundo a través de visualizaciones y sonidos. A continuación, analizo estudios sobre explicación científica, predicciones y estrategias exploratorias como formas lingüísticas que brindan comprensión del mundo y visualización como un caso para formas no lingüísticas.

5.1 Formas lingüísticas de comprensión

5.1.1 Fuerza explicativa

Cualquier teoría de la explicación científica pretende responder a la pregunta '¿por qué q?'¹, donde q podría ser virtualmente cualquier proposición. Considere las siguientes preguntas de por qué: '¿por qué se rompió la ventana?', '¿por qué el número de estudiantes que abandonan la escuela 1 aumenta cada año?', '¿por qué no está definido para $x = 0$ ' en el contexto clásico en finitesimal? ¿cálculo? Los investigadores responden a estas preguntas de diferentes maneras. Tomar por

¹ En algunos casos, podemos esperar una explicación haciendo preguntas 'cómo q'. Por ejemplo, '¿cómo trepó el gato al árbol?' es una pregunta que exige una explicación de cómo el gato logró subirse a un árbol. Aunque algunas teorías de la explicación ponen las preguntas cómo en su núcleo, aquí solo nos interesarán las preguntas por qué.

ejemplo la primera pregunta. Un investigador podría explicar correctamente una ventana rota al señalar que una piedra que se le arrojó hizo que la ventana se rompiera. Otro investigador podría tener una explicación que apele a la dureza de los materiales -minerales y vidrio- y al hecho de que los primeros provocan la rotura de los segundos. Debido a que los minerales que componen la roca son más duros que los que componen el vidrio, la ventana se romperá cada vez que se le arroje una piedra. Otro investigador podría usar como explicación la estructura molecular de los materiales y mostrar cómo las propiedades de una estructura hacen que la otra se rompa. Independientemente del nivel de detalle utilizado para la explicación, todos apuntan al hecho de que es la roca la que hace que la ventana se rompa.

Apelar a las causas para dar una explicación no siempre es alcanzable o incluso adecuado. Considere nuestra tercera pregunta de por qué $\frac{1}{x}$ indefinido para $x = 0$? Sin cantidad es de causas que en realidad puede proporcionar una buena explicación para esta pregunta de por qué. En su lugar, debemos derivar la respuesta de un conjunto de esquemas utilizando la teoría del cálculo. Una tal explicación es la siguiente: considerar $\frac{1}{x}$ cuando x se aproxima a 0. Ahora considere su límite positivo y negativo. Por lo tanto, $\lim_{x \rightarrow 0^+} \frac{1}{x} = +\infty$, mientras que $\lim_{x \rightarrow 0^-} \frac{1}{x} = -\infty$.

1 Se sigue que $\lim_{x \rightarrow 0} \frac{1}{x}$ no existe, y por lo tanto es indefinido.

Las explicaciones anteriores pretenden ilustrar dos componentes básicos en cualquier teoría de explicación. En primer lugar, las relaciones explicativas que nos permiten responder a las preguntas por qué pueden adoptar varias formas. A veces, los investigadores pueden explicar señalando las causas que provocan q , mientras que a veces es mejor derivar q de un corpus de creencias científicas, como teorías, leyes y modelos científicos.²

El requisito básico para el enfoque causal es que identifiquemos cómo encaja q en el nexo causal. Es decir, cuáles son las causas q provocan como su efecto. Entonces, la roca (es decir, la causa) hizo que la ventana se rompiera (es decir, el efecto). El principal desafío para cualquier enfoque causal es explicar la noción de causa, un asunto realmente difícil.

Aquí es donde se necesita un importante trabajo filosófico.

La alternativa a un enfoque causal consiste en derivar q de un conjunto de creencias bien establecidas. Ya hemos mostrado cómo podría hacerse esto en el caso de 1 explicando por qué de explicación también $\frac{1}{x}$ no está definido para $x = 0$. Curiosamente, los defensores de este punto de vista afirman que su relato podría explicar casos como el de la ventana rota. Con este fin, los investigadores necesitan reconstruir como oraciones esquemáticas algunas teorías bien conocidas relevantes para la explicación y derivar el hecho de que la ventana se rompió. Algunos candidatos obvios son la mecánica newtoniana para la trayectoria de la roca, la química para las características de enlace químico de los vidrios y la teoría de materiales para especificar el tipo de vidrio y sus propiedades físicas, entre otros.

² Las dos principales teorías de la explicación son las teorías ónticas, en las que la causalidad está en el centro, y las teorías epistémicas, en las que la derivación está en el centro. Los principales defensores de la primera son (Salmon 1984), (Woodward 2003) y (Craver 2007). Los principales defensores de este último son (Hempel 1965), (Friedman 1974) y (Kitcher 1989). El lector interesado en las muchas otras teorías de la explicación debe acercarse (Salmon 1989).

El segundo componente de cualquier teoría de la explicación es la comprensión. ¿Por qué los investigadores deberían hacer preguntas de por qué? ¿Qué razones tienen los científicos e ingenieros para estar interesados en explicar tal o cual cosa? La respuesta es que al explicar, los investigadores pueden avanzar en su comprensión de por qué algo es así. Explicar por qué la roca rompió la ventana aumenta nuestra comprensión de la física (p. ej., la trayectoria de los proyectiles) y la química (p. ej., la resistencia de los cristales), así como el simple fenómeno de una ventana rota por una roca.

Para poner el tema de la comprensión en alguna perspectiva, considere cómo la explicación es fundamental para rechazar teorías falsas. Un ejemplo histórico interesante es la teoría del flogisto, la visión predominante a finales del siglo XVIII sobre la combustión química. Según esta teoría, los cuerpos combustibles son ricos en una sustancia llamada flogisto que se libera al aire al arder. Así, cuando se quema madera, se emite flogisto al aire dejando cenizas como residuo. Ahora bien, la teoría del flogisto se basa en dos principios que se basan en la combustión, a saber, que el cuerpo quemado pierde masa y que el aire se 'llena' con esta sustancia llamada 'flogisto'. La teoría del flogisto se vio presionada cuando no pudo explicar cómo, tras la

combustión, ciertos metales en realidad ganaron masa en lugar de perderla, violando el primer principio. En un intento por salvar la teoría, algunos defensores sugirieron que el flogisto en realidad tenía una masa negativa y, por lo tanto, en lugar de aligerar la masa total del cuerpo, lo haría más pesado, de acuerdo con la mayoría de las medidas. Desafortunadamente, tal sugerencia plantea la pregunta de qué significa que el flogisto tenga una masa negativa, un concepto que la física de finales del siglo XVIII no explicaba. Otros defensores sugirieron que el flogisto emitido por estos metales era, de hecho, más ligero que el aire. Sin embargo, un análisis detallado basado en el principio de Arquímedes mostró que las densidades del magnesio junto con su combustión no podían explicar un aumento total de masa. Hoy sabemos que la teoría del flogisto no fue capaz de explicar el aumento de peso de algunos metales al arder, convirtiéndola en una teoría falsa sobre la combustión.

La importancia de la explicación científica para las simulaciones por computadora es doble. Por un lado, proporciona a las simulaciones una función epistemológica principal, a saber, proporcionar comprensión de lo que se simula. Por otro lado, elimina el papel simple de las simulaciones como encontrar el conjunto de soluciones para un modelo matemático irresoluble: el enfoque estándar en el punto de vista de resolución de problemas. En este contexto, hay tres preguntas que nos interesan aquí. Estos son, en orden: '¿qué explicamos cuando explicamos con simulaciones por computadora?', '¿cómo es posible la explicación de las simulaciones por computadora?' y, finalmente, '¿qué tipo de comprensión debemos esperar al explicar?'

Responder a la primera pregunta solía ser bastante sencillo: los investigadores quieren explicar los fenómenos del mundo real. Tal es el formato estándar que se encuentra en la mayoría de las teorías de la explicación. Ya sea una teoría, una hipótesis o un modelo, entre muchas otras unidades de explicación, tienen la fuerza explicativa para dar cuenta de un fenómeno en el mundo.

Esta es la idea planteada por Ulrich Krohs (2008) y Paul Weirich (2011), y cuestionado después por mí mismo (Duran 2017). Para estos autores, el poder explicativo de las simulaciones por computadora proviene del modelo matemático subyacente que se implementa en la computadora capaz de dar cuenta de los fenómenos del mundo real.³ Weirich aclara este punto cuando afirma que “[p]ara que la simulación sea explicativa, el modelo tiene que ser explicativo” (Weirich 2011, Resumen). De manera similar, Krohs argumenta que “en el triángulo del proceso del mundo real, el modelo teórico y la simulación, la explicación del proceso del mundo real mediante la simulación implica un desvío a través de la teoría modelo” (Krohs 2008, 284). Aunque estos autores discrepan en su interpretación de cómo los modelos matemáticos se implementan como una simulación por computadora, y en cómo representan el sistema de destino, están de acuerdo en que las simulaciones son meramente instrumentales. Dispositivos para encontrar el conjunto de soluciones de modelos matemáticos. Así entendido, los modelos matemáticos implementados en la simulación tienen la fuerza explicativa en lugar de la simulación por computadora en sí.

Mi punto de vista difiere del de Krohs y Weirich en que, para mí, los investigadores tienen acceso en primer lugar a los resultados de la simulación, y por lo tanto su interés en explicación radica en la contabilización de tales resultados. Naturalmente, los investigadores estarán eventualmente interesados en comprender también el mundo real que está representado por sus resultados. Sin embargo, tal comprensión del mundo llega en una etapa posterior. Para ilustrar mi posición, considere el ejemplo de los picos en la figura 1.3. Los investigadores tienen acceso a los picos en la visualización, y eso es lo que quieren explicar. El pregunta para ellos es, entonces, 'por qué ocurren los picos' y 'por qué hay un constante tendencia a la baja'? La importancia de explicar los resultados de la simulación es que los investigadores están en condiciones de explicar también los picos reales, tenían un satélite real, planeta, distancia, fuerza de marea, etc. como se especifica en el modelo de simulación que existe en el espacio. Por lo tanto, al ejecutar una simulación por computadora confiable y explicar sus resultados, Los investigadores pueden explicar por qué ocurren ciertos fenómenos en el mundo real como se muestra en la simulación, sin involucrarse realmente en ninguna interacción con el mundo mismo. La explicación en las simulaciones por computadora es una característica crucial que deja claro su poder epistémico, independientemente de las comparaciones con modelos científicos o experimentación. Además, como mostraré más adelante en esta sección, la única unidad capaz de contabilizar para los resultados es el modelo de simulación, a diferencia del modelo matemático que Lo afirman Krohs y Weirich.

En resumen, Krohs y Weirich asumen que los modelos matemáticos implementados en la simulación por computadora tiene fuerza explicativa, mientras que sostengo que es el modelo de simulación la unidad de análisis que en realidad debería desempeñar ese papel. Además, Krohs y Weirich creen que la explicación es de un fenómeno del mundo real, mientras que Afirmo que los investigadores están interesados primero en explicar los resultados de la simulación, y más tarde el fenómeno del mundo real que representan.

La siguiente pregunta es ¿cómo es posible la explicación científica de las simulaciones por computadora? Para responder a esta pregunta debemos referirnos al comienzo de esta sección. Allí, mencioné dos enfoques principales de la explicación científica, a saber,

³ Recuerde nuestra discusión sobre simulaciones por computadora como técnicas de resolución de problemas en la sección 1.1.1.

el enfoque causal que requiere ubicar q en el nexa causal, y la explicación inferencial que afianza la explicación derivando q de un conjunto de creencias científicas.

Para ilustrar esta terminología de grano grueso, utilicemos de nuevo el ejemplo del satélite bajo la tensión de las mareas y expliquemos por qué se producen los picos de la figura 1.3. La explicación causal consiste en mostrar que, como condición inicial, la posición del satélite es la más alejada del planeta, por lo que los picos solo se producen cuando están más cerca. Cuando esto sucede, el satélite se estira, lo cual es causado por la fuerza de marea que ejerce el planeta. En consecuencia, la inercia hace que la protuberancia de la marea del satélite se retrase con respecto al radio vector. El retraso y el adelanto en la protuberancia de la marea del satélite dan un momento angular de giro en la aproximación y lo restan en la recesión. Cuando se aleja del punto cercano, el abultamiento de la marea está por delante del radio vector y, por lo tanto, el efecto se invierte. Entonces, los picos son causados por el intercambio entre el espín y el momento angular orbital alrededor del acercamiento más cercano (ver (Woolfson y Pert 1999, 21)). La cuenta inferencial, en cambio, primero reconstruiría el modelo de simulación como oraciones esquemáticas (implementando, entre otras cosas, la mecánica newtoniana) y luego mostraría cómo tiene lugar una derivación de los picos como se muestra en la visualización.

Aunque ambas explicaciones parecen válidas, existe una diferencia fundamental que las diferencia. Mientras que en el enfoque causal la relación explicativa depende de una relación externa objetiva (es decir, relaciones causales), en el enfoque inferencial la explicación se cuantifica sobre el conjunto de conocimientos científicos actuales y creencias establecidas. Debido a que las simulaciones por computadora son entidades abstractas, al igual que las matemáticas y la lógica, es bastante natural pensar que una explicación de los picos depende de un corpus de creencias científicas (es decir, la simulación por computadora) en lugar de relaciones causales exógenas.⁴ En (Duran 2017) argumento a favor de la primera posición.⁵ En

este punto, uno podría estar tentado a suponer que, si el modelo de simulación explica los resultados y los resultados son el subproducto de calcular el modelo de simulación, entonces debe haber algún tipo de circularidad argumentativa entre lo que los investigadores quieren explicar (es decir, los resultados de la simulación por computadora) y la unidad explicativa (es decir, el modelo de simulación)? Para abordar este tema, recordemos la distinción entre conocer y comprender presentada anteriormente. Es importante que no confundamos lo que los investigadores saben sobre los resultados de la simulación, es decir, que el modelo de simulación considera el modelo y genera resultados, con lo que el investigador entiende de los resultados. Los investigadores explican porque quieren entender algo. Explicar los resultados de una simulación les ayuda a comprender por qué sucedió algún resultado, independientemente del conocimiento de cómo y qué sucedió.

Tomemos una vez más el ejemplo de por qué ocurren los picos en la figura 1.3. El hecho de que

⁴

En la sección 6.2 analizo brevemente los intentos de afirmar relaciones causales en simulaciones por computadora, es decir, si los investigadores podrían inferir relaciones causales a partir de simulaciones por computadora. Este problema no debe confundirse con la implementación de un modelo causal, lo cual es perfectamente posible dada la especificación correcta.

Otro tema importante que habla a favor de la explicación por derivación es que los resultados de las simulaciones por computadora conllevan errores que las teorías causales no pueden explicar (ver (Duran 2017)).

los investigadores saben que los resultados son correctos del modelo no dice nada de por qué están ocurriendo los picos. A menos que los investigadores lleven a cabo una explicación que diga explícitamente que los picos ocurren debido a un intercambio entre el giro y el momento angular orbital alrededor del acercamiento más cercano, no tienen una pista real de por qué esos picos están allí. Las explicaciones funcionan, cuando lo hacen, no sólo en virtud de la correcta relación explicativa, sino también porque proporcionan una comprensión científica genuina. El modelo ptolemaico, por ejemplo, no podía explicar la trayectoria de los planetas de ninguna manera epistémicamente significativa, ya que no logra comprender la mecánica planetaria.

Por otro lado, los modelos newtonianos clásicos explican precisamente porque describen de manera comprensible la estructura del movimiento planetario. El criterio para afianzar un tipo de modelo en lugar de otro como explicativo radica, en parte, en su capacidad para permitir la comprensión del fenómeno bajo escrutinio.

Finalmente llegamos a nuestra última pregunta, es decir, '¿qué tipo de comprensión deberíamos esperar al explicar con simulaciones por computadora?' Como ya mencionamos, los investigadores quieren explicar porque esperan obtener una mayor comprensión del fenómeno bajo escrutinio y, al hacerlo, hacer del mundo un lugar más transparente y comprensible.

Es un hecho bien conocido en filosofía que nuestra comprensión puede tomar diferentes formas (Lipton 2001). Una de esas formas es identificar la comprensión con tener buenas razones para creer que algo es así. Bajo esta interpretación, las explicaciones brindan buenas razones para creer en los resultados de las simulaciones por computadora, o para creer que el mundo se comporta de la manera en que lo describen las simulaciones por computadora. Aunque este punto de vista es atractivo, no logra diferenciar entre saber que algo es el caso de entender por qué sucede. El hecho de que las simulaciones muestren que debería haber muchas más galaxias pequeñas alrededor de la Vía Láctea de las que se observan a través de telescopios proporciona una excelente razón para creer que este es el caso, pero no la menor idea de por qué (Boehm et al. 2014).).

Otra forma en que la explicación proporciona comprensión es reducir lo desconocido a algo más familiar y, por lo tanto, conocido. Esta visión está inspirada en ejemplos como la teoría cinética de los gases, donde los fenómenos desconocidos se comparan con fenómenos más familiares, como el movimiento de pequeñas bolas de billar. Desafortunadamente, este punto de vista adolece de muchos inconvenientes, incluidos problemas sobre el significado de 'ser familiar'. Lo que es 'familiar' para un físico puede no serlo para un ingeniero. Además, muchas explicaciones científicas relacionan fenómenos familiares con teorías desconocidas. Quizás no haya nada más familiar para nosotros que un embotellamiento matutino de camino al trabajo. Sin embargo, eventos como este requieren un modelado muy complejo donde la explicación dista mucho de ser familiar.

Notemos que el punto de vista de la familiaridad también tiene dificultades con el llamado 'por qué retroceder'. Esto significa que sólo se entiende lo que es familiar, y que sólo lo que es familiar puede explicar. De ello se deduce que este punto de vista no permite que lo que no se entiende en sí mismo pueda, sin embargo, explicar. Pero los investigadores están interesados en permitir esto: quieren poder explicar los fenómenos incluso en los casos en los que no comprenden las teorías y los modelos involucrados en la explicación.

Una forma de comprensión quizás más sofisticada consiste en señalar las causas que provocan un determinado fenómeno. Esta es la forma que toma la mayor parte causal

cuentas de explicación. Nuestra primera pregunta de por qué se rompió la ventana puede entenderse plenamente cuando damos cuenta de todas las causas que conducen a ese escenario o, como les gusta decir a los filósofos de la ciencia, el fenómeno se ubica en el nexos causal. De este modo, cuando se tira una piedra a la ventana, entonces hay una serie de relaciones causales que eventualmente conducen a un efecto: la piedra lanzada por mi mano viaja por el aire y eventualmente alcanza la ventana que finalmente se rompe.

En mi opinión, ninguna de estas formas de comprensión es adecuada para la computadora. simulaciones En algunos casos, las simulaciones por computadora no brindan a los investigadores ningún tipo de razones para creer sus resultados. En otros, la reducción a lo familiar es simplemente imposible si se tiene en cuenta la gran cantidad de incertidumbres especificadas y no especificado en el modelo de simulación. Es ridículo pensar que algún tipo de reduccionismo de simulaciones más complejas a otras menos complejas, y quizás más familiar, incluso es posible. Finalmente, la posibilidad de identificar relaciones causales y señalarlos como una simulación parece descabellado. Como discuto más adelante en el capítulo 6, la causalidad en las simulaciones por computadora es más un programa de investigación abierto que un supuesto inicial.

Además de las interpretaciones previas de la comprensión, existe otra forma más eso resulta bastante prometedor para las simulaciones por computadora. Esta interpretación es conocido como el punto de vista 'unificacionista' porque asume que la comprensión consiste en ver cómo lo explicado encaja en un todo unificado.

Para el unificacionista, la comprensión proviene de ver las conexiones y los puntos comunes. patrones en lo que inicialmente parecían ser hechos brutos o independientes.⁶ 'Ver' aquí se toma como la maniobra cognitiva de reducir los resultados explicados - o del mundo real fenómenos - a un marco teórico mayor, como nuestro corpus de conocimiento científico creencias. Varios filósofos de la ciencia se han adscrito a este punto de vista de la comprensión, aunque no necesariamente al unificacionismo. Gerhard Schurz y Karel Lambert dice que "comprender un fenómeno P es saber cómo encaja P en el propio conocimiento previo" (Schurz y Lambert 1994, 66), y Catherine Elgin afirma que "comprender es principalmente una relación cognitiva con un cuerpo coherente de información" (Catherine Elgin 2007, 35). La reducción propuesta por el unificacionista viene con varias ventajas epistemológicas, tales como resultados haciéndose más transparentes para los investigadores, quienes a su vez obtienen una imagen más unificada de la naturaleza, así como también fortalecen y sistematizan nuestro corpus de creencias científicas. En general, dice el unificacionista, el mundo se vuelve un lugar más simplificado (Friedman 1974; Kitcher 1981, 1989).

En (Duran 2017) argumento que cuando los resultados de una simulación por computadora se entienden mediante su explicación, se realiza una maniobra cognitiva similar. Los investigadores pueden incorporar los resultados de la simulación en un marco teórico más amplio, reduciendo así el número de resultados independientes que buscan una explicación. Por lo tanto, al explicar por qué ocurren los picos en la figura 1.3, los investigadores están ampliando su cuerpo de conocimiento científico mediante la incorporación de un caso derivado de la mecánica newtoniana.

⁶ Para un análisis de hechos 'brutos' e 'independientes', ver (Barnes 1994) y (Fahrbach 2005)

El caso de las simulaciones por computadora es particularmente interesante porque en realidad se lleva a cabo en dos pasos. Primero, los resultados se incluyen en el cuerpo de creencias científicas. relacionado con el modelo de simulación; y segundo, están incluidos en nuestro cuerpo mayor de creencias científicas.

Permítanme ilustrar este último punto con una explicación de la ocurrencia de los picos. en la figura 1.3. Al explicar por qué aparecen los picos en la visualización, los investigadores están dando razones para su formación. Tal explicación es posible, creo, porque hay una estructura de patrón bien definida que permite a los investigadores derivar una descripción de los picos del modelo de simulación (Duran 2017). Comprender los picos, entonces, proviene de incorporarlos al corpus más grande de conocimientos científicos. creencias que es el modelo de simulación. Es decir, los investigadores captan cómo encajan los resultados en, contribuyen y se justifican por referencia al marco teórico postulado por el modelo de simulación. Esta es precisamente la razón por la cual los investigadores pueden para explicar la ocurrencia de los picos, así como su tendencia a la baja: ambos pueden ser unificada teóricamente por el modelo de simulación. Además, dado que la simulación el modelo depende de un conocimiento científico bien establecido, en este caso, la mecánica newtoniana, los investigadores pueden ver los resultados de la simulación de una manera que ahora les es bien conocido, es decir, unificado con el cuerpo general de creencias científicas que relacionan la mecánica de dos cuerpos.

Hasta ahora, la imagen estándar del unificacionista se aplica a las simulaciones por computadora. Pero creo que podemos extender esta imagen mostrando cómo la comprensión resulta abarcan también una dimensión práctica. Desde la perspectiva de la investigación de simulación, Comprender los resultados también implica comprender las dificultades técnicas detrás de la programación de simulaciones más complejas, rápidas y realistas, la interpretación de los procesos de verificación y validación, y la transmisión de información relevante para el funcionamiento interno. mecanismo de la simulación. En otras palabras, comprender los resultados también retroalimenta en el modelo de simulación, ayudando a mejorar las simulaciones por computadora. Por ejemplo, al explicar y comprender las razones por las que los picos tienden a la baja, los investigadores son conscientes de la existencia y tienen los medios para resolver los errores de redondeo, error de discretización, resolución de cuadrícula, etc. En estudios de simulación por computadora, los investigadores quieren explicar porque también quieren entender y mejorar sus simulaciones, tanto como quieren entender los fenómenos del mundo real (Duran 2017).

El último punto que debemos abordar aquí es cómo comprender los fenómenos del mundo real mediante la explicación de los resultados de las simulaciones por computadora. como introduje Al comienzo de esta sección, Weirich y Krohs tenían como objetivo principal la explicación de fenómenos del mundo real usando simulaciones por computadora. Ambos autores son razón al pensar que el uso de simulaciones por ordenador está justificado, en un gran número de casos, porque permiten comprender ciertos aspectos del mundo. La pregunta ahora es, entonces, ¿podemos entender los fenómenos de la palabra real explicando resultados de simulaciones por computadora? Creo que podemos responder positivamente a esta pregunta. Sabemos que la visualización de los resultados de la simulación representan la comportamiento de un satélite del mundo real bajo estrés de marea. Esto significa que los resultados de la simulación relacionada con los picos representa y, por lo tanto, puede atribuirse al comportamiento de un satélite del mundo real. En este sentido, y siguiendo a Elgin en este punto (2007; 2009), existe una titularidad – vía representación y adscripción – de los resultados de

la simulación al comportamiento de un satélite del mundo real. Es precisamente debido a este derecho que podemos relacionar nuestra comprensión de los resultados de la simulación con nuestra comprensión del comportamiento del satélite del mundo real. Este punto también puede hacerse por medio de la habilidad práctica que presupone entender algo. Como argumenta convincentemente Elgin, el entendido tiene la capacidad de hacer uso de la información a su disposición para fines prácticos (Catherine Elgin 2007, 35). En nuestro caso, los investigadores podrían construir el satélite especificado en la simulación y ponerlo en el espacio.

5.1.2 Herramientas predictivas

Cuando los filósofos centraron su atención en la explicación científica, también recurrieron a la predicción científica. De hecho, Carl Hempel y Paul Oppenheim, los dos principales filósofos que sistematizaron y marcaron la agenda de los estudios filosóficos sobre la explicación científica, creían que la predicción era la otra cara de la misma moneda. Estas ideas florecieron alrededor de 1948 con su trabajo seminal *Estudios sobre la lógica de la explicación* (Hempel y Oppenheim 1948), y continuaron hasta la desaparición del empirismo lógico en 1969 en un simposio sobre la estructura de las teorías en Urbana, Illinois (Suppe 1977).

A pesar del nacimiento conjunto, la explicación científica y la predicción han ido en direcciones diferentes desde entonces. Mientras que los estudios en explicación científica crecieron significativamente estableciendo diferentes escuelas de pensamiento, los filósofos que trabajan en la predicción son más difíciles de encontrar. Es interesante notar que cuando se trata de estudios filosóficos sobre simulaciones por computadora, se ha puesto mucho más esfuerzo en estudiar la predicción y mucho menos en la explicación científica. Esta asimetría puede explicarse por las prácticas de simulación por computadora en contextos científicos y de ingeniería. Los investigadores están más interesados en predecir los estados futuros de un sistema que en explicar por qué se obtienen dichos estados. Al comienzo de este capítulo, hemos discutido con cierta extensión la explicación científica. Ahora es el momento de llamar la atención sobre algunos de los principios básicos de la predicción científica en el contexto de las simulaciones por computadora. Pero primero, un ejemplo que ilustra las predicciones en ciencia y ayuda a introducir la terminología básica.

Un hermoso caso en la historia de la ciencia es el de las predicciones de cometas de Edmond Halley. La creencia general sobre los cometas en la época de Halley era que eran misteriosos intrusos astronómicos que se movían de manera impredecible por el cielo. Aunque Halley hizo algunas retrodicciones precisas, es decir, predicciones hacia el pasado, estableciendo que el cometa que apareció en 1531, 1607 y 1682 eran todas manifestaciones de los mismos fenómenos, sus postdicciones, es decir, predicciones hacia el futuro, de la siguiente aparición del cometa no tuvo tanto éxito, confirmando así la creencia científica establecida en la época. De hecho, postdijo que el cometa volvería a aparecer en el cielo en 1758, un año antes de su aparición real.

Fue el trabajo de Alexis Clairaut, un destacado newtoniano, posdecir correctamente la próxima aparición del cometa, que debía alcanzar su perihelio en 1759. Clairaut basó sus posdicciones en cálculos que incluirían fuerzas desconocidas en ese momento, pero que tenían sentido dentro de la teoría newtoniana. Tales fuerzas se referían principalmente a las acciones y la influencia de planetas distantes; recuerde que Urano fue descubierto en 1781 y Neptuno permaneció desconocido hasta 1846. Es interesante notar que, además de una posdicción exitosa, lo que también estaba en juego era la confirmación de Newtonian. la teoría como la forma más adecuada de describir el mundo natural. La lucha entre facciones llevó a muchos físicos a rechazar en un principio los cálculos de Clairaut, ya muchos otros a anticipar con cierta alegría el fracaso de la teoría newtoniana. La historia termina con los cálculos de Clairaut que posdicen correctamente la próxima aparición del cometa Halley, a pesar de algunos truncamientos en los términos superiores de su ecuación, y con la visión newtoniana del mundo imponiéndose abrumadoramente sobre teorías menos adecuadas.

El ejemplo del cometa Halley deja en claro la importancia de la predicción para la investigación científica y, en este caso particular, también para confirmar la teoría newtoniana. Las predicciones exitosas son valiosas porque van más allá de lo que los investigadores saben más directa y evidentemente, proporcionando información 'oculta' sobre fenómenos y sistemas empíricos.⁷

Dos características importantes de la predicción son la dimensión temporal y la precisión de la predicción. Un error común es suponer que las predicciones se refieren a decir algo significativo sobre el futuro (es decir, postdicciones), pero no sobre el pasado (es decir, retrodicciones). Este suele ser el caso cuando las retrodicciones se confunden por error con la evidencia científica de que algo está sucediendo. Así, se dice que Halley encontró evidencia de que el cometa que apareció en 1531, 1607 y 1682 era el mismo, pero no que hiciera retrodicciones. Aunque la evidencia y la predicción pueden, en algunos casos, estar relacionadas, siguen siendo dos nociones separadas. Las retrodicciones, así como las posdicciones, son parte de las implicaciones de una teoría, y esto es así independientemente de las limitaciones temporales. La evidencia, por otro lado, sirve para apoyar o contrarrestar una teoría científica. En este sentido, las retrodicciones y las posdicciones son la manifestación de un mismo fenómeno, a saber, de las predicciones. Así entendido, es correcto decir que Halley predijo las tres apariciones del cometa antes de su observación de 1682, al igual que Clairaut predijo su próxima aparición en 1759 porque hizo cálculos usando una teoría, una forma de implicación teórica.

El lenguaje de la predicción se usa para describir afirmaciones declarativas sobre el pasado y los eventos futuros hechos a la luz de una teoría y, por lo tanto, lo usaremos aquí. De hecho, la dimensión temporal conlleva un componente epistémico: "predecir es

⁷ Por cierto, estas mismas características hacen que la predicción sea inherentemente riesgosa, ya que el acceso a la información oculta generalmente depende de estándares compartidos en una comunidad determinada y, por lo tanto, es potencialmente intersubjetivo. Ahora bien, una forma de evitar problemas de intersubjetividad es exigir predicciones convergentes. Es decir, al tener áreas dispares de investigación que predicen resultados similares, nuestra confianza en la predicción debe aumentar inevitablemente. Esto es lo que la filósofa Heather Douglas llama objetividad convergente (Douglas 2009, 120). Sin embargo, debemos tener en cuenta que también existen otras formas de objetividad. Aquí no nos vamos a preocupar por cuestiones de subjetividad y objetividad, pues merecen un estudio propio. Para referencias adicionales, se remite al lector a ((Daston y Galison 2007) (Lloyd 1995), y por supuesto (Douglas 2009)).

hacer una afirmación sobre asuntos que aún no se conocen, no necesariamente sobre eventos que aún no han ocurrido" (Barrett y Stanford 2006, 586). En otras palabras, la predicción se trata de la 'dicción' de un evento, pasado, presente o futuro. Así entendida, la predicción es preguntar '¿qué nos dice la teoría?', '¿qué conocimiento es nuevo?' En nuestro caso, la respuesta es bastante obvia: la próxima aparición del cometa Halley.

Estrechamente relacionada con esta dimensión temporal está la cuestión de '¿qué tan bien predice la teoría el resultado real observado?' Esta es una pregunta principal que nos da una compra sobre la segunda característica sobre la predicción relevante para nuestra discusión, a saber, la precisión de las predicciones.

En el capítulo anterior discutimos la precisión como el conjunto de medidas que proporcionan un valor estimado cercano al valor real de la cantidad que se mide.

Por ejemplo, el núcleo del cometa Halley tiene unos 15 kilómetros de largo, 8 kilómetros de ancho y aproximadamente 8 kilómetros de espesor, un núcleo bastante pequeño para el gran tamaño de su coma. La masa del cometa también es relativamente baja, aproximadamente $2,2 \times 10^{14}$ kg. Los astrónomos calcularon la densidad media en $0,6 \text{ g/cm}^3$, lo que indica que está formado por un gran número de piezas pequeñas unidas sin apretar. Con esta información a mano, junto con los cálculos de la trayectoria, los astrónomos pueden predecir con precisión que el cometa Halley es visible a simple vista con un período de 76 años.

La precisión de las predicciones científicas depende de una combinación de la naturaleza del evento, la adecuación de nuestras teorías y el estado actual de nuestra tecnología.

Si bien es cierto que mediante el uso de computadoras podemos predecir con mayor grado de precisión que el de Clairaut la próxima vez que el cometa Halley aparecerá en el cielo⁸, las predicciones son posibles porque la trayectoria del cometa se puede describir adecuadamente utilizando la mecánica newtoniana. .

Ahora bien, para muchas ocasiones es difícil obtener predicciones exactas. Esto es así debido a la naturaleza de los fenómenos a predecir. De hecho, hay muchos eventos y fenómenos para los que solo podemos predecir su comportamiento dentro de un rango dado de probabilidad de ocurrencia. Un ejemplo sencillo es el siguiente. Supongamos que te pido que elijas una carta y la coloques boca abajo sobre la mesa. Luego tengo que predecir su palo (es decir, 'corazones', 'diamantes', 'tréboles' o 'picas'). La teoría dice que tengo una probabilidad de 1 en 4 de tener razón. La teoría no implica qué palo acabas de colocar boca abajo, sino que la probabilidad de que yo esté en lo correcto es $\frac{1}{4}$. Aunque esto no cuenta estrictamente como una predicción, ¹ nos dice algo sobre la precisión de la predicción.

Otro buen ejemplo de predicciones inexactas son los llamados sistemas caóticos.

Estos son sistemas que son muy sensibles a las condiciones iniciales, donde pequeños errores de cálculo pueden propagarse rápidamente a grandes errores de predicción. Esto significa que ciertas predicciones son imposibles después de un punto dado en el cálculo. El hecho de que los sistemas caóticos más allá de cierto punto haga que las predicciones sean difíciles y esencialmente impracticables

⁸ Clairaut participó en varios cálculos del período orbital del cometa Halley. Para uno de los primeros cálculos, dividió la órbita del cometa en tres partes. Primero, de 0° a 90° de anomalía excéntrica, el primer cuadrante de la elipse desde el perihelio, que el cometa ocupaba más la mitad superior de la de 7 años para recorrer. En segundo lugar, de 90° a 270° , órbita, que el cometa el último cuadrante de la se necesitaron más de 60 años para atravesar. En tercer lugar, de 270° , elipse, a 360° , que tardó unos 7 años en atravesar. Los cálculos de Clairaut fueron rectificadas en diferentes momentos a lo largo de la historia (Wilson 1993).

posible en un sentido práctico tiene importantes consecuencias para la investigación científica. Un ejemplo estándar de un sistema caótico son las condiciones atmosféricas. En el pronóstico del tiempo, es muy difícil hacer predicciones a largo plazo debido a la complejidad inherente del sistema que solo permite predicciones hasta cierto punto. Esta es la razón por la cual el comportamiento del clima se considera caótico, los cambios más pequeños en las condiciones iniciales hacen que las predicciones a largo plazo sean inviables, si no completamente imposibles.

Analicemos ahora cómo funciona la predicción en simulaciones por computadora analizando dos simulaciones de un brote epidémico en Italia. La primera simulación es un modelo estocástico basado en agentes, mientras que la segunda simulación es un modelo estructurado de metapoblación, conocido como GLObal Epidemia y Movilidad, GLEaM. El modelo basado en agentes incluye una representación explícita de la población italiana a través de datos muy detallados de la estructura sociodemográfica. Además, y para determinar la probabilidad de desplazamiento de municipio a municipio, el modelo hace uso de un modelo de gravedad general estándar en la teoría del transporte. La dinámica de transmisión epidémica se basa en una compartimentación de enfermedades similares a la influenza (ETI) basada en modelos estocásticos que integran infecciones susceptibles, latentes, asintomáticas e infecciones sintomáticas (Ajelli et al. 2010, 5). Marco Ajelli y su equipo, responsables de diseñar y programar estas simulaciones, definen el modelo basado en agentes como “un modelo de simulación estocástico, espacialmente explícito, en tiempo discreto, donde los agentes representan individuos humanos [...] Una de las claves características del modelo es la caracterización de la red de contactos entre individuos basada en un modelo realista de la estructura sociodemográfica de la población italiana” (4).

Por otro lado, la simulación GLEaM integra bases de datos de población de alta resolución -estimando la población con una resolución dada por celdas de 15 x 15 minutos de arco- con la infraestructura de transporte aéreo y patrones de movilidad de corto alcance. Muchas simulaciones GLEaM estándar constan de tres capas de datos. Una primera capa, donde la población y la movilidad permiten la partición del mundo en regiones geográficas. Esta partición define una segunda capa, la red de subpoblaciones, donde la interconexión representa los flujos de personas a través de infraestructuras de transporte y patrones generales de movilidad. Finalmente, y superpuesta a esta segunda capa, se encuentra la capa epidémica, que define dentro de cada subpoblación la dinámica de la enfermedad (Balcan et al. 2009). En el estudio, el GLEaM también representa una cuadrícula en forma de partición donde a cada celda se le asigna el aeropuerto más cercano. La red de subpoblaciones utiliza datos de censos geográficos, y las capas de movilidad obtienen datos de diferentes bases de datos, incluida la base de datos de la Asociación de Transporte Aéreo Internacional que consiste en una lista de aeropuertos en todo el mundo conectados por vuelos directos.

Como era de esperar, hay ventajas y desventajas de usar las simulaciones basadas en agentes y GLEaM. En lo que respecta al modelo GLEaM, las redes de movilidad espacial detalladas proporcionan una descripción precisa de los canales de transporte disponibles para propagar la enfermedad. Sin embargo, las estimaciones precisas del impacto de la enfermedad a un nivel más local son difíciles de obtener debido al bajo nivel de detalle que contiene este modelo. En cuanto al enfoque basado en agentes, aunque es muy detallado con respecto a las estructuras de los hogares, escuelas, hospitales, etc., adolece de recopilar conjuntos de datos de alta confianza de la mayoría de las regiones del mundo (Ajelli et al.

Alabama. 2010, 12). A pesar de que cada simulación ofrece características diferentes y, por lo tanto, afecta su respectiva tasa de ataque predictivo de la enfermedad, Ajelli y su equipo notan que existe una convergencia constante en los resultados que brinda confianza en la predicción de cada una de las simulaciones. La heterogeneidad de la red de transporte proporcionada por el modelo GLEaM, por ejemplo, hace posibles predicciones precisas de la propagación espacio-temporal de la enfermedad ILI a escala global. Por otro lado, la representación explícita de individuos en el modelo basado en agentes facilita predicciones precisas de la propagación de una epidemia a una escala más local.

Para ser más específicos acerca de las predicciones, la diferencia en las amplitudes máximas varía según varios factores, principalmente en función de los valores del número reproductivo. Para el modelo basado en agentes con la misma proporción reproductiva, el tamaño medio de la epidemia se reduce al 25 %. En el otro extremo del brote epidémico, el tamaño de la epidemia pronosticado por GLEaM es del 56 % de la población para una tasa reproductiva de $R_0 = 2,3$, mientras que es del 40 % para la basada en agentes. Los investigadores observaron una diferencia absoluta de alrededor del 10 % para $R_0 = 1,5$ y de alrededor del 7 % para $R_0 = 2,3$. También se hicieron predicciones para una tasa reproductiva de $R_0 = 1,9$, mostrando un comportamiento similar en el tamaño promedio de la epidemia pronosticado por ambas simulaciones.

Para Ajelli et al. estas predicciones parecen bastante precisas ya que ven una convergencia en el tamaño promedio de la epidemia. El equipo, sin embargo, no puede evaluar cuál de las dos predicciones es mejor. El alto nivel de realismo del modelo basado en agentes debería, en principio, hablar a favor de la precisión de la predicción. Pero, lamentablemente, un modelo tan realista no está libre de supuestos de modelado. En efecto, para determinar la probabilidad de desplazamiento de municipio a municipio, Ajelli et al. implementar un modelo de gravedad general utilizado en la teoría del transporte, además de asumir una forma funcional de ley de potencia para la distancia, a pesar de que también se pueden considerar otras formas funcionales, como el decaimiento exponencial (3). Otro supuesto se deriva de tomar una mezcla homogénea en los hogares, las escuelas y los lugares de trabajo, mientras que se supone que los contactos aleatorios en la población general dependen explícitamente de la distancia (3). A pesar de que ambas suposiciones son perfectamente razonables, inevitablemente afectan la predicción y, por lo tanto, los motivos para preferir la predicción del modelo basado en agentes sobre los GLEaM. Del mismo modo, la predicción del modelo de metapoblación estructurada es igualmente difícil de evaluar precisamente por su falta de realismo. “El valor correcto”, dice Ajelli et al., “debería estar entre la predicción de los modelos, como lo respalda el hecho de que la diferencia entre los modelos disminuye a medida que R_0 aumenta, y los modelos convergen al mismo valor para el ataque tasa” (8).

⁹ En epidemiología, la proporción reproductiva, o el número reproductivo, representa el número de casos emergentes que genera un individuo infectado en promedio durante el transcurso de un período infeccioso en una población que de otro modo no estaría infectada. Así, para $R_0 < 1$, un brote infeccioso se extinguirá a largo plazo, mientras que para $R_0 > 1$ una infección podrá extenderse e infectar a la población. Cuanto mayor sea el número, más difícil será controlar la epidemia. Por lo tanto, la métrica ayuda a determinar la velocidad a la que una enfermedad infecciosa puede propagarse en una población sana. En el caso de ambas simulaciones, los autores informan que para grandes R_0 , las epidemias locales se vuelven más generalizadas en todas las capas de la población, lo que hace que la estructura de la población sea cada vez menos relevante.

En este punto debemos resaltar una diferencia crucial entre las predicciones ofrecidas por las simulaciones de Ajelli et al. y las de Clairaut: mientras que las predicciones de los más tarde se puede confirmar empíricamente, las predicciones de las simulaciones por computadora no pude Entonces, ¿sobre qué bases afirman Ajelli y su equipo que estas son predicciones precisas? Su respuesta es insistir en que el buen acuerdo alcanzado por los resultados de ambas simulaciones constituyen razones que hablan a favor de una precisa predicción.¹⁰ Seguramente, el hecho de que ambas simulaciones sean, en sus propios términos, buenas representaciones del sistema objetivo también contribuye a la confianza del investigador. Pero es la convergencia de los resultados lo que fundamenta firmemente la confianza en las predicciones precisas.

Tal punto de vista no carece de buenas razones. La convergencia de resultados habla a favor de las simulaciones así como de la precisión de la predicción. En el capítulo anterior, vimos cómo se pueden usar los métodos de verificación y validación para otorgar confiabilidad en la simulación y así ayudar a los investigadores a confiar en sus resultados. El giro interesante introducido por Ajelli y su equipo es que la validación no es contra datos empíricos, sino contra otra simulación por computadora.¹¹ Esto significa que el resultados de una simulación funciona como una instancia de confirmación de los resultados de la otra simulación y viceversa. Esta es una práctica bastante común entre los investigadores. haciendo un uso intensivo de las simulaciones por ordenador y de cuyos sistemas de destino hay no hay datos empíricos disponibles para la validación. En otras palabras, la fiabilidad de las simulaciones por ordenador se utiliza para dar motivos de confianza en sus resultados que, bajo condiciones de convergencia, sirven a su vez como base para creer en la exactitud de todo tipo de predicciones.

Dicho esto, las prácticas predictivas deben moderarse con algunos principios de precaución saludables. Como sabe cualquier investigador, los modelos se basan en nuestra representación de cómo funciona el mundo real. Aunque el corpus de la ciencia y la ingeniería creencias es extremadamente exitoso, de ninguna manera es infalible. Por eso la validación contra datos empíricos es una práctica buena y necesaria en la investigación científica y de ingeniería. Virtualmente obliga a los investigadores a 'probar' sus resultados contra el mundo, y para encontrar una solución alternativa en casos de discrepancia. En este caso particular, Ajelli y su equipo toma la convergencia de los resultados como un signo positivo, aunque no como una instancia confirmatoria, de una predicción precisa. Tanto es, creo, correcto. Sin embargo, como también explican en su artículo, la predicción por convergencia de resultados presupone una base común en los marcos de modelado dentro de los cuales se realizan las simulaciones. Están localizados. Es decir, información como parametrización, integración de datos, inicial

¹⁰ Esta respuesta plantea la pregunta de qué es un 'buen acuerdo' para los resultados de las simulaciones por computadora. Ajelli et al. no especifican cómo debe entenderse esta noción. Podríamos especular que tenemos un buen acuerdo cuando todos los resultados caen dentro de una distribución dada (por ejemplo, una distribución normal). Esto, por supuesto, requiere especificación. Como hemos aprendido de los estudios en la epistemología de experimento, acuerdo sobre los resultados de diferentes técnicas dan confianza no sólo en los resultados, sino también en la capacidad de las técnicas para producir resultados válidos (Franklin 1986, Capítulo 6). El La pregunta es, entonces, ¿hasta qué punto podríamos considerar la simulación basada en agentes y GLEaM dos técnicas diferentes.

¹¹ Con esto quiero decir que los resultados de cualquiera de las simulaciones por computadora no pueden, en principio, ser empíricamente validado Dado que cada simulación por computadora implementa submodelos, existe la posibilidad de que algunos de ellos han sido validados empíricamente.

y las condiciones de contorno, e incluso las muchas aproximaciones utilizadas necesitan ser compartidas entre los investigadores, por el contrario, Ajelli et al. argumentar, los investigadores serían incapaces de descartar los efectos no deseados, como los que se derivan de los supuestos del modelo.

Más preocupante es la posibilidad de que los resultados de ambas simulaciones converjan artificialmente. Para evitar esto, los investigadores tratan de comparar resultados que carecen de una base común entre las simulaciones. Es decir, las simulaciones por computadora deben diferenciarse en términos de supuestos del modelo, condiciones iniciales, sistemas objetivo, parametrización, calibración, etc. Este es el enfoque elegido por M. Elizabeth Halloran y su equipo, según lo informado por Ajelli et al. Alabama. Halloran compara los resultados de tres modelos basados en individuos de una cepa de influenza pandémica con diferentes supuestos y datos iniciales, uno a nivel de descripción de una ciudad y dos a nivel de descripción de un país (Halloran et al. 2008).

A pesar de la cantidad de esfuerzos de precaución, comparar diferentes modelos y resultados es generalmente una tarea difícil. Ajelli et al. señalar que la comparación de Halloran et al. está restringida a los supuestos de cada modelo, así como a los datos simulados disponibles. escenarios. En este sentido, nunca definen explícitamente un conjunto común de parámetros, condiciones iniciales y aproximaciones compartidas por todos los modelos. La baja transmisión El escenario propuesto por Halloran, por ejemplo, se compara en cada modelo usando diferentes valores para el número reproductivo, con el riesgo de no poder descontar el efecto de esta diferencia en los resultados obtenidos. En consecuencia, la convergencia de los resultados es artificial y también lo es cualquier predicción hecha por las simulaciones.

5.1.3 Estrategias exploratorias

Para nosotros, las estrategias exploratorias tienen el carácter de una actividad de investigación con el objetivo de generar hallazgos significativos sobre fenómenos sin tener que apelar a, ni confiar en la teoría de tales fenómenos. Las estrategias exploratorias, entonces, tienen dos objetivos. Por un lado, pretende provocar los cambios observables en el mundo; por el otro, sirve como campo de pruebas para conceptos nuevos, aún por estabilizar.¹²

La primera pregunta que surge es, entonces, ¿por qué es importante apartar teoría del experimento? Una respuesta obvia consiste en señalar que cualquier teoría dada podría no ser capaz de proporcionar toda la información relevante sobre un fenómeno dado. Un buen ejemplo de esto es el movimiento browniano. En 1827, el El botánico Robert Brown notó que las partículas atrapadas en las cavidades dentro de los granos de polen en el agua se movería. Ni Brown ni nadie en ese momento pudo determinar ni explicar los mecanismos que provocaron tal movimiento. No fue hasta 1905 que

¹² Las estrategias exploratorias es uno de esos temas que atraen poca atención de los filósofos, a pesar de su centralidad en el quehacer científico y de ingeniería. Afortunadamente, hay algunos trabajos excelentes que cubren estos temas. Algunos ejemplos que discutiré aquí vienen del trabajo de Friedrich Steinle sobre experimentos exploratorios (Steinle 1997), Axel Gelfert sobre modelos exploratorios (Gelfert 2016), y en simulaciones computacionales exploratorias tenemos a Viola Schiaffonati (Schiaffonati 2016) y Pío García y Marisa Velasco (García and Velasco 2013). Aquí, Adoptaré un enfoque bastante diferente al de estos autores.

Albert Einstein publicó un artículo explicando con detalles precisos cómo el movimiento que Brown había observado fue el resultado de que el polen fue movido por agua individual moléculas.

Otra razón importante para desvincular la teoría del experimento es que, en muchos casos, los experimentos se utilizan para desacreditar una teoría dada. Por ejemplo, August Weismann realizó un experimento en el que extrajo la cola de 68 ratones blancos repetidamente durante cinco generaciones solo para demostrar que ningún ratón nacía sin cola o sin cola. incluso con una cola más corta simplemente porque los cortó. El interés de Weismann era poner el fin del lamarckismo y la teoría de la herencia de las características adquiridas por mostrando cómo no podía dar cuenta de una generación de ratones con cola corta o sin cola.

Habiendo propuesto la importancia de la experimentación independiente para nuestro general conocimiento del mundo, ¿podemos ahora dar sentido a la idea de estrategias exploratorias en simulaciones de laboratorio y de computadora? Para responder a esta pregunta, tenemos que retroceder un poco, tanto en el tiempo como en el número de páginas, y repasa brevemente el contexto donde florecieron las ideas sobre estrategias exploratorias. En el capítulo 3 mencioné los empiristas lógicos como grupo de filósofos y científicos interesados en comprender la noción y las implicaciones de las teorías científicas. Como pronto descubrieron, este es tanto un término familiar como un concepto evasivo. En particular, descubren que la teoría y el experimento están más entrelazados de lo que inicialmente se pensaba.

Una posición central del empirista lógico era considerar los experimentos no tanto como un problema filosófico en sí mismo, como una metodología subsidiaria para comprender teorías. Los críticos aprovecharon esta posición para atacar los ideales centrales de la lógica. empiristas Para muchos de estos críticos, los experimentos y la experimentación eran cuestiones de genuino valor filosófico y tenía que ser abordado como tal. uno particularmente El punto interesante planteado fue la objetividad de la evidencia observacional, y cómo este problema se relaciona con la teoría. El problema se puede enmarcar de la siguiente manera: en sus experimentos, los investigadores también interactúan, observan y manipulan fenómenos del mundo real. así como recopilar evidencia para un análisis posterior, tal como lo hicieron Weismann, Lamarck y Brown a su manera hace muchos años. El problema, entonces, es determinar si las observaciones son objetivas,¹³ o dependen de los antecedentes teóricos del investigador. conocimiento – un problema conocido como 'carga teórica'.

Las posiciones sobre este punto estaban divididas. En muchos casos, los investigadores no pueden garantizar que la experimentación proporcione hallazgos significativos sobre los fenómenos sin tener que apelar de alguna manera a la teoría. La razón de esto es que todo investigador se acerca al mundo con algunos conocimientos previos. Incluso Brown, cuando observó las partículas moviéndose a través del agua, se acercaba al fenómeno con la mente de un científico. Varios críticos de los empiristas lógicos, incluyendo Thomas Kuhn, Norwood Hanson y Paul Feyerabend, entre otros, fueron muy sospechoso de las ideas de objetividad en la evidencia observacional. Para ellos, los investigadores realmente no puede observar, recolectar y usar evidencia de laboratorio sin comprometerse ellos mismos a una teoría dada.

Para ilustrar la magnitud del problema, tomemos un caso específico de la historia de astronomía. Los primeros astrónomos observacionales tenían instrumentos muy simples para ob

¹³ Esta noción se utiliza en el sentido de independiente de cualquier investigador, instrumento, método o teoría.

sirviendo a las estrellas. Una de las primeras observaciones importantes hechas por Galileo Galilei: además del número de lunas que orbitan alrededor de Júpiter- fue de Saturno en el año 1610. Volver luego, supuso incorrectamente que Saturno era un planeta grande con una luna a cada lado. Durante los siguientes 50 años, los astrónomos continuaron dibujando a Saturno con las dos lunas, o con "brazos" saliendo de los postes. No fue hasta 1959 que Christiaan Huygens dedujo correctamente que las "lunas" y los "brazos" eran en realidad el sistema de anillos de Saturno. Por supuesto, esto fue posible debido a la mejora de la óptica del telescopio. El punto es que hasta el descubrimiento real del sistema de anillos, los astrónomos miraban Saturno de la misma manera que lo representó Galileo.¹⁴

El ejemplo muestra varias cuestiones relacionadas con las estrategias exploratorias y el problema de la carga teórica. Muestra que la observación no siempre es la más confiable. fuente de conocimiento simplemente porque los instrumentos pueden no ser lo suficientemente poderosos – o están siendo manipulados, para proporcionar información confiable sobre el mundo. También muestra que las expectativas del investigador son una fuente importante de influencia en sus informes. Esto es especialmente cierto en los casos en que una "autoridad" ha establecido las bases de trabajo sobre un tema dado. Galileo es un ejemplo de cómo la autoridad a veces no se cuestiona.

La historia de la física proporciona una combinación de estos dos problemas. A principios de la década de 1920 hubo una gran controversia entre Ernest Rutherford y Hans Pettersson sobre la emisión de protones de elementos como el carbono y silicio sometido a bombardeo por partículas alfa. Ambos investigadores realizaron experimentos similares en los que pudieron observar una pantalla de centelleo destellos producidos por impactos de partículas. Mientras que el laboratorio de Pettersson informó una observación positiva, Rutherford informó que no vio ninguno de los destellos esperados de carbono o silicio. James Chadwick, colega de Rutherford, visitó el laboratorio de Pettersson para evaluar sus datos con el fin de trabajar en posibles errores en su propio enfoque. Mientras los asistentes de Pettersson le mostraban los resultados, Chadwick estaba manipular el equipo sin que nadie sea consciente de ello. Las manipulaciones de Chadwick alteraron las condiciones normales de operación del instrumento, asegurando que ninguna partícula podría golpear la pantalla. A pesar de esto, los asistentes de Pettersson todavía informó haber visto destellos a una velocidad muy cercana a la reportada en condiciones anteriores. Después de estos eventos, los datos de Pettersson fueron desacreditados sin controversias (Stuewer 1985, 284–288).

Más a nuestro interés, el ejemplo muestra que las observaciones del investigador son formado por su formación y por la teoría en la que ellos, y su supervisor y asociados – enmarcan sus experimentos. Esto plantea la siguiente pregunta que está en el núcleo de nuestro estudio sobre las estrategias exploratorias. Si la observación – y otras formas de la experimentación- está teñida de expectativas teóricas, ¿en qué sentido podría todo el proceso de experimentación, desde la preparación del experimento hasta la evaluación del datos, incluida la manipulación de instrumentos y fenómenos: generar hallazgos sobre los fenómenos sin apelar a la teoría?

¹⁴ Ver (Brewer y Lambert 2001) y (Van Helden 1974).

Para poder responder a esta pregunta, necesitamos hacer más precisa la noción de 'carga teórica'.¹⁵ Friedrich Steinle, un filósofo dedicado a estudiar muchos de estas cuestiones, ha argumentado que una concepción de la carga teórica como la expuesto aquí se queda corto en la captura de la complejidad y diversidad de la ciencia experimentación (Steinle 1997, 2002). En su opinión, tenemos que discriminar entre dos tipos de experimentación, a saber, los experimentos "impulsados por la teoría" y los experimentos "exploratorios". En su opinión, los experimentos impulsados por la teoría exhiben más o menos las mismas características descritas para la experimentación observacional en el capítulo 3. Es decir, los experimentos se organizan y llevan a cabo con "una teoría bien formada en mente, desde el primera idea, a través del diseño específico y la ejecución, a la evaluación" (Steinle 1997, 69). Ahora bien, decir que un experimento está "impulsado por la teoría" sugiere al menos tres diferentes significados. Podría significar que las expectativas en cuanto a sus resultados caen dentro del marco provisto por tal teoría; podría significar que el diseño de el experimento depende, más o menos, de la teoría; y podría significar que el Los instrumentos utilizados para el experimento dependen en gran medida de la teoría. Así entendido, Los experimentos impulsados por la teoría sirven para varios propósitos específicos, como la determinación de parámetros y el uso de teorías como herramientas heurísticas para la búsqueda de nuevos efectos.

Por el contrario, los experimentos exploratorios hacen uso de estrategias caracterizadas por la falta de orientación teórica. Para ser más precisos, según Steinle, ninguno de los significados antes mencionados adjuntos a los experimentos impulsados por la teoría se aplica a experimentos exploratorios. Así, un experimento exploratorio genera hallazgos sobre fenómenos que no apelan al marco que proporciona la teoría, ni al teoría utilizada para diseñar el experimento, ni a la teoría construida en los instrumentos que son usados. En otras palabras, el experimento y sus resultados brindan información relevante sobre los fenómenos por cuenta propia.

Un problema serio con este punto de vista es que hay una falta de sofisticados noción de teoría en su lugar, así como una falta de comprensión de los niveles de teoría involucrados en el diseño, ejecución y análisis de resultados experimentales que podrían ayudar a caracterizar estas estrategias en consecuencia.¹⁶ De hecho, P'io Garc'ia y Marisa Velasco señalan que, para defender cualquiera de las interpretaciones de Steinle, primero debemos ser capaz de dar cuenta de los diferentes niveles de teoría involucrados en un experimento, ¹⁷ como así como determinar en cuál de estos niveles la orientación teórica es más relevante (García y Velasco 2013). En resumen, no hay una teoría que guíe un experimento, y no está claro qué conjunto de teorías involucradas en un experimento lo convierte en teoría impulsado.

En este contexto, la idea de que los experimentos podrían generar hallazgos sobre fenómenos estrictamente sin apelar a la teoría comienza a parecer difícil de fundamentar. Pudimos, sin embargo, conformarse con una interpretación más general, y quizás más débil, de lo que son las estrategias exploratorias y el contexto en el que se aplican. Podríamos, entonces, charac

¹⁵ El lector debe ser consciente de que hay muchas sutilezas involucradas en la literatura sobre 'teoría carga' que no vamos a abordar aquí. Para una buena fuente de discusión, ver (Hanson 1958), y (Kuhn 1962).

¹⁶ Estas ideas se pueden encontrar en (Garc'ia y Velasco 2013, 106).

¹⁷ Ian Hacking ofrece una primera aproximación a los diferentes tipos y niveles de teoría implicados en una experimento en (Hacking 1992).

terizar las estrategias exploratorias por su relativa independencia de fuertes teorías restrictivas y su capacidad para generar hallazgos significativos que no pueden ser enmarcados – o fácilmente enmarcado – dentro de un marco teórico bien establecido. Un ejemplo paradigmático se puede encontrar en la historia temprana de los fenómenos de electricidad estática, interpretada por Charles Dufay, Andre-Marie Ampere y Michael Faraday. Como señala Karaca, estos experimentos se llevaron a cabo en un 'nuevo campo de investigación' que, en su momento, no contaba con un marco teórico bien definido ni bien establecido (Karaca 2013). Los resultados, según lo registrado, ayudan a avanzar electromagnetismo como la disciplina que conocemos hoy.

Así entendidas, las estrategias exploratorias están destinadas a cumplir funciones epistémicas muy específicas. Son particularmente importantes para los casos en que un determinado científico campo está abierto a revisión debido, digamos, a su insuficiencia empírica. Para tales casos, las estrategias exploratorias juegan un papel fundamental en la fortuna de las teorías desde su los hallazgos, por definición, no están enmarcados dentro de la teoría bajo escrutinio. Ellos son También es importante cuando, enmarcadas débilmente dentro de una teoría, las estrategias exploratorias proporcionan información sustancial sobre el mundo que no está implícita en la teoría misma. Más en general, los hallazgos obtenidos por las estrategias exploratorias son significativos con respecto a una variedad de objetivos, que van desde asuntos más prácticos como aprender a manipular fenómenos, a objetivos teóricos como el desarrollo de un marco conceptual alternativo.¹⁸ Steinle también destaca como una función epistémica importante de las estrategias exploratorias el hecho de que sus hallazgos pueden tener implicaciones significativas en nuestra comprensión de los conceptos teóricos existentes. Este es el caso cuando, en el intento de formular las regularidades sugeridas por las estrategias exploratorias, los investigadores están obligados a revisar conceptos y categorías existentes, y están obligados a formular nuevos con el fin de asegurar una formulación estable y general de la experimental resultados (Steinle 2002, 419).¹⁹ Frente a esto, no hay una división total entre experimento y teoría, sino más bien una coexistencia más complicada basada en grados de independencia, capacidad para producir hallazgos, y similares.

Es interesante notar que, aún en los tiempos actuales en que la tecnología ha avanzado tanto en el laboratorio científico, las estrategias exploratorias aplicadas en contextos experimentales siguen siendo primordiales para el avance general de la ciencia y la ciencia. ingeniería. Además, sería un error tomar de estos ejemplos que están ligados a períodos históricos de la ciencia, campos de investigación o tradiciones científicas. El trabajo de Karaca sobre física de partículas de alta energía, por ejemplo, es una prueba de esto (Karaca 2013).

Ahora debemos preguntar, ¿es posible dar sentido a las estrategias exploratorias para las simulaciones por computadora? La respuesta a esta pregunta es sí, y viene en forma de uno de los usos más apreciados de las simulaciones por ordenador, a saber, su capacidad para muéstranos un mundo al que no podemos tener fácil acceso. Un uso estándar de la computadora simulaciones consiste en investigar cómo ciertos fenómenos del mundo real simularon en la computadora se comportaría bajo ciertas condiciones específicas. Al hacer esto, los investigadores pueden fomentar su comprensión sobre ese fenómeno independientemente de

¹⁸ Esta idea es discutida por Kenneth Waters en (Waters 2007).

¹⁹ Más funciones exploratorias, como puntos de partida de la investigación científica, posibles explicaciones, y otras funciones se discuten en (Gelfert 2016, 2018)

la teoría o modelo dentro del cual se enmarca el fenómeno. En otras palabras, la simulación proporciona información sobre fenómenos que va más allá del modelo que se implementa. Para tales casos, las simulaciones por computadora se utilizan típicamente para producir resultados para el caso particular en cuestión, y no para deducir o derivar soluciones generales.

Ilustremos esto con un ejemplo.

Tome el uso de simulaciones por computadora en medicina. Un caso importante es investigar la resistencia de los huesos humanos, para lo cual es fundamental entender su arquitectura interna. En experimentos con materiales reales, la fuerza se ejerce mecánicamente, se mide y se recopilan datos. El problema de este enfoque es que no permite a los investigadores distinguir entre la resistencia del material y la resistencia de su estructura. Además, este proceso mecánico destruye el hueso, lo que dificulta ver y analizar cómo responde la estructura interna detallada al aumento de la fuerza. La mejor manera de obtener información confiable sobre la resistencia de los huesos humanos es ejecutar una simulación por computadora.

Tony Keaveny y su equipo describieron dos tipos diferentes de simulaciones en el Laboratorio de Biomecánica Ortopédica de la Universidad de California, Berkeley (Keaveny et al. 1994; Niebur et al. 2000). El primer tipo, un hueso de la cadera de una vaca real, se convirtió en una imagen computarizada, un proceso que implicó cortar rebanadas muy delgadas de la muestra de hueso y prepararlas de una manera que permitiera que la estructura ósea complicada se destacara claramente de los espacios no óseos. . Cada corte, posteriormente, se convirtió en una imagen digital (Beck et al. 1997). Estas imágenes digitalizadas se volvieron a ensamblar más tarde en la computadora creando una imagen tridimensional de alta calidad del hueso de la cadera de una vaca real en particular. El beneficio de esta simulación es que conserva un alto grado de verosimilitud en la estructura y apariencia de cada muestra de hueso en particular. En este sentido, poco se agrega, elimina, filtra o reemplaza en el proceso de preparación del hueso y en el proceso de convertirlo en un modelo de computadora.

En la segunda simulación, un hueso estilizado se computariza como una imagen de cuadrícula tridimensional. A cada cuadrado individual dentro de la cuadrícula se le asigna una variedad de anchos en función de las medidas promedio de los anchos de los puntales internos de huesos de vaca reales y en ángulo entre sí mediante un proceso de asignación aleatoria (Morgan 2003). Las ventajas del hueso estilizado vienen en términos de familiaridad con el proceso de modelado. Los investigadores comienzan con la hipótesis de una estructura de cuadrícula simple a la que se agregan detalles y características según sea necesario. De esta manera, se crea desde el principio una estructura abstracta idealizada y simplificada del hueso.

Así entendida, la primera simulación se asemeja a procedimientos que están más cerca de configuraciones experimentales, mientras que la segunda simulación se asemeja a métodos que se encuentran en las prácticas de modelado matemático. En este sentido, todas las características de la segunda simulación son elegidas y, por lo tanto, conocidas por los investigadores. Esto no es necesariamente así para la primera simulación, donde los investigadores tratan con un objeto material que todavía tiene la capacidad de sorprender y confundir a los investigadores (223).

En ambos casos, sin embargo, la simulación consiste en la implementación de un modelo matemático utilizando las leyes de la mecánica. Luego, la computadora calcula el efecto de la fuerza sobre los elementos individuales en cada cuadrícula y reúne los efectos individuales en una medida general de la fuerza dada en la estructura ósea. Es

interesante notar que la simulación también permite una visualización visual de cómo el interno la estructura ósea se comporta bajo presión, así como el punto de fractura.

Ambas simulaciones son exploratorias en diseño y objetivo: investigan cómo el estructura de los huesos se comportan bajo condiciones específicas de estrés y presión, y así fomentar la comprensión del investigador. Además, ambas simulaciones permiten a los investigadores conocer cómo responde la arquitectura de los huesos en accidentes reales. cuáles son las condiciones para una fractura ósea y cuál es la mejor manera de reparar los huesos, toda información que se extienda más allá del modelo matemático implementado.²⁰

Por supuesto, uno podría objetar que estas simulaciones por computadora, como todas las demás simulaciones por computadora, están impulsadas por la teoría en el sentido de que el modelo matemático con el cómputo constituyen el marco teórico. Sin embargo, como acabo de mencionar, la idea de las simulaciones por computadora como experimentos exploratorios es generar hallazgos significativos acerca de los fenómenos sin mantener fuertes lazos con la teoría. Dejar Recordemos que un experimento impulsado por la teoría podría tener tres significados diferentes, ninguno de lo cual, creo, es aplicable al tipo de simulación por computadora que aquí se ejemplifica. No puede significar que las expectativas sobre los resultados de la simulación caen dentro del marco proporcionado por una teoría dada, ya que los resultados proporcionan información que no está contenida en el modelo matemático. Tampoco podría significar que el diseño del experimento depende, más o menos, de la teoría. El ejemplo muestra muy claramente que, además de implementar un puñado de leyes mecanicistas, hay poca teoría que respalde la simulación. Finalmente, no podría significar que el Los instrumentos utilizados para el experimento dependen en gran medida de la teoría. aunque es verdad que la computadora está limitada por la teoría y la tecnología, en principio estas juegan poco papel en la prestación de resultados fiables.²¹

A continuación, el ejemplo muestra dos simulaciones utilizadas con fines exploratorios. De manera similar a lo que dijimos sobre los experimentos exploratorios, estas simulaciones generan una cantidad significativa de hallazgos que no pueden (fácilmente) enmarcarse dentro de un marco teórico bien establecido. El hecho de que ambos implementen modelos matemáticos usando las leyes de la mecánica no ayuda a acomodar la nueva evidencia.

Lo contrario, creo, es cierto. Es decir, la nueva evidencia obtenida a partir de los resultados contribuir a la consolidación, reformulación y revisión de los conceptos, principios y supuestos de una teoría médica sobre los huesos, una teoría física sobre el resistencia de los materiales y los modelos integrados en la simulación. Estas son, según Steinle (Steinle 2002), las principales características de los experimentos exploratorios.

En este sentido, los resultados de las simulaciones son relativamente independientes de fuertes restricciones teóricas incluidas en los modelos de simulación.

²⁰ Existe la afirmación de que la información que puede proporcionar una simulación por computadora ya está contenida en los modelos implementados. Considero que esta afirmación es particularmente engañosa por dos razones. Primero, porque hay varios casos donde las simulaciones por computadora producen fenómenos emergentes que estrictamente no contenida en los modelos implementados. Así, la denuncia desinforma sobre los alcances de modelos, así como tergiversar el papel de las simulaciones por computadora. En segundo lugar, porque si bien los modelos implementados contienen toda la información que la simulación es capaz de ofrecer, este hecho no dice nada sobre el conocimiento que tienen los investigadores. Es virtualmente imposible y pragmáticamente sin sentido conocer el conjunto de todas las soluciones de un modelo de simulación. Precisamente para esos casos, Tenemos simulaciones por computadora.

²¹ Recuerde nuestra discusión en el capítulo 4 sobre la confiabilidad de las simulaciones por computadora.

Desde este punto de vista, las simulaciones por ordenador cumplen un papel de estrategias exploratorias en un sentido similar al de la experimentación. Naturalmente, en la evaluación de sus resultados, los investigadores aún deben tener en cuenta el hecho de que proviene de un modelo, ya que opuesto a interactuar más o menos directamente con un mundo no teorizado. Otro que esto, parece que las actividades exploratorias están profundamente involucradas en el uso y epistémico funciones proporcionadas por simulaciones por computadora.²²

5.2 Formas no lingüísticas de comprensión

5.2.1 Visualización

Las estrategias de explicación, predicción y exploración equivalen a proporcionar comprensión de la palabra por medio de alguna forma de expresión lingüística. En el caso de la explicación, esto es bastante sencillo. Los investigadores reconstruyen el modelo de simulación, una expresión lógico-matemática, con el fin de ofrecer una explicación de sus resultados. La predicción, por otro lado, se trata de producir resultados que puedan cuantitativamente decir a los investigadores algo significativo sobre un sistema de destino. Finalmente, exploratorio Las estrategias consisten en generar hallazgos significativos sobre los fenómenos en forma de datos (por ejemplo, números, matrices, vectores, etc.). En última instancia, las tres funciones epistémicas como se presentan aquí están relacionados con formas de representaciones lingüísticas. También hay un modo de representación alternativo, no lingüístico, que ofrece formas importantes de entender un sistema objetivo: la visualización de resultados de simulaciones por computadora.²³

Dado que las visualizaciones son formas genuinas de comprensión de un sistema de destino, no pueden abordarse como si transmitieran información redundante que ya está contenida en el sistema. resultados de una simulación por computadora. El estudio filosófico sobre las visualizaciones resiste cualquier interpretación que los reduzca a la mera contemplación estética o como vehículo de apoyo de información más relevante. En cambio, las visualizaciones se toman como epistémicamente valiosos para las simulaciones por computadora por derecho propio. A este respecto, visualizaciones son una parte integral de los argumentos del investigador, y están sujetas a los mismos principios de fuerza y solidez, aceptación y rechazo que las teorías y modelos

Ahora, antes de que se pueda decir nada acerca de las visualizaciones, primero debemos notar que hay varias formas de analizar el término. Aquí, no estamos interesados en el proceso teóricamente intrincado de posprocesar los resultados de una simulación en un visualización. Esto significa que no nos interesan las transformaciones (por ejemplo, geométricas, topológicas, etc.), ni el tipo de algoritmos que operan de acuerdo con

²² Es cierto que bajo esta interpretación, muchas simulaciones por computadora se vuelven exploratorias. Yo no vea esto como un problema, ya que esta característica encaja bien con la naturaleza y los usos de las simulaciones por computadora. Sin embargo, veo que los filósofos de la ciencia se oponen a mi interpretación, principalmente porque elimina el estatus especial que originalmente se le dio a algunos tipos de experimentos.

²³ Debido a que solo nos interesa la visualización en simulaciones por computadora, otros tipos de visualizaciones, como gráficos, fotografías, videos de películas, rayos X e imágenes de resonancia magnética, están excluidos de nuestro estudio.

los datos (por ejemplo, algoritmos escalares, algoritmos vectoriales, algoritmos tensoriales, etc.). Somos tampoco está interesado en ninguna postura de procesamiento posterior para refinar los resultados. Para nosotros, las visualizaciones en sí mismas son el problema principal. Nos interesa el resultado visual.

de una simulación por computadora utilizada para la evaluación epistemológica. En resumen, estamos interesados en el tipo de comprensión que se obtiene al visualizar una simulación. y lo que los investigadores pueden hacer con él.

Aquí, también estamos restringiendo nuestro interés a cuatro niveles diferentes de análisis de visualización. Esos son: la dimensión espacial (es decir, visualizaciones 2D y 3D), la dimensión de evolución temporal (visualizaciones estáticas y dinámicas), la dimensión de manipulabilidad (es decir, casos en los que los investigadores pueden intervenir en la visualización y modificar agregando información, cambiando el punto de observación, etc.) y la dimensión de codificación (es decir, las estandarizaciones utilizadas para codificar las visualizaciones, como color, posición, etc). Cada dimensión individualmente, así como en asociación con otras, ofrecen diferentes tipos de visualizaciones.

El significado general de las visualizaciones es que son un complejo de distribuciones espaciales y relaciones de objetos, formas, tiempo, color y dinámica. Laura Perini explica que las visualizaciones son en parte interpretaciones convencionales en el sentido de que la relación entre una imagen y el contenido tampoco está determinada por valores intrínsecos características de la imagen o por una relación de semejanza entre la imagen y su referencia. Más bien, algo extrínseco a la imagen y su referencia es necesario para determinar su relación de referencia (Perini 2006). Un buen ejemplo de tales convenciones es el uso de algunas formas de codificación, como el color (brillo, contraste, etc.). glifos, y similares. Echemos un vistazo más profundo al color. El azul siempre representa frío. en una simulación que incluye la temperatura. Infringiría las reglas tácitas de la práctica científica cambiarlo a rojo o verde. Del mismo modo para algunos símbolos: una flecha, por ejemplo, representa ir - moverse, cambiar - adelante - arriba, hacia - cuando su el vértice apunta hacia arriba. Dado que la interpretación y la comprensión de las visualizaciones son a menudo demasiado natural y automático para los investigadores, los cambios introducirían confusión y demoras innecesarias en la práctica científica.²⁴ En este sentido, el uso y aplicación de las convenciones correctas es necesario para comprender las representaciones visuales (864).

Consideremos ahora un caso de cambio de la distribución espacial de una imagen por lo demás estándar. Hablando con un grupo de colegas de la Universidad de Colorado, en Boulder, sobre voltear un mapa del mundo al revés es un ejemplo tomado de la experiencia personal. En este caso, América del Sur estaría 'encima' y América del Norte sería 'abajo'. Por supuesto, 'Norte' y 'Sur' también se cambiarían. volteando el mapa de esta manera podría ser una declaración política, ya que normalmente atribuimos 'arriba' – en la distribución espacial en el mapa – ser de alguna manera mejor o más importante. Mis colegas encontraron la idea bastante atractiva, ya que provoca un 'calambre mental' ver el mundo 'al revés'. ²⁵ Con esto simplemente quiero decir que nos llevaría unos

²⁴ Perini explora esta idea en (Perini 2004, 2005).

²⁵ Dos puntos para hacer aquí. Primero, la idea de un 'calambre mental' proviene de Wittgenstein, quien dijo que los problemas filosóficos se comparan con un calambre mental que hay que aliviar o un nudo en nuestro pensar para ser desatado (Wittgenstein 1976). Segundo, no hay un mundo 'al revés', ya que es simplemente la forma en que nosotros, como humanos, decidimos representarlo. Mientras se mantengan el norte y el sur

segundos para comprender la nueva distribución espacial del continente. Como se mencionó, la estandarización de colores, símbolos y notación son fundamentales convencional interpretaciones que facilitan el libre flujo de la práctica científica.

En este contexto, las visualizaciones por computadora pueden cumplir varias funciones epistémicas. Piense cuánto podría entender un investigador un sistema de destino simplemente mirando en la relación de los objetos distribuidos espacial y temporalmente, sus propiedades visuales y comportamiento, colores y similares. Todos ellos contribuyen al significado general. de lo que el investigador está observando. Además, las visualizaciones facilitan la identificación de problemas en el conjunto de ecuaciones que constituyen la simulación por computadora. En otras palabras, una visualización puede mostrar dónde algo salió mal, de manera inesperada o simplemente muestra una suposición falsa en el modelo. Esto por supuesto no quiere decir que las visualizaciones son capaces de proporcionar soluciones técnicas. Compara esta idea con métodos de verificación y validación. En estos últimos casos, estos métodos están destinados a localizar un conjunto de problemas (por ejemplo, derivaciones matemáticas incorrectas en la discretización proceso) y proporcionar las herramientas teóricas que conduzcan a una solución. En el caso de visualización, la identificación de errores es por inspección visual, y por lo tanto depende en el ojo entrenado de los investigadores. En este sentido, las visualizaciones son muy útiles para ayudando a decidir sobre diferentes cursos de acción y proporcionando bases para decisiones, pero no ofrecen herramientas formales para abordar problemas en la simulación modelo. En este sentido, las visualizaciones también son importantes porque amplían los usos de simulaciones por ordenador en el campo social y de formulación de políticas.

Permítame ahora ilustrar esta discusión bastante abstracta con un ejemplo de un tornado. Uno de los principales problemas de la ciencia de las tormentas es que la cantidad de información que tienen los investigadores de un tornado real es bastante limitada. Incluso con muy sofisticado imágenes de satélites atmosféricos y cazadores de tornados, el estado actual de la ciencia la instrumentación no puede proporcionar a los investigadores una imagen completa de lo que está sucediendo. Por estas razones y otras como la conveniencia y seguridad de estudiar tornados desde una computadora de escritorio, los investigadores están más inclinados a estudiar estos fenómenos naturales con la ayuda de simulaciones por computadora. En este sentido, Lou Wicker de la El Laboratorio Nacional de Tormentas Severas de la NOAA dice que "desde el campo, no podemos completamente lo que está pasando, pero creemos que el modelo de computadora es una opción razonable aproximación de lo que está pasando, y con el modelo podemos capturar todo el historia" (Barker 2004).

La simulación que recrean Lou Wicker, Robert Wilhelmson, Leigh Orf y otros es la génesis de un súper tornado similar al visto en Manchester, Dakota del Sur. en junio de 2003. La simulación se basa entonces en un modelo de tormenta que incluye ecuaciones de movimiento para las sustancias del aire y el agua (p. ej., gotas, lluvia, hielo) y tamaños de cuadrícula que van desde una resolución uniforme de cinco metros hasta una resolución mucho mayor. Los datos son utilizado para sembrar las condiciones previas al tornado, como la velocidad del viento, la presión atmosférica y la humedad cerca de Manchester en ese momento. Dado que los datos son bastante escasos, podría representan puntos separados por distancias desde veinte metros hasta tres kilómetros.

fijo, podemos representar el globo terráqueo de la forma que queramos; un buen ejemplo de esto es el logotipo de la Naciones Unidas. Para una representación artística de esto, ver el trabajo de Jose Torres Garc 'ia, America' Invertida, 1943.

Esto significa que los investigadores deben tener en cuenta un rango tan amplio en la distribución espacial al analizar la visualización.

Naturalmente, la visualización del tornado se reduce. La escala espacial del tornado varía desde unos pocos kilómetros de altura hasta unos cientos de kilómetros de ancho y profundidad. El tiempo de ejecución total de la simulación también puede variar, según la resolución del tornado y la cantidad de elementos incluidos en él; por ejemplo, si hay más de un tornado o si también está simulando la destrucción de una ciudad entera. Además, la escala de tiempo de un tornado también depende de su formación inicial, evolución y desaparición. Por estas razones, las simulaciones por computadora generalmente se miden en 'horas de tormenta'. La visualización de un tornado tipo F3 dentro de una supercelda en (Wilhelmson et al. 2005) representa una hora de evolución de la tormenta, aunque la visualización solo toma alrededor de un minuto y medio.

Notemos también que la integración y coreografía de la visualización es tan importante como la visualización misma. Es necesario tomar decisiones para centrarse en los datos y eventos más significativos. En la visualización del tornado, se editaron miles de trayectorias calculadas y se redujeron a algunas de las más significativas. Por lo general, hay dos razones para editar visualizaciones de esta manera: hay datos que son irrelevantes para cualquier visualización o hay datos que son irrelevantes para ciertos propósitos en la visualización. Por ejemplo, Trish Barker informa que una visualización completa de (Wilhelmson et al. 2005) "parecería un plato de pasta cabello de ángel" (Barker 2004) debido a la abrumadora cantidad de información que se muestra. En tales casos, la visualización falla en su propósito, ya que proporcionaría poca comprensión del fenómeno en cuestión; se plantea un punto similar al reducir la visualización en el tiempo y el espacio.

En la mayoría de los casos, sin embargo, los investigadores hacen uso de todos los datos disponibles, solo resaltan diferentes aspectos de los mismos. De esta forma, es posible obtener información distinta a partir de una misma simulación. Y la información distinta conduce a diferentes cursos de acción, medidas de prevención e identificación de problemas en la simulación que no se anticiparon durante las etapas de diseño y programación. Un ejemplo interesante de esto último lo da Orf, quien menciona que en la visualización de la génesis del tornado, la lluvia no estaba saliendo del tornado por centrifugación como debería. Concluye: "eso es algo en lo que debemos trabajar" (Orf et al. 2014).

El objetivo de la simulación, entonces, no es simplemente calcular modelos matemáticos complejos, sino visualizar la estructura, formación, evolución y desaparición de tornados grandes y dañinos producidos en supercélulas. Para lograr esto, un aspecto crucial de la visualización es su realismo. Es decir, la visualización debe tener suficiente resolución para capturar el flujo de entrada de un tornado de bajo nivel, ejes de precipitación delgados que forman "ecos de gancho" adyacentes al tornado principal, nubes y, si es posible, el nivel del suelo sobre el que pasa el tornado y todos los escombros. se dispersa

El realismo visual es más que una característica estética, es esencial para la evaluación de las simulaciones por computadora. Orf recuerda haber preguntado a los cazadores de tornados su opinión sobre la visualización de su simulación (ver figura 5.1 y figura 5.2). Para los expertos de campo, la visualización parece bastante razonable, es decir, el realismo visual es convincente a pesar de la falta de una comprensión profunda del modelo de simulación y los métodos para visualizar el tornado. Para los cazadores de tornados, sólo existe la exploración estética.

experiencia que se acerca a la experiencia real. Pero esto no disminuye su aprecio por el poder epistemológico de las simulaciones por computadora. Fiabilidad de la modelo de simulación y la confianza en los resultados son proporcionados por Orf y su equipo, ya que son responsables de esto en la división del trabajo.

Otro elemento importante para el realismo visual es la codificación de colores y glifos. Como Robert Patterson narra, los tubos de colores representan el movimiento y la velocidad de partículas cuando se liberan en el flujo de aire, mostrando la geometría del flujo de aire dentro y alrededor del tornado.²⁶ La variación de color de los tubos de chorro transmite información adicional sobre la temperatura del aire y el proceso de enfriamiento y calentamiento: los tubos de chorro son naranjas cuando suben y azul claro cuando bajan. Curiosamente, el color juega un papel informativo adicional, como resaltar la presión y la velocidad de rotación del tornado. Las esferas en el vórtice de baja presión representan el tornado en desarrollo, que se elevan en la corriente ascendente y son coloreados por la presión (ver figura 5.1 y figura 5.2). Inclínación Los conos coloreados según la temperatura representan la velocidad y dirección del viento en el superficie, y muestran la interacción del aire cálido y frío alrededor del tornado en desarrollo (Wilhelmson et al. 2010).

Donna Cox, líder de la división de tecnologías experimentales de NCSA, captura bastante poéticamente el esfuerzo de equipo involucrado en el desarrollo de esta visualización. ella la imagina colegas como "un equipo renacentista colaborativo y muy trabajador" (Barker 2004). Al decir esto, Cox hace explícito que esta visualización en particular es un complejo proceso, que implica la consulta entre investigadores y disciplinas. Pregonero explica además que en cada etapa del proceso, los investigadores deben consultar entre sí con el fin de tomar decisiones informadas sobre la selección de los más descriptivos datos y cuál es la mejor manera de extraer información significativa de ellos.

En este punto es interesante notar que un tornado satélite contrarrotante aparece del lado del tornado principal (ver figura 5.2). Este es un fenómeno que el los expertos informan que rara vez se observa en la naturaleza, y ha sido registrado con poca frecuencia por cazadores de tormentas. De hecho, no se observó el segundo tornado satelital contrarrotante. en Manchester, ni los investigadores esperaban su aparición. No obstante, los cazadores de tornados reconocen la posibilidad de que aparezca un tornado satélite dada la suposiciones correctas integradas en la simulación por computadora. Podríamos concluir que este El segundo tornado confunde a los investigadores en el sentido de que es inesperado pero empíricamente posible. Un breve recordatorio aquí está en orden. En el capítulo 3, hablamos de María Las afirmaciones de Morgan de que las simulaciones por computadora sorprenden a los investigadores pero no confunden ellos porque el comportamiento de la simulación se puede rastrear y explicar en términos del modelo subyacente. Se invita ahora al lector a repasar ese capítulo en luz de este ejemplo.

Volviendo al análisis de visualizaciones en simulaciones por computadora, vemos que los investigadores podrían crear una simulación por computadora muy compleja de un tornado en 'tiempo real' y visualizarlo junto con sus propiedades y comportamiento. A través de estas visualizaciones, los investigadores pueden comprender la formación, evolución y desaparición de un tornado mucho más eficientemente que a través de cualquier otra forma lingüística (por ejemplo, modelos matemáticos y de simulación, matrices, vectores o cualquier forma numérica de representación).

²⁶ Para ver un video completo que muestra el desarrollo del tornado, consulte http://avl.ncsa.illinois.edu/wp-content/cargas/2010/09/NCSA_F3_Tornado_H264_864.mov

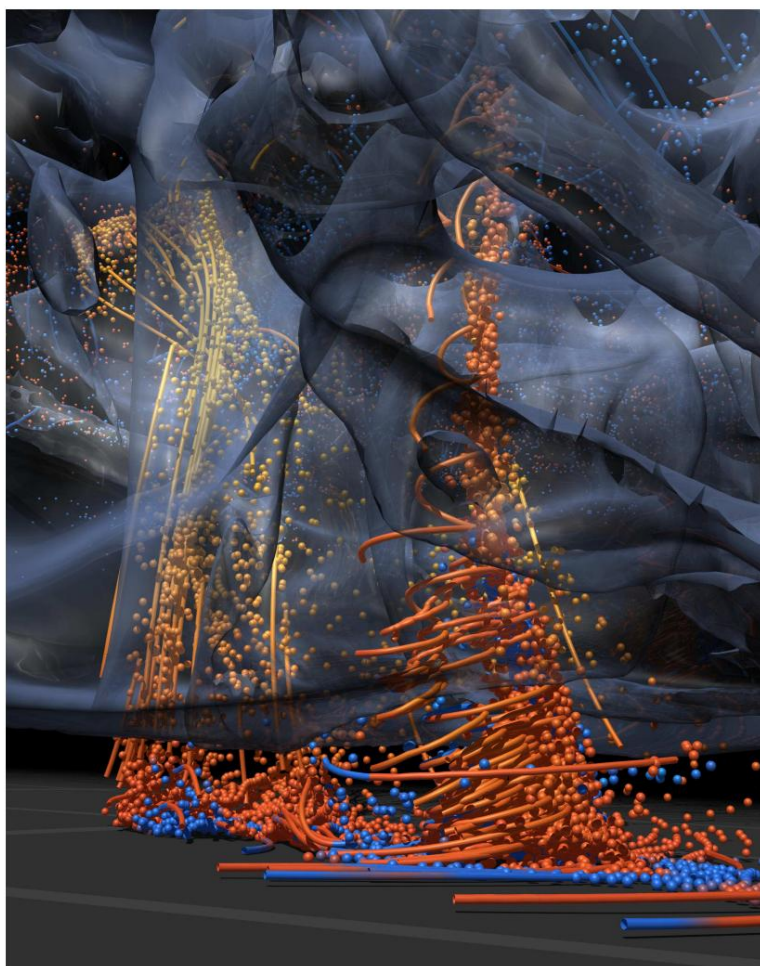


Fig. 5.1 Imagen de la visualización de un tornado tipo F3 con formación de nubes. Creado por el Laboratorio de Visualización Avanzada en NCSA. Cortesía del Centro Nacional para Aplicaciones de Supercomputación (NCSA) y la Junta de Síndicos de la Universidad de Illinois.

resultados de simulaciones por computadora). Los investigadores también pueden dar cuenta del inesperado tornado satelital que gira en sentido contrario, predecir su evolución, describir su desempeño, estudiar su trayectoria y analizar las condiciones iniciales que hicieron posible este tornado satelital en primer lugar.

Así entendida, esta visualización es útil para varios esfuerzos epistémicos, como explicar una serie de preguntas relacionadas con tornados, medir sus valores internos y predecir el daño potencial del tornado. Notemos que el sentido que se le da aquí a explicación y predicción es el de ser funciones epistémicas que dependen de una base no lingüística. En este sentido, estas formas de explicación y predicción dependen

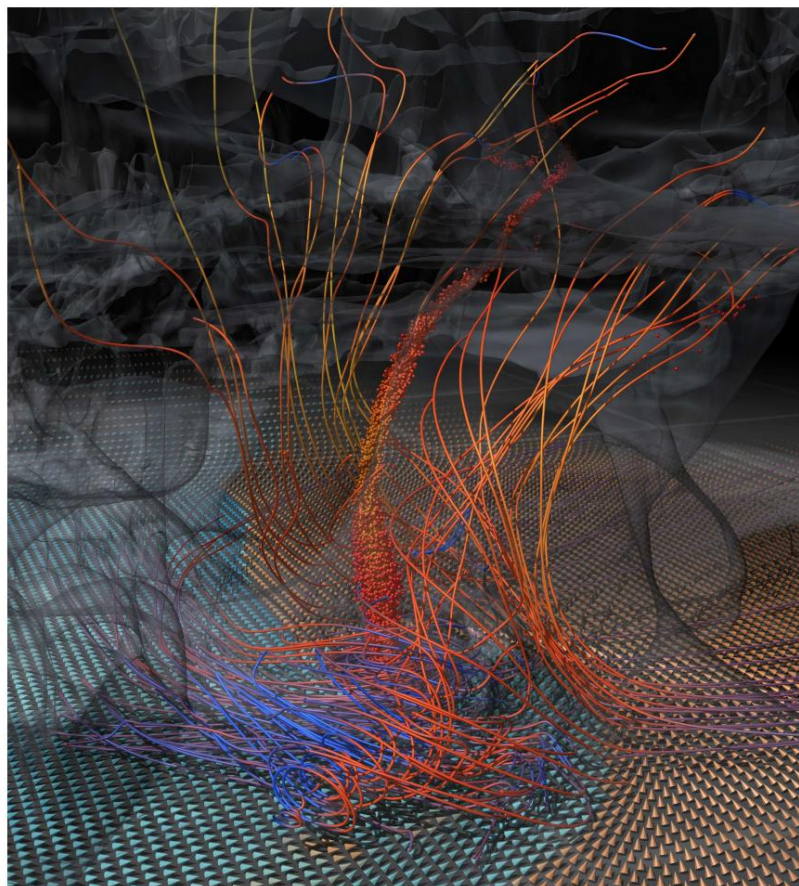


Fig. 5.2 Imagen de la visualización de un tornado tipo F3 con la formación de un tornado satélite.
Creado por el Laboratorio de Visualización Avanzada en NCSA. Cortesía del Centro Nacional para Aplicaciones de Supercomputación (NCSA) y la Junta de Síndicos de la Universidad de Illinois.

en una percepción psicológica y estética de los tornados, en lugar de una reconstrucción lingüística de la visualización, si es que eso es posible. Otro uso importante de esta visualización es para validar los datos de entrada iniciales y para conferir confiabilidad al modelo de simulación subyacente. Si el comportamiento del tornado se aparta demasiado de un tornado real, o de lo que anticipen los expertos, entonces los investigadores tienen razones para creer que la simulación, los datos de entrada o ambos son incorrectos.

La visualización del tornado, representada estáticamente en las figuras 5.1 y 5.2, se puede resumir como una evolución dinámica en 3D con la posibilidad de manipular las condiciones iniciales y de contorno. Una característica de este tipo de visualización, junto con la mayoría de las visualizaciones en simulaciones por computadora, es que se muestran en una pantalla de computadora. Aunque señalar algo tan obvio podría parecer arbitrario,

viene con limitaciones específicas en la capacidad del investigador para manipular, visualizar y, en última instancia, comprender las visualizaciones. Volveré sobre este punto al final de la sección

Las formas más sofisticadas de visualización se encuentran en instalaciones de investigación científica de alto nivel. Me vienen a la mente dos formas, a saber, 'realidad virtual' (VR) y 'realidad aumentada' (AR). El primero se refiere a visualizaciones donde el investigador está capaz de interactuar con ellos mediante el uso de dispositivos especiales, como gafas y una 'varita de ratón'. En el High Performance Computing Center Stuttgart (HLRS) de la Universidad de Stuttgart, los investigadores han recreado una réplica completa de Forbach, una ciudad en la Selva Negra, junto con la central eléctrica Rudolf Fettweis. Proyectando el visualización en una sala especial, conocida como Entorno Virtual Automático de Cueva (CUEVA)²⁷ : los investigadores pueden caminar por Forbach, entrar en la presa y en el turbinas subterráneas e inspeccionar el depósito, todo con la ayuda de un conjunto especial de lentes. Además, los investigadores podían entrar en cualquier casa de la zona y observar cómo los proyectos de construcción y modernización afectan a los ciudadanos, la vida silvestre y el medio ambiente en general (Gedenk 2017). El hecho de que la simulación esté, por así decirlo, fuera de la pantalla del ordenador, introduce importantes ventajas en cuanto a la práctica. de simulaciones por ordenador, así como la comprensión de los resultados y la comunicación a ellos.



Fig. 5.3 El Entorno Virtual Automático de Cave (CAVE). El CAVE ofrece a los investigadores una completa inmersión, entorno de simulación 3-D para analizar y discutir sus cálculos. Creado por el Departamento de Visualización en el Centro de Computación de Alto Rendimiento de Stuttgart (HLRS), Universidad de Stuttgart. Cortesía de HLRS, Universidad de Stuttgart.

²⁷ La CAVE es una sala negra de tres por tres por tres metros con cinco proyectores DLP de un solo chip con una resolución de 1920 por 1200 píxeles, cada uno de los cuales envía una imagen respectiva creando una imagen precisa. representación para el ojo humano. Se instalan cuatro cámaras en las esquinas del techo para el seguimiento. las entradas de los investigadores por las gafas y la varita del ratón.

La segunda forma de visualización se conoce como 'realidad aumentada' y, como sugiere su nombre, consiste en agregar información simulada al mundo real.

Curiosamente, hay muchas maneras de hacer esto. En el HLRS, un caso típico de AR consiste en superponer cálculos presimulados en una entidad real etiquetada. Con la ayuda de tecnología avanzada, como marcadores de código y cámaras especiales, visión por computadora y reconocimiento de objetos, la cantidad de información y comprensión de un objeto en el mundo real puede aumentar significativamente.

Un ejemplo simple pero ilustrativo de AR es el flujo de agua simulado de forma interactiva y que se muestra alrededor de una turbina Kaplan (consulte la figura 5.4). Con este fin, los investigadores primero deben simular previamente el flujo de agua alrededor de la turbina utilizando ecuaciones estándar de dinámica de flujo; en el HLRS, los investigadores usan Fenfloss, un solucionador rápido de Navier-Stokes que calcula el flujo de agua. La turbina simulada, por otro lado, es un modelo de la arquitectura de la turbina real y, por lo tanto, debe ser lo más precisa posible. Una vez que los datos presimulados están disponibles, los investigadores etiquetan con marcadores de código lugares específicos en la turbina real para visualizar el flujo simulado. Con esta información, un generador de mallas paramétricas crea la superficie y la malla computacional de la turbina de agua. Después de unos segundos de procesamiento, los resultados de la simulación se muestran en la turbina real imitando el flujo real.²⁸

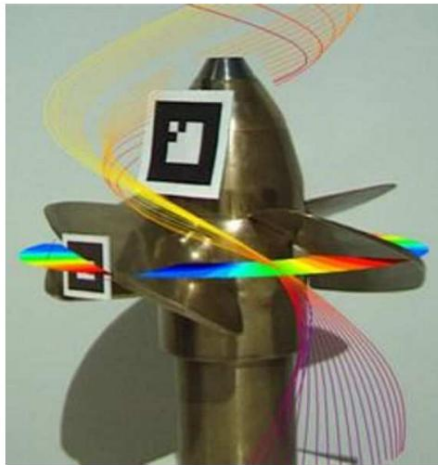


Fig. 5.4 El flujo de agua se simula de forma interactiva y se muestra en la parte superior de una turbina Kaplan. Creado por el Departamento de Visualización del Centro de Computación de Alto Rendimiento de Stuttgart (HLRS), Universidad de Stuttgart. Cortesía de Stellba Hydro GmbH & Co KG.

²⁸ Hay algunos casos en los que la simulación se calcula en tiempo real durante la sesión de AR. El

Sin embargo, la principal preocupación con este tipo de tecnología es que es demasiado lenta y requiere mucho tiempo.

Preguntémosnos ahora, ¿qué tipo de ventajas epistemológicas tienen para ofrecer la realidad virtual y la realidad aumentada?²⁹ Como era de esperar, cada forma de visualización tiene un valor epistémico diferente y, por lo tanto, proporciona diferentes formas de comprensión. Sin embargo, un denominador común es que tanto la realidad virtual como la realidad aumentada "naturalizan" la simulación en el sentido de que los investigadores manipulan la visualización como si estuvieran manipulando algo real en el mundo. Se podría decir que la simulación se convierte en una extensión natural del mundo, una 'pieza' de él en un sentido similar al que se atribuye a la experimentación. Para VR, la naturalización viene en la forma de 'caminar' dentro de la simulación, 'mirar' por debajo y por encima, 'tocar' objetos, 'cambiar' su ubicación, etc. Para AR, la naturalización surge de incorporar la simulación en el mundo real, y el mundo real en la simulación. El flujo simulado aparece como el flujo natural y la turbina real se convierte en parte de la simulación.

Como consecuencia, los resultados de la simulación se vuelven epistémicamente más accesibles que una mera visualización en la pantalla de la computadora, por realista y sofisticada que sea. AR y VR traen la simulación al mundo y el mundo a la simulación. Se incrustan uno en el otro, mezclando lo real y lo simulado en una nueva forma de realidad naturalizada. En resumen, el éxito de AR y VR es que exigen mucho menos esfuerzo cognitivo de los investigadores, así como de los responsables políticos, los políticos y el público en general, ya que hacen que la práctica de la simulación sea una experiencia científica y de ingeniería bastante natural.

Centrémonos primero en la realidad virtual. Como muestra la figura 5.3, los dos investigadores están de pie junto a una superficie de agua de una manera muy realista. La imagen también muestra a los investigadores sosteniendo una "varita de ratón" especial que les ayuda a navegar a través de la visualización, así como el menú que se muestra en el lado derecho de la CUEVA. El uso de anteojos 3D también es importante, ya que ayudan a orientar la visualización de tal manera que parezca natural al ojo humano.

Mediante estos gadgets se simplifica la navegación. La varita del ratón permite al investigador 'caminar' en la simulación, y las gafas 3-D permiten a los investigadores 'mirar' detrás, encima o debajo de diferentes objetos simulados de manera similar a como lo harían en la vida real. Como se mencionó anteriormente, la ventaja indiscutible de usar AR es que lleva la simulación al mundo real. Pero también hay varias otras ventajas de AR destinadas a facilitar nuestra comprensión de un sistema de destino dado.

En una conversación en el HLRS, Thomas Obst y Wolfgang Schotte me dijeron que AR tiene mucho éxito en la internalización de los responsables políticos, los políticos y el público en general en los resultados de la simulación. Considere nuevamente el ejemplo de la turbina (figura 5.4). Es posible mostrar los resultados de las simulaciones a los interesados pertinentes sin necesidad de estar en el CAVE. En cambio, los resultados de una simulación se pueden visualizar in situ con la turbina, una computadora portátil y una cámara. La portabilidad importa. De hecho, AR facilita la explicación de problemas técnicos complejos de una manera simple y orgánica a los investigadores que no han estado involucrados originalmente en la simulación. "Investigadores, pero también políticos y público en general", dice Obst,

²⁹ Agradezco a Thomas Obst y Wolfgang Schotte del HLRS por explicarme los detalles de su interesante trabajo.

“puede relacionar y comprender los resultados de la simulación de una manera mucho más fácil con AR que en una pantalla de computadora, o incluso en CAVE”.

Desafortunadamente, AR tiene sus limitaciones. Un problema central que preocupa a muchos investigadores es que AR depende de una etapa precalculada, es decir, los resultados visualizados no se calculan en tiempo real, sino que se calculan previamente. Debido a esto, su contribución a la simulación está limitada de varias formas. Por ejemplo, no se pueden detectar errores en tiempo real en un entorno AR. Además, si las condiciones de diseño cambian (p. ej., se han agregado o quitado elementos de la simulación original o de la configuración del material), entonces el entorno de RA podría volverse completamente inútil.³⁰ Un beneficio importante de la RV y la RA sobre las visualizaciones en la pantalla de la computadora es que no están obligando a los investigadores ni al público (políticos, formuladores de políticas, etc.) a una perspectiva fija sobre otra. Este punto tiene que ver con la 'naturalización' de una visualización presentada por VR y AR mencionada anteriormente.

Los investigadores y el público pueden manipular la simulación y, por lo tanto, centrar su atención en lo que es más importante para ellos. Compare esto con una visualización en una pantalla de computadora. El uso de un mouse, o quizás una pantalla táctil, limita los puntos de atención, establece el orden de importancia y logra una perspectiva determinada. Al usar visualizaciones en una pantalla para comunicar los resultados al público, los investigadores tienen una perspectiva preseleccionada de lo que se va a mostrar (p. ej., seleccionando el ángulo, navegando por el menú de opciones, etc.). En cambio, cuando la comunicación de los resultados se realiza a través de VR o AR, el público puede interactuar con la visualización de una manera diferente y, por lo tanto, comprenderla en sus propios términos, sin ninguna perspectiva preestablecida.

En un sentido directo, con VR y AR, los investigadores y el público no necesitan saber mucho sobre los modelos de simulación ni sus suposiciones para comprender los resultados de las simulaciones por computadora. Si bien esto también se aplica a las visualizaciones en la pantalla de la computadora, la realidad virtual y la realidad aumentada naturalizan la experiencia de visualización.

5.3 Observaciones finales

A lo largo de este libro, he argumentado que las simulaciones por computadora juegan un papel central en la investigación contemporánea en ciencia e ingeniería. Su importancia radica en el poder epistemológico que brindan como métodos de investigación. En el capítulo anterior, argumenté que las simulaciones por computadora brindan conocimiento sobre un sistema de destino. En este capítulo, muestro cómo se logra la comprensión mediante el uso de simulaciones por computadora en la investigación científica y de ingeniería.

Luego dividí el capítulo en dos formas de comprensión, a saber, formas lingüísticas y formas no lingüísticas de comprensión. La distinción pretende mostrar que hay formas de comprensión que dependen de una forma simbólica (p. ej., fórmulas, especificaciones y similares) y otras formas de comprensión que dependen de

³⁰ Estos problemas podrían superarse computando y visualizando los resultados en el entorno AR en tiempo real. Desafortunadamente, este tipo de tecnología tiene altos costos en términos de proceso de cómputo, tiempo y almacenamiento de memoria.

formas no simbólicas (p. ej., visualizaciones, sonidos, interacciones). Casos que califican como los primeros son la fuerza explicativa de las simulaciones por computadora, su uso predictivo y la posibilidad de generar hallazgos significativos sobre fenómenos del mundo real. Cada uno de ellos depende, de una forma u otra, del modelo de simulación como conjunto de fórmulas.

En cuanto a las formas no lingüísticas de comprensión, abordé el caso de las visualizaciones en simulaciones informáticas. Es bien sabido entre las comunidades científicas y de ingeniería que la visualización es un vehículo importante para comprender los resultados de las simulaciones por computadora. En la sección dedicada a este tema, analizo las visualizaciones estándar en la pantalla de la computadora y las menos comunes pero centrales para fines científicos y de ingeniería, la realidad virtual y la realidad aumentada.

Referencias

- Ajelli, Marco, Bruno Gonçalves, Duygu Balcan, Vittoria Colizza, Hao Hu, José J. Ramasco, Stefano Merler, and Alessandro Vespignani. 2010. "Comparación de enfoques computacionales a gran escala para el modelado de epidemias: modelos de metapoblación basados en agentes versus estructurados". *BMC Enfermedades infecciosas* 10 (190): 1–13.
- Balcan, Duygu, Vittoria Colizza, Bruno Gonçalves, Hao Hu, José J. Ramasco, and Alessandro Vespignani. 2009. "Redes de movilidad multiescala y propagación espacial de enfermedades infecciosas". *Actas de la Academia Nacional de Ciencias de los Estados Unidos de América* 106 (51): 21484–21489.
- Barker, Trish. 2004. "A la caza del supertwister". Centro Nacional de Aplicaciones de Supercomputación - Universidad de Illinois en Urbana-Campaña. <http://www.ncsa.illinois.edu/news/stories/supertwister>.
- Barnes, E. 1994. "Explicando hechos brutos". *Filosofía de la ciencia* 1: 61–68.
- Barrett, Jeffrey A. y P. Kyle Stanford. 2006. "La Filosofía de la Ciencia. Una enciclopedia." Cap. Predicción, editado por S. Sarkar y J. Pfeifer, 585–599. Routledge.
- Beck, JD, BL Canfield, SM Haddock, TJH Chen, M Kothari y TM Keaveny. 1997. "Imágenes tridimensionales del hueso trabecular utilizando la técnica de fresado controlada numéricamente por computadora". *Hueso* 21 (3): 281–287.
- Bøehm, C., JA Schewtschenko, RJ Wilkinson, CM Baugh y S. Pascoli. 2014. "Using the Milky Way Satellites to Study Interactions between Cold Dark Matter and Radiation" [en en]. *Avisos mensuales de la Royal Astronomical Society: Letters* 445, no. 1 (noviembre): L31–L35. Consultado el 18 de julio de 2016.

- Brewer, William F y Bruce L Lambert. 2001. "La carga teórica de la observación y la carga teórica del resto del proceso científico". *Filosofía de la ciencia* 68 (S3): S176–S186.
- Craver, Carl F. 2007. *Explicando el cerebro: Mecanismos y la unidad de mosaico de neurociencia*. Prensa de la Universidad de Oxford.
- Daston, Lorraine y Peter Galison. 2007. *Objetividad*. Libros de zona.
- Douglas, Heather. 2009. *Ciencia, política y el ideal libre de valores*. Prensa de la Universidad de Pittsburgh.
- Duran, Juan M. 2017. "Variando el lapso explicativo: explicación científica para simulaciones por computadora". *Estudios internacionales en la filosofía de la ciencia* 31 (1): 27–45.
- Elgin, C. 2009. "¿Es la comprensión un hecho?" En *Epistemic Value*, editado por A. Had Dock, A. Millar y DH Pritchard, 322–330. Prensa de la Universidad de Oxford.
- Elgin, Catalina. 2007. "La comprensión y los hechos". *Estudios Filosóficos* 132 (1): 33–42.
- Fahrbach, Ludwig. 2005. "Comprensión de los hechos brutos". *Síntesis* 145, no. 3 (julio): 449–466.
- Franklin, Alan. 1986. *El olvido del experimento*. Prensa de la Universidad de Cambridge.
- Friedman, Michael. 1974. "Explicación y comprensión científica". *El periódico de Filosofía* 71 (1): 5–19.
- García, Pío, and Marisa Velasco. 2013. "Estrategias exploratorias: experimentos y simulaciones". En *Computer Simulations and the Changing Face of Scientific Experimentation*, editado por Juan M. Duran y Eckhart Arnold. Publicación de los académicos de Cambridge.
- Gedenk, Eric. 2017. "La sala de visualización CAVE sumerge a los investigadores en simulaciones". <https://www.hlrs.de/en/solutions-services/service-portfolio/visualization/virtual-reality/>.
- Gelfert, Axel. 2016. *Cómo hacer ciencia con modelos*. Springer Briefs en Filosofía. Saltador. ISBN: 978-3-319-27952-7 978-3-319-27954-1, consultado el 23 de agosto de 2016.
- . 2018. "Modelos en busca de objetivos: modelado exploratorio y el caso de los patrones de Turing". En *Philosophy of Science*, editado por A. Christian, D. Hommen, N. Retzlaff y G. Schurz, 245–271. Saltador.
- Hackeando, Ian. 1992. "La auto-reivindicación de las ciencias de laboratorio". En *Science as Practice and Culture*, editado por Andrew Pickering, 29–64. Prensa de la Universidad de Chicago.

- Halloran, M Elizabeth, Neil M Ferguson, Stephen Eubank, Ira M Longini, Derek AT Cummings, Bryan Lewis, Shufu Xu, Christophe Fraser, Anil Vullikanti, Timothy C Germann, et al. 2008. "Modelado de contención en capas dirigidas de una pandemia de influenza en los Estados Unidos". *Actas de la Academia Nacional de Ciencias* 105 (12): 4639–4644.
- Hanson, Norwood Russell. 1958. *Patrones de descubrimiento: una investigación sobre los fundamentos conceptuales de la ciencia*. Prensa de la Universidad de Cambridge.
- Hempel, C. y P. Oppenheim. 1948. "Estudios sobre la lógica de la explicación". *Filosofía de la ciencia* 15 (2): 135–175.
- Hempel, Carl G. 1965. *Aspectos de la explicación científica y otros ensayos en el Filosofía de la Ciencia*. La Prensa Libre.
- Karaca, Koray. 2013. "Los sentidos fuerte y débil de la carga teórica de la experimentación: Experimentos impulsados por la teoría versus exploratorios en la historia de Física de Partículas de Alta Energía". *Ciencia en contexto* 26 (1): 93–136.
- Keaveny, TM, EF Wachtel, XE Guo y WC Hayes. 1994. "Mecánica Comportamiento del hueso trabecular dañado" [en inglés]. *Revista de Biomecánica* 27, No. 11 (noviembre): 1309-1318.
- Kitcher, Felipe. 1981. "Unificación explicativa". *Filosofía de la ciencia* 48 (4): 507–531.
- . 1989. "Unificación explicativa y la estructura causal del mundo". En *Explicación científica*, editado por Philip Kitcher y Wesley C. Salmon, 410–505. Prensa de la Universidad de Minnesota.
- Krohs, Ulrich. 2008. "Cómo las simulaciones digitales por computadora explican los procesos del mundo real". *Estudios internacionales en la filosofía de la ciencia* 22 (3): 277–292.
- Kuhn, TS 1962. *La estructura de las revoluciones científicas*. Universidad de Chicago Prensa.
- Lipton, Peter. 2001. "¿De qué sirve una explicación?" En *Explicación*, editado por G. Hon y S. Rackover, 43–59. Saltador.
- Lloyd, Elisabeth A. 1995. "Objectivity and the double standard for feminist epistemologies." *Síntesis* 104 (3): 351–381.
- Morgan, Mary S. 2003. "Experimentos sin intervención material". En *The Philosophy of Scientific Experimentation*, editado por Hans Radder, 216–235. Prensa de la Universidad de Pittsburgh.
- Niebur, Glen L, Michael J Feldstein, Jonathan C Yuen, Tony J Chen y Tony M. Keaveny. 2000. "Modelos de elementos finitos de alta resolución con resistencia tisular la asimetría predice con precisión el fracaso del hueso trabecular". *Revista de biomecánica* 33 (12): 1575–1583.

- Orf, Leigh, Robert Wilhelmson, Lou Wicker, BD Lee y CA Finley. 2014. Charla 3B.3 en la Conferencia de Tormentas Locales Severas. Madison, noviembre. <https://ams.confex.com/ams/27SLS/webprogram/Paper255451.html> <https://www.youtube.com/watch?v=1JC79gzZykU%5C&t=330s>.
- Perini, Laura. 2004. "Representaciones visuales y confirmación". *Philosophy of Science* 72 (5): 913–916.
- . 2005. "La verdad en imágenes". *Filosofía de la ciencia* 72 (1): 262–285.
- . 2006. "Representación visual". Cap. Representación Visual en *La Filosofía de la Ciencia. Una enciclopedia*, editada por Sahotra Sarkar y Jessica Pfeifer, 863–870. Routledge.
- Salmon, Wesley C. 1984. *Explicación científica y la estructura causal de la Mundo*. Prensa de la Universidad de Princeton.
- . 1989. *Cuatro décadas de explicación científica*. universidad de pittsburgh Prensa.
- Schiaffonati, Viola. 2016. "Extendiendo la noción tradicional de experimento en computación: experimentos exploratorios". *Ética de la ciencia y la ingeniería* 22, no. 3 (junio): 647–665. ISSN: 1471-5546. doi:10.1007/s11948-015-9655-z. <https://doi.org/10.1007/s11948-015-9655-z>.
- Schurz, Gerhard y Karel Lambert. 1994. "Esbozo de una teoría de la comprensión científica". *Síntesis* 101:65–120.
- Steinle, Friedrich. 1997. "Entrando en nuevos campos: usos exploratorios de la experimentación." *Filosofía de la ciencia* 64:S65–S74.
- . 2002. "Experimentos en historia y filosofía de la ciencia". *Perspectivas sobre Ciencia* 10 (4): 408–432.
- Stuewer, Roger H. 1985. "Desintegración artificial y la controversia Cambridge-Vienna". *Observación, experimento e hipótesis en la ciencia física moderna*: 239–307.
- Suppe, Frederick, ed. 1977. *La estructura de las teorías científicas*. universidad de illi ruidio Pulse.
- Van Helden, Alberto. 1974. "Saturno y sus Anses". *Diario para la Historia de Astronomy* 5 (2): 105–121.
- Aguas, C Kenneth. 2007. "La naturaleza y el contexto de la experimentación exploratoria: Una introducción a tres estudios de caso de investigación exploratoria". *Historia y filosofía de las ciencias de la vida* 29 (3): 275–284.
- Weirich, Paul. 2011. "El poder explicativo de modelos y simulaciones: una exploración filosófica". *Simulación y juegos* 42 (2): 155–176. ISSN: 1046-8781, 1552-826X.

Wilhelmson, Robert, Mathhew Gilmore, Louis Wicker, Glen Romine, Lee Cronic y Mark Straka. 2005. "Visualización de un tornado F3 dentro de una tormenta de supercélula simulada". Procedimiento SIGGRAPH '05 ACM SIGGRAPH 2005 Catálogo electrónico de arte y animación: 248–249. <http://avl.ncsa.illinois.edu/what-we-do/services/media-downloads>.

Wilhelmson, Robert, Lou Wicker, Matthew Gilmore, Glen Romine, Lee Cronic, Mark Straka, Donna Cox, et al. 2010. Visualización de un Tornado F3: perspectiva del cazador de tormentas. Reporte técnico. Oratorio del Laboratorio de Visualización Avanzada de NCSA. <http://avl.ncsa.illinois.edu/what-we-do/services/media-downloads%20https://www.youtube.com/watch?v=EgumU0Ns1YI>.

Wilson, Curtis. 1993. "Cálculo de Clairaut del regreso del cometa Halley en el siglo XVIII". Revista de Historia de la Astronomía 24 (1-2): 1–15.

Wittgenstein, Ludwig. 1976. Zettel. Editado por GE Anscombe y Georg Henrik VonWright. Prensa de la Universidad de California.

Woodward, James. 2003. Hacer que las cosas sucedan. Prensa de la Universidad de Oxford.

Woolfson, Michael M. y Geoffrey J. Pert. 1999. SATELLIT.FOR.

Capítulo 6

Paradigmas Tecnológicos

En capítulos anteriores, hemos discutido cómo filósofos, científicos e ingenieros construyen la idea de que las simulaciones por computadora ofrecen una 'nueva epistemología' para práctica científica. Con esto querían decir que las simulaciones por computadora introducen nuevos: y quizás sin precedentes, formas de conocer y comprender el entorno mundo, formas que no estaban disponibles antes. Mientras que los científicos e ingenieros enfatizan la novedad científica de las simulaciones por computadora, los filósofos intentan evaluar simulaciones por ordenador por sus virtudes filosóficas. La verdad de la afirmación anterior está fuera de discusión, esto último, sin embargo, es más controvertido.

Los filósofos han defendido la novedad de las simulaciones por ordenador en varias ocasiones. Peter Galison, por ejemplo, defiende la idea de que "los físicos y los ingenieros pronto elevó el Monte Carlo por encima del estatus humilde de un mero esquema de cálculo numérico, [ya que] llegó a constituir una realidad alternativa, en algunos casos un uno preferido, en el que se podría realizar la 'experimentación'. Probado en qué en el tiempo fue el problema más complejo jamás abordado en la historia de la ciencia – el diseño de la primera bomba de hidrógeno – el Monte Carlo introdujo la física en un lugar paradójicamente dislocado de la realidad tradicional que tomó prestado de ambos dominios experimentales y teóricos, unieron estos préstamos juntos, y utilizaron el bricolaje resultante para crear una Holanda marginada que a la vez no estaba en ninguna parte y en todas partes en el mapa metodológico habitual." (Galison 1996, 119-120).

Naturalmente, Galison no está solo en sus afirmaciones. Muchos otros también se han unido a él. argumentando a favor del valor epistemológico, metodológico y semántico de las simulaciones por computadora. Fritz Rohrlich, por ejemplo, es uno de los primeros filósofos en ubicar las simulaciones por computadora en el mapa metodológico, que se encuentran en algún lugar entre teoría y experimento. Él dice que "la simulación por computadora proporciona [...] una cualitativamente metodología nueva y diferente para las ciencias naturales, y esta metodología se encuentra en algún lugar intermedio entre la ciencia teórica tradicional y sus métodos empíricos de experimentación y observación. En muchos casos se trata de una nueva sintaxis que reemplaza gradualmente a la antigua, e implica la experimentación del modelo teórico de una manera cualitativamente nueva e interesante. La actividad científica ha alcanzó un nuevo hito algo comparable a los hitos que iniciaron el enfoque empírico (Galileo) y el enfoque matemático determinista de la dinámica

(la antigua sintaxis de Newton y Laplace). Por lo tanto, la simulación por ordenador es de considerable interés filosófico" (Rohrlich 1990, 507, cursiva del original). Autores como Eric Winsberg también han afirmado que "las simulaciones por computadora tienen un epistemología [...] En otras palabras, las técnicas que los simulacionistas usan para intentar para justificar la simulación son diferentes a todo lo que suele pasar por epistemología en el Filosofía de la literatura científica". (Winsberg 2001, 447). También es conocido por decir que "las simulaciones por computadora no son simplemente técnicas de procesamiento de números. Ellos implican una cadena compleja de inferencias que sirven para transformar estructuras teóricas en conocimiento específico concreto de los sistemas físicos [...] este proceso de transformación [...] tiene su propia epistemología única. Es una epistemología que no es familiar. a la mayor parte de la filosofía de la ciencia" (Winsberg 1999, 275). Del mismo modo, Paul Humphreys considera que las simulaciones por computadora son esencialmente diferentes de la forma en que entendemos y evaluamos las teorías y modelos tradicionales (Humphreys 2004, 54). El la lista de autores continúa.

Nuestro tratamiento de las funciones epistémicas en el capítulo 5 revela gran parte de la forma en que Los estudios epistemológicos se toman para simulaciones por computadora. Tal como se presentó y discutió, varias funciones epistémicas se realizan bien mediante simulaciones por computadora, brindando comprensión de un sistema objetivo dado. Explicación, predicción, exploración, y las visualizaciones son solo un puñado de estas funciones con especial epistemología insumo para la práctica científica y de ingeniería. Sin embargo, también podrían mencionarse muchas más funciones epistémicas. Piensa en nuevas formas de observación y medición. el mundo a través de simulaciones por computadora, modos para evaluar evidencia y formas para confirmar/refutar hipótesis científicas, entre otros. Las simulaciones dinámicas moleculares en química, por ejemplo, ahora tienen el potencial de brindar información valiosa sobre resultados experimentales. Y las simulaciones de estados cuánticos permiten a los científicos seleccionar tipos de átomos potenciales para objetivos específicos, incluso antes de sentarse en un banco de laboratorio (por ejemplo, kit de herramientas Atomistix). Todos estos usos y funciones de las simulaciones por computadora son, hoy en día, bastante común y, en un grado razonable, fundamental para el progreso de la ciencia y la ingeniería modernas.

También vimos que, en un número creciente de ocasiones, las simulaciones anteceden experimentos Las simulaciones dinámicas moleculares nuevamente brindan ejemplos útiles. Estos Las simulaciones pueden proporcionar imágenes químicas simples de intermediarios ionizados. y mecanismos de reacción esenciales para diferentes escenarios de origen de la vida. el mismo mismas simulaciones ayudan a identificar las propiedades a escala atómica que determinan cinética macroscópica. Con la presencia de estas simulaciones, los experimentos se vuelven más manejable y precisa, ya que la simulación ayuda a reducir el número de materiales utilizados, condiciones reactivas y configuraciones de densidad. Además, estos Las simulaciones facilitan la manipulación de las restricciones de escala de tiempo y longitud que de lo contrario limitaría la experimentación molecular. En este sentido, las simulaciones por computadora complementan la práctica científica y de ingeniería haciéndola posible.

En este contexto, algunos científicos versados en filosofía han argumentado que las simulaciones por computadora constituyen un nuevo paradigma de la investigación científica y de ingeniería. El primer paradigma es la teoría y el modelado, mientras que el segundo paradigma siendo experimentación de laboratorio y de campo. En este capítulo discutiremos lo que implicaría llamar a las simulaciones por computadora un tercer paradigma de investigación. Similarmente,

Big Data ha sido llamado el 'cuarto paradigma' de la investigación científica, por lo que es imposible pasar por alto la simetría con las simulaciones por computadora. Por esto, en este capítulo dibujare algunas similitudes y diferencias entre uno y otro, con la esperanza de comprender sus alcances y límites.

6.1 Los nuevos paradigmas

La denominación de simulaciones por ordenador como tercer paradigma de investigación tiene su origen dentro de los defensores de los estudios de Big Data. De hecho, los partidarios de las simulaciones por computadora nunca se han referido a ellas de esta manera, a pesar de los fuertes avances a favor de las mismas. su novedad científica y filosófica.

Concebir las simulaciones por computadora como un paradigma de investigación, independientemente de su posición ordinal – añade algo de presión a las expectativas de que los investigadores y el público en general tiene sobre ellos. La física se concibe como un paradigma de todo lo natural. fenómenos que ocurren porque proporciona información sobre tales fenómenos. La teoría electromagnética, por ejemplo, es capaz de explicar todos los fenómenos electromagnéticos fenómenos, y la relatividad general generaliza la relatividad especial y la ley de Newton de la gravitación universal proporciona una descripción unificada de la gravedad como una propiedad geométrica del espacio y el tiempo. Para llamar a las simulaciones por computadora y Big Data un paradigma, uno podría pensar, debe tener una entrada epistémica similar a la física en términos de la comprensión proporcionan, así como su papel como autoridad epistémica. Por lo tanto, es importante para discutir brevemente el alcance de tal (meritorio) título.

Jim Gray sugirió llamar a las simulaciones por computadora y Big Data nuevos paradigmas de research¹ en una charla dada al Consejo Nacional de Investigación y a la Junta de Ciencias de la Computación y Telecomunicaciones en Mountain View, CA en enero de 2007. Durante su charla, Gray conectó las simulaciones por computadora y Big Data con una preocupación principal existente en la investigación contemporánea, es decir, que la práctica científica y de ingeniería están siendo afectados por un 'diluvio de datos'. La metáfora pretendía llamar la atención. a las preocupaciones genuinas que muchos investigadores tienen con respecto a la gran cantidad de datos almacenados, renderizados, recopilados y manipulados por profesionales de la ciencia y la ingeniería. Para dar un ejemplo simple, el Australian Square Kilometre Array Pathfinder (ASKAP) consta de 36 antenas, cada una de 12 metros de diámetro, repartidas en 4.000 metros cuadrados, y trabajando juntos como un solo instrumento brindando tanto

¹ En su mayor parte, voy a ignorar la posición ordinal del paradigma. A este respecto, Dejaré sin respuesta la pregunta de si existe alguna jerarquía presupuesta entre los paradigmas. Como vimos en el capítulo 3, el positivista consideraría que la experimentación sigue siendo una postura secundaria y confirmatoria de la teoría, donde la teoría es más importante. Después de que se expusieran las fallas del positivista, una nueva ola experimentalista invadió la literatura mostrando el vasto universo de la experimentación y su importancia filosófica. ¿Deberían los defensores de las simulaciones por computadora y Big-Data afirmar que existe una forma nueva y mejorada de hacer ciencia e ingeniería, y que la teoría y la experimentación se reservan sólo un papel menor, estarían caminando por el mismo camino peligroso como el positivista.

como 700 TB/segundo de datos.² Entendido así, el diluvio de datos surge de un exceso en la producción y recopilación de datos que ningún equipo de investigadores puede procesar, seleccionar y comprender sin la ayuda adicional de un sistema computacional. Esta es la razón principal por la que Big Data requiere algoritmos especiales que ayuden a clasificar qué datos son importantes y cuáles no (p. ej., ruido, redundancias, datos incompletos, etc.).

En este contexto, es importante dilucidar la noción de 'paradigma' tal como la usan Gray y sus seguidores porque, hasta el momento, no hay definiciones disponibles. En particular, este es un término que no puede tomarse a la ligera, especialmente si tiene implicaciones en el estatus – cultural, epistemológico, social– de una disciplina y la forma en que el público la aceptará. En filosofía, 'paradigma' es un término teórico que viene con supuestos específicos. Aclarar el significado de un 'paradigma' en el contexto de las simulaciones por ordenador y Big Data es, pues, nuestra primera tarea.

Antes de comenzar, se debe reconocer una advertencia. Anteriormente, discutimos escenarios híbridos donde las simulaciones por computadora se integran con la experimentación de laboratorio. En los estudios de Big Data nos enfrentamos a una situación similar. El Gran Colisionador de Hadrones (LHC, por sus siglas en inglés) es un buen ejemplo de tal integración, ya que combina de manera exquisita ciencia y tecnología de vanguardia con grandes cantidades de datos que incluyen, por supuesto, experimentación, teoría, trabajo interdisciplinario y simulaciones por computadora. Muchas simulaciones en el LHC están destinadas a optimizar los recursos informáticos necesarios para modelar la complejidad de los detectores y sensores, así como la física (Rimoldi 2011). Otros, como las simulaciones de última generación de Monte Carlo, calculan la señal del bosón de Higgs del modelo estándar y cualquier proceso de fondo relevante. El uso de estas simulaciones es para optimizar las selecciones de eventos, evaluar su aceptación y evaluar las incertidumbres sistémicas (Chatrchyan et al. 2014). Estas simulaciones están destinadas a producir grandes cantidades de datos que eventualmente deben ser cuidadosamente curados, seleccionados y clasificados. Así entendidas, las simulaciones por computadora y el Big Data están profundamente entrelazados en el proceso de renderizar datos, clasificarlos y utilizarlos, entre otras actividades. En este libro, he evitado intencionalmente discutir escenarios híbridos como los que sugiere el LHC. Esta decisión se basa en una razón muy simple. Para mí, antes de que podamos comprender las simulaciones por computadora como sistemas híbridos, es importante primero entenderlas individualmente. Mientras que los escenarios híbridos brindan una visión más rica, también oscurecen aspectos importantes del análisis epistemológico y metodológico. En este sentido, al hablar del tercer y cuarto paradigma de la investigación, estaré abordando las simulaciones por computadora y Big-Data en un escenario no híbrido.

Thomas Kuhn es el primer filósofo en analizar en profundidad la idea de 'paradigma' en la investigación científica. Al discutir cómo funcionan los paradigmas en la ciencia, Kuhn señala que “una de las cosas que una comunidad científica adquiere con un paradigma es un criterio para elegir problemas que, aunque el paradigma se da por sentado, se puede suponer que tiene una solución. En gran medida estos son los únicos problemas que la comunidad admitirá como científicos o alentará a sus miembros a emprender” (Kuhn 1962, 37). Llamar a las simulaciones por computadora y Big-Data un paradigma de investigación científica

² Aunque hay varios proyectos en ciencia e ingeniería que se basan en Big Data, su presencia es mucho más fuerte en áreas como estudios de redes sociales, economía y gran gobierno.

búsqueda tiene implicaciones específicas en la forma en que los investigadores llevan a cabo su práctica, la problemas que vale la pena resolver y los métodos correctos para buscar tales soluciones.

¿Qué es, entonces, un 'paradigma'? Según Kuhn, cualquier ciencia madura (p. ej., física, química, astronomía, etc.) experimenta fases alternas de ciencia normal (p. ej., mecánica newtoniana) y revoluciones (p. ej., relativismo einsteiniano).

Durante los períodos de ciencia normal, se fija una constelación de compromisos, que incluyen teorías, instrumentos, valores y suposiciones. Estos conforman un 'paradigma', es decir, el consenso sobre lo que constituye instancias ejemplares de buena investigación científica. La función de un paradigma, entonces, es proporcionar acertijos para que los científicos los resuelvan.

y brindar las herramientas para su solución (Bird 2013). Como ejemplos, Kuhn cita el equilibrio químico encontrado en el *Traité de chimie* de Antoine Lavoisier,

la matematización del campo electromagnético por James Clerk Maxwell, y la invención del cálculo en *Principia Mathematica* por Isaac Newton (Kuhn 1962, 23).

Cada uno de estos libros contiene no sólo las teorías, leyes y principios clave de Naturaleza, pero también –y esto es lo que los convierte en paradigmas– guías de cómo aplicar esas teorías para la solución de problemas importantes (Bird 2013). Además, ellos además de aportar nuevas técnicas experimentales y matemáticas para la solución de tales problemas. Ya se han mencionado ejemplos de este tipo: el equilibrio químico para el *Traité de chimie* y el cálculo para los *Principia Mathematica*.

Surge una crisis en la ciencia cuando se pierde la confianza de los científicos en un paradigma debido a su incapacidad o fracaso para resolver un rompecabezas particularmente preocupante. Estos son las 'anomalías' que emergen en tiempos de ciencia normal. Tales crisis suelen ser seguido por una revolución científica, con un paradigma existente reemplazado por un rival. Durante una revolución científica, la matriz disciplinaria (es decir, la constelación de compromisos compartidos) se somete a revisión, a veces incluso sacudiendo hasta la médula la corpus de creencias y visión del mundo. Tales revoluciones suelen surgir de la necesidad de encontrar nuevas soluciones a anomalías y perturbar nuevos fenómenos que coexistían dentro de las teorías en períodos de ciencia normal. El ejemplo clásico es el precesión del perihelio de Mercurio que funcionó como postura confirmatoria para relatividad general sobre la mecánica newtoniana.³ Las revoluciones, sin embargo, no necesariamente afectan el progreso científico, principalmente porque el nuevo paradigma debe retener en menos algunos aspectos modulares de su antecesor, especialmente el poder de resolver problemas cuantitativos problemas (Kuhn 1962, 160ff.). Sin embargo, es posible que el nuevo paradigma pueda pierde algo de poder cualitativo y explicativo (Kuhn 1970, 20). En cualquier caso, podemos decir que en períodos de revolución, hay un aumento general en la resolución de acertijos poder, el número y significado de los acertijos, y las anomalías resueltas por el paradigma revisado (Bird 2013).

Un paradigma, entonces, informa a los científicos sobre el alcance y los límites de su conocimiento científico. dominio, al tiempo que garantiza que todos los problemas legítimos pueden ser resueltos dentro sus propios términos. Así entendido, parece que ni las simulaciones por ordenador ni Big Los datos encajan en esta descripción. Para empezar, son métodos que implementan teorías y modelos, pero no teorías en sí mismos, y por lo tanto no son adecuados para pro

³ La precesión del perihelio de Mercurio fue explicada por la relatividad general alrededor de 1925 – con mediciones sucesivas y más precisas a partir de 1959 -aunque era un 'anómalo' fenómeno ya conocido allá por 1919.

provocar una crisis científica. ¿Podrían otorgar una teoría que cuestione nuestra comprensión básica de, por ejemplo, la biología? Probablemente, pero en este caso no tendrían un estatus diferente al de cualquiera de los experimentos utilizados para desacreditar teorías sobre la generación espontánea de vida compleja a partir de materia inanimada.⁴ Por supuesto, se podría especular que las simulaciones por computadora y Big Data podrían convertirse, en y por ellos mismos, las teorías de algún tipo, o medios para una teoría. Es cierto que algunos filósofos han declarado el 'fin de la teoría' provocado por Big Data, pero hay poca evidencia de que la práctica de la investigación se dirija realmente en esa dirección. Además, los cambios de paradigma vienen con el nuevo paradigma reteniendo la misma fuerza explicativa y predictiva que el anterior, además de ocuparse de las anomalías que conducen a la crisis en primer lugar. Big Data, como veremos en este capítulo, no solo tiene poca preocupación por 'acumular' de los paradigmas anteriores, sino que rechaza abiertamente muchos de sus triunfos. Lo más evidente es el rechazo a la necesidad de explicaciones de fenómenos de cualquier tipo. Como admiten muchos defensores de Big Data, no es posible explicar por qué suceden los fenómenos del mundo real, sino solo mostrar que suceden.

Entonces, ¿qué tenía en mente Gray cuando llamó a las simulaciones por computadora y Big Data el tercer y cuarto paradigma, respectivamente? Comencemos por notar su división de los paradigmas científicos en cuatro momentos históricos, a saber,

1. Hace miles de años, la ciencia era empírica describiendo fenómenos naturales;
2. Rama teórica de los últimos cien años utilizando modelos, generalizaciones;
3. En los últimos años, una rama computacional que simula fenómenos complejos;
4. Hoy: la exploración de datos eScience unifica la teoría, el experimento y la simulación
 - datos capturados por instrumentos o generados por simulador,
 - procesado por hardware, –
 - información/conocimiento almacenado en la
 - computadora, – los científicos analizan bases de datos/archivos usando gestión de datos y estadísticas. Gris (2009, xviii)

Bajo esta interpretación, un 'paradigma' no es tanto un término técnico en el sentido dado por Kuhn, sino el conjunto de prácticas de investigación coherentes (incluidos métodos, suposiciones y terminología) que una comunidad de científicos e ingenieros comparten entre sí. ellos mismos. Tales prácticas de investigación no requieren una revolución científica, ni la promueven. De hecho, dado que las simulaciones por computadora y Big Data hacen uso de los estándares, teorías y similares científicos y de ingeniería actuales, parecen estar ya insertados en un paradigma. Sin embargo, el sello distintivo de las simulaciones por computadora y Big Data es la mecanización y automatización de datos por computadoras, algo que claramente falta en los dos primeros paradigmas. Esto significa que los métodos usados y ofrecidos en el tercer y cuarto paradigma son significativamente diferentes de experimentar con fenómenos y teorizar sobre el mundo. Me referiré a las simulaciones por computadora y Big Data como 'paradigmas tecnológicos' en un intento de distanciarme de la interpretación filosófica del 'paradigma' presentada por Kuhn. Veamos ahora si podemos dar sentido a estos nuevos paradigmas tecnológicos.

⁴ Louis Pasteur demostró que la aparente generación espontánea de microorganismos se debía en realidad al aire sin filtrar que permitía el crecimiento bacteriano.

6.2 Big Data: ¿cómo hacer ciencia con grandes cantidades de datos?

Tal como entendemos el término hoy, Big Data⁵ se refiere a un gran conjunto de datos cuyo tamaño va mucho más allá de la capacidad de capturar, administrar y procesar datos por parte de un agente cognitivo dentro de un tiempo transcurrido razonable. Desafortunadamente, no existe una conceptualización adecuada de Big Data cuya noción se captura típicamente enumerando algunas de sus características adscritas, como grande, diversa, compleja, longitudinal, etc. El problema central de tener una lista de características, características y atributos es que no necesariamente iluminan el concepto. Decir que tiene cuatro patas, es peludo y ladra no aclara el concepto de 'perro'. En particular, tales listas tienden a oscurecer en lugar de arrojar luz sobre el significado de Big Data, ya que no hemos avanzado un solo paso al definir 'grande' en términos de 'grande', 'diverso' y similares. Se necesita una mejor manera de caracterizar Big Data.

En 2001, Douglas Laney propuso una definición de Big Data basada en lo que llamó las 'tres V': volumen, velocidad y variedad (Laney 2001). Desafortunadamente, esta definición no funcionó muy bien. Ninguna de las 'V' proporciona una visión real de la noción, la práctica y los usos de Big Data. Posteriormente, en 2012, Mark Bayer y el propio Laney refinaron la definición como "activos de información de gran volumen, alta velocidad y/o gran variedad que requieren nuevas formas de procesamiento para permitir una mejor toma de decisiones, descubrimiento de conocimientos y optimización de procesos". (Beyer y Laney 2012). Más adecuado, pero aún inadecuado. Rob Kitchin amplió aún más la lista de características y funciones que constituyen Big Data, incluyendo un alcance exhaustivo, una resolución detallada y una identificación indexada única, relacional, flexible, etc. (Kitchin 2014). Desafortunadamente, ninguna de estas definiciones arroja más luz sobre la noción de Big Data que una simple lista. Nociones como 'volumen' y 'variedad' no mejoran nuestra comprensión de 'grande' y 'grande'. Una bolsa de dulces puede ser variada y de gran volumen y, sin embargo, no dice nada sobre el dulce en sí.

Pero hay más Términos como 'grande', 'grande', 'abundante' y otros pueden ser constituyentes de un predicado relacional, es decir, como parte de una relación de comparación: cien metros es una cuadra grande; y un libro de mil páginas es un libro grande.

Pero ninguno de estos predicados es absoluto. Una manzana de cien metros podría ser grande para un alemán que vive en una ciudad antigua de estilo medieval. Pero es de tamaño normal para un ciudadano argentino donde la mayoría de las cuadras de las calles son de unos cien metros. En otras palabras, lo que es grande para ti puede no serlo para mí (Floridi 2012). por supuesto esto

⁵ Wolfgang Pietsch ha sugerido una distinción entre Big Data y ciencia intensiva en datos. Mientras que la primera se define con respecto a la cantidad de datos y los desafíos técnicos que plantea, la ciencia intensiva en datos se refiere a "las técnicas con las que se procesan grandes cantidades de datos. Además, se deben distinguir los métodos de adquisición de datos, almacenamiento de datos y análisis de datos". (Pietsch 2015). Esta es una distinción útil para fines analíticos, ya que permite a los filósofos sacar conclusiones sobre los datos independientemente de los métodos involucrados; es decir, distinguir Big Data como producto de una disciplina. Para nosotros, sin embargo, esta distinción es innecesaria porque estamos interesados en estudiar las técnicas de adquisición de datos en un contexto de componentes técnicos (por ejemplo, velocidad, memoria, etc.). Una observación similar se aplica a la noción de eScience de Jim Gray, entendida como "donde la TI se encuentra con los científicos" (Hey, Tansley y Tolle 2009, xviii). A continuación, aunque hago uso de la noción de Big Data, ciencia intensiva en datos y eScience indistintamente, los lectores deben tener en cuenta que son campos diferentes.

no es un mero factor cultural o social. El cambio tecnológico es especialmente sensible a los predicados relacionales. Lo que podría haberse considerado "Big Data" en el medio 1950 es, a todas luces, insignificante hoy. Compare, por ejemplo, la cantidad de datos para las elecciones presidenciales de EE. UU. de 1952, que hizo uso de UNIVAC con una capacidad de almacenamiento de alrededor de 1,5 MB por cinta, con los 700 TB/s producidos por el Australian Square Kilometre Array Pathfinder (ASKAP). Bajo el paraguas de ambos siendo 'grandes', las elecciones estadounidenses y el ASKAP pueden ser tratados metodológicamente y epistémicamente como iguales, cuando obviamente no deberían serlo. La lección para dibujar aquí es que enumerar únicamente propiedades y atributos sobre los datos no proporciona información en el concepto, prácticas y usos de Big Data.

Antes de continuar, demos un paso atrás y preguntémosnos: ¿por qué es tan importante ¿Tiene una definición de 'Big Data'? Una posible respuesta es que al carecer de un concepto y la especificación teórica de esta noción podría tener serias implicaciones en la regulación de las prácticas tecnológicas, a nivel individual, institucional y de dependencia gubernamental. Considere la siguiente descripción para financiar proyectos por National Science Foundation (NSF): "La frase 'Big Data' en esta solicitud se refiere a conjuntos de datos grandes, diversos, complejos, longitudinales y/o distribuidos generados de instrumentos, sensores, transacciones de Internet, correo electrónico, video, secuencias de clics y/o todas las demás fuentes digitales disponibles hoy y en el futuro" (NSF 2012). Si algo, esta descripción es poco clara y vaga, y no ayuda a especificar lo que constituye Big Data, sus fines y límites, y su finalidad, siendo todos ellos información fundamental para solicitantes y ejecutores de la subvención. Además, el uso excesivo de sinónimos no por sí solo aclara a qué se refiere 'Big Data', ni cuál es su alcance general. En comparación con el documento que reemplazó la solicitud dos años después, se lee de nuevo con gran ambigüedad: "La frase 'Big Data' se refiere a datos que desafiar los métodos existentes debido al tamaño, la complejidad o la tasa de disponibilidad". (NSF 2014). Es interesante notar que en las dos siguientes licitaciones – 2015 y 2016: la NSF eliminó todas las referencias a las definiciones de Big Data. En el mejor de los casos, uno pueden encontrar declaraciones que indican "[w]ientras que las nociones de volumen, velocidad y variedad son comúnmente atribuidos a los problemas de Big Data, otros temas clave incluyen la calidad de los datos y procedencia" (NSF 2016) en clara referencia a la definición de Laney de 2001. Estas solicitudes de la NSF muestran lo difícil que es definir, o incluso caracterizar claramente, la noción de Big Data.

Que yo sepa, no existe una definición sin problemas y que incluya todo de Big Data. Este hecho, sin embargo, no parece preocupar a la mayoría de la literatura especializada. Algunos autores argumentan que la novedad de Big Data radica en la pura cantidad de datos involucrados, tomando esto como un intrínsecamente intuitivo y suficientemente caracterización válida. En un sentido similar, se ha afirmado que Big Data se refiere a conjuntos de datos cuyo tamaño va más allá de la capacidad de un software de base de datos comercial típico para capturar, almacenar, administrar y analizar los datos. En su lugar, es necesario utilizar dispositivos de almacenamiento y software específicos. En esencia, la cantidad de datos tratados varía desde unas pocas docenas de petabytes hasta miles de zettabytes, e incluso más. Tan naturalmente como aparecen, estos números cambian a medida que las nuevas computadoras ingresan al mercado tecnológico. escena al permitir una mayor velocidad de almacenamiento y procesamiento computacional, a medida que se desarrollan nuevos algoritmos para ordenar y categorizar los datos, y a medida que nuevas instituciones

y las corporaciones privadas invierten dinero en instalaciones y personal para desarrollar Big Data aún más. Para poner estos números en valores reales y aplicaciones, se estima que se generan alrededor de 2,5 Exabytes de datos todos los días, es decir, $2,5 \times 10^{18}$ Bytes. Mark Liberman, profesor de lingüística de la Universidad de Pensilvania, ha estimado que el almacenamiento necesario para mantener digitalizada toda la voz humana a 16 kHz y 16 bits de audio es de unos 42 zettabytes, o 42×10^{21} bytes, (Liberman 2003). Además, dado que la producción global de datos basados en computadora está creciendo a una velocidad sin precedentes, las predicciones estiman que para 2020 se producirán al menos 44 Zettabytes, es decir, 44×10^{21} Bytes.

(IDC 2014).⁶ Aceptando el hecho de que no existe una definición clara de lo que constituye Big Data no debe sugerir que no podemos seleccionar y resaltar características específicas de la misma. Obviamente, la gran cantidad de datos es de hecho una característica distintiva que nos permite discutir con más detalle la metodología y epistemología de Big Data. Además, Sabina Leonelli en un notable artículo ha señalado acertadamente que la novedad del Big Data radica en el protagonismo y estatus que adquieren los datos en las ciencias, así como en los métodos, infraestructura, tecnologías y habilidades desarrolladas para manejar dichos datos. (Leonelli 2014). Leonelli tiene razón al señalar que Big Data eleva los datos al estatus de 'mercancía científica', en el sentido de que equipara otras unidades de análisis como modelos y teorías en su relevancia científica. También tiene razón al decir que Big Data introduce metodologías, infraestructura, tecnología y habilidades que antes no teníamos. Big Data, entonces, se trata de la gran cantidad de datos, nuevos métodos e infraestructura, así como el desarrollo de nuevas tecnologías. Pero, sobre todo, Big Data es una forma completamente nueva y diferente de practicar la ciencia y comprender el mundo que nos rodea, muy parecido a las simulaciones por computadora. Creo que este es el sentido que Gray tenía en mente cuando llamó a las simulaciones por computadora y al Big Data nuevos paradigmas de la investigación científica.

Hasta ahora, nuestros esfuerzos se han centrado en tratar de conceptualizar Big Data. Echemos ahora un vistazo a su práctica real en los dominios científicos y de ingeniería. Una breve reconstrucción de Big Data incluiría algunas prácticas en la etapa de recopilación, algunas en la etapa de curación y algunas en el uso de los datos. Comencemos con la primera etapa, cuando los datos se recolectan por diferentes medios computacionales.⁷ El ejemplo

⁶ Hay estudios que relacionan el crecimiento de la memoria del sistema con la cantidad de datos almacenados. Un informe del Departamento de Energía de los EE. UU. muestra que, en promedio, cada 1 Terabyte de memoria principal da como resultado aproximadamente 35 Terabytes de nuevos datos almacenados en el archivo cada año; en realidad, se almacenan más de 35 Terabytes por cada Terabyte, pero 20 – El 50 % en realidad se elimina en promedio durante el año (Hick, Watson y Cook 2010).

⁷ Nuestro tratamiento del Big Data estará enfocado a usos científicos. En este sentido, debemos tener en cuenta que, si bien la naturaleza de los datos es siempre computacional, también es de origen empírico. Permítanme aquí hacer una breve digresión y aclarar lo que quiero decir con datos computacionales de origen empírico. En la experimentación de laboratorio, los datos recopilados pueden provenir directamente de la manipulación del experimento y, por lo tanto, mediante informes de cambios, mediciones, reacciones, etc., así como mediante el uso de instrumentos de laboratorio. Un ejemplo de lo primero es usar una placa de Petri para observar el comportamiento de las bacterias y la germinación de las plantas. Un ejemplo de esto último es la cámara de burbujas que detecta partículas cargadas eléctricamente que se mueven a través de un hidrógeno líquido sobrecalentado. Big Data en la investigación científica obtiene gran parte de sus datos de fuentes similares.

del ASKAP anterior proporciona un buen ejemplo. Allí, los datos se obtienen mediante un solo conjunto de radiotelescopios y se formatean de manera que los hacen compatibles con diferentes conjuntos de datos y estándares. Sin embargo, la obtención de datos de una sola constelación de instrumentos no es un caso típico de Big Data. Lo más habitual es encontrar varias fuentes diferentes y, muy probablemente, incompatibles que contribuyan a agrandar las bases de datos. Se podría pensar en combinar datos del ASKAP, que es un radiotelescopio para explorar el origen de las galaxias, con datos obtenidos del Observatorio de Atacama de la Universidad de Tokio (TAO), un telescopio óptico-infrarrojo para comprender el centro galáctico (Yoshii et al., 2009).⁸ La recopilación de datos requiere asegurarse de que estén formateados de manera que los datos sean compatibles con los conjuntos de datos reales, así como asegurarse de que los metadatos estén estandarizados de manera adecuada. Dar formato a los datos, así como estandarizar los metadatos, es una tarea costosa y que requiere mucho tiempo, aunque es necesaria para garantizar la disponibilidad de los datos y que eventualmente puedan analizarse como un solo cuerpo de información.

Aquí es donde surge el primer conjunto de problemas para Big Data. Tener una constelación de fuentes presente mejora significativamente los problemas para compartir datos, su formateo y estandarización, conservación y uso eventual. Dado que en esta etapa inicial los problemas centrales son compartir, formatear y estandarizar datos, centrémonos en ellos primero. Leonelli informa que es frecuente que los investigadores que deseen compartir sus datos en una base de datos necesiten asegurarse de que los datos y metadatos que envían sean compatibles con los estándares existentes. Esto significa encontrar tiempo en su agenda ya ocupada para adquirir conocimientos actualizados sobre qué son los estándares y cómo se pueden implementar (Leonelli 2014, 4). Si las cosas no fueran lo suficientemente difíciles, ni la academia ni las instituciones públicas y privadas siempre aprecian que sus investigadores dediquen tiempo cualitativo a tales esfuerzos. Como resultado, los esfuerzos no reconocidos brindan a los investigadores muy pocos incentivos para compartir, formatear y estandarizar sus datos, con la consiguiente pérdida de colaboración profesional y esfuerzos de investigación.

Por más laboriosa y costosa que pueda ser la recopilación de datos, para que Big Data sea una realidad, entonces es necesario el desarrollo de bases de datos, instituciones, legislaciones y financiación de investigación a largo plazo y personal capacitado. Este punto nos lleva al siguiente paso en el proceso de Big Data, involucrando a muchos de estos actores en la curación de los datos (Buneman et al. 2008). Típicamente, la curaduría consiste en hacer

Como se sugirió, el ASKAP obtiene grandes cantidades de datos escaneando los cielos y, en este sentido, los datos tienen un origen empírico. Incluso los datos recogidos de las redes sociales ampliamente utilizados por sociólogos y psicólogos podrían considerarse de origen empírico. Para contrastar estas formas de recopilar datos, tomemos el caso de las simulaciones por computadora. Con los últimos métodos, los datos son producidos por la simulación en lugar de recopilados. Esta no es una distinción caprichosa, ya que las características, la evaluación epistemológica y la calidad de los datos varían significativamente de un método a otro. Los filósofos se han interesado en la naturaleza de los datos y en lo que los hace diferentes (por ejemplo (Barberousse y Marion 2013), (Humphreys 2013b) y (Humphreys 2013a)).

⁸ Un caso interesante surge del Big Data biomédico, donde los datos se recopilan de una variedad de fuentes increíblemente variada y compleja. Como Charles Safran et al. indican, estas fuentes incluyen "autoanalizadores de laboratorio, sistemas de farmacia y sistemas de imágenes clínicas [...] aumentados por datos de sistemas que respaldan funciones administrativas de salud, como datos demográficos de pacientes, cobertura de seguros, datos financieros, etc. ... clínicos información narrativa, capturada electrónicamente como datos estructurados o transcritos en 'texto libre' [...] historias clínicas electrónicas" (Safran et al. 2006, 2).

decisiones con respecto a los datos, que van desde qué datos recopilar hasta su cuidado final y documentación, incluidas actividades como estructurar los datos, proporcionar una evaluación de la calidad de los datos y ofrecer pautas para los investigadores interesados en grandes conjuntos de datos. Curar datos es una tarea difícil y, a menudo, ingrata, ya que los curadores deben asegurarse de que los datos estén disponibles para los investigadores. También es muy sensible, ya que la curaduría presupone selección y, por lo tanto, un aumento de la idiosincrasia de los datos. Finalmente, lo que convierte al proceso de curación en una actividad compleja y polémica es que determina en parte las formas en que se utilizarán los datos en el futuro. A pesar de su importancia, y al igual que la recolección de datos, la curaduría no es actualmente una actividad premiada dentro del sistema académico e institucional, y por lo tanto poco atractiva para los investigadores.

Como sugirió la discusión anterior, los datos que se ponen a disposición a través de las bases de datos no son datos 'inocentes'. Se ha recopilado, curado y puesto a disposición de los investigadores de forma selectiva con objetivos específicos en mente. Por supuesto, esto no quiere decir que sean datos poco confiables, sino que están necesariamente sesgados, cargados de valores (epistémicos, cognitivos, sociales y morales) que deben mostrarse abiertamente antes de su uso. Desafortunadamente, esta última petición es bastante difícil de cumplir. Los investigadores, como cualquier otro individuo, participan en una sociedad, una cultura, un conjunto de valores predefinidos que proyectan, a veces sin saberlo, en su práctica. Curiosamente, se ha argumentado que Big Data está contrarrestando el riesgo de sesgo en la recopilación, curación e interpretación de datos. Esto se debe a que tener acceso a grandes conjuntos de datos hace que sea más probable que el sesgo y el error se eliminen automáticamente por una tendencia 'natural' de los datos a agruparse; esto es lo que los sociólogos y filósofos llaman triangulación. Por lo tanto, cuantos más datos se recopilen, más fácil será cotejarlos entre sí y eliminar los datos que parecen atípicos (ver (Leonelli 2014; Denzin 2006; Alison 2002)).

Cuando la pregunta sobre Big Data se reduce a los usos de dichos datos, las respuestas se dispersan en todas las direcciones dependiendo de la disciplina: medicina (Costa 2014), estudios de sustentabilidad (Mahajan et al. 2012), biología (Callebaut 2012) y (Leonelli 2014), genómica (Choudhury et al. 2014), astronomía (Edwards y Gaber 2014), solo por citar algunos usos de Big Data en contextos científicos (ver también (Critchlow y Dam 2013)). En la siguiente sección, discuto uno de esos usos en virología. Más allá de las muchas aplicaciones de Big Data, la pregunta sobre su uso es predominantemente una pregunta sobre ética. Las preguntas sobre el uso de Big Data en medicina recurren a preguntas sobre el consentimiento y la anonimización del paciente, así como sobre la privacidad y protección de datos (Mittelstadt y Floridi 2016a). Del mismo modo, las cuestiones sobre la propiedad, la propiedad intelectual y cómo distinguir el Big Data académico del comercial son cuestiones fundamentales de carácter ético. Las respuestas a estas preguntas tienen el poder de dañar a las personas o de contribuir a nuevos descubrimientos. En este libro, no discutiré ninguno de estos temas. La pregunta sobre los usos de Big Data es, para mí, una pregunta sobre su epistemología. En cuanto a cuestiones sobre ética, concentro mis esfuerzos en el campo mucho menos desarrollado de la ética de las simulaciones por computadora (ver

apartado 7). Sin embargo, para lecturas adicionales sobre ética en Big Data, recomiendo (Mit telstadt y Floridi 2016b), (Bunnik et al. 2016) y (Collmann y Matei 2016).⁹

6.2.1 Un ejemplo de Big Data

En un aclamado libro reciente, Viktor Mayer-Schonberger y Kenneth Cukier (2013) brindan un hermoso ejemplo que pinta un retrato completo de Big Data y su uso potencial para fines científicos. La historia comienza en 2009 con el brote mundial de una nueva cepa de influenza A, la H1N1/09. En situaciones como ésta, la puntualidad y la precisión de la información es fundamental. Los retrasos y las imprecisiones no sólo cuestan vidas, sino en este caso particular amenazan con el estallido de una pandemia. Autoridades de salud pública en los EE. UU. y Europa eran demasiado lentos, tardaban días e incluso semanas en obtener los detalles y salidas de la situación. Por supuesto, varios factores estaban en juego que contribuyeron a la agravamiento de los retrasos. Por un lado, las personas suelen no recibir tratamiento durante varios días antes de ir al consultorio del médico. Las autoridades sanitarias son entonces impotentes como sus registros y datos dependen de la recopilación de información pública (es decir, de hospitales, clínicas y médicos privados), ninguno de los cuales implica entrometerse en la privacidad de el hogar. Los Centros para el Control y la Prevención de Enfermedades (CDC) de EE. UU., y el Plan Europeo de Vigilancia de la Gripe (EISS) se basó en los datos virológicos y datos clínicos recuperados de estos canales y, por lo tanto, la información que contenían era en su mayoría incompleta para una evaluación precisa de la situación. En el otro Por otro lado, transmitir la información de estas fuentes a las autoridades sanitarias centrales podría llevar mucho tiempo. El CDC publicó datos nacionales y regionales semanalmente, normalmente con un retraso de 1 a 2 semanas en la notificación. Recuperación y retransmisión la información era un proceso doloroso, inexacto y muy lento. Como resultado, la información de dónde se había producido un brote, así como un mapa preciso de posibles la difusión eran, la mayor parte del tiempo, faltantes o demasiado poco fiables.

En febrero del mismo año, y solo unas pocas semanas antes de que el virus llegara a los titulares de los periódicos, un grupo de ingenieros de Google publicó un artículo en Nature en el que describía una nueva forma de obtener información fiable que podría predecir potencialmente el próximo brote del virus, así como para proporcionar un mapa preciso de la propagación. Era conocido como el proyecto Google Flu Trends, que aboga por un método simple pero bastante idea novedosa (Ginsberg et al. 2009). Según los ingenieros de Google, el actual El nivel de actividad semanal de influenza en los EE. UU. podría estimarse midiendo el frecuencia relativa de consultas específicas de Internet que, según los autores, fue altamente correlacionado con el porcentaje de visitas al médico en las que un paciente presentó con síntomas gripales. En otras palabras, pusieron en uso millones de Gigabytes de consultas de Internet y las comparó con los datos de los CDC. Todo esto se podría hacer dentro del increíble tiempo de un día. Las cosas se estaban acelerando, y si continuaba

⁹ Notemos que las cuestiones éticas planteadas en cada uno de estos libros no se limitan necesariamente a usos científicos y de ingeniería de Big Data, pero también se extienden a los negocios, la sociedad y los estudios sobre el gobierno y la ley.

De esa manera, las autoridades sanitarias podrían abordar los brotes en un plazo razonable. periodo de tiempo.

Según estos ingenieros de Google, "las consultas de búsqueda web de Google se pueden utilizar estimar con precisión los porcentajes de ETI [enfermedad similar a la influenza] en cada uno de los nueve regiones de salud pública de los Estados Unidos" (1012). El mensaje fue fuerte y .. atractivo, y por supuesto todos tomaron nota. Autores como Mayer-Schonberger y Cukier aventuraron que "para cuando llegue la próxima pandemia, el mundo tendrá una mejor herramienta a su disposición para predecir y así prevenir su propagación" (Mayer Schonberger y Cukier 2013, 10). Las expectativas son altas, y también lo son los intereses por el éxito de Big Data en las disciplinas científicas.

Desafortunadamente, Big Data es casi exacto, y el entusiasmo y las grandes esperanzas suscitaron por estos proponentes necesitan ser medidos. Para empezar, no está nada claro que Big Los datos podrían usarse para "la próxima pandemia", a menos que se compartan algunas características, como el tipo de pandemia y las formas de recuperar la información. Big Data depende geográfica, económica y socialmente. El cólera se clasifica actualmente como pandemia, aunque es muy raro en países desarrollados e industrializados, y la forma en que brota y se propaga es bastante diferente de una enfermedad ILI. Además, las áreas con un riesgo continuo de enfermedad, como algunos lugares en África y sudeste asiático, no cuentan con la infraestructura tecnológica adecuada para los ciudadanos para acceder a Internet, y mucho menos para consultar usando Google. Recuperación de información de estos lugares muy probablemente no pasarían los requisitos mínimos de correlación.

Por supuesto, uno podría centrarse solo en casos exitosos de Big Data. La suposición bajo escrutinio en tales casos es que Big Data es un sustituto, en lugar de un Complemento a la recolección y análisis de datos tradicionales. Esto se conoce en la comunidad como 'Big Data hybrid'¹⁰ y tiene como objetivo resaltar que una historia de (relativa) el éxito no es en modo alguno la historia de un método. Incluso los ingenieros de Google son cuidadosos para advertirnos que el sistema no fue diseñado para reemplazar los diagnósticos de laboratorio y la vigilancia médica. Además, admiten que las consultas de búsqueda en el modelo utilizado por Google Flu Trends no son enviados únicamente por los usuarios que experimentan síntomas similares a los de la influenza y, por lo tanto, las correlaciones observadas son susceptibles de alertas falsas causadas por un aumento repentino de consultas relacionadas con ILI. "Un hecho insólito, como el retiro de un medicamento para un remedio popular para el resfriado o la gripe, podría causar una alerta falsa de este tipo". (Ginsberg et al. 2009, 1014) dice Jeremy Ginsberg, el científico principal que publicó los resultados.

Aunque Google Flu Trends es solo un ejemplo del uso de Big Data, y es cierto que no es el más exitoso, todavía representa muy bien las ventajas de Big Data. Los datos y sus limitaciones intrínsecas: más datos no significa mejor información, simplemente significa más datos. Además, no todos los datos son datos de "buena calidad". Este es el por lo que Ginsberg et al. dejar en claro que el uso de datos de consulta del motor de búsqueda no es diseñado para reemplazar o suplantar la necesidad de diagnósticos de laboratorio y vigilancia médica. Todavía se obtienen datos médicos fiables mediante la vigilancia tradicional

¹⁰ El término 'arrogancia' se encuentra generalmente en las grandes tragedias griegas que describen la personalidad del héroe. cualidad como ser de orgullo extremo y tonto, o tener un peligroso exceso de confianza a menudo en combinación con arrogancia. El comportamiento del héroe es desafiar las normas establecidas desafiando las dioses, con el resultado de la propia caída del héroe.

mecanismos, como simplemente ir al médico. Un fenómeno esperado relacionado al modelo utilizado por Google Flu Trends es que, en una situación de pánico y preocupación, las personas sanas provocarán un aumento de las consultas relacionadas con las ETI que aumentarán las estimaciones de las personas infectadas reales y los posibles escenarios de propagación. Esto se debe a que las consultas no se limitan a los usuarios que realmente experimentan síntomas similares a los de la influenza, sino más bien cualquier individuo que publique la consulta correcta. Las correlaciones observadas, por tanto, no son significativas en todas las poblaciones. En otras palabras, el sistema es susceptible a una serie de alertas falsas, no todas rastreables y eliminadas, lo que hace que todo el programa de anticipación de una pandemia a través de Big Data aún no sea confiable. El La esperanza es que con las correcciones y los usos adecuados de Google Flu Trends, también brindará una buena perspectiva del patrón de propagación de las enfermedades relacionadas con las ILI. como una herramienta útil para que los funcionarios de salud pública les den una respuesta temprana y más informada en caso de una pandemia real. Con este fin, Google Flu Trends ha ahora se ha vuelto a centrar en poner los datos a disposición de las instituciones que se especializan en investigación de enfermedades infecciosas para utilizar los datos para construir sus propios modelos.

Finalmente, notemos que Google Flu Trends prospera a partir de diferentes fuentes de datos. que el ejemplo ASKAP. En el primer caso, las fuentes son datos de consulta de búsqueda, mientras que en el segundo la fuente es la información astronómica proporcionada por radiotelescopios. En este sentido, los dos casos guardan muchas diferencias, como la susceptibilidad de alertas falsas en el caso de Google Flu Trends ausente en ASKAP. Además, uno podría argumentar que los datos utilizados en Google Flu Trends no tienen un origen empírico, como ASKAP. Por supuesto, también hay similitudes compartidas por estos dos sistemas Leonelli argumenta que Mayer-Schonberger y Cukier consideran tres innovaciones centrales aportadas por Big Data, presentes también en el caso de Google Flu Trends como PREGUNTAR. El primero es la exhaustividad y se refiere a la afirmación de que la acumulación de grandes conjuntos de datos permite a diferentes científicos, en diferentes momentos, fundamentar su análisis sobre diferentes aspectos de un mismo fenómeno. En segundo lugar viene el desorden. Big Data empuja a los investigadores a dar la bienvenida a la naturaleza compleja y multifacética de el mundo, en lugar de buscar la exactitud y la exactitud como lo hace la práctica científica estándar. De hecho, según ella, el punto de vista de Mayer-Schonberger y Cukier considera que es imposible ensamblar Big Data de manera que se garantice su precisión y homogeneidad. Tomando prestada la misma idea, Mayer-Schonberger y Cukier dicen: "Big Data es desordenado, varía en calidad y se distribuye en innumerables servidores en todo el mundo" (Mayer-Schonberger y Cukier 2013, 13). En tercer y último lugar viene 'el triunfo de las correlaciones', es decir, un nuevo tipo de ciencia (es decir,

la ciencia planteada por Big Data) guiada por correlaciones estadísticas entre datos valores más que causalidad (Leonelli 2014).

Este es un buen lugar para detenerse y hacer la siguiente pregunta: ¿qué tiene Big ¿Datos relacionados con simulaciones por computadora? Por un lado, y como principio general, ambos comparten dos pilares comunes. Estos son el pilar computacional, que incluye tener en cuenta la velocidad del cálculo, la capacidad para almacenar datos y el manejo grandes volúmenes de datos; y el pilar cognitivo, que incluye dilucidar métodos para representar, validar, agregar y hacer referencias cruzadas de conjuntos de datos. Sobre el Por otro lado, Big Data y las simulaciones por computadora tienen poco en común. Esto es especialmente cierto cuando se trata de afirmaciones epistémicas y metodológicas. Ya lo tenemos

dijo algo sobre los pilares computacional y cognitivo, tanto para Big Data como para simulaciones por computadora. La pregunta de interés ahora es, ¿cuáles son las diferencias que diferencian Big Data y las simulaciones por computadora? En otras palabras, ¿qué los convierte en dos paradigmas tecnológicos distintos?

6.3 La lucha por la causalidad: Big Data y simulaciones informáticas

Un objetivo deseable para cualquier método científico es poder proporcionar conocimiento y comprensión del mundo que nos rodea. Si este conocimiento y comprensión se entrega de forma rápida, como en el caso de Google Flue Trends, entonces es sin duda lo más preferible. En cualquier caso, cualquier método de este tipo debe proporcionar medios para comprender cómo es el mundo, de lo contrario, será de poco interés para fines científicos y de ingeniería. Tomemos como ejemplo nuestras discusiones previas sobre la comparación de simulaciones por computadora con experimentos de laboratorio en el capítulo 3. ¿Por qué los filósofos se toman la molestia de discutir estos temas? Una de las principales razones es porque necesitamos proporcionar los medios para garantizar, dentro de un alcance razonable, que los resultados de las simulaciones por computadora son al menos tan confiables como nuestros mejores métodos actuales para investigar el mundo, es decir, a través de la experimentación. Un razonamiento similar se aplica a la teoría y los modelos, como se analiza en el capítulo 2.

Una característica central de la experimentación, y que gran parte de la práctica del modelado también refleja, es que descubre relaciones causales. Por ejemplo, la antena diseñada por Arno Penzias y Robert Wilson originalmente concebida para detectar ondas de radio terminó detectando la radiación cósmica de fondo de microondas. ¿Cómo pudo pasar esto? La historia es bastante fascinante, pero el punto importante para nosotros es que tales microondas cósmicas estaban interactuando causalmente con la antena. Esto, por supuesto, no ocurrió sin que los científicos trataran de eliminar otras posibles fuentes de interacción causal, como la interferencia terrestre (ruido que emana de la ciudad de Nueva York), así como los excrementos de murciélagos y palomas.

La razón por la que las afirmaciones sobre las relaciones causales están en la base de la confianza de los métodos científicos y de ingeniería es porque funcionan como una especie de garantía de nuestro conocimiento y comprensión del mundo. Muchos filósofos han retratado las relaciones causales, o la causalidad, como los adoquines de cualquier empresa científica. El filósofo John L. Mackie incluso se ha referido a la causalidad como el 'cemento del universo' (Mackie 1980).

Como muestra el ejemplo de Penzias y Wilson, la experimentación es crucial para la ciencia y la ingeniería precisamente porque ayuda a descubrir las relaciones causales que existen en el mundo. Recordemos del capítulo 3 la centralidad de la causalidad en las discusiones sobre la pertenencia experimental de las simulaciones por ordenador. Vimos que si podemos mostrar la existencia de relaciones causales en simulaciones por computadora, entonces pueden tratarse en pie de igualdad como experimentos. En caso de que esto no sea posible, entonces su evaluación epistemológica sigue abierta. En la sección 3 tuvimos una discusión relativamente larga sobre las razones que mueven a algunos filósofos a creer que las simulaciones por computadora carecen de relaciones causales, y lo que eso significa para su asunción epistemológica.

sesión Si la causalidad proviene de la interacción directa con el mundo, tal como en la experimentación estándar, o la representación de causas, como en teorías, modelos y simulaciones por computadora, ser capaz de identificar relaciones causales es clave para avances científicos y de ingeniería. Esto es cierto, en todo caso, si excluimos a Big Datos. En Big Data, se ha argumentado, la correlación reemplaza a la causalidad en la carrera por conocer el mundo.

Mayer-Schonberger y Cukier son dos autores influyentes que predicán firmemente que la causalidad se guarde en un cajón y que los investigadores adopten la correlación. como el nuevo objetivo de la investigación científica. Para ellos, es absolutamente fútil dirigir esfuerzos en descubrir un mecanismo universal para inferir relaciones causales de Big Datos. Al fin y al cabo, todo lo que necesitamos para estar epistémicamente satisfechos en Big Data son correlaciones altas (Mayer-Schonberger y Cukier 2013).

Una pregunta que queremos responder aquí es si Big Data, como lo describen Mayer Schonberger y Cukier, podría funcionar bien con solo correlación, o si la causalidad debe volver a colocarse en el panorama general de la investigación científica y de ingeniería. Mi creencia es que no deberíamos renunciar a la causalidad tan fácilmente, principalmente porque hacer por lo que viene con un precio (alto). Comencemos brindando algunas aclaraciones.

La diferencia básica entre causalidad y correlación es que la primera se toma como una regularidad en un mundo natural y social que es estable y permanente a lo largo tiempo y espacio. La correlación, por otro lado, es un concepto estadístico que mide la relación entre dos valores de datos dados. Por ejemplo, no existen relaciones causales entre jugar al fútbol y romper ventanas, a pesar de la alta correlación que teníamos en el barrio de mi infancia. Sin embargo, existe una relación causal vínculo entre una pelota de fútbol golpeando la ventana de mi vecino y este último rompiendo piezas. La causalidad, tal como entendemos el término aquí, nos dice las verdaderas razones por las cuales y como sucede algo. La correlación, en cambio, solo nos dice algo sobre un relaciones estadísticas entre dos o más puntos de datos.

Del ejemplo anterior no debemos inferir que la correlación no es un seguro fuente de conocimiento. Los estudios sobre seguros de automóviles, por ejemplo, han demostrado que los hombres los conductores tienen una correlación más fuerte con los accidentes automovilísticos que las mujeres conductoras y, por lo tanto, las compañías de seguros tienden a cobrar más a los hombres que a las mujeres por su seguro. Por supuesto, no existen relaciones causales entre ser un conductor masculino y provocar un accidente, ni ser mujer conductora y ser una conductora segura. La alta correlación es, para casos como este, lo suficientemente bueno...

Ahora bien, ¿es esto lo que tienen en mente Mayer-Schonberger y Cukier cuando abogan por la correlación sobre la causalidad en Big Data? No exactamente. Según estos autores, buscar relaciones causales -una tarea muy dura y exigente en sí misma- pierde todo su atractivo con el aumento excepcional de los datos disponibles sobre un fenómeno dado. Recuerde de la sección anterior cuando discutimos la 'comprensión' y el "desorden" de los datos. Mientras que el primero se refiere a la gran cantidad de datos, el segundo enfatiza el papel de los datos inexactos. Juntos, afirman Mayer-Schonberger y Cukier, brindan el trasfondo epistémico necesario para preferir una alta correlación a causalidad. ¿Cómo es esto posible? El razonamiento es el siguiente: la correlación consiste en la medición de la relación estadística entre dos valores de datos, y los datos son precisamente

lo que los investigadores tienen en exceso (es decir, la tesis de la integralidad.¹¹) Esto significa que los investigadores pueden encontrar correlaciones muy altas y estables en un conjunto de datos en una manera relativamente fácil y rápida. Además, los investigadores saben que la correlación podría seguir siendo alta incluso si hay algunos datos inexactos, ya que la cantidad total es suficiente para compensar cualquier inexactitud encontrada en los datos (es decir, el desorden tesis). La causalidad, entonces, se convierte en una antigüedad bajo el nuevo sol del Big Data, por los investigadores ya no necesitan encontrar las relaciones causales actuantes para tener afirmaciones sobre un fenómeno dado. El ejemplo que ilumina este razonamiento es Google Tendencias de la gripe de nuevo. Tal como se presentó, los ingenieros de Google pudieron encontrar altas correlaciones entre los datos a pesar de que algunas consultas procedían de personas que experimentaban gripe regular, y algunos no estar enfermos en absoluto. La gran cantidad de datos recopilados compensa cualquier inexactitud que se esconda en estas pocas consultas. Naturalmente, el desorden tesis que nos permite ignorar las pocas preguntas engañosas presupone que la porcentaje de tales consultas es insignificante. De lo contrario, la correlación puede seguir siendo alta, pero sobre los resultados erróneos.

Como mencioné anteriormente, Mayer-Schonberger y Cukier tienen razón sobre las ventajas de apoyar, en las circunstancias adecuadas, la correlación sobre la causalidad. Y proporcionan profusamente ejemplos de casos exitosos. Pero también advertí que sus ideas deben estar en el contexto adecuado para ser aplicables. La mayoría de los autores' los ejemplos provienen del uso de Big Data en grandes corporaciones y grandes gobiernos. Aunque la ventaja que representa el Big Data para estos ámbitos de la actualidad sociedad es innegable, no representan los usos y necesidades de Big Data en contextos científicos y de ingeniería. De hecho, la correlación parece ser el concepto conceptual correcto. herramienta para encontrar los vínculos relevantes entre nuestras preferencias de compra con opciones futuras – como se muestra en el caso de Amazon.com (101) – y nuestros puntajes de crédito financiero con nuestro comportamiento personal, como muestra The Fair Isaac Corporation con el uso de Grandes datos (56). Pero cuando la pregunta es sobre los usos de Big Data para fines científicos y propósitos de ingeniería, la causalidad parece recuperar su valor original. Dejame explicar por qué.

Una de las mayores pérdidas en el comercio de correlación sobre causalidad es que la primera no puede decir a los investigadores con precisión por qué sucede algo, sino más bien qué, o que - Sucede. Mayer-Schonberger y Cukier lo admiten desde el principio, expresando estas ideas de la siguiente forma: "si podemos ahorrar dinero sabiendo cuál es el mejor momento para comprar un boleto de avión sin entender el método detrás de la locura de las tarifas aéreas, eso es suficientemente bueno. Big data es sobre qué, no por qué" (14 - Énfasis en el original).¹²

De acuerdo con Mayer-Schonberger y Cukier, Big Data no está en el negocio de proporcionar una explicación de por qué algo es así, sino más bien de ofrecer conocimiento predictivo y descriptivo. Esto podría verse como una seria limitación para un método promovido como el cuarto paradigma de la investigación científica. Física sin la

¹¹ Incluso se afirma que la cantidad de datos corresponde al fenómeno mismo. Eso es, los datos son el fenómeno (Mayer-Schonberger y Cukier 2013).

¹² Los autores, por supuesto, son conscientes de la importancia de la causalidad en las ciencias y la ingeniería. En a este respecto, dicen: "Seguiremos necesitando estudios causales y experimentos controlados con datos curados en ciertos casos, como el diseño de una parte crítica del avión. Pero para muchos todos los días necesidades, saber qué no por qué es suficiente" (191 - Énfasis en el original)

la capacidad de explicar por qué los planetas giran alrededor del sol no mejoraría nuestra comprensión del sistema solar. Asimismo, lo que separa a los evolucionistas de los creacionistas –y sus primos, los defensores del diseño inteligente– es precisamente su capacidad para explicar gran parte del mundo biológico y geológico que nos rodea. Un buen ejemplo de evolución es la variación de color de la población de polillas moteadas como consecuencia de la Revolución Industrial. En la era preindustrial, la gran mayoría de estas polillas tenían una coloración clara y moteada que funcionaba como camuflaje contra los depredadores. Se estima que antes de la revolución industrial, una variante uniformemente oscura de la polilla moteada constituía el 2% de la especie. Tras la revolución industrial, el color de la población experimentó un profundo cambio: hasta el 95% presentaba una coloración oscura. La mejor explicación de por qué se produjo este cambio se deriva de la adaptación de las polillas al nuevo entorno oscurecido por la contaminación. El ejemplo se presenta como un cambio importante causado por mutaciones en una especie, que fundamenta las ideas de variación y selección natural. El poder epistemológico de la teoría evolutiva reside en el hecho de que puede explicar por qué sucedió esto, y no sólo que sucedió.

Perder fuerza explicativa parece ser un precio demasiado alto a pagar por cualquier método que se proclame científico. Hemos discutido en la sección 5.1.1 cómo la explicación podría contar como una función epistemológica genuina de las simulaciones por computadora, hasta el punto de fundamentarlas como métodos confiables para conocer y comprender el mundo. Por supuesto, esto no quiere decir que Big Data deba abandonarse como un método genuino para buscar el conocimiento del mundo. Solo pretende llamar la atención sobre las limitaciones que tiene Big Data como método para la investigación

científica y de ingeniería.¹³ Considere otro caso más, esta vez proveniente de la ingeniería. El 28 de enero de 1986, el transbordador espacial Challenger se partió en pedazos a los 73 segundos de su vuelo para finalmente desintegrarse sobre el Océano Atlántico. Como resultado, el desastre se cobró la vida de siete tripulantes. Richard Feynman, durante la audiencia del Challenger, demostró que los cauchos utilizados en las juntas tóricas del transbordador se volvieron menos resistentes en situaciones en las que el anillo estuvo expuesto a bajas temperaturas. Feynman demostró que al comprimir una muestra de las juntas tóricas en una abrazadera y sumergirla en agua helada, el anillo nunca recuperaría su forma original. Con esta evidencia en su lugar, la comisión pudo determinar que el desastre fue causado por la junta tórica primaria que no selló correctamente en el clima inusualmente frío de enero.

Este segundo ejemplo muestra que encontrar los nexos causales correctos y, por lo tanto, poder brindar una explicación genuina, no es un asunto que solo atañe a la ciencia, sino también a la tecnología. Tenemos en alta estima a la ciencia y la tecnología precisamente por su fuerza persuasiva para entender y cambiar el mundo. Encontrar las relaciones causales correctas es uno de los principales contribuyentes a este fin. Entonces, cuando Mayer-Schonberger y Cukier objetan que precisar las relaciones causales es una tarea difícil, esto no debe tomarse como una razón para no emprender su búsqueda. Y cuando Jim Gray ordena Big Data como el cuarto paradigma de la investigación, nos anima a abrazar su novedad y comprender sus limitaciones. Ningún método computacional en ciencia y

¹³ Se podría argumentar que la causalidad no es necesaria para la explicación y que, dado el marco explicativo correcto, Big Data podría proporcionar explicaciones genuinas. Que yo sepa, todavía falta ese marco explicativo.

la investigación en ingeniería es todopoderosa que podría dispensar a los investigadores de depender de la teoría y la experimentación tradicionales.

Por otro lado, la noción de causalidad, o relaciones causales, es realmente difícil de precisar. Uno podría estar tentado a suponer que todas las verdaderas regularidades son relaciones causales. Desafortunadamente, este no es el caso. Muchas regularidades que nos son familiares no tienen relación causal alguna. La noche sigue al día como el día sigue a la noche, pero ninguno causa al otro. Además, se podría suponer que todas las leyes de la naturaleza son de alguna manera causales. Pero aquí también yace otra decepción. La ley del movimiento planetario de Kepler describe la órbita de los planetas, pero no ofrece una explicación causal de estos movimientos. De manera similar, la ley de los gases ideales relaciona la presión con el volumen y la temperatura. Incluso nos dice cómo varían estas cantidades en función unas de otras para una muestra dada de gas, pero no nos dice nada sobre las relaciones causales que existen entre ellas.

Los filósofos de la ciencia han estado intrigados por la causalidad durante siglos. Aristóteles es quizás el filósofo más antiguo y famoso en discutir la noción y la naturaleza de la causalidad (Falcon 2015). David Hume, por otro lado, fue famoso por tener una visión escéptica de la causalidad, que la toma como una 'costumbre' o 'hábito' que produce una idea de conexión necesaria (De Pierris y Friedman 2013). Por supuesto, hay una gran cantidad de interpretaciones filosóficas diferentes de la causalidad, que van desde la historia antigua hasta la actualidad.

Quizás la forma más intuitiva de interpretar la causalidad es tomarla como si tuviera algún tipo de característica física. Tomemos el ejemplo de la pelota de fútbol golpeando la ventana nuevamente. En este ejemplo, la pelota interactúa físicamente con la ventana, rompiéndola. Para los defensores de la causalidad física, dos objetos están causalmente relacionados cuando hay un intercambio de una cantidad física, como una marca o un momento, de uno a otro.¹⁴ La pelota tuvo un intercambio de una cantidad física con la ventana, modificando así él.

Desafortunadamente, no todas las relaciones causales en ciencia e ingeniería dependen de algún modo del intercambio de una cantidad física. Considere, por ejemplo, la siguiente oración: "el ausentismo en los niños en edad escolar es causado por padres que han perdido sus trabajos". En tal caso, es difícil, si no imposible, establecer una relación causal física entre el ausentismo y la pérdida de su trabajo. Para tales casos, los filósofos tienden a abstraerse de la 'física' de las relaciones causales y ponen el énfasis en un nivel representacional (Woodward 2003). Es esta última interpretación la que permite que las simulaciones por computadora adopten la noción de causalidad y Big Data para combatirla.

¿Es posible, entonces, rescatar la causalidad en Big Data y así mantener intacta nuestra visión general de la práctica científica? Para responder a esta pregunta, primero debemos aclarar cómo se encuentra la causalidad en estos dos paradigmas tecnológicos. Los modelos causales existen en la práctica científica y se implementan regularmente como sistemas informáticos. La característica general de estos modelos es que representan con precisión, bajo condiciones específicas, el conjunto de relaciones causales que juegan un papel en el sistema objetivo.¹⁵

¹⁴ Ejemplos destacados son (Salmon 1998), (Dowe 2000) y (Bunge 2017).

¹⁵ Para una descripción completa de esta interpretación de la causalidad, ver (Pearl 2000).

Sin embargo, este no es el significado que estamos dando aquí. Para preguntas sobre la causalidad para que tenga sentido tanto para las simulaciones por computadora como para Big Data, necesitamos de alguna manera para ponerlos en pie de igualdad. Dado que Big Data no se trata de implementar modelos, sino de hacer algo con grandes cantidades de datos, entonces el único manera de hablar de relaciones causales relevantes para ambos paradigmas es cuando tomamos la relaciones causales inferidas de los datos. Para tal caso, se encarga un algoritmo de reconstruir tales relaciones causales a partir de grandes cantidades de datos. En lo que sigue, me enfoco solo en discusiones sobre algoritmos para Big Data, pero lo que se está dicho aquí también podría aplicarse a las simulaciones por computadora, siempre que la reducción en se tiene en cuenta la cantidad de datos. En este contexto, la única diferencia entre simulaciones por ordenador y Big Data está en la cantidad de datos que cada uno maneja.

A principios de la década de 1990, hubo un gran interés en afianzar el descubrimiento de relaciones causales en los datos. En esencia, el problema consiste en tener un algoritmo que identifica correctamente las relaciones causales existentes en grandes cantidades de datos. Para ilustrar cómo los investigadores suelen saber acerca de las relaciones causales, consideran el caso del tabaquismo como un detrimento para la salud humana. Los estudios médicos muestran que de los más de 7,000 químicos en el humo del tabaco, al menos 250 son conocidos por ser dañinos. Y de esos 250, al menos 69 pueden causar cáncer. Estos productos químicos que causan cáncer incluyen acetaldehído, aminas aromáticas, arsénico, etc. (Departamento de Salud y Recursos Humanos de EE. UU. Servicios 2014). ¿Cómo se obtiene normalmente esa información? El Cáncer Nacional Instituto informa que sus resultados se basan en la evidencia disponible, obtenida por realizar ensayos médicos estándar.¹⁶ En tal caso, los investigadores tienen a su disposición un corpus bien poblado de conocimientos científicos junto con métodos experimentales bien establecidos a partir de los cuales se infiere información confiable sobre los productos químicos que causar daño a la salud humana. Considere nuevamente Google Flu Trends. ¿Podrían los investigadores, médicos y autoridades de salud pública inferir relaciones causales existentes que vinculan la cepa del H1N1/09 con un gran conjunto de datos? Más concretamente, la cuestión de que Lo que está en juego es si existe un algoritmo que pueda recrear las relaciones causales existentes entre la gripe A y las consultas a partir de datos. Esta pregunta en realidad mantiene científicos e ingenieros en ascuas, porque un gran triunfo de Big Data sería capaz de inferir relaciones causales a partir de datos por medios no experimentales. las respuestas a esta pregunta, sin embargo, tiene divididos a investigadores y filósofos.

En 1993, Peter Spirtes, Clark Glymour y Richard Scheines (en adelante SGS) presentó su punto de vista sobre cómo inferir relaciones causales a partir de datos en un libro que llamaron Causalidad, predicción y búsqueda. Allí afirmaron haber encontrado un método para descubrir relaciones causales basadas en datos y que no requieren ningún conocimiento de la materia. Esto significa que los científicos e ingenieros podrían inferir estructuras causales de los datos recopilados simplemente ejecutando un algoritmo especial, tenga en cuenta

¹⁶ Es interesante notar que el Instituto Nacional del Cáncer presenta cuatro categorías de relaciones causales, dependiendo de la solidez de la evidencia disponible. Esos son 'nivel 1: la evidencia es suficiente para inferir una relación causal', 'nivel 2: la evidencia sugiere pero no es suficiente para inferir una relación causal', 'nivel 3: la evidencia es inadecuada para inferir la presencia o ausencia de una relación causal (que abarca evidencia escasa, de mala calidad o contradictoria)', y 'nivel 4: evidencia no sugiere una relación causal' (Departamento de Salud y Servicios Humanos de EE. UU. 2014).

menos de su conocimiento previo sobre los datos o su estructura causal. Como era de esperar, tal un algoritmo resultó ser bastante sofisticado, combinando teoría de grafos, estadística, filosofía y ciencias de la computación.

Por supuesto, el algoritmo de SGS no fue el primer intento de inferir causalidad a partir de los datos. Los métodos convencionales incluyen minería de datos, análisis de regresión, modelos de ruta y análisis factorial, entre otros métodos causales existentes en la econometría y la sociometría contemporáneas. Sin embargo, SGS afirmó que el suyo era un método superior. SGS

criticar en particular el análisis de regresión sobre la base de que, en términos de su estructura causal (sus afirmaciones causales), no es comprobable porque no implica restricciones en los datos.

En términos más generales, SGS identifica tres problemas que impregnan los métodos convencionales. Primero, identifican incorrectamente las hipótesis causales, excluyen las hipótesis causales y, por último, también incluyen muchas hipótesis que no tienen ningún significado causal. Segundo, las especificaciones de la distribución obligan típicamente al uso de procedimientos numéricos que están limitadas por razones estadísticas o numéricas. Y tercero, las restricciones a la búsqueda en el espacio de datos generalmente da como resultado una sola hipótesis, fallando de esta manera para generar hipótesis alternativas que podrían ser válidas dado el mismo espacio de datos.

La diferencia fundamental entre el algoritmo de SGS y los intentos convencionales es, entonces, que ninguno de estos últimos permite realmente la identificación de la causa causal correcta. estructuras Más bien, y en el mejor de los casos, son capaces de descubrir patrones de asociación, que no tienen necesariamente una estructura causal. Para cada uno de estos métodos, la estrategia general es insatisfactoria ya que el objetivo no es solo identificar la distribución estimada, sino también identificar la estructura causal y predecir el futuro resultados causales de las variables. El algoritmo SGS, se afirma, cumple con todos de esta.

En este contexto, SGS desarrolló un algoritmo denominado TETRAD¹⁷. Ahora, para TETRAD para tener éxito, los autores necesitaban prestar atención a tres elementos clave. Primero el idea de un sistema causal con suficiente precisión para el análisis matemático necesario que se haga explícito. En segundo lugar, era importante generalizar su punto de vista para captar un amplia gama de práctica científica para comprender las posibilidades y limitaciones para descubrir estructuras causales. Y tercero, necesitaban caracterizar el probabilidades predichas por una hipótesis causal, dada una intervención a un valor (3).

Como resultado, SGS pudo ofrecer un algoritmo que relaciona estructuras causales con un gráfico dirigido junto con las probabilidades asignadas a cada vértice de la grafico. Además, los autores afirmaron que el algoritmo se refiere al descubrimiento de estructuras causales en sistemas lineales y no lineales, sistemas con y sin retroalimentación, casos en los que la pertenencia a las muestras observadas está influenciada por las variables en estudio, y un puñado de otros casos (4). En cuanto a los detalles de la Algoritmo TETRAD, sugiero al lector interesado que se acerque directamente al libro de SGS y el sitio web.¹⁸ Este no es el lugar adecuado para la pesada maquinaria probabilística y matemática incluida allí. Un resumen rápido de las objeciones que SGS tuvo que la cara, sin embargo, está en orden.

¹⁷ Por un versión actualizada <http://www.phil.cmu.edu/tetrad/current.html> de el algoritmo TETRAD, visita

¹⁸ Consulte <http://www.phil.cmu.edu/projects/tetrad/>

Unos años después de la publicación del libro de SGS, Paul Humphreys y David Freedman lanzaron una serie de objeciones con el objetivo de demostrar que SGS no había logrado lo que pretendía ((Humphreys 1997) y (Freedman y Humphreys 1999)). El núcleo de las objeciones de Humphreys y Freedman tiene dos fuentes. Por un lado, el análisis de SGS se adapta a tecnicismos que no reflejan el significado de causalidad. De hecho, según Humphreys y Freedman, la causalidad se asume en los algoritmos pero nunca se proporciona: "las causas directas se pueden representar mediante flechas cuando los datos son fieles al verdadero gráfico causal que genera los datos" (116). En otras palabras, la causalidad se define en términos de causalidad, con poco valor agregado. La segunda objeción se fundamenta en la falta de un tratamiento satisfactorio de problemas reales de inferencia estadística derivados de datos imperfectos.

La brevisima discusión presentada anteriormente sobre la reconstrucción de relaciones causales a partir de datos hace evidente un punto importante para nosotros, a saber, la existencia de serios problemas para identificar estructuras causales en la ciencia basada en computadoras. Como se argumenta, ni los datos producidos por una simulación por computadora y de los cuales los investigadores no tienen información sobre sus estructuras causales, ni los datos de Big Data pueden usarse fácilmente para inferir relaciones causales.

Quizás se necesite una solución más personalizada. En este sentido, uno de los pocos defensores de la causalidad en Big Data es Wolfgang Pietsch, quien en un artículo reciente defendía el carácter causal del modelado en Big Data (Pietsch 2015). Pietsch presenta y analiza varios algoritmos y concluye que son capaces de identificar la relevancia causal sobre la base de la inducción eliminativa y una cuenta de causalidad relacionada que marca la diferencia. Esto significa que un fenómeno se examina bajo la variación sistemática de condiciones potencialmente relevantes para establecer la relevancia causal, o la irrelevancia causal, de tales condiciones. Según Pietsch, estos deben hacerse en relación con un determinado contexto o trasfondo determinado por otras condiciones (Pietsch 2015). El autor, entonces, asume que la relevancia causal de una condición podría determinarse por el método de la diferencia. En su base, el método compara dos instancias de relaciones causales que difieren solo en la condición α y concuerdan en todas las demás circunstancias. Si, en un caso, la condición α y el fenómeno Θ están presentes, y en otro caso ambos están ausentes, entonces α es causalmente relevante para Θ . Una forma de determinar esto es sosteniendo el siguiente contrafactual: si α no hubiera ocurrido, Θ no habría ocurrido. Siguiendo nuestro ejemplo en medicina, se podría decir que si no se hubiera producido el tabaquismo, no se habría producido el cáncer.

Por supuesto, estoy simplificando la explicación diferenciadora de la causalidad. A medida que uno se adentra en los detalles, es posible descubrir lo que esta cuenta tiene para ofrecer, así como sus limitaciones. Los problemas discutidos anteriormente constituyen solo un ejemplo del tipo de dificultad compartida por estos dos paradigmas de la investigación científica. Curiosamente, de hecho, se podrían encontrar más diferencias que diferencian a las simulaciones por computadora y Big Data. Una de esas diferencias ampliamente acordadas es que las simulaciones examinan las implicaciones de un modelo matemático, mientras que Big Data busca encontrar estructuras en grandes conjuntos de datos. Esto, a su vez, nos ayuda a delinear como diametralmente opuestas las fuentes de las que los investigadores recopilan datos. Es decir, mientras que las simulaciones por computadora producen grandes cantidades de datos a partir de un modelo dado, Big Data recrea una estructura sobre un fenómeno dado a partir de grandes conjuntos de datos. Otra diferencia es que la capacidad

La capacidad de cada uno para predecir, confirmar y observar un fenómeno dado es diferente. Mientras que las simulaciones por computadora suelen basar estas funciones epistémicas en los supuestos del modelo, Big Data se basa en la recopilación de métodos y procesos de curación subyacentes a la estructura de los datos. Su enfoque metodológico es, por tanto, diferente.

El punto de partida de los dos es, por tanto, diferente. Mientras que las simulaciones por computadora implementan y resuelven un modelo de simulación, Big Data examina una colección de datos. Esto lleva a una diferencia final; es decir, la naturaleza de nuestras inferencias sobre el sistema objetivo. En las simulaciones por computadora, normalmente se derivan consecuencias del modelo de simulación, mientras que Big Data se basa principalmente en inferencias inductivas.

6.4 Observaciones finales

Cuando Jim Gray se refirió a las simulaciones por computadora y Big Data como el tercer y cuarto paradigma respectivamente, creo que estaba previendo el futuro de la investigación científica y de ingeniería. En su última charla antes de desaparecer en el mar en 2007, dijo que “[e]l mundo de la ciencia ha cambiado, y no hay dudas al respecto. El nuevo modelo es para que los datos sean capturados por instrumentos o generados por simulaciones antes de ser procesados por software y para que la información o conocimiento resultante sea almacenado en computadoras. Los científicos solo pueden ver sus datos bastante tarde en este proceso”. (Grey 2009, xix).

Las simulaciones por ordenador han demostrado sin lugar a dudas que son una herramienta fundamental para el avance y desarrollo de la investigación científica y de la ingeniería. En este capítulo, he intentado abordar de manera crítica las simulaciones por computadora y Big Data mostrando su agenda de investigación y cómo difieren en temas específicos. Soy consciente de que solo he arañado la superficie de dos métodos con profundas raíces en el estado actual y futuro de la ciencia y la investigación en ingeniería. No obstante, dejemos que este capítulo sea una pequeña contribución para una discusión mucho más amplia.

Referencias

- Alison, Wylie. 2002. *Pensar a partir de las cosas: ensayos de filosofía de la arqueología*. Prensa de la Universidad de California.
- Barberousse, Anouk y Vorms Marion. 2013. “Simulaciones por computadora y datos empíricos”. En *Computer Simulations and the Changing Face of Scientific Experimentation*, editado por Juan M. Duran y Eckhart Arnold. Publicación de los académicos de Cambridge.
- Beyer, Mark y Douglas Laney. 2012. “La Importancia del 'Big Data': Una Definición ción.” Gartner.

- Pájaro, Alejandro. 2013. "Thomas Kuhn". En la Enciclopedia de Filosofía de Stanford phy, otoño de 2013, editado por Edward N. Zalta.
- Buneman, Peter, James Cheney, Wang-Chiew Tan y Stijn Vansumneren. 2008. "Bases de datos seleccionadas". En Actas del vigésimo séptimo Simposio ACM SIGMOD SIGACT-SIGART sobre principios de sistemas de bases de datos, 1–12. VAINAS '08. Nueva York, NY, EE. UU.: ACM.
- Bungue, Mario. 2017. Causalidad y ciencia moderna. Routledge.
- Bunnik, Anno, Anthony Cawley, Michael Mulqueen y Andrej Zwitter. 2016. Grande Retos de los Datos: Sociedad, Seguridad, Innovación y Ética. Saltador.
- Callebaut, Werner. 2012. "Perspectivismo científico: la respuesta de un filósofo de la ciencia al desafío de la biología de los grandes datos". Estudios de Historia y Filosofía de la Ciencia Parte C: Estudios de Historia y Filosofía de las Ciencias Biológicas y Ciencias biomédicas 43 (1): 69–80. [http://www. cienciadirecta. com/science/article/pii/S1369848611000835](http://www.cienciadirecta.com/science/article/pii/S1369848611000835).
- Chatrchyan, Serguei, V. Khachatryan, AM Sirunyan, A. Tumasyan, W. Adam, T. Bergauer, M. Dragicevic, J. Ero, C. Fabjan, M. Friedl, et al. 2014. "Medida de las propiedades de un bosón de Higgs en el estado final de cuatro leptones". Revisión física D 89 (9): 1–75.
- Choudhury, Suparna, Jennifer R. Fishman, Michelle L. McGowan y Eric T. Juengst. 2014. "Big data, ciencia abierta y el cerebro: lecciones aprendidas de genómica." Acceso 13. Dic. 2017, Frontiers in Human Neuroscience 8 (239). [https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fnhum. 2014.00239/completo](https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fnhum.2014.00239/completo).
- Collmann, Jeff y Sorin Adam Matei, eds. 2016. Razonamiento ético en Big Data: Un análisis exploratorio. Saltador.
- Costa, FF 2014. "Big data en biomedicina". Descubrimiento de drogas hoy 19 (4): 433–440.
- Critchlow, Terence y Kerstin Kleese van Dam, eds. 2013. Ciencia intensiva en datos encia Chapman/Hall/CRC.
- De Pierris, Graciela y Michael Friedman. 2013. "Kant y Hume sobre la causalidad". En La Enciclopedia de Filosofía de Stanford, editada por Edward N. Zalta. (Edición de invierno de 2013). [https://plato.stanford.edu/archives/ win2013/entradas/kant-hume-causalidad/](https://plato.stanford.edu/archives/win2013/entradas/kant-hume-causalidad/).
- Denzin, Norman K. 2006. Métodos sociológicos: un libro de consulta. Aldine Transac ción
- Dow, Phil. 2000. Causalidad física. Prensa de la Universidad de Cambridge.

- Edwards, Kieran y Mohamed Medhat Gaber. 2014. *Astronomía y Big Data*.
Un enfoque de agrupación de datos para identificar la morfología de galaxias inciertas.
Saltador.
- Falcón, Andrea. 2015. "Aristóteles sobre la causalidad". En la *Enciclopedia de Stanford de Filosofía*, editado por Edward N. Zalta. (Edición de primavera de 2015). <https://plato.stanford.edu/archives/spr2015/entries/aristotle-causality/>.
- Floridi, Luciano. 2012. "Big Data y su desafío epistemológico". *Filosofía y Tecnología* 25 (4): 435–437.
- Freedman, David y Paul W. Humphreys. 1999. "¿Existen algoritmos que descubran la estructura causal?" *Síntesis* 121 (1): 29–54.
- Galison, Pedro. 1996. "Simulaciones por computadora y la zona comercial". *la desunión de la ciencia: límites, contextos y poder*: 119–157.
- Ginsberg, Jeremy, Matthew H. Mohebbi, Rajan S. Patel, Lynnette Brammer, Mark S. Smolinski y Larry Brilliant. 2009. "Detección de epidemias de influenza usando Datos de consulta del motor de búsqueda". *Naturaleza* 457 (7232): 1012–4.
- Grey, Jaime. 2009. "Jim Gray sobre eScience: un método científico transformado". En *El Cuarto Paradigma*, editado por Tony Hey, Stewart Tansley y Kristin Tolle, xvii–xxxi. Redmond, Washington: Investigación de Microsoft.
- Hola, Tony, Stewart Tansley y Kristin Tolle, eds. 2009. *El Cuarto Paradigma: Descubrimiento científico intensivo en datos*. Corporación Microsoft.
- Hick, Jason, Dick Watson y Danny Cook. 2010. *HPSS en la era de la escala extrema: Informe a la Oficina de Ciencias del DOE sobre HPSS en 2018-2022*. Departamento de Energía.
- Humphreys, Paul W. 1997. "Una evaluación crítica de los algoritmos de descubrimiento causal". En *¿Causality in Crisis?: Statistical Methods and the Search for Causal Knowledge in the Social Sciences*, editado por Vaughn R. McKim y Stephen P. Turner, 249–263.
- . 2004. *Extendiéndonos a nosotros mismos: ciencia computacional, empirismo y método científico*. Prensa de la Universidad de Oxford.
- . 2013a. "Análisis de datos: ¿modelos o técnicas?" *Fundamentos de la ciencia* 18 (3): 579–581.
- . 2013b. "¿De qué se tratan los datos?" En *Computer Simulations and the Changing Face of Scientific Experimentation*, editado por Juan M. Duran y Eckhart Arnold. Publicación de los académicos de Cambridge.

- CDI. 2014. "El Universo Digital de Oportunidades: Rich Data y el Creciente Valor del Internet de las Cosas". Consultado el 11 de diciembre de 2017. <https://www.emc.com/leadership/digital-universe/2014iview/resumen-ejecutivo.htm>.
- Cocina, Rob. 2014. "Big Data, Nuevas Epistemologías y Cambios de Paradigma". *Grandes datos & Sociedad* 1 (1): 2053951714528481.
- Kuhn, TS 1962. *La estructura de las revoluciones científicas*. Universidad de Chicago Prensa.
- . 1970. "¿Lógica del descubrimiento o psicología de la investigación?" En *Crítica y the Growth of Knowledge*, editado por Imre Lakatos y Alan Musgrave, 4:1–24. Prensa de la Universidad de Cambridge.
- Laney, Doug. 2001. "META Delta". *Estrategias de entrega de aplicaciones* 949 (febrero 2001): 4.
- Leonelli, Sabina. 2014. "¿Qué diferencia hace la cantidad? Sobre la epistemología de Big Data en Biología". *Big data & sociedad*, no. 1: 1–11.
- Libermann, Mark. 2003. "Lingüística Zettascale".
- Mackie, JL 1980. *El Cemento del Universo*. Prensa de la Universidad de Oxford.
- Mahajan, RL, R. Mueller y CB Williams, J. Reed, TA Campbell y N. Ramakrishnan. 2012. "Cultivando tecnologías emergentes y de cisne negro". *Congreso y Exposición Internacional de Ingeniería Mecánica de ASME* 6:549–557.
- . ..
- Mayer-Schonberger, Viktor y Kenneth Cukier. 2013. *Big Data: una revolución*. Eso transformará la forma en que vivimos, trabajamos y pensamos. Corte de Houghton Mifflin Har, marzo.
- Mittelstadt, Brent Daniel y Luciano Floridi. 2016a. "La ética de Big Data: problemas actuales y previsibles en contextos biomédicos". *Ciencia e Ingeniería Ética* 22 (2): 303–341.
- . 2016b. *La ética del big data biomédico*. Saltador.
- NSF. 2012. "Técnicas y tecnologías básicas para el avance de la ciencia de Big Data & Ingeniería (BIGDATA)." NSF 12-499. <https://www.nsf.gov/pubs/2012/nsf12499/nsf12499.htm>.
- . 2014. "Técnicas y tecnologías críticas para el avance de la ciencia de los datos & Engineering (BIGDATA)." NSF 14-543. <https://www.gov/pubs/2014/nsf14543/nsf14543.htm>.
- . 2016. "Técnicas, tecnologías y metodologías críticas para el avance de las bases y aplicaciones de las ciencias e ingeniería de Big Data (BIG DATA)". NSF 16-512. <https://www.nsf.gov/pubs/2016/nsf16512/nsf16512.htm>.

- Perla, Judea. 2000. *Causalidad. Modelos, razonamiento e inferencia*. Universidad de Cambridge Versity Press.
- Pietsch, Wolfgang. 2015. "La naturaleza causal del modelado con Big Data". *Filosofía y tecnología* 29 (2): 137–171.
- Rimoldi, Adela. 2011. "Estrategias de simulación para {vphantom}ATLASvphantom{} Experimente en {vphantom}LHCvphantom{}". En *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 331. Publicación IOP.
- Rohrlich, Fritz. 1990. "Simulación por computadora en las ciencias físicas". *Filosofía de la Asociación de Ciencias* 2:507–518.
- Safran, Charles, Meryl Bloomrosen, W. Edward Hammond, Steven Labkoff, Suzanne Markel-Fox, Paul C Tang y Don E Detmer. 2006. "Hacia un marco nacional para el uso secundario de datos de salud: una informática médica estadounidense Libro Blanco de la Asociación". *Revista de la Asociación Estadounidense de Informática Médica* 14 (1): 1–9.
- Salmon, Wesley C. 1998. *Causalidad y explicación*. Prensa de la Universidad de Oxford. ISBN: 978-0-19-510864-4, consultado el 4 de agosto de 2016.
- Spirtes, Peter, Clark Glymour y Richard Scheines. 1993. *Causalidad, Predicción, y Buscar*. Prensa del MIT.
- Departamento de Salud y Servicios Humanos de los Estados Unidos. 2014. *Las consecuencias para la salud del tabaquismo: 50 años de progreso: un informe del Cirujano General - EE. UU.* Departamento de Salud y Servicios Humanos, Centros para el Control de Enfermedades y Prevención, Centro Nacional para la Prevención de Enfermedades Crónicas y Promoción de la Salud, Oficina de Tabaquismo y Salud. Atlanta, Georgia.
- Winsberg, Eric. 1999. "Modelos sancionadores: la epistemología de la simulación". *ciencia en Contexto* 12:275–292.
- . 2001. "Simulaciones, modelos y teorías: sistemas físicos complejos y sus representaciones". *Filosofía de la Ciencia* 68 (S1): S442. ISSN: 0031-8248.
- Woodward, James. 2003. *Hacer que las cosas sucedan*. Prensa de la Universidad de Oxford.
- Yoshii, Yuzuru, Kentaro Motohara, Takashi Miyata y Natsuko Mitani. 2009. "La Telescopio de 1m en el Observatorio de Atacama inició operación científica, detectando la Línea de Emisión de Hidrógeno del Centro Galáctico en el Infrarrojo Luz." R. <http://www.su-tokyo.ac.jp/en/press/2009/15.html>

Capítulo 7

Ética y simulaciones informáticas

Este capítulo tiene el único propósito de plantear la siguiente pregunta: ¿existe una ética que emerge en el contexto de las simulaciones por computadora? Para responder adecuadamente a esta pregunta, necesitamos investigar la literatura especializada para ver cómo se han abordado los problemas. El primer problema con el que nos encontramos es la cuestión de si tal ética existe realmente o, más bien, si las preocupaciones morales en las simulaciones por ordenador pueden abordarse desde un marco ético más familiar. Autores preocupados por el uso general de las computadoras ya han respondido negativamente a esta pregunta, instando a una evaluación adecuada de la ética informática. Es interesante notar aquí la simetría con nuestros estudios previos sobre la epistemología y metodología de las simulaciones por computadora, particularmente con la discusión presentada en la introducción sobre su novedad filosófica. Uno podría conjeturar que es parte del proceso de introducción de nueva tecnología en la investigación científica y de ingeniería que levanta la ceja de la mente filosóficamente escéptica.

Desafortunadamente, se ha trabajado muy poco para desarrollar completamente una ética que se adapte a las simulaciones por computadora. Solo un puñado de autores han abordado la pregunta anterior al pie de la letra. En este capítulo, los presento y discuto sobre ellos y sus puntos de vista. En este sentido, discutiré las preocupaciones sobre la confiabilidad de las simulaciones por computadora, un tema que en este punto nos resulta familiar, la representación y la práctica profesional. De estos tres enfoques, solo el último no depende directamente de la epistemología y la metodología de la simulación por computadora, y debido a esto, dedicaré más tiempo a discutir la práctica profesional y un código de ética para las simulaciones por computadora con más detalle. También reproduciré y discutiré el código de ética oficial para investigadores en simulaciones por computadora.

7.1 Ética informática, ética en ingeniería y ética en ciencia

En los últimos treinta años ha habido un interés creciente por comprender la ética en el contexto de las computadoras. Tal interés se deriva del lugar generalizado que ocupan las computadoras en nuestra vida cotidiana, así como de su presencia en los medios científicos y

práctica de la ingeniería. La "ética informática", como se la conoce hoy en día, es la rama de la ética aplicada centrada en los problemas que plantean las computadoras, tuvo un comienzo difícil y luchado por ser confirmado como una disciplina por derecho propio.

Uno de los artículos fundamentales para la ética informática fue escrito por James H. Moor y apareció en 1985 bajo el título "¿Qué es la ética informática?" (Moro 1985). En ese momento, los investigadores que trabajaban en ética aplicada tenían la firme creencia de que la introducción de nuevas tecnologías, como la computadora, no sugería nuevas cuestiones morales. vale la pena estudiar; problemas éticos bastante más antiguos y más familiares podrían aplicarse a estas tecnologías igualmente bien.¹ Algunos incluso se burlaron de la idea de una ética para las computadoras al sugerir una ética de las lavadoras y una ética de los automóviles. Pronto quedó claro que no hay motivos reales para comparar aparatos y medios de transporte con computadoras.

Pero volvamos a la ética informática. El desafío de Moor era doble. Sobre el por un lado, tenía que mostrar en qué sentido específico los estudios sobre ética realizados en su momento no llegó a dar cuenta de las computadoras. Por otra parte, tuvo que mostrar cómo las computadoras pusieron sobre la mesa cuestiones éticas nuevas y genuinas. del moro estrategia era analizar la naturaleza y el impacto social de la tecnología informática, y la correspondiente formulación y justificación de políticas para el uso ético de tales tecnología. Su preocupación se centraba principalmente en el vacío político que las computadoras parecían implicar, como sucedía a menudo en la época, que no había ni reglamentos ni políticas de diseño, programación y uso de software y hardware.

Para poner las ideas de Moor en perspectiva, hay casos en los que la computadora es simplemente un accesorio del problema moral, y por lo tanto podría ser abordado desde el punto de vista de las teorías éticas estándar sobre el individuo y la sociedad. Para ejemplo, que está mal robar una computadora. En este sentido, el análisis no han sido diferentes de robar una lavadora o un coche. Pero moro tenía otra cosa en mente. Para él, los problemas en la ética informática surgieron porque había no había marcos éticos que indicaran cómo la tecnología informática debería ser utilizado, ni cómo deben comportarse los usuarios, fabricantes, programadores y básicamente todos los involucrados en el desarrollo de software y hardware. Como él contundentemente Como dice, "una tarea central de la ética informática es determinar qué debemos hacer en tal casos, es decir, formular políticas que orienten nuestras acciones. Por supuesto, algunas situaciones éticas nos confrontan como individuos y otras como sociedad. La ética informática incluye consideración de políticas tanto personales como sociales para el uso ético de la computadora tecnología" (266). Resulta que previó muchas de las cuestiones éticas que se plantean en el centro de una ética para las simulaciones por computadora (ver sección 7.3.2).²

Así fueron los humildes comienzos de la ética informática. Moro discutido principalmente la revolucionaria presencia de las computadoras en nuestra vida cotidiana, como individuos, instituciones, gobiernos y como sociedad. Pero no fue hasta la publicación de Deborah Johnson's "Computer Ethics" (Johnson 1985) que el tema atrajo más visibilidad

¹ La diferencia entre ética y moral a menudo se formula en términos de que la ética es la ciencia de la moral, mientras que la moral es la práctica de la ética. Mientras que la moral es el conjunto de valores y estándares, la ética es el estudio formal y la codificación de esos estándares. no voy a hacer eso distinción aquí. En su lugar, me referiré a ambos conceptos indistintamente.

² Otro autor que anticipó gran parte de la discusión contemporánea es (McLeod 1986).

idad Ahora considerado un libro clásico, Johnson también contribuyó a la justificación de la existencia y singularidad de la ética informática. A diferencia de Moor, a quien reconoce sentar las bases del tema, los principales intereses de Johnson estaban centrados sobre temas de Internet, privacidad y derechos de propiedad. Tomemos, por ejemplo, la comprensión de la privacidad en la era de Internet. El ejemplo de Johnson son las empresas como Amazon, que afirmó que necesitaban almacenar información sobre sus clientes para atenderlos mejor. La pregunta aquí es si el envío de información sobre lanzamientos de nuevos libros está realmente brindando un servicio, ya que la empresa reclamó a mediados de la década de 1990, o fue de alguna manera una invasión de la privacidad, ya que, lo más probable es que los clientes no hayan solicitado explícitamente dicha información. Así entendido, Johnson afirma que "la carga de la prueba recae en los defensores de la privacidad para demostrar que hay algo dañino en la recopilación e intercambio de información o que hay se puede obtener algún beneficio al restringir la recopilación de información" (119). Los problemas relacionados con la recopilación de grandes cantidades de datos para fines distintos de 'proporcionar un servicio' obviamente no estaba sobre la mesa en la década de 1990. Hoy en día, las cuestiones éticas que plantean empresas como Amazon, Google y otras son, de hecho, si están dando forma a nuestro interés por los libros, las películas, la música y, en última instancia, todo que concierne a nuestra personalidad, incluidas nuestras opiniones políticas.³

Los estudios sobre ética informática, entonces, ponen su énfasis en preguntas sobre cómo un la acción usando una computadora puede ser moralmente buena o mala según sus motivos, consecuencias, universalidad y naturaleza virtuosa. Así entendidos, estos estudios tienen un amplia gama de temas, desde el uso de computadoras en y para el gobierno, hasta su utilizar en nuestra vida privada. Esto significa que no necesariamente se enfocan exclusivamente en usos científicos y de ingeniería de las computadoras, por no hablar específicamente de las simulaciones por computadora. Déjame explicarte esto. Estudios sobre privacidad y derechos de propiedad, por ejemplo, tienen un impacto en el uso de computadoras en contextos científicos y de ingeniería. La propiedad suele discutirse como un mecanismo para controlar los datos, que podría fácilmente incluyen casos de datos de pruebas médicas y de drogas. Una cuestión que surge en este contexto es la distinción entre datos académicos y públicos, por un lado, y datos comerciales, por otro. Esta distinción permite a los investigadores, individuos o instituciones mantener expectativas realistas sobre los posibles usos e implicaciones de sus datos (Lupton 2014). Así entendidas, las preocupaciones éticas sobre los derechos de propiedad tienen un impacto en el uso de computadoras en la práctica científica y de ingeniería. Nuestras preocupaciones aquí, sin embargo, se centran en las cuestiones morales que surgen exclusivamente de la uso de computadoras en contextos científicos y de ingeniería, en lugar de extrapolaciones de otros campos o áreas. Un ejemplo de esto son las cuestiones morales adaptadas a la representación de simulaciones informáticas (7.2.2). Las preocupaciones que surgen en este contexto son, posiblemente, exclusivamente en los usos de simulaciones por computadora.

³ Los estudios sobre Big-Data constituyen un nuevo locus classicus en cuestiones relativas a las implicaciones éticas de las empresas que manejan grandes cantidades de datos. Para casos de usos exitosos de Big-Data, ver el trabajo de (Mayer-Schonberger y Cukier 2013) y (Marr 2016); y para el tratamiento filosófico, ver entre otros (Zwitter 2014), (Beranger 2016) y (Mittelstadt and Floridi 2016). También podríamos mencionar las muchas instituciones: gubernamentales, educativas y del sector privado. – que se están creando para comprender la ética informática. Un excelente ejemplo de esto es el Oxford Instituto de Internet, parte de la Universidad de Oxford.

En este punto, debemos preguntarnos, ¿existe una rama de la ética informática que se extienda a cuestiones morales que surgen en el contexto de las simulaciones informáticas? Sorprendentemente, la cantidad de artículos publicados sobre ética que involucran simulaciones por computadora es muy pequeña. Como veremos en la siguiente sección, presento los que podrían ser los tres argumentos principales sobre la ética de las simulaciones por computadora disponibles en la literatura especializada. El primero analiza el trabajo de TJ Williamson, un ingeniero y arquitecto que presenta cuestiones éticas de las simulaciones por computadora al observar sus problemas epistemológicos. A este respecto, conecta muy bien nuestras discusiones pasadas sobre la epistemología y la metodología de las simulaciones por computadora con preocupaciones morales. El segundo estudio proviene del filósofo y miembro de la Sociedad Internacional de Ética y Tecnología de la Información Philip Brey. Brey presenta el caso interesante de que un aspecto significativo de la ética de las simulaciones por computadora proviene de su capacidad para representar (falsamente) un sistema de destino. Dado que tal tergiversación podría adoptar varias formas, se deduce que existen responsabilidades profesionales específicas asociadas a cada una de ellas. Nuestra tercera discusión proviene de un cuerpo más amplio de literatura escrita por Tuncer Oren, Andreas Tolk y otros.

Oren es un ingeniero capacitado que trabajó extensamente en el establecimiento de cuestiones éticas en simulaciones por computadora. También fue consultor principal en la elaboración del código de ética para investigadores y practicantes de simulaciones por computadora (ver sección 7.3).

Sabemos que las simulaciones por computadora combinan dos componentes principales, a saber, informática y ciencia general, o ingeniería, según lo que se simule. Esto sugiere que cualquier estudio sobre la ética de las simulaciones por computadora debe incluir estos dos o tres elementos. Es decir, las cuestiones derivadas de la ética de las computadoras, así como la ética en la ciencia y la ingeniería, alimentan los estudios éticos sobre simulaciones por computadora. Hemos discutido la ética informática, presentando muy brevemente algunas de las principales preocupaciones que surgen en ese campo. Antes de discutir en detalle los enfoques actuales de la ética de las simulaciones por computadora, digamos brevemente algo sobre la ética en la ciencia y la ingeniería.

Los estudios sobre ética en la ciencia y la ingeniería se ocupan de diferentes cuestiones vinculadas al comportamiento profesional de los investigadores, sobre cómo realizan sus trabajos y experimentos, y las consecuencias que tales productos y experimentos tienen en la sociedad. Ahora bien, mientras que gran parte del trabajo diario del investigador puede llevarse a cabo sin implicaciones éticas visibles, los estudios éticos ofrecen varias disposiciones que refuerzan las buenas prácticas científicas y de ingeniería, junto con un marco ético dentro del cual ubicar las implicaciones de sus prácticas. Los temas clave incluyen la fabricación de datos, que generalmente ocurre cuando los investigadores quieren proponer con más vigor y con mayor convicción una hipótesis particular.

Como ejemplos podemos mencionar la falsificación de trasplantes de piel por Summerlin en 1974 y el origen de los experimentos sobre el cáncer por Spectorin 1980 y 1981. De manera similar, la falsificación de datos ocurre cuando los resultados se alteran para encajar dentro de los resultados previstos por el investigador. Se han informado casos de falsificación de resultados por parte de una investigadora junior porque estaba bajo presión para duplicar los resultados de su asesor.

Un ejemplo de esto es la falsificación de los resultados sobre los receptores de insulina por parte de Soman entre 1978 y 1980. Se pueden identificar otros problemas derivados de la ética en la ciencia y la ingeniería: plagio, mala conducta/robo, ensayos clínicos, etc.

análisis minativo de estos temas, ver (Spier 2012). Las obras de Adam Briggie y Cart Mitcham también son clave para los estudios sobre la ética de la investigación científica (Briggie y Mitcham 2012). A continuación, presento y discuto algunos de estos temas en el contexto de la ética de las simulaciones por ordenador.

7.2 Una visión general de la ética en las simulaciones por computadora

7.2.1 Williamson

Permítanme comenzar con (Williamson 2010) cuyo trabajo, aunque cronológicamente más reciente que el de Oren y Brey, tiene la ventaja de estar conceptualmente más cerca de nuestras discusiones más recientes sobre la confiabilidad de las simulaciones por computadora; consulte el capítulo 4.

La motivación principal que guía las preocupaciones éticas de Williamson es que la computadora las simulaciones podrían ayudar a mejorar la vida humana y contribuir a un medio ambiente sostenible, ahora y en el futuro. A pesar de estos ideales optimistas, Williamson opta por discutir los problemas éticos desde una perspectiva negativa. Más específicamente, Williamson argumenta que las afirmaciones epistémicas sobre la confiabilidad de las simulaciones por computadora pueden dar lugar a impresiones falsas de precisión y, por lo tanto, de legitimidad. en última instancia, a usos moralmente inapropiados de simulaciones por computadora, como toma de decisiones y asignaciones erróneas de recursos. En otras palabras, la epistemología de la simulación por computadora permite preguntas sobre valores y ética. En esto En este contexto, Williamson muestra que una combinación de preocupaciones epistémicas sobre la exactitud/validez y un criterio dado de confiabilidad son constitutivos de los problemas morales de las simulaciones por computadora. Analicémoslos primero uno por uno y luego veamos cómo se combinan para dar lugar a las preocupaciones morales de Williamson.

Según Williamson, la precisión o validez de un modelo de simulación se concibe como el grado en que el modelo corresponde a los fenómenos del mundo real bajo escrutinio. Para fundamentar la precisión del modelo de simulación, Williamson se basa en sobre las metodologías estándar de validación empírica, “que compara resultados con datos medidos en el mundo real”, verificación analítica, “que compara la salida de simulación de un programa, subrutina, algoritmo u objeto de software con resultados de una solución analítica conocida o un conjunto de soluciones cuasi-analíticas”, y comparación intermodal, “que compara el resultado de un programa con el resultados de otro(s) programa(s) similar(es)” (404). Gran parte de la discusión sobre este tema ya han sido abordados en la sección 4.

A diferencia de la precisión o la validación, que son esencialmente cuestiones adaptadas al modelo de simulación, el criterio de confiabilidad está estrechamente relacionado con los propósitos de un modelo de simulación. problema dado. Es decir, depende de hacer las preguntas correctas para el uso correcto de la simulación. El ejemplo que ilustra los criterios de confiabilidad viene a partir de simulaciones por ordenador del comportamiento ambiental en edificios. En tales simulaciones, los investigadores siempre necesitan hacer preguntas específicas relacionadas con el óptimo nivel de confort térmico de los ocupantes y los valores mínimos de costes energéticos (405).

Todas estas preguntas presuponen una estructura más o menos coherente de creencias que son constitutivo de la confiabilidad de la simulación. Más específicamente, Williamson sugiere que la confiabilidad de las simulaciones por computadora se puede identificar haciendo cuatro preguntas sobre la relevancia.

- Ausencia: ¿debe estar ausente (o presente) ese tipo de conocimiento?
- Confusión: ¿hay una distorsión en la definición de conocimiento?
- Incertidumbre: ¿qué grado de certeza es relevante?
- Inexactitud: ¿qué tan preciso debe ser el conocimiento? ¿Es irrelevante porque no es lo suficientemente precisa, o es innecesariamente precisa? (Williamson 2010, 405)

Con estas ideas en la mano, Williamson propone el siguiente marco para la comprensión apropiada de las preocupaciones éticas que surgen en el contexto de las simulaciones por computadora.

Credibilidad (y ausencia)

Según Williamson, la credibilidad del uso de una simulación se deriva de dos fuentes. Por un lado, la credibilidad de la simulación depende de su precisión o validez. De hecho, una simulación inexacta no puede proporcionar conocimiento (ver nuestro discusión en la sección 4.1), y por lo tanto se convierte en una fuente de todo tipo de preocupaciones. De hecho, según Williamson, existe una proporción directa entre precisión y credibilidad: cuanto más precisa es una simulación por computadora, más creíble es.

Por otra parte, la credibilidad depende de una autoridad capaz de sancionar la correlación entre el modelo de simulación, y sus resultados, y el mundo real (406). Al respecto, Williamson dice que “faltará credibilidad si no se acepta en todos los niveles la responsabilidad moral (cuando no la legal) en la aplicación de los resultados de las simulaciones” (406). Por ‘todos los niveles’ se refiere al rol del experto que sanciona la confiabilidad de la simulación. Es interesante observar cómo Williamson hace una distinción clara entre la precisión proporcionada por personas no expertas métodos dependientes (como métodos de verificación y validación), del experto opinión. Si bien la mayoría de los autores en la literatura no dan cuenta de los expertos como confiables fuentes para sancionar las simulaciones por computadora, Williamson se siente incómodo con restringiendo la credibilidad sólo a los métodos matemáticos. Insiste en que el experto toca un papel fundamental en la simulación al punto que “jueces reflexivos [...] están de acuerdo [lo] que debe incluirse” (406).

Sin embargo, la credibilidad se debilita en dos casos específicos, a saber, cuando la clave los elementos de un problema están ausentes cuando los expertos están de acuerdo en que deben incluirse en la simulación (406), y cuando la simulación se usa de manera inapropiada (por ejemplo, para representar sistemas que la simulación no es capaz de representar).

Ilustremos estos puntos con el uso de una simulación de rendimiento térmico. en edificios en Adelaida, Australia (407). De acuerdo con el ejemplo, las simulaciones de las emisiones de efecto invernadero producidas por el sistema de calefacción y refrigeración no se correlacionan con los rendimientos reales derivados de varios años de energía de uso final registrada

datos. La razón de esto es que la simulación no tiene en cuenta los aparatos de calefacción y/o refrigeración que se encuentran en el Esquema Nacional de Calificación Energética de Viviendas – NatHERS. Si no fuera por el experto que determina que los resultados son erróneos, la simulación podría haber dado lugar a una falsa impresión de precisión y, por tanto, de legitimidad. Las consecuencias habrían sido graves daños al medio ambiente y la salud humana. Además, el gobierno australiano no habría podido lograr una política sostenible ya que una buena estimación del consumo potencial de energía y la emisión de gases de efecto invernadero no forma parte de la simulación.

Transferibilidad (y confusión)

La transferibilidad se entiende como la posibilidad de utilizar los resultados de una simulación por ordenador más allá del rango previsto del modelo de simulación. Para Williamson, las cuestiones relativas a la transferibilidad deben incluir hasta qué punto el conocimiento autorizado debe ser meramente científico, adaptado a la simulación por computadora, o si también deben tenerse en cuenta otras formas de conocimiento.

Los problemas morales en el contexto de la transferibilidad surgen cuando los constructores y arquitectos responsables quieren alcanzar los estándares impuestos por la industria (por ejemplo, Star Rating) con la creencia de que, al hacerlo, reducirán aún más el consumo de energía y la emisión de gases de efecto invernadero. Debido a que la clasificación por estrellas se calcula a partir de una simulación de las cargas agregadas de calefacción y refrigeración teniendo en cuenta ciertas suposiciones sobre el edificio, los resultados no pueden transferirse fácilmente a ninguna otra construcción, sino solo a aquellas que cumplen con las suposiciones inicialmente incorporadas en el modelo. En este sentido, malinterpretar los supuestos incorporados en una simulación determinada, así como esperar transferir los resultados de una simulación a un contexto diferente, podría distorsionar gravemente el sistema de destino con la consecuencia de asignar recursos de forma incorrecta sin alcanzar el objetivo deseado (407). .

Confiabilidad (e incertidumbre)

Para Williamson, varias simulaciones por computadora ya no son confiables porque sus resultados, después de un período de tiempo específico, son inciertos con respecto a un sistema de destino dado. Tal incertidumbre, hay que decirlo, no es producto de la ignorancia del investigador, ni de la falta de precisión inicial de los resultados de la simulación -o de sus resultados-, sino de la naturaleza cambiante de los fenómenos del mundo real que se simulan. Considere el siguiente ejemplo. Es un hecho bien conocido que el aislamiento térmico a granel se deteriora con el tiempo. Se espera que el aislamiento de fibra de vidrio en un espacio del ático se comprima significativamente y pierda hasta un 30 % de su eficiencia de aislamiento en aproximadamente una década (407). Las implicaciones para el consumo de energía y el impacto ambiental serán, por supuesto, importantes, lo que generará serias preocupaciones sobre la salud humana, el uso racional de los recursos energéticos, etc. (Jamieson 2008). En opinión de Williamson, los estudios actuales sobre la ética de la informática

las simulaciones "no tienen en cuenta esta u otras incógnitas conocidas (Williamson 2010, 407). Creo que tiene razón en esta cuenta.

Confirmabilidad (e inexactitud)

Los modelos de simulación incluyen una serie de suposiciones de construcción, conjeturas e incluso datos que no coinciden necesariamente con el estado epistemológico de las formulaciones científicas y de ingeniería (p. ej., la resistencia superficial, la emisividad del cielo y el coeficiente de descarga se incluyen en una simulación de rendimiento térmico). Inevitablemente, estas suposiciones y conjeturas conducen a incertidumbres o, como le gusta llamarlas a Williamson, "'inexactitudes' en la aplicación de la simulación" (407). Un buen ejemplo de esto son los modelos climáticos, donde no es inusual que diferentes modelos de circulación global reporten resultados diferentes. Esto se debe principalmente a las suposiciones integradas en cada modelo, así como a los datos utilizados para instanciarlos. Williamson muestra esto con el ejemplo de 17 modelos climáticos de circulación global que simulan una serie de tiempo de calentamiento global promedio de la superficie como se informó en el Cuarto Informe de Evaluación (AR4) de 2007 del Panel Internacional sobre el Cambio Climático (ver figura 7.1) (Meehl et al. 2007, 763). Según él, no todas las predicciones hechas por estos modelos pueden ser correctas o igualmente incorrectas. Para contrarrestar este efecto, se utiliza el promedio de los resultados como el valor más probable para el estado futuro.

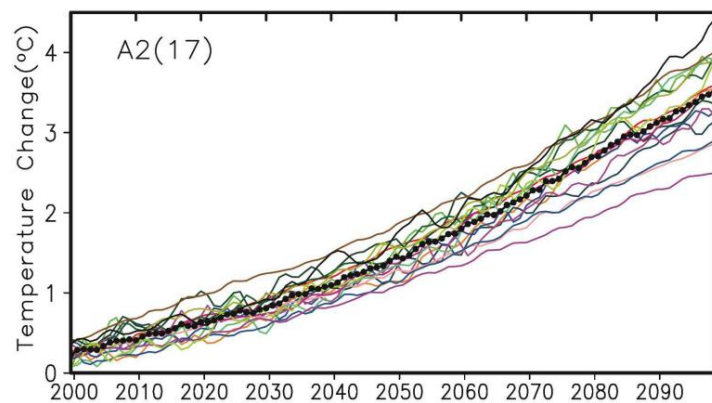


Fig. 7.1 Serie temporal del calentamiento global promedio de la superficie según lo informado en los 17 modelos climáticos de circulación global, Escenario A2 del Panel Internacional sobre el Cambio Climático (IPCC). Las series medias multimodelo están marcadas con puntos negros (Meehl et al. 2007, 763), (Williamson 2010, 408).

Naturalmente, las imprecisiones encontradas en los resultados de las simulaciones por computadora plantean preocupaciones, si no objeciones directas, al uso de los resultados para asuntos éticamente sensibles. Pero los investigadores son muy conscientes de que la certeza completa es virtualmente

imposible. El desafío, entonces, es encontrar formas de equilibrar la falta de información, o la inevitable desinformación, que viene con ciertos tipos de computadoras.

simulaciones y las preocupaciones éticas que apremian.

Como mencionamos al principio, Williamson está en desacuerdo con la teoría epistémica la fiabilidad de las simulaciones por ordenador, su fracaso como sustitutos de la realidad y las falsas impresiones de legitimidad. Uno podría no estar de acuerdo con él sobre la base de que todos Se pueden mostrar formas de conocimiento (es decir, científicas, de ingeniería, sociales, culturales, etc.) ser defectuoso, incompleto o defectuoso. ¿Significa esto que nuestro uso de ella tiene efectos negativos? consecuencias morales? La respuesta es un fuerte 'depende'. Para algunos casos, es claramente cierto que el conocimiento incompleto conduce a consecuencias moralmente inaceptables. El la fabricación de datos debido a la falta de conocimiento sobre cómo configurar correctamente un experimento científico tiene consecuencias morales y legales directas para los investigadores. Y el uso de datos fabricados por parte de los políticos para informar al público es un asunto serio.

El interesante trabajo realizado por Williamson consiste en mostrar cómo la epistemología de las simulaciones por ordenador extiende su propio dominio y alcanza el valor y preocupaciones éticas, posibilitan la legitimación de ciertas prácticas, y cuentas para decisiones de diseño y regulaciones informadas por simulaciones que son moralmente permisibles. Debido a que su área de investigación preferida es la arquitectura de edificios, su los ejemplos están relacionados con la ética ambiental. Un buen ejemplo final es el desarrollo de simulaciones de comportamiento térmico de edificios que permiten, según Williamson, un crecimiento impresionante en la venta de aire acondicionado y la comercialización de condiciones de confort, ambas prácticas que son ambientalmente irresponsables (Empuje 2004).

7.2.2 Brey

Una fuente relacionada de preocupaciones éticas proviene de la capacidad de representación de simulaciones por ordenador así como su uso profesional. Brey ha argumentado que hay son buenas razones para creer que las representaciones no son moralmente neutrales. el usa como ejemplos tergiversaciones y representaciones sesgadas en simulaciones por computadora. De manera similar, Brey argumenta que la fabricación y el uso de simulaciones por computadora implican elecciones éticas y, por lo tanto, plantea preguntas sobre la práctica profesional. (Brey 2008, 369).⁴ Discutamos estos temas en orden.

Según Brey, las simulaciones por computadora pueden causar daño, además de inducir a error. investigadores hasta el punto de causar daño, si la simulación no cumple con ciertos estándares de precisión representacional. ¿Cuándo ocurre tal situación? En muchos casos, es parte del objetivo y la funcionalidad de una simulación por computadora representar de manera realista aspectos del mundo real. Por ejemplo, en una simulación biomecánica de los sistemas de implantes óseos, es primordial representar de manera realista y precisa el hueso humano, de lo contrario cualquier información obtenida de la simulación podría ser inútil (Schneider y Resch 2014).

⁴ Digamos que el trabajo de Brey también relaciona cuestiones éticas con la Realidad Virtual tal como se usa en el video. juegos o visualizaciones no científicas. Aquí me centro únicamente en su visión de las simulaciones por computadora.

Un tema central para discutir ahora es la pregunta de qué significa que una simulación por computadora sea realista. – o, si lo prefiere, ¿qué significa mantener estándares aceptables de precisión de representación? Aprendimos anteriormente de Williamson que la precisión de los resultados de una simulación por computadora es primordial para las evaluaciones morales. Ahora bien, la forma en que Williamson entiende la noción de precisión es equivalente a la precisión numérica. Es decir, la precisión de los resultados de una simulación por computadora se entiende como el grado en que corresponden a los valores medidos y observados en un sistema objetivo del mundo real. Brey, en cambio, tiene en mente una interpretación diferente de la precisión. En sus propias palabras, “[los estándares de precisión] son estándares que definen el grado de libertad que existe en la representación de un fenómeno, y que especifican qué tipo de características deben incluirse en una representación para que sea precisa, qué nivel de detalle se requiere y qué tipo de idealizaciones se permiten” (Brey 2008, 369). En otras palabras, para Brey precisión es sinónimo de 'realismo'. Un modelo preciso es un modelo que representa de forma realista el sistema de destino, es decir, que reduce el número de idealizaciones, abstracciones y ficcionalización del modelo, al mismo tiempo que aumenta el nivel de detalle.

Tomando la precisión en este sentido, ahora debemos preguntarnos qué tipo de problemas éticos surgen con las tergiversaciones. Según Brey, las tergiversaciones de la realidad son moralmente problemáticas en la medida en que pueden resultar en algún tipo de daño. Cuanto mayores sean estos daños y mayor sea la posibilidad de que ocurran, mayor será la responsabilidad moral de los investigadores. En este punto, es interesante notar cómo Brey combina la tergiversación de las simulaciones por computadora, en principio moralmente neutrales en sí mismas, con la responsabilidad de los diseñadores y fabricantes de garantizar la precisión de las representaciones (370). Por ejemplo, las imprecisiones en la reconstrucción de un hueso simulado para un futuro implante óseo pueden tener graves consecuencias para los diseñadores y fabricantes, pero también para el paciente. Otro buen ejemplo presentado por Brey es el funcionamiento de un motor en el software educativo, donde las tergiversaciones pueden llevar a los estudiantes a tener creencias falsas y, en un momento posterior, causar algún tipo de daño (370).

Las representaciones sesgadas, por otro lado, constituyen para Brey una segunda fuente de representaciones moralmente problemáticas en simulaciones por computadora (Brey 1999). Una representación está sesgada cuando representa selectivamente fenómenos o, podríamos añadir, tergiversa selectivamente los fenómenos. Por ejemplo, se ha detectado que en muchas simulaciones climáticas globales la cantidad de dióxido de carbono que absorben las plantas se ha subestimado en aproximadamente una sexta parte. Esto explica por qué la acumulación de CO₂ en la atmósfera no es tan rápida como predijeron los modelos climáticos (Sun et al. 2014). Tal representación parcial ignora injustificadamente la contribución al calentamiento global de ciertos tipos de industrias y países. En general, el problema de las representaciones sesgadas es que, por lo general, conducen a desventajas injustas para individuos o grupos específicos, o promueven injustificadamente ciertos valores o intereses sobre otros (Brey 2008, 370).

Además, las representaciones pueden estar sesgadas al contener supuestos implícitos sobre el sistema en cuestión. Ya presentamos un ejemplo de supuestos implícitos que conducen a representaciones sesgadas en nuestra discusión sobre algoritmos en la sección 2.2.1.2, aunque en un contexto diferente. El ejemplo era imaginar el especi-

ficación para una simulación de un sistema de votación. Para que esta simulación sea exitosa, los módulos estadísticos se implementan de tal manera que darán una distribución razonable de la población votante. Durante la etapa de especificación, los investigadores deciden dar mayor relevancia estadística a variables como el sexo, el género y la salud sobre otras variables, como educación e ingresos. Si esta decisión de diseño no está programada correctamente en el módulo estadístico, entonces la simulación nunca reflejará la valor de estas variables, resultando así en un sesgo en la representación de los votantes.

El ejemplo del sistema de votación trae a colación algunas preocupaciones compartidas por muchos autores, incluidos Brey, Williamson y, como veremos más adelante, Oren. Es decir, el papel de los diseñadores en la especificación y programación de las simulaciones por computadora. Brey argumenta que los diseñadores de simulaciones por computadora tienen la responsabilidad de reflexionar sobre sus valores e ideales, posibles sesgos y tergiversaciones incluidas en sus simulaciones, y para garantizar que no violen principios éticos importantes (Brey 1999). Para ello, Brey, junto con Williamson y Oren, recurren a principios de práctica profesional y códigos de ética. Como veremos a continuación, Oren no solo expone sus inquietudes respecto al uso de simulaciones por ordenador, sino que también propone una solución a través de la implementación de un estricto código de ética exclusivamente para investigadores que trabajan con simulaciones por computadora.

..

7.2.3 Oro

..

Tuncer Oren tiene una descripción más elaborada y completa de la ética en simulaciones por computadora. En su opinión, el problema fundamental es si el uso de simulaciones informáticas tiene consecuencias graves para los seres humanos. Su principal preocupación se deriva de el hecho de que las simulaciones por computadora se utilizan para respaldar políticas y decisiones cruciales que podría alterar nuestra vida actual y limitar nuestro futuro. En los sistemas de gestión de residuos de combustible nuclear, por ejemplo, se utilizan simulaciones informáticas para estudiar los efectos a largo plazo. comportamiento, impacto ambiental y social, así como los medios para contener los residuos de combustibles nucleares. De manera similar, las simulaciones por computadora de la fuga de desechos nucleares en el La tierra y los ríos submarinos son cruciales para apoyar las decisiones sobre si tales los desechos nucleares deben enterrarse en lugar de construir una instalación especial para su almacenamiento.

Oren, por supuesto, entiende que las cuestiones éticas relacionadas con el uso de los resultados de las simulaciones por computadora tienen una relación directa con la confiabilidad de las simulaciones por computadora. En este sentido, comparte con Williamson y Brey la idea de que la epistemología de las simulaciones por computadora está en la base de las preocupaciones morales. Sobre esto, dice: "la existencia de varias técnicas y herramientas de validación, verificación y acreditación también atestiguan la importancia de las implicaciones de la simulación"

..

(Oren 2000). De manera similar a Williamson y Brey, lo que es importante para Oren es crear la base para la credibilidad de las simulaciones por computadora de tal manera que los tomadores de decisiones y las políticas puedan tomar las simulaciones como una herramienta confiable. Sin embargo, creo que va más allá que Williamson y Brey con su análisis cuando afirma que un estudio adecuado sobre la ética de las simulaciones por computadora requiere un código bien definido de ética que complementa los métodos de verificación, validación y acreditación. A

En su opinión, un código de ética haría más fácil establecer la credibilidad de los investigadores que diseñan y programan la simulación por computadora, tanto como individuos y como grupos, y por lo tanto no depender completamente de la simulación por computadora en sí misma.⁵

Una cuestión interesante que surge de la posición de Oren es que depende en gran medida de la honestidad, la dedicación y la conducta adecuada de los investigadores.⁶ Esto es, por supuesto, una suposición justa. La práctica científica y de ingeniería viene con la adhesión explícita a las reglas de la buena práctica científica, que incluye mantener los estándares profesionales, documentar los resultados, cuestionar rigurosamente todos los hallazgos y atribuir honestamente cualquier contribución de socios, competidores y predecesores (Deutsche Forschungsgemeinschaft 2013). Investigaciones nacionales e internacionales fundaciones, universidades y fondos privados, todos entienden que la mala conducta científica es una ofensa grave a la comunidad científica y de ingeniería, así como plantea una gran amenaza para el prestigio de cualquier institución científica. La investigación alemana Foundation (DFG) considera que la mala conducta científica se define como "la conducta intencional y declaración por negligencia grave de falsedades en un contexto científico, la violación de los derechos de propiedad intelectual o la obstaculización del trabajo de investigación de otra persona" (Deutsche Forschungsgemeinschaft 2013). Toda falta comprobada es gravemente sancionada. I discutirá las ideas de Oren sobre la práctica profesional y el código de ética en las próximas secciones. Antes de entrar en eso, permítanme presentar una pequeña preocupación con su posición.

El problema que creo que impregna la posición de Oren es que, si los investigadores adoptan y viven de acuerdo con las reglas de la buena práctica científica, entonces no existe una ética especial. problemas para simulaciones por computadora. La razón de esto es que, dentro del marco de trabajo de Oren, las cuestiones éticas se adaptan a los investigadores y se pone poca responsabilidad. en la propia simulación por ordenador. Con esto, por supuesto, no quiero decir que el la simulación por computadora es moralmente responsable, sino que surgen preocupaciones éticas de la simulación misma, como en el caso de Brey, donde la tergiversación es una fuente de preocupación.

Sin embargo, Oren tiene razón al señalar cuánto se podrían beneficiar los investigadores al tener un código de ética. Los organismos profesionales tienen una larga tradición en atribuir a dichos códigos por los claros beneficios que aportan a su práctica. Déjame ahora discutir con más detalle la práctica profesional y el actual código de ética de los investigadores trabajar con simulaciones por ordenador.

7.3 Práctica profesional y código de ética

Los códigos de ética se originan en sociedades profesionales particulares, como la American Sociedad de Ingenieros Civiles, la Sociedad Americana de Ingenieros Mecánicos, la In

⁵

Recordemos que para Williamson, el 'experto' no era necesariamente el investigador que diseñaba y programando una simulación por computadora, sino el especialista en el tema que se está simulando.

Andreas Tolk tiene un gran cuerpo de trabajo sobre la ética de las simulaciones por computadora que sigue un línea de investigación similar a la de Oren. Ver (Tolk 2017b, 2017a).

instituto de Ingenieros Electrónicos y Eléctricos, y otros.⁷ Como lo sugieren sus títulos, estas sociedades reflejan la profesión de sus miembros – en estos casos, todos los ingenieros – y su especialización.

Ahora bien, es típico de tales sociedades, grupos e instituciones suscribirse a un código de ética, es decir, una colección de aspiraciones, reglamentos y pautas que representan los valores de la profesión a la que se aplica.⁸ Tales códigos de ética se entienden habitualmente como estándares normativos sobre cómo los ingenieros y científicos deben comportarse en circunstancias específicas para seguir formando parte de la profesión. En este sentido, un código de ética contiene normas morales de lo que se entiende, por una determinada comunidad, como un comportamiento profesional bueno y aceptable.

Si la ética en las simulaciones por computadora depende de un código de ética, como sugiere Oren, entonces será primordial para nosotros poder comprender las funciones de un código de ética, su contenido y la aplicabilidad en estudios sobre simulaciones por computadora.

Los códigos de ética pueden verse como una marca de una profesión y, como tales, las disposiciones del código de ética se tratan como pautas que deben seguir los miembros de una sociedad. Una función principal del código de ética es contener una disposición por la cual un miembro no debe hacer nada que pueda desacreditar a la profesión o deshonrar al profesional. Este es un elemento central del que depende el código de ética de Oren, ya que exige que el diseño y la programación de los investigadores cumplan con las reglas de la buena práctica profesional.

Una pregunta importante aquí es si un código de ética presupone una obligación moral, e incluso legal, para quienes se adhieren a él. Algunos filósofos consideran que un código de ética no es más que un acuerdo entre los miembros de una determinada profesión para comprometerse con un conjunto común de normas. Dichos estándares sirven para establecer la base y los principios de una profesión compartida. Heinz Luegen bieh1, un filósofo interesado en los códigos y la educación de los ingenieros, considera que cualquier código de ética es “un conjunto de reglas éticas que deben regir a los ingenieros en su vida profesional” (Luegenbiehl 1991). Así entendido, un código de ética solo funciona para asesorar a los ingenieros sobre cómo deben actuar en determinadas circunstancias, pero no impone ninguna obligación moral o legal, ni se espera que los ingenieros cumplan estrictamente con un código de ética. De hecho, bajo esta interpretación, un código de ética no es más que un compromiso o un deber con los compañeros de profesión.

Para otros filósofos, un código de ética es un conjunto de declaraciones que incorporan la sabiduría colectiva de los miembros de una determinada profesión que tiende a caer en desuso. Los ingenieros en ejercicio rara vez consultan estos códigos, y mucho menos los siguen. Hay varias razones para esto. Una destacada es que los investigadores encuentran que algunos de los códigos de ética diseñados para sus disciplinas contienen principios e ideales que están en conflicto. Sin embargo, otros filósofos encuentran que el código de ética tiene una intención coercitiva y, por lo tanto, limitan las libertades del investigador como profesionales. De hecho, una base para rechazar todos los códigos de

⁷ En (Gorlin 1994) se puede encontrar una colección de más de 50 códigos oficiales de ética emitidos por 45 asociaciones de negocios, salud y derecho.

⁸ Los códigos vienen en muchas formas diferentes. Pueden ser formales (escritos) o informales (orales). Llevan una variedad de nombres, cada uno con objetivos educativos y normativos ligeramente diferentes. Las formas más comunes son los códigos de ética, los códigos de conducta profesional y los códigos de práctica. Aquí, discutiré una forma general de códigos. Para más detalles, ver (Pritchard 1998).

ética se deriva de la pretensión de que presuponen un desafío a la autonomía de agentes morales. La pregunta '¿por qué necesitamos un código de ética?' es respondida por diciendo que es quizás porque los investigadores no son agentes morales.

Por encima y más allá de las complejidades filosóficas detrás de los códigos de ética, y la razones que tienen los investigadores para adoptarlos o simplemente rechazarlos, son varios los objetivos que todo código de ética pretende cumplir. Un objetivo importante es ser inspirador, es decir, se supone que debe inspirar a los miembros a ser más "éticos" en su conducta. Una objeción obvia a este objetivo es que presupone que los miembros de una comunidad profesional son poco éticos, amorales o submorales, y por lo tanto es necesario para exhortarlos, incluso por medios inspiradores, a ser morales. Otro objetivo importante de los códigos de ética es que sirven para sensibilizar a los miembros de un organismo profesional plantear sus preocupaciones sobre cuestiones morales relacionadas con su propia disciplina.

Un código también podría ofrecer consejos en casos de perplejidad moral sobre qué hacer. Por ejemplo, ¿cuándo es correcto que un miembro denuncie a un colega por haber actuado mal? Naturalmente, tal caso es diferente de un investigador que viola una regla moral o incluso una ley. Reportar a un colega por vender medicamentos sin la debida las licencias y las habitaciones no deben constituir un tema para un código de ética.

En su mayor parte, un código de ética funciona como un código disciplinario para hacer cumplir ciertas reglas de una profesión sobre sus miembros para defender la integridad de la profesión y proteger sus estándares profesionales. Es dudoso, sin embargo, que cualquier sanción disciplinaria La acción puede ser manejada y ejecutada por un código de ética, pero es, en su mayor parte, una buena fuente cuando se utiliza como criterio para determinar mala praxis.⁹

7.3.1 Un código de ética para investigadores en simulaciones por computadora

Si a estas alturas estamos convencidos del valor de la ética para diseñar, programar, y eventualmente usando simulaciones por computadora, como propone Oren, entonces la siguiente pregunta es cómo desarrollar un código de ética profesional para los investigadores que trabajan con simulaciones por computadora. Igualmente importante será hacer explícitas las responsabilidades -- que se encuentran por encima y más allá de este código de ética, que también tomo de Oren.

El siguiente es el código de ética simulacionista de The Society for Modeling & Simulation International (SCS). El SCS se dedica a promover el uso y comprensión de modelos y simulaciones por computadora con el propósito de resolver problemas del mundo real. Es interesante señalar que, en su declaración, la SCS declara su compromiso no sólo con el avance de las simulaciones por computadora en áreas de la ciencia y la ingeniería, sino también en las artes. Otro objetivo importante de la SCS es promover la comunicación y la colaboración entre los profesionales de la campo de las simulaciones por ordenador. Una razón principal para tener un código de ética es, precisamente, cumplir con estos objetivos constitutivos como sociedad.

⁹ Para obtener más información sobre la ética de la práctica profesional y los códigos de ética, consulte (Harris Jr et al. 2013).

El código de ética para investigadores que trabajan en simulaciones por computadora, publicado en el sitio web de SCS (<http://scs.org>) es el siguiente:

Los simulacionistas son profesionales involucrados en uno o más de los siguientes áreas:

- Actividades de modelado y simulación. •
- Suministro de productos de modelado y simulación. •
- Prestación de servicios de modelado y simulación.

1. Desarrollo personal y profesión

Como simulacionista:

- 1.1. Adquirir y mantener la competencia y actitud profesional.
- 1.2. Trate de manera justa a los empleados, clientes, usuarios, colegas y empleadores.
- 1.3. Fomentar y apoyar a los nuevos ingresantes a la profesión.
- 1.4. Apoyar a los compañeros practicantes y miembros de otras profesiones que están dedicados al modelado y la simulación.
- 1.5. Ayudar a los colegas a lograr resultados confiables.
- 1.6. Promover el uso confiable y creíble del modelado y la simulación.
- 1.7. Promover la profesión de modelado y simulación; por ejemplo, promover el conocimiento público y la apreciación del modelado y la simulación y aclarar y contrarrestar declaraciones falsas o engañosas.

2. Competencia profesional

Como simulacionista:

- 2.1. Asegurar la calidad del producto y/o servicio mediante el uso de métodos adecuados, tecnologías y tecnologías.
- 2.2. Buscar, utilizar y proporcionar una revisión profesional crítica.
- 2.3. Recomendar y estipular objetivos adecuados y alcanzables para cualquier proyecto.
- 2.4. Documentar los estudios y/o sistemas de simulación de manera comprensible y precisa para las partes autorizadas.
- 2.5. Proporcionar una divulgación completa de los supuestos de diseño del sistema y las limitaciones y problemas conocidos a las partes autorizadas.
- 2.6. Sea explícito e inequívoco sobre las condiciones de aplicabilidad de modelos específicos y los resultados de simulación asociados.
- 2.7. Precaución contra la aceptación de los resultados del modelado y la simulación cuando no hay pruebas suficientes de validación y verificación exhaustivas.
- 2.8. Asegurar interpretaciones y evaluaciones exhaustivas e imparciales de los resultados de los estudios de modelado y simulación.

3. Confiabilidad

Como simulacionista:

- 3.1. Sea honesto acerca de cualquier circunstancia que pueda conducir a un conflicto de interés.
- 3.2. Honrar los contratos, acuerdos y responsabilidades y responsabilidades asignadas.
- 3.3. Ayudar a desarrollar un entorno organizacional que apoye el comportamiento ético.
- 3.4. Apoyar estudios que no dañen a los seres humanos (generaciones actuales y futuras) ni al medio ambiente.

4. Derechos de propiedad y debido crédito

Como simulacionista:

- 4.1. Dar pleno reconocimiento a las contribuciones de los demás.
- 4.2. Otorgue el crédito adecuado por la propiedad intelectual.
- 4.3. Respete los derechos de propiedad, incluidos los derechos de autor y las patentes.
- 4.4. Honrar los derechos de privacidad de individuos y organizaciones, así como confidencialidad de los datos y conocimientos relevantes.

5. Cumplimiento del Código

Como simulacionista:

- 5.1. Adhiérase a este código y anime a otros simulacionistas a adherirse a él.
- 5.2. Trate las violaciones de este código como incompatibles con ser un simulacionista.
- 5.3. Busque el consejo de colegas profesionales cuando se enfrente a un problema ético. dilema en las actividades de modelado y simulación.
- 5.4. Asesorar a cualquier sociedad profesional que apoye este código de conducta deseable.

actualizaciones

Oren proporciona la justificación de este código de ética en (Oren 2002). Según el autor, hay al menos dos razones para adoptar un código de ética para simulacionistas.¹⁰ Primero, porque hay algunas sociedades de simulación emergentes que requerirá que sus miembros adopten un código de ética. De esta forma, y siguiendo el principios de un código de ética, los miembros pueden mostrar la aceptación de su responsabilidad y rendición de cuentas en el desarrollo, programación y uso de simulaciones por computadora. Segundo, porque las simulaciones por computadora son una forma de experimentación con dinámicas. modelos, y por lo tanto puede afectar a los seres humanos y el medio ambiente de muchas maneras diversas. En

¹⁰ Oren en realidad habla de tres razones, siendo la tercera la celebración de los 50^{el} aniversario de la fundación de la Sociedad Internacional de Modelado y Simulación (SCS).

En este contexto, los especialistas en ética deben proporcionar un análisis de las acciones correctas e incorrectas, de las buenas y malas consecuencias y de los usos justos e injustos de las simulaciones por computadora.

Mientras que las primeras razones dadas por Oren apuntan a establecer criterios para las responsabilidades profesionales, la segunda proporciona un contexto para tratar las consecuencias del uso de simulaciones por computadora.

7.3.2 Responsabilidades profesionales

El código de ética presentado anteriormente afianza lo que constituye un buen comportamiento para los científicos e ingenieros profesionales que trabajan con simulaciones por computadora. En este sentido, centra su atención en el diseño, programación y uso de simulaciones informáticas.

A continuación, presento la discusión de Oren sobre el tipo de responsabilidad adscrita a la práctica profesional de las simulaciones por computadora. Siguiendo y ampliando (Oren 2000), los científicos e ingenieros tienen un deber para con el público en general, sus clientes, los empleadores, sus colegas, su profesión y ellos mismos. La siguiente lista de responsabilidades está tomada de (169).

- Responsabilidad con respecto al público:
 - Un investigador deberá actuar de manera coherente con el interés público.
 - Un investigador promoverá el uso de la simulación para mejorar la existencia humana.
- Responsabilidad con respecto al cliente (un cliente de simulación es una persona, empresa o agente que compra, arrienda o alquila un producto de simulación, un servicio de simulación o un asesoramiento basado en simulación):
 - Un investigador deberá actuar de una manera que sea en el mejor interés del cliente.
Esta responsabilidad será de acuerdo con el interés público.
 - Un investigador deberá entregar/mantener un producto y/o servicios de simulación para resolver el problema de la manera más confiable. Esto incluye la utilidad, es decir, la idoneidad para los fines, así como el cumplimiento de los más altos estándares profesionales.
- Responsabilidad con respecto al empleador:
 - Un investigador deberá actuar de una manera que sea en el mejor interés del empleador, siempre que las actividades estén en alianza con el mejor interés del público y del cliente.
 - Un investigador deberá respetar los derechos de propiedad intelectual de sus empleadores actuales y/o anteriores.
- Responsabilidad con respecto a los compañeros:
 - Un investigador debe ser justo y solidario con sus colegas.
- Responsabilidad con respecto a la profesión:

- Un investigador deberá promover la integridad y la reputación de la simulación. profesión consistente con el interés público.
- Un investigador aplicará la tecnología de simulación de la forma más adecuada y no forzará la simulación ni ningún tipo de ella como un lecho de Procusto.
- Un investigador deberá compartir su experiencia y conocimiento para avanzar en la profesión de la simulación; y esto estará en concierto con el interés de su empleador y cliente.

- Responsabilidad con respecto a uno mismo:

- Un investigador deberá continuar mejorando sus habilidades para tener la visión y el conocimiento adecuados para concebir problemas desde una perspectiva amplia y aplicarlos para la solución de problemas de simulación.

Es cierto que hay poco más que añadir a este código de ética. So pena de repetir algunos de los temas mencionados aquí, este código de ética podría extenderse en algunos puntos adicionales. Con respecto a la responsabilidad hacia un cliente, los investigadores deben estar muy atentos a todas las reglas de confidencialidad que relacionan su trabajo con los intereses del cliente, así como su propiedad sobre los diseños, resultados, etc. Este podría ser el caso de simulaciones sensibles como en medicina. En tales casos, el cliente confía en que el investigador mantendrá en secreto la información proporcionada, un voto de confianza que no debe romperse.

En el caso de la responsabilidad de un investigador con respecto al público, podríamos agregar que toda divulgación pública debe ser informada de la manera más objetiva e imparcial. Como discutimos en la sección 5.2.1, la visualización de una simulación no es claramente clara para el no experto (por ejemplo, un político, un comunicador público) y, por lo tanto, la comunicación de la visualización no debe estar mediada por interpretaciones subjetivas, en la medida de lo posible. ya que esto es de hecho posible. Aunque tal responsabilidad también es extensible a los clientes y los empleadores, es quizás el público el agente más sensible que hay que proteger de visualizaciones sesgadas.

Finalmente, y como regla general a observar, los investigadores deben seguir códigos generales de buena conducta profesional (por ejemplo, las reglas para la buena práctica científica proporcionadas por la Fundación Alemana de Investigación (Deutsche Forschungsgemeinschaft 2013)). En este sentido, los científicos e ingenieros que trabajan con simulaciones por ordenador no tienen un estatus especial como investigadores, sino que están sujetos a responsabilidades específicas adaptadas a su profesión.

7.4 Observaciones finales

Los estudios sobre la ética de las simulaciones por computadora están solo en su infancia. En este capítulo, me concentré en presentar las principales ideas sobre la ética de las simulaciones por computadora disponibles en la literatura actual. En este sentido, vimos tres puntos de vista diferentes. Williamson, quien pone énfasis en la epistemología y metodología de las simulaciones por computadora, dejando claro que su confiabilidad es primordial para

la valoración ética. Brey, quien correctamente llama la atención sobre los peligros de las representaciones erróneas y las simulaciones sesgadas. Finalmente, Oren, quien analiza extensamente la forma que debe tomar la responsabilidad profesional en el contexto de las simulaciones por computadora.

En un contexto donde las simulaciones por computadora son omnipresentes en los dominios científicos y de ingeniería, donde nuestro conocimiento y comprensión del funcionamiento interno de el mundo dependa de ellos, llama la atención que se haya dicho tan poco sobre la moral consecuencias que se derivan del diseño, la programación y el uso de simulaciones por computadora. Espero que la discusión que acabamos de tener sirva como punto de partida de muchas próximos debates fructíferos.

Referencias

- Béranger, Jérôme. 2016. *Big Data y ética: la esfera de datos médica*. Elsevier.
- Brey, Felipe. 1999. "La ética de la representación y la acción en la realidad virtual". *Ética y Tecnología de la información* 1 (1): 5–14.
- . 2008. "Realidad virtual y simulación por computadora". En *The Handbook of Information and Computer Ethics*, editado por Kenneth Einar Himma y Herman T. Tavani, 361–384.
- Briggle, Adam y Carl Mitcham. 2012. *Ética y ciencia: una introducción*. Leva prensa universitaria del puente.
- Deutsche Forschungsgemeinschaft, ed. 2013. *Sicherung guter wissenschaftlicher Praxis – Salvaguarda de las Buenas Prácticas Científicas*. WILEY.
- Gorlin, Rena A. 1994. *Códigos de responsabilidad profesional*. Libros BNA.
- Harris Jr, Charles E, Michael S Pritchard, Michael J Rabins, Ray James y Elaine Englehardt. 2013. *Ética de la ingeniería: conceptos y casos*. Aprendizaje Cengage.
- Jamieson, Dale. 2008. *Ética y medio ambiente: Una introducción*. Universidad de Cambridge Varsity Press.
- Johnson, Deborah G. 1985. *"Ética informática"*. Acantilados de Englewood (Nueva Jersey).
- Luegenbiehl, Heinz. 1991. "Códigos de Ética y Formación Moral de los Ingenieros". En *Ethical Issues in Engineering*, editado por Deborah Johnson, 137–138. 4. Prentice Hall.
- Lupton, Débora. 2014. "La mercantilización de la opinión del paciente: el paciente digital experimenta la economía en la era de los grandes datos". *Sociología de la Salud y la Enfermedad* 36 (6): 856–869. ISSN: 1467-9566. doi:10.1111/1467-9566.12109. <http://dx.doi.org/10.1111/1467-9566.12109>.

- Mar, Bernardo. 2016. *Big Data en la práctica: cómo lo usaron 45 empresas exitosas*. Big Data Analytics para ofrecer resultados extraordinarios. John Wiley & Sons.
- Mayer-Schonberger, Viktor y Kenneth Cukier. 2013. *Big Data: una revolución*. Eso transformará la forma en que vivimos, trabajamos y pensamos. Corte de Houghton Mifflin Har, marzo.
- MacLeod, John. 1986. "Pero, señor presidente, ¿es ético?" *Actas de 1986* Conferencia de Simulación de Invierno.
- Meehl, Gerard A., Thomas F. Stocker, William D. Collins, AT Friedlingstein, T. Gaye Amadou, M. Gregory Jonathan, Akio Kitoh, et al. 2007. "Clima Cambio 2007: La base de la ciencia física. Contribución del Grupo de Trabajo I al Cuarto Informe de Evaluación del Panel Intergubernamental sobre el Clima Cambiar." Cap. Proyecciones climáticas globales, editado por S. Solomon, D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, KB Averyt, M. Tignor y HL Miller, 747–845. Prensa de la Universidad de Cambridge.
- Mittelstadt, Brent Daniel y Luciano Floridi. 2016. "La ética de Big Data: problemas actuales y previsibles en contextos biomédicos". *Ciencia e Ingeniería Ética* 22 (2): 303–341.
- Moor, James H. 1985. "¿Qué es la ética informática?" *Metafilosofía* 16, no. 4 (octubre): 266–275.
- Oren, Tuncer I. 2000. "Responsabilidad, ética y simulación". *Transacciones* 17 (4).
- . 2002. "Razones para un código de ética profesional para simulacionistas". En *Conferencia de simulación por computadora de verano*, 428–433. Sociedad de Informática Simulación Internacional; 1998.
- Pritchard, J. 1998. "Códigos de ética". En *Enciclopedia de Ética Aplicada* (Segunda Edition), segunda edición, editada por Ruth Chadwick, 494–499. San Diego: Aca demic Press.
- Schneider, Ralf y Michael M. Resch. 2014. "Cálculo de la Efectividad Discreta Rigidez del hueso esponjoso mediante simulaciones mecánicas directas". En *Computational Surgery and Dual Training*, editado por Garbey M., Bass B., Bercei S., Collet C. y Cerveri P., 351–361. Saltador.
- Empújate, Isabel. 2004. *Comodidad, limpieza y conveniencia: La organización social de la normalidad*. Editorial Berg.
- Spier, Raymond E. 2012. "Enciclopedia de ética aplicada". Cap. *Ciencia y Engineering Ethics, Overview*, editado por Ruth Chadwick, 14–31. Elsevier.
- Sun, Ying, Lianhong Gu, Robert E Dickinson, Richard J Norby, Stephen G Pallardy y Forrest M Hoffman. 2014. "Impacto de la difusión del mesófilo en la fertilización global estimada con CO₂ de la tierra". *Actas de la Academia Nacional de Ciencias* 111 (44): 15774–15779.

- Tolk, Andreas. 2017a. "Código ético." En *La profesión de modelado y simulación: disciplina, ética, educación, vocación, sociedades y economía*, editado por Andreas Tolk y Tuncer Oren, 35–51. Wiley & Sons.
- . 2017b. "Sociedades de modelado y simulación que dan forma a la profesión". En *La profesión de modelado y simulación: disciplina, ética, educación, vocación, sociedades y economía*, editado por Andreas Tolk y Tuncer Oren, 131–150. Wiley & Sons.
- Williamson, T.J. 2010. "Predicción del rendimiento de los edificios: la ética de la informática simulación." *Investigación e información de edificios* 38 (4): 401–410.
- Zwitter, Andrej. 2014. "Ética de los grandes datos". *Big Data y Sociedad* 1 (2): 2053951714559253. ISSN: 2053-9517. doi:10.1177/2053951714559253.

