



Tesis de Doctorado

# **Filosofía de las prácticas científicas: heurísticas, simulación y experimentación**

Penélope Lodeyro

Director: Víctor Rodríguez

Co - Director: Pío García

Córdoba, mayo de 2015



## **AGRADECIMIENTOS**

Este trabajo de tesis es un esfuerzo en el cual, directa o indirectamente, han participado distintas personas, opinando, corrigiendo, teniéndome paciencia o dándome ánimo. Por ello, me gustaría que estas líneas sirvieran para expresar mi más profundo y sincero agradecimiento a todos ellos. En primer lugar a mi director, Víctor Rodríguez, por la orientación, el seguimiento y la supervisión continua, pero sobre todo por la motivación y el apoyo recibido a lo largo de estos años. Especial reconocimiento merece el interés mostrado por mi trabajo y las oportunas sugerencias recibidas de mi co-director Pío García. Quisiera hacer extensiva mi gratitud a mis compañeros del grupo de investigación por su amistad y colaboración. En especial a mi compañera de ruta, Silvia Polzzella, por compartir conmigo su entusiasmo por la investigación que ha sido fuente de estímulo y curiosidad durante estos años. A mi pareja, Lucas Pellizzari, por su comprensión, paciencia y ánimo. A mi querida familia y amigos por su incondicionalidad. A todos ellos, muchas gracias."



# ÍNDICE

INTRODUCCIÓN .....	8
--------------------	---

## PARTE A

### Los modelos en ciencias empíricas: Concepciones divergentes

CAPÍTULO I	
1. LOS MODELOS CIENTÍFICOS Y SU INSERCIÓN CAMBIANTE DENTRO DE LA FILOSOFÍA DE LA CIENCIA .....	15
1.1. Modelos como estructuras .....	17
1.2. Modelos icónicos y analogías .....	24
1.3. Modelos como instrumentos mediadores .....	28
1.3.1. Construcción y autonomía .....	29
1.3.2. Los modelos como mediadores y sus capacidades representacionales .....	32
1.3.3. Otras funciones: los modelos como instrumentos de investigación .....	34
CAPÍTULO II	
2. LOS MODELOS MATEMÁTICOS Y EL CÁLCULO .....	37
CAPÍTULO III	
3. MODELOS Y MODELOS: LA AUTONOMÍA COMO CRITERIO .....	52

## PARTE B

### Las simulaciones computacionales: ¿Nuevos rostros de los modelos científicos?

CAPÍTULO IV	
4. EL PROCESO DE CONSTRUCCIÓN DE LAS SIMULACIONES COMPUTACIONALES .....	63
4.1. Construcción y grados de autonomía .....	66
4.1.1. Discretización de las ecuaciones continuas: implementación computacional y “estratagemas” .....	70
4.1.2. Del modelo matemático al modelo computacional .....	77

4.1.3. Refinando la autonomía de las simulaciones numéricas: <i>ab initio</i> versus semi-empíricas .....	86
CAPÍTULO V	
5. MODELOS COMPUTACIONALES .....	105
5.1. Modelos computacionales versus modelos no implementados.....	107
5.1.1. Los algoritmos y el ámbito de la implementación .....	107
5.1.2. Otras reglas: las heurísticas .....	119
Heurísticas y algoritmos: el papel de la incertidumbre de los resultados .....	126
Otro criterio: la eficiencia .....	133
Las heurísticas como guías en la toma de decisión .....	137
Las bases en un conocimiento incompleto.....	139
5.1.3. Algoritmos como artefactos .....	144
5.2. Los artefactos y la ciencia de lo artificial .....	156
5.3. La predicción como función epistémica de las simulaciones computacionales .....	164
5.4. ¿Un nuevo tipo de ciencia?.....	175
CAPÍTULO VI	
6. ALGUNAS REFLEXIONES DESDE LA FILOSOFÍA DE LA EXPERIMENTACIÓN .....	179
CAPÍTULO VII	
7. APROXIMACIÓN Y CÁLCULO, UNA MIRADA DESDE EL ÁMBITO DE LA IMPLEMENTACIÓN .....	185
7.1. La aproximación como proceso: la ciencia como el arte de construir modelos .....	187
7.2. La relevancia de la validez interna .....	191
CONSIDERACIONES FINALES .....	197
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	201



## INTRODUCCIÓN

En los últimos cincuenta años, las simulaciones computacionales han tenido un lugar cada vez más relevante en el tratamiento de fenómenos de gran complejidad, instalándose dentro de una amplia gama de disciplinas científicas. Puede encontrárselas en investigaciones dentro de la química, la física, la biología o la ecología, por ejemplo. Más allá de estas conquistas, perdura la duda de si la filosofía de las simulaciones computacionales trata de “nuevos temas candentes o de los mismos viejos temas refritos” (Frigg y Reiss: 2008). Hay quienes piensan que no hay nada nuevo, que los problemas filosóficos en conexión con las simulaciones son variantes de problemas discutidos anteriormente en otros contextos y que, en este sentido, el tema está sobrevalorado. Otros, en cambio, consideran que las simulaciones no sólo constituyen un poderoso modo de hacer ciencia sino que demandan nuevos enfoques filosóficos en torno de la ontología, la epistemología y la semántica. Ambas posiciones –las que abogan por un cambio de enfoque radical y las que prefieren quitar toda trascendencia al tema– tienden a crear una tensión donde probablemente se encuentre el núcleo más fecundo del tema: en la filosofía de las prácticas científicas.

Las simulaciones computacionales introducen nuevas herramientas en la ciencia que extienden el rango de fenómenos que pueden trabajarse matemáticamente y modifican no sólo el estilo del planteo y la resolución de problemas, sino también el tipo de empresa con la que los científicos se comprometen. En este sentido, compartimos la conclusión de Humphreys de que “constituyen una adquisición significativa y permanente para los métodos científicos” (2004: 64). No se trata, sin embargo, de grandes cambios conceptuales en las teorías, muchos de los desarrollos consisten más bien en una cantidad abrumadora de aplicaciones de teorías ya existentes.<sup>1</sup> En términos generales, es la utilización de computadoras digitales para construir modelos tratables de mayor complejidad

---

<sup>1</sup> Esta apreciación es adecuada para las simulaciones computacionales basadas en ecuaciones, a las que nos remitiremos. Hay campos como la teoría del caos y la teoría de la complejidad que deben su



(Winsberg 2001, 2010; Suppes y Humphreys, 1994; Humphreys, 2004). En muchos casos, estos modelos tienen poder explicativo o predictivo por sí mismos e incorporan técnicas de modelado que se refinan y pueden pasar a próximas generaciones de modelos, aun cuando nunca puedan funcionar como teorías fundamentales (Winsberg, 2010).

El problema que nos ocupa es el de caracterizar esta ampliación en la gama de herramientas de modelado para producir conocimiento y, en particular, analizar la enorme diferencia que ha significado la computadora digital en las habilidades para construir y solucionar estos modelos. Desde una perspectiva histórica, sin embargo, la incorporación de las simulaciones en la ciencia no se encuentra exclusivamente asociada con la utilización de las computadoras. Los primeros usos del término no son computacionales y designan sistemas diseñados para imitar el comportamiento de algún fenómeno, como por ejemplo, la imitación del sistema solar por medio de un modelo de bolas y alambres. Pero, fue la introducción de la computadora digital la que proporcionó el ímpetu definitivo para la adopción de técnicas de simulación en la investigación científica.

Los modelos constituyen un elemento crítico de la ciencia contemporánea. Desempeñan variadas funciones en la dinámica entre teorización y experimentación. En el caso de las ciencias cuantitativas, quizás la más relevante y paradójicamente no lo suficientemente atendida desde la filosofía, es el “cálculo” (Hacking, 1983). En efecto, una de las mayores barreras para la aplicación de las teorías está vinculada a la capacidad que se tiene para resolver modelos matemáticos. Defendemos que las simulaciones computacionales constituyen una ampliación de las herramientas de modelado para producir conocimiento, en la que los elementos computacionales introducidos nos obligan a repensar algunas nociones que cobran particular importancia, como las de aproximación y cálculo. Para dar cuenta de ello, la tesis se divide en dos partes. La primera, se encuentra vinculada a los modelos en ciencias empíricas y su evolución

---

existencia a la incursión de las simulaciones. Pero, en estos casos, a los métodos de Monte Carlo y a las simulaciones basadas en agentes que quedan fuera de nuestro recorte temático.

cambiante dentro de la filosofía de la ciencia. La segunda es, por una parte, una relectura de estos tópicos desde las simulaciones computacionales y, por otra parte, constituye un esfuerzo por mostrar que no se trata sólo de viejos problemas en nuevas cribas. En este sentido, intentamos mostrar por qué importan las simulaciones a la epistemología.

Los capítulos se encuentran atravesados por tres propuestas centrales interrelacionadas para lograr una adecuada caracterización de las simulaciones computacionales. En primer lugar, las simulaciones constituyen una ampliación de las herramientas de modelado en tanto muchas de las funciones que desempeñan, así como las prácticas involucradas en su construcción y evaluación, son análogas. Un análisis de sus respectivas fases constructivas revela que pueden establecerse grados de autonomía respecto de las teorías (Morgan y Morrison, 1999). Tomamos el grado de autonomía como criterio para establecer una taxonomía. Ello nos permite dar cuenta de una variedad de prácticas y reconciliar perspectivas que, en otro caso, pueden parecer contradictorias. En segundo lugar, el ámbito de la implementación computacional es el que permite dar cuenta de las particularidades de las simulaciones, del modo en que están transformando las prácticas científicas y, por ende, de su relevancia epistemológica. Las nociones de heurística y algoritmo son el complemento necesario a los modelos científicos para cumplir con nuestro cometido. En tercer lugar, las simulaciones computacionales permiten el uso de las computadoras como herramientas heurísticas. Es decir, los cálculos implementados, su evolución y visualización, pueden brindar predicciones acerca del comportamiento del sistema, aún cuando no se cuenta con una explicación. Consideramos ésta como una función epistémica característica de las simulaciones computacionales.

Hace tiempo que la filosofía de la ciencia ha tomado en cuenta que la dicotomía teoría – experimento no alcanza para capturar la dinámica científica: existe una gran cantidad de actividad intermedia (Morgan y Morrison, 1999). En el primer capítulo, se caracteriza parte de esta actividad como la construcción de modelos científicos. La mayor parte del debate moderno en torno de modelos se ha dado en términos de teoría,

representación y verdad (Cartwright, 1999a). Aunque estas discusiones pueden resultar iluminadoras de ciertos aspectos, creemos que para lograr una caracterización adecuada de las simulaciones computacionales conviene centrarse en el entrelazamiento que han sufrido en el último tiempo la representación y la intervención. Representamos para intervenir e intervenimos a la luz de representaciones (Hacking, 1983). Por ello, tomamos los modelos científicos como un rótulo para ciertas prácticas que permiten vincular de diferentes maneras teoría y experimentación.

Teorías y experimentos se relacionan de modos diferentes en las distintas ciencias y en cada etapa que las mismas atraviesan. Así como no hay una respuesta única a la pregunta acerca de qué viene primero, el experimento o la teoría, tampoco podemos tener una única respuesta acerca de la función de los modelos como actividad intermedia. Los capítulos dos y tres intentan dar cuenta de ello. La estrategia que proponemos es tomar como criterio los diferentes grados de autonomía que consideramos pueden tener los modelos respecto de las teorías y el tipo de estrategias concomitantes, *bottom up* y *top down*, utilizadas para su construcción. En base a ello, esbozamos una taxonomía de los modelos que nos permitirá explorar mejor el ámbito de las simulaciones computacionales. Podemos ubicar en el extremo más autónomo a los denominados modelos fenomenológicos (Cartwright, 1983) y en el menos autónomo a los modelos teóricos. Estos últimos se encuentran imbuidos en teorías fundamentales, por lo cual pueden analizarse en términos de estructuras. En cambio, los modelos fenomenológicos se asocian más fácilmente con nociones como la de “molde matemático” desarrollada por Boumans (1999).

En el cuarto capítulo, analizamos el contexto de construcción de las simulaciones computacionales. Ponemos de relieve algunos elementos de continuidad con los modelos y proponemos una taxonomía en base al criterio de los grados de autonomía. El contraste entre los métodos *ab initio* y semi-empíricos nos permite ilustrar las tensiones entre la cantidad de memoria y velocidad de la máquina y la capacidad expresiva de

los lenguajes matemáticos y computacionales, para lograr mejores modelos implementados para el estudio de fenómenos cada vez más complejos. Consideramos que esta es la base de la dinámica de cambio de las simulaciones. En este escenario, introducimos algunos elementos de análisis clave como la calibración y presentamos algunos planteos en torno al poder predictivo de las mismas.

El capítulo cinco, se concentra en los modelos computacionales. El argumento central es que las peculiaridades metodológicas y epistemológicas de las simulaciones radican en su rostro computacional. En relación a ello, presentamos las nociones de algoritmo y heurística. Destacamos el corrimiento que implican el lenguaje procedimental y el ámbito de la implementación computacional respecto de los modelos de “papel y lápiz”<sup>2</sup>. Mostramos que las restricciones de la máquina no son las del modelo teórico, ni las que puedan provenir de la empírea. Asociado ello, defendemos que valores como simplicidad, operatividad, eficiencia, rapidez o implementabilidad técnica, pueden ser considerados como epistémicos en la medida en que se desempeñan como criterios de construcción y evaluación de los algoritmos y las heurísticas. En este sentido, consideramos que el criterio de preferencia para las simulaciones no es sólo su mayor o menor contenido empírico, sino también su potencial heurístico (Lakatos, 1978).

Otra cuestión que ponemos de relieve en relación a los algoritmos es que, en tanto objetos artificiales, presentan una estructura medios - fines que permite apreciar un entrelazamiento entre representación e intervención. En particular, el hecho de que se represente bajo ciertos objetivos de predicción y control permite entender ciertas decisiones de diseño que se alejan del rigor teórico o del ideal de una adecuación descriptiva exhaustiva. Finalmente, para esclarecer el estatus de las predicciones de

---

<sup>2</sup> Ursula Klein (1999) emplea la noción de “herramientas de papel y lápiz” para caracterizar a las fórmulas de la química como modelos, en contraposición a los modelos moleculares materiales. Nosotros empleamos el término para referirnos a los modelos no materiales y no implementados.

las simulaciones computacionales, consideramos que el dominio de aplicación de las teorías científicas es, en general, mucho más amplio que su dominio de adecuación empírica (Suárez, 2005). Es decir, las teorías a menudo se aplican a fenómenos que no proporcionan confirmación empírica a su favor (Duhem, 1906). Mantenemos que las predicciones de las simulaciones computacionales aumentan la confianza instrumental de las teorías subyacentes, pero no necesariamente su corroboración empírica. Las simulaciones no tienen por objeto descubrir si las teorías aceptadas son exactas o no; más bien recurren a estas teorías en tanto permiten obtener cierta información. En este sentido, consideramos que típicamente se remiten al contexto de aplicación.

El capítulo 6, presenta algunas reflexiones desde la filosofía de la experimentación. Exploramos el espacio de prácticas compartidas entre los experimentos y las simulaciones computacionales bajo el supuesto de que el mismo legitima que términos como precisión, exactitud, análisis del error y calibración, tradicionalmente usados en la filosofía de la experimentación, puedan proponerse para el análisis de las simulaciones. Por otra parte, sugerimos que las simulaciones pueden concebirse como una fase experimental para la exploración de las ecuaciones matemáticas. Es decir, las simulaciones computacionales permiten el uso de las computadoras como herramientas heurísticas.

Por último, el capítulo siete, ponemos de relieve que la transformación de las prácticas científicas a partir de la incursión de las simulaciones computacionales nos obliga a repensar las nociones de aproximación y cálculo.

**PARTE A**

Los modelos en ciencias  
empíricas:  
Concepciones divergentes

## **LOS MODELOS CIENTÍFICOS Y SU INSERCIÓN CAMBIANTE DENTRO DE LA FILOSOFÍA DE LA CIENCIA**

El uso de los modelos en ciencia es rico y variado. En los albores de la química orgánica los modelos moleculares estaban compuestos por madera, alambre, papel o goma. Algunos físicos del s. XIX también utilizaron modelos materiales, creando dispositivos con resortes, poleas o engranajes para representar diversos fenómenos electromagnéticos. Pero también hay modelos matemáticos como, por ejemplo, el sistema de ecuaciones para explicar el movimiento planetario, el modelo general de equilibrio de los mercados en economía, o el modelo de Lokta-Volterra para tratar la interacción presa-predador en biología. Así, la palabra “modelo” ha llegado a significar diferentes cosas y su caracterización es blanco de discusión en la filosofía y en la propia ciencia.

Los filósofos han utilizado conceptos de lo más variados para categorizarlos: desde modelos fenomenológicos, exploratorios, explicativos, idealizados, heurísticos, teóricos, de juguete, icónicos, hasta modelos formales o matemáticos. Esta polisemia parece responder en muchos casos al hecho de que las líneas de investigación abordan diferentes problemáticas como su función, su ontología, su capacidad representacional o su potencial heurístico. Afortunadamente los detalles de este debate nos interesan sólo en la medida en que contribuyan a una caracterización más adecuada del concepto de simulación computacional. Por esta razón, tomaremos sólo aquellos aspectos que puedan resultar relevantes para nuestros fines, no es nuestro objetivo establecer una “teoría” de los modelos científicos. En particular, nos centraremos en aquellos aspectos de los tratamientos epistemológicos que desplazan el análisis desde la derivación teórica hacia el entrelazamiento de la representación con la intervención.

En lo que sigue expondremos algunos hilos conductores de la evolución del concepto de modelo científico dentro de la filosofía de la ciencia intentando poner de relieve algunos aspectos que resultan relevantes para

nuestro enfoque de las simulaciones computacionales. Como veremos, uno de los ejes centrales en torno al cual se han desarrollado estos tópicos es la aplicación de teorías. Es decir, cuando las teorías son demasiado complejas para ser aplicadas u obtener información acerca del mundo directamente a partir de ellas, se construyen modelos que permitan representar, aproximar y adecuar estas teorías. Otro enfoque ha intentado reflejar, en cambio, el uso de modelos para dar cuenta de un ámbito de fenómenos para los cuales aún no hay una teoría que los explique.

En el capítulo 3 localizamos nuestra posición respecto de la conceptualización de los modelos científicos en el contexto de la filosofía de la ciencia. Como veremos, la tendencia general se desplazó desde su estatus dentro de los enfoques sintáctico y semántico de las teorías hacia líneas más pragmáticas, como la de modelos como instrumentos de mediación que estudian el uso de los mismos en contextos específicos. En esa misma sección, y como puente hacia la segunda parte de la tesis, discutimos una taxonomía para los modelos científicos tomando como criterio los distintos grados de autonomía que pueden tener respecto de las teorías y las diferentes estrategias acordes para su construcción. Estas consideraciones prefiguran nuestra posición respecto a las simulaciones computacionales, donde argumentamos que pueden establecerse grados de autonomía correlativos que nos permitirán refinar el análisis en torno de las prácticas de construcción y validación de las mismas, situando mejor las peculiaridades de esta metodología.

Cabe aclarar que nuestro trabajo se centra en simulaciones computacionales basadas en ecuaciones. Por ello, en la medida en que nuestro análisis de los modelos científicos constituye la base para nuestro tratamiento de las mismas, tiene un sesgo hacia los modelos que se desarrollan en disciplinas cuantitativas o que soportan conceptos métricos. En este sentido, muchos de los ejemplos que tomaremos son de la física o la química.



### 1.1. Modelos como estructuras

A fines del siglo veinte la reflexión sobre la naturaleza y función de los modelos científicos devino un tópico ineludible en la filosofía de la ciencia. El vuelco hacia los modelos parece impulsado por las dificultades que enfrentó la concepción heredada en su intento de interpretar los términos teóricos de la ciencia en términos observacionales y por su concepción misma de las teorías científicas (Pérez Ransanz, 1985). Para la concepción sintáctica<sup>3</sup>, una teoría era un conjunto de enunciados, cerrado con respecto a la relación de consecuencia lógica, cuya formulación precisa exigía reflejar su estructura sintáctica en un cálculo axiomático en lógica de primer orden. Los axiomas eran formulaciones de las leyes que especificaban las relaciones entre los términos teóricos. El lenguaje de una teoría se dividía en términos observacionales, que referían a objetos o procesos macroscópicos, y términos teóricos, cuyo significado se daba a partir de sus consecuencias observacionales. Los términos teóricos se identificaban con su contraparte observacional por medio de las denominadas “reglas de correspondencia” que especificaban los procedimientos experimentales para aplicar las teorías a los fenómenos.<sup>4</sup> Así, la teoría se explicaba por su forma lógica y los significados o la semántica por las reglas de correspondencia.

Esta caracterización de las teorías como entidades lingüísticas tenía el problema de que cualquier modificación en la sintaxis de una axiomatización particular de una teoría suponía cambiar de teoría. Además, los postulados elegidos en diferentes axiomatizaciones de una misma teoría no necesariamente se correspondían con sus supuestos básicos (van Fraassen, 1980: 44). Por su parte, las reglas de correspondencia presentaban

---

<sup>3</sup> En general, el positivismo lógico daba cuenta de las relaciones entre teoría y evidencia, entre explicación y *explanandum* y entre teoría reductora y reducida en términos de relaciones deductivas (inductivas sólo ocasionalmente) entre un conjunto de sentencias en lenguaje formal, por lo que dio en llamarse enfoque sintáctico.

<sup>4</sup> En su versión original, todas las aserciones de una teoría científica eran reducibles a aserciones en lenguaje observacional acerca de los fenómenos. Es por ello que para la concepción sintáctica original todo discurso significativo acerca del mundo debía ser empíricamente verificable.

la dificultad de que podían especificar más de una operación para atribuir significado a los términos teóricos sólo brindaban una interpretación parcial de los mismos.<sup>5</sup> En suma, la concepción heredada dejó irresueltos los problemas de cómo identificar teorías y de explicar cómo éstas se vinculan con nuestras experiencias, suscitando dudas sobre la capacidad de las teorías para proporcionar conocimiento fáctico (Suppe, 1977).

La concepción semántica, motivada por las dificultades que la concepción heredada enfrentó, invierte la jerarquía definiendo la teoría en términos de un conjunto de modelos.<sup>6</sup> Los modelos, en lugar de las reglas de correspondencia, proveen la interpretación para los axiomas de la teoría. Al concebir las teorías como clases de estructuras conjuntistas del tipo lógico apropiado y no como entidades lingüísticas, la perspectiva semántica quita preeminencia al lenguaje en que se formulan las teorías. Los modelos pueden ser descriptos en una variedad de lenguajes diferentes, sin que ninguno sea único o básico a la teoría. Los modelos son entidades no lingüísticas y existen diferentes configuraciones para describir su estructura.<sup>7</sup> Simplificando, puede concebirse como un vector compuesto de  $n$  elementos. Por ejemplo, en el caso de configuraciones de tres elementos:  $S = \langle U, O, R \rangle$  donde  $U$  se define como un conjunto no vacío de 'individuos' llamados el dominio –o universo– de la estructura  $S$ ;

---

<sup>5</sup> En esta dirección, Suppes (1961) negó la posibilidad de interpretar empíricamente las teorías científicas mediante reglas de correspondencia, enfatizando que la vinculación entre teorías y evidencia empírica requiere recursos formales más sofisticados. Pues, por ejemplo, los métodos para estimar los parámetros que intervienen en los modelos de una teoría, a partir de los modelos de los experimentos, no pueden caracterizarse mediante reglas de correspondencia. Por su parte, Putnam (1960) objetó la necesidad e incluso la posibilidad de establecer una distinción teórico-observacional co-extensivamente aplicable tanto a los términos como a las entidades por ellos designadas.

<sup>6</sup> Este enfoque coincide con el de la concepción heredada en su apuesta por el proyecto de reconstrucción racional de las teorías científicas.

<sup>7</sup> Aunque en general se acepta como componente central una estructura extra-lingüística, no hay un acuerdo acerca de la naturaleza de la misma. Algunos autores construyen las estructuras de las teorías como entidades teóricas conjuntistas axiomatizables por predicados teóricos conjuntistas (Sneed (1971), Stegmüller (1976), y Suppes, (1960)). Otros como espacios de estados configurados (van Fraassen, 1972) o conjuntos conectados de tales espacios o sus análogos no métricos (Suppe, 1977).

O como un conjunto ordenado –que puede ser vacío- de operaciones sobre  $U$ ; y  $R$  como un conjunto ordenado no-vacío de relaciones sobre  $U$ . Con esta formulación “lógica” se pretende ganar en precisión y claridad para dar cuenta de la estructura de la teoría, el diseño experimental y el análisis de datos (Nagel, E., Suppes, P. & Tarski, A.: 1962).

Aunque los tratamientos acerca de la relación entre modelos y teorías fueron cambiando desde 1960 a 1980, la concepción acerca de la función de las teorías y, en consecuencia, de los modelos no cambió demasiado: las teorías representan lo que sucede en el mundo. Para la concepción semántica, esto significa que son los modelos los que representan lo que sucede en el mundo. Así, éstos se caracterizan en términos de verdad: el modelo provee una realización en la cual la teoría se satisface (Cartwright, 1999a). Es decir, las afirmaciones hechas por la teoría son verdaderas en el modelo y para que  $M$  sea un modelo de la teoría debe mantener esta condición. “Una realización posible en la cual todos los enunciados válidos de una teoría  $T$  son satisfechos se llama un modelo de  $T$ ” (Tarski 1953: 11). A su vez, la relación entre los modelos de una teoría y los sistemas empíricos que representan se describen en términos de algún morfismo. En líneas generales, se considera que un modelo científico es una estructura que representa un fenómeno si y solo si dicho fenómeno o sistema es estructuralmente isomórfico al modelo. Es decir, se asume la existencia de un conjunto de relaciones preservadoras de estructuras que vinculan representacionalmente al modelo y al fenómeno.

Por ejemplo, P. Suppes (1961) sostiene que la comprensión de la estructura de una teoría compleja y la caracterización de sus modelos requiere la demostración de un teorema de representación para los modelos de la teoría. Tal demostración supone probar que cualquier modelo de la teoría es isomorfo a alguno de los modelos de un cierto subconjunto distinguido de modelos de la teoría.<sup>8</sup> Pero un teorema de representación debe

---

<sup>8</sup> Suppes mantiene que en ocasiones, en cambio, es conveniente demostrar un teorema de inmersión. Es decir, mostrar que hay una clase interesante de modelos de la teoría tal que todo modelo de la teoría

complementarse con un teorema de invariancia, que establezca en qué medida es única la representación determinada de cierta estructura. Pues sólo tienen significado empírico aquellas relaciones y operaciones que son invariantes con respecto a algunas transformaciones relevantes. Un ejemplo usualmente referenciado es el resultado de Adams (1959) según el cual, para una caracterización adecuada de la mecánica del sólido rígido, todo modelo de la mecánica del sólido rígido es isomorfo a un modelo definido dentro de la mecánica de partículas. Dentro de la matemática, suele apelarse al teorema de Cayley que establece que todo grupo es isomorfo a un grupo de transformaciones o al teorema de Stone que establece que toda álgebra booleana es isomorfa a un campo de conjuntos. Podríamos incluir muchos otros ejemplos, sin embargo, todos apuntan a mostrar que cuando un científico habla de “un modelo de x” se está refiriendo a un conjunto de supuestos que se atribuyen a las propiedades de ese x. En otras palabras, se considera que un fenómeno x es descrito – parcial o totalmente- por ciertas propiedades que de algún modo son concebidas por el científico, y pueden ser modeladas mediante una estructura teórico-conjuntista estableciendo un teorema de representación. La noción de representación en términos de isomorfismo ha recibido múltiples críticas que no abordaremos aquí.

El hecho de que una teoría emplee conceptos carentes de correlato directamente observable en los resultados experimentales ha llevado a algunos autores como P. Suppes (1988) a considerar una jerarquía en la familia de modelos. En el nivel más elevado sitúa la teoría a contrastar y sus modelos; a continuación, se ubican la teoría del experimento llevado a cabo para su contrastación y sus modelos. El tercer nivel lo ocupa la teoría de los datos y los modelos de los datos. Estos sólo incluyen la información experimental vinculada con los parámetros de la teoría a contrastar. Luego se ubica la teoría del diseño experimental y sus modelos, que contiene las consideraciones relativas al diseño experimental que

---

es isomorfo –o al menos homomorfo- a un sub-modelo de algún miembro de aquella clase. Para una caracterización de los términos “isomorfismo” y “homomorfismo” ver nota 18.

pueden formalizarse pero que exceden los límites la teoría a contrastar. Finalmente, encontramos la teoría de las condiciones *ceteris paribus* que incluye las consideraciones intuitivamente relevantes sobre el diseño experimental que no pueden formalizarse y cuya relación con los modelos de los datos no puede explicitarse completamente. En cada nivel de esta jerarquía, la teoría cobra significado empírico a través de las conexiones formales con las teorías del nivel inmediato inferior. Con todo, la concepción suppesiana parece incapaz de garantizar la semejanza estructural entre los modelos de datos y los fenómenos que las teorías correspondientes pretenden describir, pues las relaciones entre los modelos de la teoría de las condiciones *ceteris paribus* y los modelos de los demás niveles de la jerarquía no pueden explicitarse formalmente ni evaluarse mediante tratamiento estadístico alguno.

El enfoque de B. van Fraassen tiene sus particularidades, aunque sigue dentro de la concepción de la representación como un isomorfismo y la teoría como base para caracterizar los modelos. Propone la noción de espacio-de-estados (*state-space*) si los sistemas consisten en entidades físicas que se desarrollan en el tiempo y cada una tiene un espacio de estados posibles, un modelo representa una de estas posibilidades con un dominio de objetos y una función histórica que le asigna a cada objeto una trayectoria en dicho espacio; los modelos de un sistema comparten un estado espacial común (van Fraassen, 1972: 311). Una teoría en este enfoque se ocupa de una clase grande de sistemas dividida en subclases, y especifica un espacio-de-estados para cada subclase. Cada uno de ellos contiene un conjunto de modelos.<sup>9</sup> Si tomamos por ejemplo las leyes de movimiento en la mecánica clásica de partículas, éstas seleccionan sólo las trayectorias del espacio-de-estados que sean físicamente posibles, es

---

<sup>9</sup> "Del análisis formal que van Fraassen hace de las teorías físicas parece desprenderse que las teorías físicas son estructuras conceptuales que determinan la configuración de un espacio-de-estados; esto es, estructuras conceptuales que a su vez determinan estructuras o modelos que representan el comportamiento de los sistemas físicos. Sin embargo, en algunas ocasiones parece identificar a la teoría con dichos modelos. Me parece que esta ambigüedad se debe a que van Fraassen no se ocupa de explicar cuál es el estatus ontológico de las teorías mismas. Es decir, no trata de dar una respuesta al problema de qué tipo de entidad es una teoría científica" (Pérez Ransanz, 1985: 8).

decir, aquellas que satisfacen las ecuaciones que describen las leyes de movimiento. Para van Fraassen, cada una de estas posibilidades físicas está representada por un modelo y la relación entre ambos es isomórfica. Una teoría entonces, es empíricamente adecuada si las estructuras (observables) del mundo empírico pueden ser integradas en algún modelo de la teoría.

R. Giere tiene una formulación menos abstracta de los modelos como entidades no lingüísticas y rechaza la representación en términos de morfismos. Los modelos poseen diferentes grados de abstracción, por ejemplo, el oscilador armónico simple tiene sólo una fuerza lineal restauradora mientras el oscilador amortiguado incorpora tanto una fuerza restauradora como una amortiguadora. Estos modelos “funcionan como representaciones en el sentido ahora en boga de la psicología cognitiva” (Giere, 1988: 80). Las relaciones entre el modelo y los sistemas reales se da en términos de relaciones de similitud expresadas por hipótesis de la forma: “el modelo M es similar al sistema S en ciertos aspectos y grados”. Desde esta perspectiva, las teorías suponen entonces modelos e hipótesis acerca de la similitud de los mismos con los sistemas reales. Las leyes y las principales ecuaciones de la teoría están codificadas en el modelo. Así, en términos de Giere, los principios de la mecánica newtoniana pueden ser vistos como reglas para la construcción de los modelos para representar un sistema mecánico -desde cometas a péndulos (Giere 1995: 134); y las leyes newtonianas son necesariamente verdaderas de los objetos del conjunto de modelos newtonianos. El problema de la verdad de la teoría<sup>10</sup> reside en las hipótesis que indican el grado de similitud de los modelos con los sistemas reales.

El grado de similitud dependerá de cuán específicamente se caracterice el modelo y del juicio pragmático que hacen los científicos que usan los

---

<sup>10</sup> Para Giere, una teoría no es una entidad bien definida ya que no hay condiciones necesarias ni suficientes que determinen qué modelo o hipótesis pertenece a una teoría particular. Por ejemplo, los modelos para la mecánica clásica no constituyen un grupo bien definido ya que no hay condiciones específicas para lo que constituye una función fuerza admisible.

modelos respecto de cómo interpretar las cantidades abstractas que aparecen en las leyes que definen el conjunto de modelos. Por ejemplo, nos dice Giere, en la segunda ley de Newton  $F=ma$  puede especificarse el valor de la fuerza como proporcional al desplazamiento de un cuerpo mecánico  $F = -kx$ ; entonces, la ecuación de movimiento es  $md^2x/dt^2 = -kx$ , que describe el comportamiento de los sistemas denominados osciladores armónicos como el péndulo simple. En este caso, el sistema obedece la segunda ley de Galileo según la cual el periodo del péndulo es proporcional a la raíz cuadrada de su largo e independiente de su masa. Derivar esta ley para el péndulo requiere mayores especificaciones en el modelo: la fuerza debe ser de la forma  $F = -(mg/l)x$ , donde  $l$  es el largo del péndulo y  $-mg$  es una fuerza gravitacional uniforme actuando sobre el péndulo. El modelo obedece la ecuación de movimiento  $F = ma$  en una forma más concreta  $md^2x/dt^2 = -(mg/l)x$ . Aún así, el modelo sigue siendo una *idealización* del sistema real, la gravedad no es la única fuerza que actúa sobre los péndulos reales, ni ellos se balancean sólo en pequeños ángulos.

Para tener un modelo más preciso debemos “des-idealizarlo” especificándolo al sistema que deseamos tratar. Esto se logra introduciendo elementos extras al modelo, como condiciones iniciales y de contorno, y corrigiendo la ecuación de movimiento, introduciendo funciones de fuerza específicas adicionales que representen estos rasgos. El modelo se va complejizando y puede tener ángulos mayores de balanceo, por ejemplo, pero no obedecerá ya la ecuación de movimiento para osciladores armónicos. De este modo, a medida que el modelo representa con mayor precisión una situación, las ecuaciones de las leyes originarias deben ser corregidas. Sin embargo, aunque las correcciones modifiquen la forma específica del término fuerza en las ecuaciones de movimiento, preservan intacta la forma de ley de Newton. Así, para Giere, incluso el modelo más preciso aún satisface las leyes de la teoría.<sup>11</sup> Como veremos más adelante, la concepción de modelos corregibles por la teoría es uno de los

---

<sup>11</sup> I. Lakatos (1978) y E. McMullin (1968, 1985) poseen en sus propios argumentos la noción de que el modelo se mejora mediante correcciones legitimadas por la teoría. Para Lakatos es signo de progreso

puntos álgidos de la controversia con la concepción de modelos como mediadores.

## 1.2. Modelos icónicos y analogías

Uno de los sentidos más prominentes de la palabra “modelo” es el uso muy común en física e ingeniería para referir un modelo “físico” o material como, por ejemplo, “el modelo del aeroplano” o “el modelo del barco”. Este tipo de modelos, denominados icónicos, se conciben como una réplica de cierto grado de fidelidad del fenómeno representado. En general, se considera que estos modelos pueden ser vistos, tocados o directamente manipulados en modos que no pueden serlo los modelos abstractos. Sin embargo, no debemos restringir los modelos icónicos a objetos reales o materiales; en el trabajo de Maxwell (1961-2), por ejemplo, la *imagen física* de un éter que se comporta como un sólido elástico puede ser considerada dentro de esta categoría pese a que es un modelo no material. Así, una caracterización general de los modelos icónicos recalca en la relación de similitud más que en la materialidad de los mismos.

En los trabajos filosóficos, usualmente se resalta la capacidad explicativa de los modelos icónicos. Seguramente, un modelo de bolas y varillas para representar la estructura del ADN ofrece una mejor comprensión de la disposición de las bases que la que alcanzaríamos mediante una mera lectura acerca del tema. En la práctica científica, los modelos icónicos cumplen además un papel heurístico fundamental que no debe subestimarse. Por ejemplo, el modelo electromagnético de Maxwell (1961-2) fue transformado en las diferentes etapas de su trabajo para que se adaptara a los requisitos impuestos por los nuevos fenómenos, produciendo constricciones en la solución así como en las posibles caras futuras del modelo.

Pese a estas virtudes, para llegar a una comprensión más acabada del fenómeno y para que el conocimiento obtenido sea generalizable a otros

---

del programa de investigación en el que está integrada la teoría; en el caso de McMullin argumenta en favor de la verdad de la teoría.



casos, suele requerirse otra forma de representarlo, un sistema de ecuaciones matemáticas ¿Qué información se extrae de un tipo de modelo o de otro? Una vez que se ha llegado a una formulación matemática de la teoría ¿puedo prescindir de los modelos icónicos?

M. Hesse (1953, 1966) ha explorado algunas de estas cuestiones. Considera que los modelos representan de alguna manera el comportamiento y estructura de los sistemas estudiados; en estos casos, se traza una analogía entre ciertos fenómenos u objetos que son familiares al científico, y que constituyen los elementos de comparación, con otros fenómenos u objetos de un ámbito desconocido que se pretende explicar. Naturalmente sólo se consideran relevantes para la analogía algunas propiedades del fenómeno, pues existen ciertas propiedades de un dominio que no permiten ser identificadas en la extensión del otro dominio. Luego, puede definirse la relación de analogía entre el modelo y el sistema descrito como desplegada en tres tipos. Hay una analogía positiva entre las propiedades que son similares, una analogía negativa a partir de las propiedades disímiles y una analogía neutra donde la relación de similitud es desconocida. Este espacio de neutralidad que propone ser explorado es el que dota de poder predictivo a la analogía y constituye una serie de puntos de *crecimiento* o de progreso de una teoría. En este sentido, Hesse integra los modelos científicos como esenciales a la “lógica” de las teorías, en tanto sugieren hipótesis, que nos ayudan a construir las teorías y son herramientas para la explicación y la predicción.

Hesse elaboró su concepción en el contexto de una larga tradición que equiparaba modelos científicos con modelos materiales o mecánicos. Se inspiró en el uso de los científicos del s. XIX, quienes concebían los modelos como “una representación concreta, material (real o imaginaria) de algo” (De Regt, 2005: 215). Los ejemplos generalmente citados son el modelo de bolas de billar para representar un gas ideal o el mencionado modelo de vórtices del éter de Maxwell. Sin embargo, por esa misma época el uso del término “modelo” se había extendido más allá de lo icónico o lo mecánico para incluir los modelos de la mecánica cuántica. Ambas

líneas encuentran un correlato en la distinción que establece Hesse entre dos tipos de analogías: las analogías materiales y las analogías formales.

Una analogía es material en tanto se comparan ciertas similitudes físicas existentes entre las teorías, los modelos y los sistemas empíricos tales como propiedades geométricas, mecánicas o espaciales. Es decir, el modelo es estructuralmente similar a lo modelado. De esta manera funciona la capacidad representacional de los modelos icónicos. Un ejemplo clásico, es el modelo de Bohr del átomo de hidrógeno que es explicado mediante la asociación del protón y del electrón con el sol y los planetas respectivamente.

La alternativa [al modelo harmónico del átomo] era copiar el movimiento de los planetas alrededor del sol. La razón por la cual los planetas no son atraídos por el sol es que logran órbitas estables en las cuales la fuerza centrípeta los restringe a sus órbitas (...) De modo similar en el átomo, un electrón, si se moviese suficientemente rápido no se vería atraído por la carga positiva del núcleo. (Rusk, 1964. Citado en Achinstein, 1964: 191)

Por otra parte, una analogía es formal cuando ecuaciones de la misma estructura matemática son usadas para describir fenómenos que pueden ser totalmente disímiles. Un caso histórico que puede servir como ejemplo es la analogía establecida por Thomson (1842) entre las ecuaciones que representan la ley de atracción del inverso del cuadrado y las que representan el fluir uniforme del calor en un medio continuo. Como hemos mencionado, en estos casos la analogía se aleja de los rasgos icónicos o concretos, sin embargo, operan aún la relación de similitud y la definición de modelo como estructura.

Entonces la cuestión surge: ¿qué cosa toma el lugar en estas teorías físicas [como la mecánica cuántica] de los puntos que señalan hacia un mayor progreso que proveía un sencillo modelo mecánico? Voy a sugerir que lo que toma su lugar es provisto por la naturaleza del formalismo matemático mismo –cualquier pieza particular de la matemática tiene sus propios modos de sugerir modificaciones y generalizaciones; no es sólo una colección aislada de ecuaciones sin relación con nada más, es una parte reconocible de toda la estructura de la matemática abstracta, y esto es cierto ya sea que los símbolos empleados tengan una interpretación física o no. (Hesse, 1953: 200)

En el capítulo 2 retomaremos el tema de los formalismos matemáticos, por lo pronto, deseamos destacar algunos elementos. Los formalismos matemáticos pueden proveer, al igual que los modelos icónicos o mecánicos, puntos de crecimiento para las teorías. Estos puntos señalan la dirección de crecimiento y sugieren nuevos modos de modificación y generalización. A su vez, los mismos formalismos restringen o constriñen las maneras posibles de representar el fenómeno, “cada formalismo tiene sus propios modos de sugerir modificaciones o generalizaciones” (*Ibid*); esto no impide que algunas modificaciones vayan más allá de las mencionadas constricciones. Finalmente, cabe señalar la dimensión pragmática que se atribuye a los formalismos matemáticos. Un conjunto de ecuaciones interpretadas, con reglas y heurísticas para su aplicación debe ser reconocible como tal por un usuario, por ejemplo, para permitirle derivar resultados contrastables empíricamente.

Pese a esta rica herencia, la concepción semántica en general se ha ocupado de los modelos de las teorías o de los “modelos teóricos”, en el sentido del oscilador armónico de Giere. Incluso, los modelos de datos son vistos como determinados (en parte) por las teorías de análisis de datos. En este sentido, algunos autores como Nancy Cartwright (1983, 1999a), Mary Morgan y Margaret Morrison (1999), entre otros, han considerado que este enfoque aún trata a los modelos como subsidiarios de alguna teoría subyacente que es explicada o aplicada por el modelo. Los partidarios de la concepción de los modelos como mediadores, como suele llamárseles, juzgan insostenible esta idea de que los modelos ya estén en la teoría y consideran que la actividad de elaboración de los mismos es mucho más rica y creativa de lo que se creía hasta entonces. En líneas generales, destacan la importancia del análisis de los modelos en su diversidad, del proceso de su elaboración y del estudio de su funcionamiento en contextos específicos. Enfatizan, también, la materialidad de los modelos y su estatus tanto de instrumentos como de objetos de investigación científica. Por nuestra parte, resultará relevante para nuestro

análisis de las simulaciones computacionales mostrar algunos elementos de estos enfoques que exceden la capacidad representacional de los modelos.

### 1.3. Modelos como instrumentos mediadores

La perspectiva de los modelos como mediadores, que deriva su nombre de la compilación realizada por M. Morgan y M. Morrison (1999), considera que el rasgo más importante de los modelos es su autonomía o independencia parcial con respecto a las teorías y a la evidencia empírica pues, este carácter de agentes autónomos, posibilita que funcionen como mediadores entre las teorías y el mundo. Como hemos visto, es común pensar dentro del enfoque semántico que los modelos pueden derivarse enteramente de la teoría y que ésta brinda las pautas de corrección para adaptar los modelos a los casos particulares. Sin embargo, mantienen Morgan y Morrison, si se atiende a la fase de construcción puede verse que los modelos son construidos a partir de una mixtura de elementos pertenecientes no sólo al dominio de la teoría. Ningún modelo es puramente teórico ni puramente fenoménico, sin importar el grado vincular que lo una con la teoría o con el fenómeno.

En la etapa de construcción de los modelos se introducen ciertos *elementos* que socavan la idea de exclusividad teórica o fenoménica; elementos como abstracciones, simplificaciones, aproximaciones, pero también algunos provenientes de experiencias, intuiciones u observaciones. Para las autoras, esta introducción de elementos heterogéneos es ineludible desde un plano estrictamente metodológico; por ello, una buena caracterización de los modelos científicos debe contemplar el modo en que los mismos son construidos desde su etapa inicial y, precisamente, ante tal consideración se cae en la cuenta de que ni la teoría, ni el fenómeno, proveen recetas para su construcción. Más que un conjunto de reglas para asir la construcción de los modelos, pueden percibirse una serie de criterios sujetos a cada caso particular.

De este modo, los modelos no se encuentran situados dentro de una estructura jerárquica que va desde la teoría al “mundo”, como considera la

concepción semántica. En tanto toman elementos de la teoría y la empírea están más bien en tensión con ambos extremos. Morgan y Morrison ven en su tesis de la autonomía una diferencia fundamental con respecto a la concepción semántica, pues consideran que este enfoque niega tal autonomía al establecer que todo modelo es modelo de alguna teoría. Es importante señalar, que las propias autoras dejan en claro que su concepción no es aún una teoría de los modelos científicos, más bien, es una plataforma de información acerca del lugar de los modelos en la práctica científica que “contribuirá a asentar esta información” en una teoría (Morgan y Morrison, 1999: 12).

### **1.3.1. Construcción y autonomía**

En su tratamiento ya clásico, Nancy Cartwright (1983) pone de manifiesto la variedad y complejidad que se establece en las relaciones de los modelos con las teorías y los fenómenos. Mantiene no sólo que los modelos no son deducibles de la teoría, sino que los científicos pueden usar un número de modelos mutuamente inconsistentes dentro de la misma teoría. Los modelos constituyen la única representación posible de leyes fenomenológicas que consideramos verdaderas. Si hay alguna verdad, se encuentra en los modelos y no en la teoría de fondo. En su enfoque inicial, los modelos se construían conjugando descripciones del dominio empírico ‘ya preparadas’ con representaciones matemáticas provenientes de la teoría. En sus escritos más recientes (Cartwright, 1989, 1999a, 1999b) la unión no es tan directa. Insiste en que la teoría no va a determinar cuál es la mejor representación de los fenómenos. Las teorías no son como “máquinas expendedoras” a las que se alimentan sus formas prescriptas con cierto *input* para obtener los resultados deseados (en este caso, un modelo representativo). Cartwright (1999a: 247) se aleja así no sólo de la concepción heredada, sino también de ciertas versiones de la concepción semántica para las cuales los modelos pueden deducirse de la teoría o la teoría brinda las correcciones hacia las aplicaciones y las

aproximaciones<sup>12</sup>; considera que para estos enfoques la verdad “es demasiado barata”.

Para la autora, la teoría constituye sólo una guía, marca las tendencias, pero ningún comportamiento está preestablecido (por las leyes) hasta que los sistemas particulares están localizados en situaciones específicas<sup>13</sup>. Cuando se quiere saber qué sucede en situaciones específicas, se debe ir más allá de la teoría y construir un modelo representativo. En este punto se apoya en la tesis de Marcel Boumans según la cual la construcción de modelos requiere de un esfuerzo cooperativo: el conocimiento y las conjeturas se recogen de donde puedan encontrarse y, muchas veces, los mismos exceden por mucho los límites de las teorías.

Boumans (1999) mantiene que la construcción de modelos lleva implícita ciertos criterios de adecuación, en adición a los propuestos por la teoría, que determinan el modo en que deben *integrarse suficientes elementos* heterogéneos para lograr satisfacerlos. Estos elementos pueden ser nociones teóricas, moldes matemáticos, metáforas o datos empíricos, por nombrar algunos. El tipo de elementos que se reúnen y el modo en que son integrados está subordinado a cada caso particular y a los fines del modelo. Para construir un modelo matemático del ciclo económico, por ejemplo, los economistas que él ha estudiado usualmente comienzan por unir algunos pedazos de teoría, con algunos pedazos de evidencia empírica, un formalismo matemático y una metáfora que sirva de guía heurística para concebir e integrar el modelo (Boumans 1999: 67). Para ser integrados, los elementos dispares se traducen en pedazos matemáticos de la misma forma y se conjugan de modo que puedan proveer una solución de la ecuación que representa el patrón del ciclo económico. Así,

---

<sup>12</sup> Cartwright (1999a: 251) admite que puede haber modelos teóricos como los propuestos por Giere o por Morrison (1999: 48). Sin embargo, cuando se trata de modelos que representan situaciones de manera realista y logran predicciones exitosas, en muy pocas ocasiones son modelos de este tipo.

<sup>13</sup> En su enfoque, las correcciones llevarán por lo general a modelos inconsistentes con la teoría. Esta tesis está vinculada con su posición crítica respecto de la universalidad de las leyes científicas. Ver Cartwright 1999a: 251 -252.

la construcción de modelos no sólo incorpora elementos que no pertenecen a la teoría ni al fenómeno, sino que la teoría no determina siquiera la forma del modelo. Es en este sentido que los defensores de los modelos como mediadores proclaman su autonomía parcial respecto de la teoría como de los datos.

En algunos modelos, la tesis de la autonomía parcial resulta bastante plausible. Por ejemplo, en las primeras formulaciones del efecto magneto-óptico de Faraday.<sup>14</sup> Sin embargo, ¿qué sucede en el caso de modelos más vinculados a la teoría, donde el proceso de integración no implica elementos tan dispares? Morgan y Morrison consideran que la tesis de la autonomía se mantiene aún en los modelos teóricos donde, a menudo, puede observarse la violación de algunos supuestos básicos de las teorías. M. Morrison (1999) analiza cómo logra el modelo del péndulo representar con tal grado de precisión los péndulos materiales. Como hemos descrito, este modelo suele considerarse enteramente derivable de la teoría. Sin embargo, Morrison muestra que aún en este caso se confía en una serie de decisiones que simplifican tanto la matemática como la teoría física subyacente.

Este punto quedará mejor ilustrado cuando tratemos el tema en el contexto de las simulaciones computacionales, en el apartado 4.1.3. Al respecto deseamos señalar que establecer una gradación en la autonomía de los modelos puede resultar esclarecedora a la hora de considerar los distintos tipos de estrategias para su construcción, su evaluación y las diversas funciones que pueden desempeñar en las prácticas científicas. El desarrollo del capítulo 4 va en esta dirección. Por lo pronto, basta mar-

---

<sup>14</sup> Francis Everitt, toma la ley de Airy del efecto magneto-óptico como una ley fenomenológica característica: "Faraday no tenía una teoría matemática del efecto, pero en 1846 George Biddell Airy (1801-92), el Astrónomo Inglés Real, señaló que podía ser representado analíticamente en la teoría de onda de la luz agregando a las ecuaciones de onda, que contienen derivadas del desplazamiento con respecto al tiempo, otros términos *ad hoc*, ya sean derivadas del desplazamiento primeras o terceras" (Everitt y Hacking, 1981. Citado por Cartwright, 1983: 2). Se trata de una descripción, más que de una explicación. En este sentido, el autor la compara con el posterior tratamiento de Lorentz, con su teoría del electrón el efecto quedó explicado.

car que en el extremo menos autónomo se encuentran los modelos teóricos, es decir, aquellos imbuidos en alguna teoría fundamental y que las estrategias para su construcción que se emplean predominantemente son de tipo *top down*. En el extremo más autónomo pueden ubicarse los denominados “modelos fenomenológicos”, modelos que atañen a algún tipo de fenómeno para los cuales no hay o no puede aplicarse una teoría. Por ello, en su construcción prevalecen los componentes pragmáticos y las estrategias empleadas son *bottom up*. Como veremos, no pueden establecerse compartimentos estancos pero sí podemos distinguir algunas propiedades características que contribuirán a la elaboración de una taxonomía útil para el análisis de las simulaciones computacionales.

### **1.3.2. Los modelos como mediadores y sus capacidades representacionales**

Como hemos visto, la tesis de los modelos como mediadores depende de la autonomía parcial de los mismos, respecto tanto de la teoría como de los fenómenos. Sin embargo, para considerar las capacidades representacionales de los modelos debe tenerse en cuenta la relación que éstos mantienen con al menos uno de los dos ámbitos. La gradación en la autonomía que hemos señalado tiene un correlato en el análisis de la representación. Hay modelos que pueden mantener relaciones más fuertes con la teoría, por ejemplo, el caso del modelo del péndulo que hemos descrito. Pero, hay modelos en los que prima la representación del fenómeno. Por ejemplo, Morgan (1999) analiza los tempranos modelos de barómetros estadísticos contruidos para representar gráficamente la actividad económica a través del tiempo.<sup>15</sup> Más allá de los ejemplos, Morgan y Morrison creen que la noción de representación que presentan se aleja de la tradición en tanto no se limita a casos donde existe alguna especie de réplica o reflejo entre el modelo y el fenómeno o el modelo y la teoría. La representación es vista como una interpretación parcial del

---

<sup>15</sup> Analiza dos modelos del sistema monetario desarrollados por Irving Fisher (1867-1947), ambos contruidos a partir de analogías con otros fenómenos.



sistema o la teoría que adquiere su legitimidad por la utilidad que brinda al modelo para funcionar en contextos específicos.

En esta dirección, Mauricio Suárez (1999) caracteriza los modelos científicos como ‘representaciones en un sentido pragmático del término’. Es decir, que la capacidad representacional de un modelo es altamente dependiente de la intervención de un agente competente. La tesis central sería que el usuario traza vínculos de similitud entre el fenómeno y el modelo del fenómeno.<sup>16</sup> El autor aborda el ejemplo del ADN. En este caso, la estructura material diseñada puede entenderse como una mera “escalera caracol”, como un resorte o una hélice, según lo disponga el usuario. Constituye una representación de una molécula de ADN sólo en la medida en que un agente la interpreta como tal: “¿En qué difieren el modelo de ADN y el de una escalera? No en su estructura, que es la misma en ambos casos –sólo difieren en la intención de uso”.<sup>17</sup> Evidentemente, Suárez está cuestionando la concepción estructuralista de los modelos que hemos abordado:

Un modelo es representacional porque es [construido] intencionalmente para un fenómeno o sistema particular (...) Si la teoría opera como si no hubiera una intención de uso –si opera como forma pura, vacía de contenido empírico-, entonces la teoría no está trabajando representacionalmente. Suárez (1999: 81).

Los enfoques pragmáticos, al estilo de Suárez, ponen el énfasis en el rol de la representación para brindar soluciones a problemas de distinta índole. Intentan poner de manifiesto que representar no es una mera tarea de denotación pasiva de similitudes, involucra organización, invención y otro tipo de actividades. Como Ursula Klein (1999), algunos aún pueden conceder que el isomorfismo de la concepción semántica captura la noción de “representación de” pero consideran que debe complementarse

---

<sup>16</sup> También Giere (1999) procura explicar la vinculación de los modelos con los sistemas empíricos mediante una relación de “similitud en ciertos aspectos”. A su vez, Frigg Hartmann, S. (2005) insisten en que para hacer de la similitud un criterio de representación significativo, debemos dar cuenta de los contextos en que es usada y de los aspectos cognitivos que conlleva.

<sup>17</sup> Suárez (1999) p 82.

con “la representación como”. Detrás de la noción de isomorfismo se asume que los objetos que ellos relacionan se encuentran organizados de una manera determinada y son accesibles. Klein enfatiza otras motivaciones y prácticas que intervienen en la representación que exceden la búsqueda de similitud con una estructura dada.

### **1.3.3. Otras funciones:**

#### **los modelos como instrumentos de investigación**

La tesis de la autonomía parcial de los modelos respecto de la teoría como de los datos se encuentra íntimamente vinculada a su función de mediadores y a su caracterización como instrumentos. Morgan y Morrison señalan que los modelos pueden desempeñar varias funciones, pueden contribuir a la construcción de teorías, pueden funcionar como instrumentos que nos permitan explorar las implicaciones de una teoría ya existente en situaciones concretas, y también hay modelos que nos permiten explorar fenómenos para los cuales no hay aún una teoría formulada. Un caso que merece especial atención, por su repercusión en las discusiones en torno de las funciones que pueden desempeñar las simulaciones computacionales, es el de aquellos modelos que, “funcionan directamente como instrumentos para la experimentación”. Según las autoras este era un uso prominente de los modelos de la física y la química del s. XIX. Señalan que, por ejemplo, los modelos de Lord Kelvin y FitzGerald se tomaban como reemplazo de los experimentos efectivos en el éter; éstos proveían una estructura mecánica que incorporaba ciertos tipos de propiedades mecánicas, conexiones y procesos considerados necesarios para la propagación de las ondas electromagnéticas. “La manipulación exitosa de los modelos era vista como equivalente a la evidencia experimental para la existencia de estas propiedades en el éter. Esto es, manipular el modelo equivalía a manipular el éter y, en este sentido, el modelo funcionaba tanto como instrumento como objeto de la experimentación” (Morrison y Morgan 1999: 20).

Consideramos que postular la equivalencia entre “manipular el modelo” y “manipular el sistema” (como en el caso de los experimentos) es erróneo. Por más confianza que podamos ir obteniendo en un modelo que

realiza predicciones exitosas, éstas no pueden equipararse a la evidencia experimental. El modelo no puede sustituir el mundo. Parafraseando a Hacking (1983), la realidad, como piedra de toque de nuestro conocimiento, tiene que ver con la causalidad y nuestras nociones de realidad se forman a través de nuestras habilidades para cambiar el mundo.<sup>18</sup>

Una tesis vinculada, que mantienen Morgan y Morrison es que algunos modelos pueden reemplazar a mediciones concretas. A modo de ilustración toman el caso estudiado por Ursula Klein (Klein 1999: 146) respecto de las fórmulas químicas de Berzelius utilizadas para representar y estructurar experimentos de la emergente sub-disciplina de la química orgánica. En su artículo, Klein muestra cómo Dumas pudo calcular la cantidad de cloro necesaria para la producción de tricloroacetaldehído y cuánto ácido clorhídrico se producía simultáneamente. Las fórmulas ligaban símbolos y números de modo tal que permitían balancear los ingredientes y productos de una transformación química. En este sentido, las fórmulas funcionaban como modelos capaces de singularizar patrones de reacción en nuevas situaciones. Debido a estas capacidades de cálculo, mantienen Morgan y Morrison, las mismas se convirtieron en sustitutos de las mediciones concretas de las sustancias involucradas en las transformaciones químicas. Si bien es cierto que, aún cuando en casos como el analizado se ha recabado tanta evidencia empírica en favor del modelo que el grado de confianza alcanzado llevó a reemplazar las mediciones concretas por el cálculo, esta tesis no puede generalizarse. En particular, para el caso de las simulaciones computacionales, no puede sostenerse sino para ámbitos muy acotados. Como veremos, muchos de sus usos se vinculan a modelos altamente aproximativos o a ámbitos de fenómenos donde la evidencia empírica es escasa o los datos están mal estructurados.

Pese a estas discrepancias, no podemos dejar de reconocer que en el último tiempo los ámbitos de la representación y la intervención se han

---

<sup>18</sup> "Real es aquello que podemos usar para intervenir en el mundo para afectar algo más, o lo que el mundo puede usar para afectarnos" (Hacking 1983: 174).

ido entrelazando. Consideramos que las simulaciones computacionales constituyen un ámbito relativamente novedoso para analizar este punto. Por otra parte, aceptamos que los modelos y las simulaciones permiten estructurar y llevar a cabo ciertas prácticas de medición y experimentación. De hecho, en ciertos casos juegan un papel ineludible en el laboratorio. Sin embargo, no creemos que los resultados de los modelos o de las simulaciones computacionales tengan el estatus de datos experimentales o mediciones.

Finalmente, queremos destacar otra de las funciones que pueden desempeñar los modelos en tanto instrumentos, siguiendo a Morgan y Morrison. Se trata de aquellos modelos que son utilizados para diseñar y producir diferentes tecnologías. Pueden incluir los típicos modelos a escala, pero las ventajas para el diseño exceden la capacidad de réplica y la materialidad; más bien están asociadas a que el tipo de información que proveen permite la intervención en el mundo. Así, los modelos teóricos y matemáticos también pueden desempeñar estas funciones.<sup>19</sup> Para Morgan y Morrison, las teorías juegan un rol pasivo en estos casos, son los modelos los que constituyen la guía para lidiar con los diferentes problemas de diseño. Si bien el tema es sumamente sugerente para ser abordado desde las simulaciones computacionales, por razones de espacio, sólo lo trataremos tangencialmente.

---

<sup>19</sup> Uno de los casos paradigmáticos que utilizan las propias autoras para ilustrar este punto es el de los modelos ópticos utilizados para el diseño de lentes o la construcción de láseres; estos modelos de la óptica geométrica son utilizados para calcular la trayectoria de un rayo para que la lente pueda producirse sin aberraciones. El punto que les interesa es que algunos de estos modelos no requieren supuestos acerca de la naturaleza de la luz, de hecho, convive una gama de ellos adaptados a las necesidades de la producción tecnológica que, según el tipo de rayo, varían la distancia de la imagen focal y la distancia focal requerida. Otros, en cambio, deben considerar los efectos cuánticos; por ejemplo, en el desarrollo de ciertos láseres, cuando la energía de los fotones es demasiado grande comparada con la sensibilidad del equipamiento a desarrollar, se utilizan modelos que combinan lo cuántico y los clásico. Cf. Morgan y Morrison, 1999.

### LOS MODELOS MATEMÁTICOS Y EL CÁLCULO

La matemática es utilizada de diversas maneras en las ciencias, y mucha de la actividad intermedia entre teoría y experimentación se encuentra vinculada a ella. En nuestro recorte temático, esta actividad se convierte en la construcción de modelos matemáticos para las diferentes funciones que puede desempeñar un modelo. Como hemos visto, muchos de los tratamientos filosóficos que abordan el tema suelen vincularlo con la aplicación de teorías. Es decir, se preguntan cómo desarrollan los científicos modelos matemáticos o formalismos físicamente interpretados que permitan obtener información acerca del “mundo” a partir de las teorías disponibles.

Por lo que respecta a las posiciones que hemos analizado podemos diferenciar, a grandes rasgos, dos líneas de trabajo. La primera, asociada, en su forma más general, a la concepción semántica de las teorías, considera que la representación es la principal función de los modelos. En este caso, el poder representacional de los modelos matemáticos reside en su habilidad de “mapear” y preservar la estructura de los sistemas físicos estudiados, con mayor o menor grado de idealización; por lo general, se considera que esta relación es isomórfica. Además, para esta clase de enfoque, los modelos son completamente derivables de la teoría y en ella están contenidas las correcciones que se aplican a los modelos cuando se ‘des-idealizan’ para obtener descripciones más realistas de los fenómenos estudiados. Un enfoque vinculado es el de Hesse respecto a las analogías formales, que hemos mencionado.<sup>20</sup> Sin embargo, el interés por las analogías vinculadas a los modelos puede rastrearse en el desarrollo

---

<sup>20</sup> Usando la noción de isomorfismo, la analogía se explica como un “alineamiento estructural” de dos dominios caracterizados por su consistencia estructural, enfoque relacional y sistematicidad. La consistencia estructural implica que toda relación de emparejamiento entre los análogos debe contar con argumentos de emparejamiento y con una correspondencia uno a uno de los elementos de cada dominio. El enfoque relacional se obtiene emparejando los objetos y relaciones, pero no los predicados; mientras que la sistematicidad requiere el emparejamiento para incluir tantas conexiones de alto nivel como sea posible. Para más detalle véase Gentner y Markman (1997: 47) y Gentner y Wolff (2002: 304).

de los propios métodos formales y, más notablemente, durante la segunda mitad del siglo XIX cuando la relación entre el modelo y el sistema modelado comenzó a entenderse como una analogía.<sup>21</sup>

Como hemos mencionado, Thomson fue uno de los primeros partidarios del método de las “analogías físicas”. En 1842, había indicado la analogía formal entre las ecuaciones que representaban la ley de atracción del inverso al cuadrado y las que representaban el fluir uniforme del calor en un medio continuo. Además, había elaborado una teoría sobre los fenómenos electrostáticos empleando un formalismo matemático análogo al de la distribución del calor de la teoría analítica de Fourier para analizar la distribución de la electricidad: esta última se representaba geométricamente mediante un flujo de fuerza eléctrica de la misma forma que la primera lo era por un flujo de calor. Thomson propuso una analogía física para esta analogía matemática considerando que el modelo físico de la propagación del calor de partícula a partícula sugería una propagación análoga de las fuerzas eléctricas por la acción de las partículas contiguas de algún medio interpuesto, como ya había indicado Faraday. Su método de las “analogías físicas” permitía transferir la solución de un problema matemático de un lado de la física a otro; del lado “establecido” de la ciencia a otro lado aún en desarrollo. Como sostendría al respecto Maxwell (1855), la “semejanza en la forma” implicaba un isomorfismo entre las leyes de diferentes fenómenos que permitía obtener “ideas físicas sin adoptar una teoría física”. Así, una fuente de calor o de fluido podía ser análoga a una carga eléctrica, un polo magnético o una fuente de corriente eléctrica. Más famoso quizás es el uso de Maxwell del método de Thomson en su “*On Faraday’s Lines of Force*”, para ilustrar los fenómenos electrostáticos, magnéticos y de corriente desarrollando analogías entre

---

<sup>21</sup> Por ejemplo, nos dice Boltzmann: “[...] No podemos reprochar a una mera analogía que cojee en algunos aspectos. Por eso se interpretaron inmediatamente las viejas teorías, como la teoría elástica de la luz, la teoría de los gases, los esquemas químicos para los anillos bencénicos, etc., nada más que como analogías mecánicas, y finalmente la filosofía generalizó las ideas de Maxwell hasta fundar una doctrina según la cual el conocimiento mismo no es otra cosa que el hallazgo de analogías. Con esto, los métodos científicos fueron definidos de nuevo y la Ciencia habló nada más que mediante comparaciones.” Boltzmann (1909)

ellos y los movimientos de un fluido incompresible.<sup>22</sup> Muestra que las formas matemáticas expresadas por las leyes o axiomas, interpretadas adecuadamente, se mantienen para dos dominios diferentes. Esta es la idea subyacente a la noción de modelos como estructuras mantenida en el s. XX por autores como Suppes (1960), Nagel (1961) o Hempel (1965). Hempel, por ejemplo, caracteriza las analogías por la similitud de la estructura sintáctica de las leyes subyacentes (“isomorfismo nómico”).<sup>23</sup> Un caso ilustrativo es la analogía entre el fluir de una corriente eléctrica por un cable y el fluir de un líquido por una tubería, que se basa en la similitud estructural de la ley de Poisselle y la ley de Ohm. La primera, tiene la forma  $V = c (p_1 - p_2)$  y la segunda  $I = k (v_1 - v_2)$  donde  $V$  es el volumen del fluido,  $p_i$  las presiones en los extremos de la tubería,  $v_i$  los potenciales en

---

<sup>22</sup> En el mismo artículo, Maxwell (1861: 155 – 157) explica el papel desempeñado por estas analogías mecánicas en su propio análisis. Primero, establece que la noción de acción a distancia es un presupuesto especulativo y que, por ende, puede ser criticado y confrontado con una explicación alternativa. Sin embargo, a su entender, los “teóricos de los fluidos” tampoco constituyen una opción viable pues quedan atrapados por su propia hipótesis física en una manera particular de ver el fenómeno. Por ello, el método de las analogías procura no confinarse a una falsa hipótesis física, pero tampoco se limita a la mera formulación matemática. Pues, en este último caso, suele suceder que “perdemos por completo la dimensión del fenómeno a explicar; y aunque podemos seguir las consecuencias de las leyes dadas, nunca podemos obtener perspectivas extendidas de las conexiones del tema”. Precisamente, Maxwell consideraba las analogías como un término medio entre el mero análisis matemático y el exceso de hipótesis físicas especulativas; proveían una exploración gráfica de las posibles implicaciones físicas de un isomorfismo entre las leyes de diferentes fenómenos físicos sin hacer ninguna hipótesis física real (proporcionaban una imagen visual para aplicar a nuevos fenómenos). Esta exploración conducía a nuevas hipótesis físicas que eventualmente podían testearse experimentalmente. Las analogías eran lo suficientemente precisas e inteligibles para guiar la búsqueda permitiendo a la mente: “aplazar en cada paso una concepción física definida (...)lo cual tampoco implica apartarse del tema en pos de sutilezas analíticas, ni ser llevados más allá de la verdad por una hipótesis favorita”.

<sup>23</sup> De manera similar, Polya exploró el papel de las analogías en el descubrimiento matemático. Consideró que clarificar analogías que, al comienzo, resultaban ambiguas o vagas podía llevar a nuevos descubrimientos. En primer lugar, las analogías podían estar basadas en relaciones gobernadas por las mismas leyes: los sistemas de objetos sujetos a las mismas leyes fundamentales pueden ser considerados como análogos. En Segundo lugar, las caracterizó como un isomorfismo: “una correspondencia uno-a-uno que preserva las leyes de ciertas relaciones” provee una “analogía totalmente clarificada”. En tercer lugar, las analogías podían ser un homomorfismo, es decir, una “traducción sistemática abreviada” en la que las sutilezas podían perderse, pero donde todo en el original encontraba una representación y las relaciones se conservaban en una escala reducida.

los extremos del cable,  $c$  es la recíproca de la resistencia del fluido y  $k$  la recíproca de la resistencia eléctrica.

La segunda línea de trabajo, está asociada con la autonomía de los modelos. Considera que la construcción de modelos matemáticos, capaces de representar sistemas físicos, incorpora muchos más elementos, con igual relevancia, que las ecuaciones matemáticas originarias de las teorías. Por ende, la relación de isomorfismo, cuanto menos, no alcanza para dar cuenta de las capacidades de representación. Como hemos visto, pueden establecerse diferentes grados de autonomía en los modelos que se vinculan con las diferentes funciones que ellos pueden desempeñar. Por lo que respecta a la aplicación de teorías, para el caso del extremo de los modelos más teóricos, resulta interesante tomar algunos elementos del escueto tratamiento que realiza Hacking (1983: 242 – 245) acerca de los modelos matemáticos o el “cálculo” como les denomina. Esta acepción de la palabra “cálculo” debe distinguirse del difundido uso que tiene dentro de la matemática, donde denota el propio campo que estudia las propiedades de las funciones, curvas y superficies.<sup>24</sup>

---

<sup>24</sup> Generalmente se subdivide en dos partes: el cálculo diferencial y el cálculo integral. El mismo permite operar con técnicas analíticas, ‘algebraicas’ o de otro tipo para tratar diversas funciones y curvas. Con el desarrollo del cálculo muchos de los problemas matemáticos que tenían soluciones muy difíciles o incluso algunos problemas que los matemáticos no habían sido capaces de resolver, se volvieron solucionables de manera más simple. Posteriormente, se desarrolló el cálculo dentro del análisis dando lugar al análisis matemático; en este campo hay también otras técnicas, como el cálculo operacional y el cálculo de variaciones.

Otro uso frecuente que también se aleja de los fines de este trabajo se refiere al cálculo lógico, donde se utiliza un sistema formal para el modelado lógico de teorías matemáticas y científicas. El cálculo lógico consta de tres partes: los axiomas, las reglas de inferencia y los teoremas (Kleene: 2002; Mendelson: 2011). La idea del concepto de cálculo lógico proviene de Leibniz, quien también introdujo los nombres de cálculo diferencial e integral. Leibniz tenía la idea de que, en el futuro, los argumentos informales y vagos de la filosofía serían finalmente reemplazados por cálculos formales y exactos con fórmulas. Nada impide que estos métodos puedan tratarse algorítmicamente, basta con que los elementos del lenguaje empleado estén bien definidos y los sistemas de reglas sean precisos, realizables con exactitud y suficientemente simples como para ser llevados a cabo por un dispositivo automático como la computadora digital.



En primer lugar, reemplaza la dicotomía teoría – experimento por una división tripartita de actividades: la especulación, el cálculo y la experimentación. La especulación refiere a la representación intelectual de algo de interés, un juego de reestructuración de las ideas que lleva a un entendimiento por lo menos cualitativo de alguna característica general del mundo.<sup>25</sup> En segundo lugar, retoma el esquema kuhniano según el cual la ciencia normal es una cuestión de articulación. Es decir, la teoría se va articulando a fin de que se adecúe mejor al mundo y permanece abierta a verificación experimental. Las especulaciones originarias poco se conectan con el mundo, rara vez pueden deducirse de ellas consecuencias experimentales que puedan ponerse a prueba y, aún cuando puedan ponerse a prueba en principio, muchas veces no puede hacerse en la práctica hasta que no se desarrollan nuevos equipos experimentales y tecnológicos. Así, la articulación denota tanto la articulación de la teoría como la articulación del experimento. Hacking denomina a la más teórica de estas actividades “cálculo” y recalca que no se refiere a una mera computación que provee los medios para derivar y generar nuevos datos a partir de los ya existentes, sino a la modificación matemática de una especulación de tal manera que armonice más con el mundo. La mecánica celeste de Laplace constituye un buen ejemplo, nos dice Hacking:

(...) fue, en su tiempo, la sublime decantación de la teoría planetaria de Newton. Newton había dejado muchas preguntas sin respuesta, y se necesitaba una matemática nueva para responder y, a veces, simplemente para plantear preguntas. Laplace las puso todas juntas de una manera asombrosa. (...) Laplace aplicó las ideas newtonianas de atracción y repulsión a la mayoría de los temas, incluyendo el calor y la velocidad del sonido(1983: 243).

Para Hacking, el cálculo tiende el puente semántico entre la teoría (especulación) y el experimento; estos ámbitos no tienen por qué estar íntimamente vinculados, pero el cálculo los aproxima lo suficiente como para apreciar un acoplamiento cuantitativo entre ambos.

---

<sup>25</sup> Al coincidir con el ámbito de las representaciones, Hacking admite dentro de las especulaciones tanto modelos físicos como estructuras matemáticas.

Sin embargo, la aplicación de teorías no se reduce a una cuestión de articulación; como reconoce el propio Hacking, considerar que comenzamos con especulaciones que gradualmente se moldean en una forma de la que pueden deducirse pruebas experimentales constituye una gran idealización. En esta dirección, se destacan los aportes que hemos descrito de Cartwright, Morgan y Morrison, entre otros. Además, como mostraremos a través del análisis de los grados de autonomía, las relaciones de los modelos con las teorías y con los experimentos son muchas y variadas. Pero consideramos que la idea de que los modelos son una especie de intermediarios que extraen algunos aspectos de los fenómenos y los conectan por medio de estructuras matemáticas simplificadas a las teorías que gobiernan los fenómenos, es una imagen no muy precisa pero tampoco forzada del todo de parte de lo que sucede en las prácticas científicas. Para tener una noción más cercana a los hechos, debemos introducir, como primera medida, algunas consideraciones del extremo más autónomo de nuestra gradación y la dimensión pragmática a la que se encuentra vinculada. Para ello, analizaremos la noción de molde matemático desarrollada por Boumans (1999).

Como hemos mencionado, Boumans considera que la construcción de modelos (matemáticos) consiste principalmente en un proceso de integración de elementos dispares de manera tal que satisfagan determinados criterios de adecuación. A modo de ilustración tomemos uno de los modelos económicos analizados por el autor: el modelo del ciclo económico de Kalecki (1933, citado por Boumans: 1999). Se trata de un modelo simple, que contiene pocas ecuaciones y pocas variables, y el ciclo está representado por una oscilación armónica. Kalecki consideraba que el comportamiento cíclico del modelo se basaba principalmente en el hecho de que para producir bienes capitales se requiere un determinado periodo. El modelo matemático cuenta con cuatro ecuaciones para describir el funcionamiento del sistema económico como un todo. Así, la producción capitalista se rige por las siguientes relaciones:

$$L(t) = I(t - \theta) \tag{1}$$

$$A(t) = \frac{1}{\theta} \int_{t-\theta}^t I(\tau) d\tau \quad (2)$$

$$\frac{dK(t)}{dt} = L(t) - U \quad (3)$$

donde  $I$  es el total de órdenes de inversión;  $A$ , la producción total de bienes capitales;  $L$ , el volumen de reparto de equipo industrial; y  $K$ , es el volumen de equipo industrial existente.  $U$  denota la demanda de restauración del equipo usado y se asume que es constante.  $\theta$  denota el promedio de producción retrasada. La cuarta relación, resultante de la interdependencia entre inversión y rendimiento de las empresas existentes es:

$$I = m (C^* + A) - nK \quad (4)$$

donde  $C^*$  denota consumo autónomo,  $m$  y  $n$  son positivos.

Boumans describe entonces, el modo en que Kalecki llegó a esta ecuación. Sea  $B$  el total de ingresos reales de los capitalistas que es igual a la suma de sus consumos,  $C$ , y la producción de bienes capitales,  $A$ :

$$B = C + A \quad (5)$$

A su vez, el consumo  $C$ , está compuesto por una parte autónoma  $C^*$  y una parte proporcional al ingreso,  $B$ :

$$C = C^* + \lambda B \quad (6)$$

De donde se obtiene:

$$B = \frac{1}{1-\lambda} (C^* + A) \quad (7)$$

La proporción del volumen de órdenes de inversión,  $I$ , al volumen de equipamiento industrial existente,  $K$ , es una función creciente del rendimiento bruto,  $B / K$ :

$$\frac{I}{K} = f\left(\frac{B}{K}\right) \quad (8)$$

Pero, si como hemos visto, B es proporcional a  $C^* + A$  entonces se obtiene:

$$\frac{I}{K} = \phi\left(\frac{C^* + A}{K}\right) \quad (9)$$

Kalecki supuso que  $\phi$  era lineal:

$$\frac{I}{K} = m\left(\frac{C^* + A}{K}\right) - n \quad (10)$$

donde la constante  $m$  es positiva y, resalta Boumans, aunque usualmente  $n$  no está restringida a ningún rango de valores, Kalecki debió suponer que también es positiva para obtener el ciclo principal. Pasemos al detalle de los ingredientes del modelo según Boumans.

Primero, el ingrediente teórico. Kalecki se inspiró en la economía marxista de Tugan – Baranovsky, según la cual el principal factor de reproducción en el capitalismo es la inversión. Esta teoría mantenía que el capitalismo no era un sistema armonioso, sino antagonista, en el que el consumo no es la meta última ni el criterio de la actividad económica.<sup>26</sup> La producción que sólo sirve para una producción adicional se encuentra totalmente justificada, siempre que sea rentable. Dado que se consideraba que el capitalismo se basaba en inversiones que servían sólo a inversiones adicionales, con las proporciones inter-industriales apropiadas, el desarrollo del capitalismo no dependía de los puntos de venta.

Segundo, el molde matemático. Kalecki utilizó el modelo Tinbergen (1931) de la construcción naval. En un estudio empírico, Tinbergen encontró que el incremento en el tonelaje,  $f'(t)$ , era una función inversa del tonelaje total de dos años atrás,  $f(t - \theta)$ .

$$f'(t) = -af(t - \theta) \quad (11)$$

---

<sup>26</sup> Inspirado en la teoría de Luxemburg, Kalecki no pretendía construir un modelo de equilibrio. La teoría de acumulación del capital de Luxemburg señalaba las dificultades de realización de la producción debidas a la insuficiente capacidad de absorción de los mercados, que era considerada una barrera para la reproducción expandida bajo el capitalismo (Boumans, 1999: 72).

donde  $a > 0$ ,  $\theta \approx 2$  años. La ecuación se resuelve por la ecuación característica

$$\zeta = a\theta e^\zeta \quad (12)$$

donde  $\zeta$  es un número complejo,  $\zeta = x + iy$ .

Como resultado, la solución general es una suma de funciones trigonométricas:

$$f(t) = \sum_{k=1}^x D_k e^{-x_k t} \sin(y_k t + \omega_k) \quad (13)$$

donde las amplitudes  $D_k$  y las fases  $\omega_k$  están determinadas por la forma del movimiento en un periodo inicial. El análisis de Tinbergen mostraba que sólo una función seno tenía un periodo mayor que el retraso,  $\theta$ , y que este ciclo sólo existía cuando  $a\theta > e^{-1}$ . Como señala Boumans, este ciclo era el único con significado económico porque la otra función seno tenía un periodo menor que el retraso,  $\theta$ . El parámetro  $a$  tenía un valor entre  $\frac{1}{2}$  y 1, así que  $a\theta > e^{-1}$  ( $= 0,37$ ) y entonces, el ciclo principal en el modelo existía y tenía un periodo de ocho años.

Tercero, los datos empíricos. El ciclo económico observado era bastante estable y, por la evidencia estadística, el periodo del ciclo era entre 8 y 12 años. El retraso promedio de producción, determinado en base a los datos del *Institut für Konjunkturforschung* de Alemania, era de 8 meses, el retraso entre órdenes y repartos en la industria de fabricación de maquinaria era de 6 meses. Así, señala Boumans, Kalecki asumió que la duración promedio era de  $\theta$  era de 0,6 años. Otros dos valores empíricos relevantes eran  $U/K_0$  y  $C^*/K_0$ , donde  $K_0$  es el valor promedio de  $K$ . La “tasa de amortización”  $U/K_0$ , era de aproximadamente 0,05 y  $C^*/K_0$  se fijó en 0,13.

Con estos ingredientes, la construcción del modelo se logra, según Boumans, mediante un proceso de integración que consiga matematizar las concepciones marxistas señaladas del rol de la inversión y reproducción en la economía capitalista en una ecuación de forma reducida que se asemeje la ecuación del ciclo de Tinbergen y satisfaga su criterio de ciclo.

Además, el ciclo resultante de dicha ecuación debe adecuarse a los datos empíricos generales. Boumans considera que uno de los aspectos centrales de este proceso es la calibración, es decir, la elección de los valores de ciertos parámetros a fin de que la integración resulte exitosa.<sup>27</sup> En el modelo de Kalecki, la ecuación de forma reducida que se obtiene a partir de las cuatro ecuaciones del modelo (1-4) es una mixtura de ecuaciones diferenciales y de diferencia:

$$(m + \theta n)f(t - \theta) = mf(t) - \theta f'(t) \quad (14)$$

donde  $f(t)$  es la derivación de  $I(t)$  a partir de  $U, f(t) = I(t) - U$ . Para utilizar el modelo de Tinbergen, Kalecki transformó esta ecuación en la analizada en el modelo de construcción naval (Cf. ecuación 12) asumiendo que  $f(t)De^{(m-z)t/\theta}$ :

$$\zeta = le^{\zeta} \quad (15)$$

donde  $l = e^{-m}(m+\theta n)$ . Uno de los resultados era que el ciclo principal sólo existía cuando se satisfacía la siguiente desigualdad:

$$l > e^{-1} \quad (16)$$

que es equivalente a:

$$m + \theta n > e^{m-1} \quad (17)$$

El parámetro  $m$  ya se consideraba positivo (Cf. ecuación 10), pero para que se cumpla la desigualdad  $n$  también debe serlo. Es decir, para que el ciclo principal exista  $n$  debe ser positiva. Kalecki trató de probarlo pero no lo consiguió, sólo pudo afirmar que para una solución cíclica es una condición necesaria que el coeficiente  $n$  sea positivo. Como en el modelo

---

<sup>27</sup> Los parámetros son como la constante gravitacional universal (G) para la predicción del movimiento planetario, por ejemplo; numerosos experimentos han mostrado de manera consistente que la mejor adecuación entre las predicciones del modelo y el mundo se da cuando el valor de G se fija en  $(6.673 \times 10^{-11} \text{m}^3)/(\text{kg} \cdot \text{s}^2)$ . El ideal es encontrar parámetros con resultados tan precisos y consistentes, aunque en muchas ocasiones este no es el caso (Rohrlich, 1990).

de Tinbergen,  $z$  es un número complejo:  $x + iy$ . La solución de la ecuación de forma reducida era:

$$f(t) = ae^{(m-x)t/\theta} \text{sen} yt/\theta \quad (18)$$

donde  $a$  es constante.<sup>28</sup> Kalecki eligió que  $x$  sea igual a  $m$ , con lo cual la solución cíclica principal también se volvió constante, en acuerdo con los datos:

$$f(t) = a \text{sen} yt/\theta \quad (19)$$

Continúa Boumans, tomando en consideración esta “condición de una amplitud constante” ( $x = m$ ), Kalecki derivó a partir de la ecuación 15 las siguientes:

$$\cos y = m/(m + \theta n) \quad (20)$$

y

$$y/\text{tgy} = m \quad (21)$$

Otra dependencia entre  $m$  y  $n$ , que surge de la ecuación 4: que la ecuación debe mantenerse para un ciclo de promedios de  $I$  y  $A$  igual a  $U$ , y para el valor promedio de  $K$  igual a  $K_\theta$ :

$$U = m(C * + U) - nK_\theta \quad (22)$$

Entonces:

$$n = (m - 1)U/K_\theta + mC */K_\theta \quad (23)$$

Usando los valores empíricos para  $\theta$ ,  $U/K_\theta$  y  $C*/K_\theta$  el resultado era que el modelo generaba un ciclo con un periodo de diez años, en acuerdo con el periodo del ciclo económico empíricos (entre 8 y 12 años), así “la conclusión a partir de nuestra teoría no varía mucho de la realidad” (Kalecki 1990: 91. Citado por Boumans 1999:75).

---

<sup>28</sup> La ambigüedad por falta de paréntesis en la función seno es del original.

Boumans concluye su análisis señalando el papel crucial, aunque un tanto controvertido, de los parámetros  $m$  y  $n$  para la integración exitosa del modelo. En efecto, como hemos descrito, la elección de que  $n$  fuera positiva no estaba sugerida por consideraciones de la teoría económica ni de los datos empíricos, sólo se justifica a los fines de la integración: hacía que el modelo satisficiera la condición del modelo del ciclo de Tinbergen. Asimismo, la elección de que la parte real  $x$  del número complejo  $\zeta$  sea igual a  $m$ , que le permitió a Kalecki integrar al modelo el hecho de que el ciclo es bastante estable, tampoco estaba sugerida por la teoría económica ni por el modelo de Tinbergen. Gracias a la condición cíclica y la característica de estabilidad del ciclo pudieron integrarse los ingredientes y el modelo resultó en un ciclo de periodo de 10 años, en acuerdo con los datos empíricos.

Boumans continúa con otros modelos del ciclo económico, que por razones de espacio no podemos detallar aquí, a partir de los cuales destaca algunas de las funciones que pueden desempeñar estos modelos matemáticos: brindar una solución a problemas teóricos; brindar una explicación de fenómenos empíricos o puede proveer una concepción matemática para fenómenos relevantes. En su formulación más general, Boumans vuelve sobre la relevancia del molde matemático dentro del proceso de modelado para la integración, destacando dos elementos que lo componen. Primero, el moldeado de algún formalismo matemático de modo que permita la integración de otros elementos.<sup>29</sup> Segundo, la calibración, es decir, la elección de los valores de un parámetro, también a

---

<sup>29</sup> Como hemos visto, para Boumans, el formalismo matemático que utiliza Kalecki era una mezcla de ecuaciones de diferencia y diferenciales. Pero un enfoque sistemático sobre el tema no aparecería hasta los años '50, por lo cual, Kalecki las trataba como las ecuaciones diferenciales más familiares. Es decir, se resolvían asumiendo que la solución debía ser una función exponencial compleja, de donde podía derivarse una ecuación característica. El orden de la ecuación determina el número de raíces; las raíces complejas conducen a soluciones periódicas (funciones trigonométricas) y las raíces reales a soluciones exponenciales. La solución general es una suma ponderada finita de estas soluciones. Los pesos son determinados por las condiciones iniciales. En el caso de Kalecki, la suma de la solución general consiste en un número infinito de términos que determinan el comportamiento último de las variables; por el análisis de Fourier se sabe que sin mayores especificaciones, éste puede ser un movimiento arbitrario. Tinberger y Kalecki se limitaron a considerar sólo el primer ciclo (Boumans, 1999).



los fines de la integración. Este aspecto resulta fundamental para asegurarse de que el modelo posee el grado de adecuación empírica requerida. La integración tiene lugar transformando los ingredientes en una forma matemática para fundirlas en un único marco. Las mezclas pueden ser más o menos homogéneas dependiendo del tipo de elementos que compongan el modelo y del modo en que se logre la integración.

De lo dicho hasta aquí podemos señalar al menos dos concepciones acerca de los modelos matemáticos, los modelos como estructuras, que podemos denominar siguiendo a Hesse “formalismos matemáticos maduros”, y los modelos como “moldes matemáticos” a la Boumans. Como hemos visto, la caracterización de los modelos de Hesse es deudora de la tradición de la física del s. XIX que hemos descrito brevemente en esta sección. En este sentido, señala que cuando los formalismos matemáticos son usados como hipótesis para describir un fenómeno físico, funcionan como los mencionados modelos mecánicos, no tienen una interpretación mecánica o física verdadera o privilegiada; otro rasgo que destaca es que los propios formalismos matemáticos pueden constituir los puntos de crecimiento de las teorías, en particular, en teorías como la cuántica donde no hay elementos icónicos (Hesse, 1953: 199). Podemos decir entonces, que un formalismo matemático maduro es un sistema de reglas y convenciones que despliega el lenguaje simbólico de la matemática. Típicamente abarca reglas aplicables localmente para la manipulación de su notación, donde estas reglas se derivan de, o están sistemáticamente conectadas a, ciertos compromisos teóricos o metodológicos. Como resultado, un formalismo matemático maduro está imbuido en, aunque no es reducible a, lo que Nancy Cartwright ha llamado “teoría fundamental” (donde ésta apunta a una relación completa sólo en términos de leyes fundamentales, Cartwright, 1983: 1).

La noción de molde matemático, parece abarcar más que el despliegue del lenguaje formal de la matemática, en este sentido, incluye otro tipo de reglas y heurísticas. Para Boumans, los modelos tienen que ser “moldeados” para adaptarse a los contextos empíricos específicos. Así, mientras los moldes matemáticos usualmente son evaluados en términos de

su utilidad para producir resultados empíricamente adecuados, los formalismos matemáticos maduros tienen un sabor más normativo en tanto se suscriben a compromisos teóricos más generales (aunque no son necesariamente derivables de teorías fundamentales). Como veremos en el próximo apartado, ambas concepciones tienen sus límites. La gradación intermedia entre estos extremos puede identificarse, a nuestros fines, con los distintos grados de autonomía de los modelos. En el capítulo 4, donde retomamos este punto vinculado a las simulaciones computacionales, especificaremos las consecuencias en relación a la confiabilidad de las capacidades predictivas.

Finalmente, deseamos distinguir otro uso de la matemática suplementario a la construcción de modelos, las “técnicas matemáticas”. Los científicos suelen referir con “técnicas matemáticas” a cosas como las “transformaciones de Fourier”, el “análisis de la regresión”, las “ecuaciones diferenciales parciales” o el “método de discretización”, por ejemplo. Pese a la disparidad que presenta esta lista (o cualquier otra que hubiéramos elegido) los usos en las prácticas científicas permiten señalar algunos rasgos comunes. Estas técnicas se utilizan por lo general en busca de un resultado<sup>30</sup> empíricamente adecuado que puede obtenerse numéricamente o mediante aproximaciones (muchas veces consideradas *ad hoc* respecto a la teoría fundamental). Sirven para reducir la complejidad, extraer datos o calcular valores esperados, por ello, pueden caracterizarse tanto como “herramientas para encontrar orden, patrones o regularidades en los datos o como auxiliares matemáticos para aplicar las teorías” (Rummel, 1970: 12). Como veremos, las simulaciones computacionales incorporan además otras técnicas análogas vinculadas a la construcción de los modelos computacionales.

Los modelos matemáticos, encuentran su lugar entre modos “globales” de mapear el mundo y casos “locales” de moldear contextos empíricos

---

<sup>30</sup> El problema de qué cuenta como un resultado, que equivale al problema de cuándo detener la investigación, dependerá de los objetivos de la misma y del nivel de precisión esperado en relación a éstos.

concretos. Para ello, pueden valerse de técnicas matemáticas establecidas o contribuir a la conformación de nuevos dispositivos extendiendo las capacidades representacionales y de intervención.

#### **MODELOS Y MODELOS: LA AUTONOMÍA COMO CRITERIO**

**E**n las secciones previas hemos analizado algunos de los tópicos vinculados a los modelos científicos y su inserción cambiante dentro de la filosofía de la ciencia. Muchas de las cuestiones no están zanjadas y no contamos con una definición general, sin embargo, este debate nos interesa en la medida en que nos permita lograr una adecuada caracterización de las simulaciones computacionales. En este sentido, acotaremos nuestro tratamiento a los modelos matemáticos o que soporten conceptos métricos. Consideramos que una perspectiva desde las prácticas científicas puede marcar ciertos límites a las versiones tradicionales de modelo que nos permitan dar con una noción operativa.

Como hemos visto, la concepción semántica y algunos programas vinculados de los modelos como estructuras han considerado en general que los mismos se encuentran integrados a alguna teoría subyacente. En este sentido, se les ha objetado no sólo que no se consideran otras funciones que las vinculadas a los modelos teóricos, sino que una noción tan fuerte como la de isomorfismo no permite apreciar siquiera cómo funcionan los propios modelos teóricos. La noción de estructura no alcanza para capturar la dinámica teórica, la relación entre estructuras abstractas no alcanza para dar cuenta del papel de los modelos en las prácticas científicas. Además, este tipo de enfoque no da cuenta de la diversidad de modelos que emplean los científicos, como por ejemplo, de los modelos icónicos o los modelos materiales. Sin embargo, lo que hace atractiva esta imagen de los modelos, particularmente en la formulación de Hesse, es que permite apreciar el valor heurístico de los formalismos matemáticos en tanto pueden sugerir ellos mismos eventuales desarrollos teóricos novedosos.

Por su parte, la línea de los modelos como mediadores ha destacado a través de las nociones de molde matemático y de calibración, la capacidad de los modelos para adaptarse a contextos empíricos específicos. En este sentido, señala que los modelos están inherentemente destinados a

fenómenos específicos (Suárez, 1999: 75); en especial, cuando los fenómenos no pueden ser descriptos adecuadamente por las teorías disponibles o cuando no puede darse cuenta de ellos siquiera cualitativamente. Esta centralidad de los modelos fenomenológicos para el análisis del papel que desempeñan los modelos dentro de las prácticas científicas ha sido puesta en cuestión. Asimismo, la elección de los valores para determinados parámetros que Boumans llama “calibración” parece llevar la connotación de un “ajuste de curvas”, que muchos de los constructores de modelos buscan evitar. En palabras de Batterman (2002: 22): “incluir detalles con el objetivo de mejorar el modelo es contraproducente –tal mejora es ilusoria”. Consideramos que estas críticas tienen su peso. En las distintas disciplinas científicas hay numerosos modelos que no son fenomenológicos, cuyo rol no puede subestimarse. Por otra parte, debe tomarse en cuenta que se paga un precio por las estipulaciones (Hempel, 1965). Sin embargo, nociones asociadas a esta tradición como las estrategias bottom up que conllevan los modelos fenomenológicos y de “calibración” o ajuste de parámetros contribuirán a capturar en nuestro análisis algunas de las funciones más fructíferas de las simulaciones computacionales.

Consideramos que ambos enfoques, la concepción de los modelos como estructuras y la de los modelos como mediadores, difieren tanto en sus objetivos como en la metodología que emplean, pero brindan cada uno a su modo algunas herramientas de análisis que pueden resultar útiles a la hora de establecer una caracterización fértil de los modelos científicos en el contexto de las simulaciones computacionales. Si pensamos que los modelos presentan diferentes grados de autonomía respecto de las teorías, los tratamientos de una y otra línea pueden aportar, respectivamente, elementos para trabajar los extremos de un espectro idealizado de acuerdo a sus funciones y heurísticas diferenciadas. En términos generales, mientras la primera puede contribuir para dar cuenta más bien de aquellos modelos integrados a teorías fundamentales, la segunda permite reflejar mejor el ajuste de los modelos a contextos empíricos espe-

cíficos. Ambos roles poseen relevancia epistemológica por derecho propio, así como las distintas líneas que los han tratado, pero creemos que abordarlos a partir de la noción de autonomía o semi-autonomía permite comprender mejor el corrimiento de los modelos hacia funciones y prácticas relacionadas con la experimentación cuando se encuentran vinculados al uso de las computadoras digitales.

Si acordamos en tomar la autonomía como criterio de clasificación tendríamos, para el caso de la física por ejemplo, que la teoría “más fundamental”<sup>31</sup> involucraría exactamente tres entidades determinadas empíricamente que corresponderían a las dimensiones de espacio, tiempo y masa respectivamente (Rohrlich: 1990. Bunge: 1964). Idealmente, todas las otras cantidades empíricas podrían ser expresadas como razones adimensionales que la teoría podría predecir mediante el cálculo. Las teorías actuales se encuentran lejos aún lejos de lograrlo y, por ende, también los modelos imbuidos en ellas. Así, el Modelo Estándar de las partículas elementales, que no considera las fuerzas gravitacionales, requiere un total de 26 parámetros (Thomson, 2013).<sup>32</sup> Estos parámetros deben ajustarse mediante datos experimentales. En el otro extremo, los modelos más fenomenológicos involucran mayor cantidad de ajustes empíricos, se aplican a ámbitos de fenómenos reducidos, suelen apelar al instrumentalismo y son meramente descriptivos (en contraposición a los fundamentales que suelen ser explicativos). Entre estos dos extremos se sitúa la fauna de modelos que compone la física actual.

---

<sup>31</sup> En sentido estricto, la designación de “teorías fundamentales” no sería del todo acertada, pues incluso la teoría del Modelo Estándar de las partículas elementales es en alguna medida fenomenológica. Por ello, Bunge (1964) prefiere el término de “teorías de caja transparente”. Teniendo ello en mente, optamos por mantener el término.

<sup>32</sup>“Luego de escribir el lagrangiano más general sin neutrinos, uno encuentra que la dinámica depende de 19 parámetros, cuyos valores numéricos son establecidos mediante experimentos. Con los neutrinos, se requieren 7 parámetros más, 3 masas y 4 matrices de parámetros PMNS, para un total de 26 parámetros” (Thomson 2013: 500).

En efecto, cuando queremos usar las teorías para hacer cambios en el mundo no necesitamos solamente modos de unir las descripciones abstractas provenientes de las teorías más fundamentales a modelos con descripciones más concretas; también necesitamos modos de unir los modelos al mundo. Esta tarea comienza a quedar fuera del interés de los teorizadores y comprende otras áreas de la física y la ingeniería. Por su parte, muchos de los análisis filosóficos suelen quedarse con la noción de similitud: los modelos se asemejan a las situaciones que representan. Parece bastante intuitivo pensar que hay una noción de similitud que surge de la actividad de representar, el problema se plantea porque la ciencia tiene sistemas alternativos de representación y pueden convivir una plétora de modelos inconsistentes (Cartwright: 1983). Hertz ya nos advertía en su trabajo póstumo “Los principios de la mecánica” (1894) que aún la ciencia mejor entendida (en su época, la mecánica) podía representarse al menos de tres maneras diferentes y que se necesitaban criterios para escoger entre estas “tres imágenes”. Pero, aclaraba, que no es cuestión de lo que es verdadero; sólo hay sistemas mejores o peores de representación de acuerdo a ciertos fines y puede haber imágenes inconsistentes pero igualmente buenas de la mecánica.<sup>33</sup>

En efecto, se hacen representaciones por medio de elaborados sistemas de modelaje, desarrollo de teorías, cálculos y aproximaciones; no se trata de aseveraciones simples de las que podamos determinar si son verdaderas o falsas, más que una verdad final hay una variedad más o menos instructiva de representaciones. Para Hacking (1983: 173), no hay más

---

<sup>33</sup> Este punto ha sido replanteado por Cartwright (1983), quien también ha señalado los límites de los enfoques desde la representación: “Desde la representación suele pensarse el dominio de una teoría en términos de un conjunto de objetos y propiedades acerca de esos objetos que la teoría gobierna. Si se piensa, en cambio, que el dominio está determinado por el conjunto de modelos en stock para los cuales la teoría provee descripciones matemáticas basadas en principios podemos tener toda la confianza en las predicciones de la teoría acerca de las situaciones a las que los modelos claramente se aplican –como los experimentos de laboratorio que construimos para integrar los modelos lo mejor posible. Pero esto dice sobre predicción y no sobre cuánto del mundo puede representar nuestro stock de modelos” Cartwright (1999a: 279).

que esto por lo que respecta a la representación y mantiene que aunque realistas y anti-realistas se deslizan por estas zonas tratando de dominar unos a otros estas disputas son insalvables. Puede que la noción de similitud no alcance para una representación correcta de las causas que predicen los efectos deseados, en muchas ocasiones son necesarios modos independientes para saber que nuestra representación es correcta. Por ello, propone cambiar el foco hacia la intervención y mantiene que “la realidad tiene que ver con la causalidad, y nuestras nociones de realidad se forman a través de nuestras habilidades para cambiar el mundo” (Hacking, 1983: 173). Creemos que este entrelazamiento de representación e intervención puede resultar iluminador a la hora de considerar los modelos en general y las simulaciones computacionales en particular.

Nuestra versión operativa considera los modelos como un rótulo para ciertas prácticas científicas que tradicionalmente han sido situadas en una zona intermedia entre la teoría y la experimentación. En este sentido, serían una especie de intermediarios que extraen algunos aspectos de los fenómenos y los conectan por medio de estructuras matemáticas simplificadoras a las teorías que “pretenden” gobernarlos. Como hemos visto, consisten en general en una mezcla de rasgos icónicos o pictóricos y de cálculo matemático. En nuestro análisis de las simulaciones computacionales, cobrará particular relevancia la idea de un procedimiento de cálculo que opera bajo cierto lenguaje y tiene una semántica adherida. Es decir, el propio lenguaje contiene ciertos supuestos en cuanto a su aplicación e interpretación.<sup>34</sup> Por ejemplo, en el caso de las fórmulas químicas desarrolladas por Berzellius que estudia Ursula Klein (1999) hay guías claras acerca de las combinaciones admisibles como representaciones potenciales de los procesos. Ciertas combinaciones (sintácticas) pueden desecharse como no-físicas, en base a que violan alguna de las constricciones básicas (de la semántica) que se considera que gobiernan

---

<sup>34</sup> La dinámica entre sintaxis y semántica es de doble vía, la semántica puede sugerir un mejor nivel sintáctico y, a su vez, la sintaxis permite en ciertas ocasiones generar nuevas semánticas.



el sistema en cuestión, como por ejemplo, alguna ley fundamental o incluso algún tipo de compromiso ontológico. Cuando se utiliza un formalismo ya maduro, a menudo, estos casos pueden determinarse sin recurrir a elaboradas derivaciones a partir de los principios teóricos sino que se encuentran patentes en las convenciones de notación desarrolladas por los propios formalismos. Muchas veces, los formalismos incorporan nuevas constricciones provenientes de la semántica.

En el caso de algunos modelos, como los analizados por Boumans, estas constricciones se desarrollan para determinar algunas de las reglas del propio molde matemático. El modo en que esas constricciones se incorporan a los formalismos no siempre ha de ser explícito; en ciertos casos no surgen como un intento de convencionalizar una práctica, sino a partir de las sucesivas aplicaciones para objetivos particulares de modo tal que se auto perpetúan. Cabe aclarar que los formalismos no tienen por qué ser netamente matemáticos, como vimos, para el caso de los lenguajes de la química donde se incorporan elementos diagramáticos. Además, aunque para nuestros fines hemos realizado un recorte de los formalismos matemáticos analizándolos sólo en relación a los modelos, los formalismos “tienen vida propia”. Algunos emergen como una mera abreviatura para el cálculo y evolucionan posteriormente en dispositivos heurísticos y herramientas teóricas.

Retomemos la idea de una gradación de autonomía (o semi-autonomía) de los modelos respecto de las teorías incorporando estos elementos de análisis. Primero, podemos establecer que los modelos máximamente autónomos no sólo no se deducen de ninguna teoría sino que son un ‘emparchado’ Cartwright (1999a). Esta noción puede vincularse con un uso corriente de la palabra modelo que suelen hacer los propios científicos de un estado del arte del conocimiento de ciertos fenómenos cuando estrictamente no tenemos una teoría establecida y aún así podemos hacer predicciones derivadas de estas construcciones. En lo concreto, suele ser un ajuste de parámetros “a voluntad” al estilo Boumans. Es decir, hay parámetros que se eligen a los fines de la integración exitosa de los elementos del modelo.

En definitiva, esta elección se encuentra motivada por el acuerdo del modelo con los datos empíricos. Este aspecto, que Boumans llama calibración, resulta fundamental para asegurarse de que el modelo posee el grado de adecuación empírica requerida. No se trata de una inferencia a la mejor explicación, sino que es una inferencia a la única explicación disponible compatible con la base de datos. Se acepta el modelo porque aclara algo, pero ello no tiene por qué llevarnos a pensar que todo lo que éste dice es literalmente verdadero. Los modelos pueden pensarse como instrumentos de cálculo para la organización de descripciones de fenómenos y para hacer predicciones. Su aceptación sólo nos comprometería con el desarrollo del programa de investigación que sugiere. Podemos pensar de manera análoga al planteo de van Fraassen (1980) acerca de las teorías, que aceptar que un modelo es empíricamente adecuado es creer que lo que dice el modelo acerca de lo que es observable es verdadero; o en una línea pragmatista (como la pierceana) pueden aceptarse incluso la causalidad y la explicación siempre y cuando sean útiles y duraderas para futuros investigadores.<sup>35</sup>No deseamos entrar en profundidad en los detalles de estas disputas; sólo queremos señalar que consideramos que los modelos son herramientas de predicción, control e investigación y que, en este sentido, su tratamiento puede independizarse hasta cierto punto de la verdad.

Segundo, una noción relevante vinculada a los modelos máximamente autónomos es la de molde matemático. Es decir, cómo damos forma al fenómeno estudiado dentro de un molde matemático que nos permita

---

<sup>35</sup> El punto álgido en las disputas filosóficas entre este tipo de posiciones pasa en realidad por el estatus de los términos teóricos. Para el instrumentalismo, las teorías y las leyes no son intrínsecamente verdaderas, son sólo instrumentos que no deben entenderse como aserciones literales; los términos que aparentemente denotan entidades no-observables no funcionan como términos referenciales. Esto se contrasta con la idea de van Fraassen según la cual las expresiones teóricas deben tomarse literalmente, pero no creerse, sino meramente “aceptarse” y usarse. Mientras el positivista niega la causalidad y la explicación, el pragmatista (al menos en la línea pierceana) las acepta con mucho gusto siempre y cuando sean útiles y duraderas para futuros investigadores. La distinción de van Fraassen entre aceptación y creencia ha sido ampliamente criticada (Cartwright (1999a).

integrar los elementos cuando no hay leyes o teorías fundamentales que los contemplen. Recordemos que para Boumans la integración tiene lugar transformando los ingredientes en una forma matemática para fundirlas en un único marco capaz de explicar y predecir. Consideramos que pueden lograrse mezclas más o menos homogéneas dependiendo del tipo de elementos que se desee integrar. Ello dependerá de la disciplina y del grado de desarrollo que hayan alcanzado las teorías y los experimentos vinculados al fenómeno bajo estudio. Por su parte, como hemos mencionado, los formalismos pueden evolucionar independizándose de los contextos particulares para los que fueron creados e ir transformándose hasta convertirse en formalismos maduros.

Tercero, el planteo de los grados de autonomía permite recuperar ciertos aspectos de la rica discusión que se dio en filosofía de la ciencia entre modelos fenomenológicos y modelos teóricos. El punto que nos interesa es si los modelos deben ser construidos en base a consideraciones de una teoría fundamental subyacente o si es legítimo aceptar modelos instrumentalmente exitosos, pero sin fundamentos teóricos generales (cuando es inviable un enfoque teórico o cuando la teoría por sí sola no alcanza para ciertas aplicaciones). En general, se considera que los modelos fenomenológicos relacionan un grupo de fenómenos observados postulando ciertas relaciones y alcanzan cierto nivel descriptivo y predictivo pese al hecho de que carecen de las capacidades explicativas de las teorías fundamentales. Cartwright (1983: 3) ha señalado que las ecuaciones fundamentales explican, pero paradójicamente el costo por este poder explicativo es la adecuación descriptiva.

Las simulaciones computacionales son diversas, en ellas pueden leerse rasgos de ambos tipos de modelos y no vemos razones para negar ninguno de ellos. Por ello, la noción de grados de autonomía nos permite identificar estos modelos como los extremos opuestos de este espectro. En la segunda parte de nuestro trabajo, cuando abordemos las simulaciones, indicaremos además que aún los modelos derivados de teorías fundamentales cobran un grado considerable de semi-autonomía res-

pecto de las teorías cuando son implementados en una máquina concreta. En este caso, muchas de las estrategias y recursos motivados pragmáticamente (o “estratagemas”) empleados para la construcción de los modelos fenomenológicos pueden verse también durante la implementación de los modelos fundamentales. Por ello, resultarán fértiles para nuestro análisis nociones como la de calibración o molde matemático aún cuando nos centremos en el caso de las simulaciones numéricas. Asimismo, en este tipo de simulaciones, las más autónomas aún se rigen por ecuaciones derivadas de las teorías. Como veremos, mucha de la discusión en torno a la distinción metodológica entre estrategias “*bottom up*” y “*top down*” se desarrolló en términos de modelos fenomenológicos versus modelos teóricos. Desde el enfoque que estamos planteando, no habría una completa identificación entre dichos ámbitos para el caso de las simulaciones, pues cuando los modelos teóricos son implementados en una computadora también suelen emplear estrategias *bottom up*. Por ello, insistiremos en que los modelos de las simulaciones computacionales presentan más bien una mezcla de estrategias *bottom up* y *top down*.

Por último, las funciones epistémicas que desempeñan los modelos exceden la representación. Aunque debemos advertir que estas funciones no pueden asociarse a uno u otro tipo de modelo de nuestra gradación, sí puede notarse que la tradición filosófica que se centró en los modelos teóricos tomó la representación como función característica asociada a la verdad (Cartwright, 1999a); mientras que la concepción desarrollada a partir de los modelos más autónomos reconoce que los modelos permiten explorar no sólo las implicaciones de una teoría ya existente en situaciones concretas, sino que también hay modelos que nos permiten explorar fenómenos para los cuales no hay aún una teoría formulada. Este es el sentido de “instrumentos de investigación” de Morgan y Morrison (1999). Así, la propia función de representación no se reduce a casos donde existe alguna especie de réplica o reflejo entre el modelo y el fenómeno o el modelo y la teoría. La representación es una interpretación parcial del sistema estudiado o de la teoría que permite al modelo funcionar en contextos específicos. En este sentido, el foco del análisis está

puesto en las funciones de control y predicción más que en la verdad y la representación. Quizás sea esta una de las expresiones más interesantes de la lectura de Hacking de que en la ciencia contemporánea representación e intervención se han ido entrelazando.

## **PARTE B**

Las simulaciones  
computacionales:  
¿Nuevos rostros de los  
modelos científicos?

### **EL PROCESO DE CONSTRUCCIÓN DE LAS SIMULACIONES COMPUTACIONALES**

Las simulaciones computacionales están cobrando un lugar cada vez más relevante en las prácticas científicas actuales. Ello ha generado importantes cambios en la actividad científica que afectan de manera fundamental nuestra imagen de cómo se produce el conocimiento científico. Sin embargo, el trabajo filosófico es aún incipiente y no hay acuerdos a la hora de establecer una caracterización general. Las más estrictas refieren al programa que se corre en una computadora, utilizando métodos paso-a-paso para explorar el comportamiento aproximado de un modelo matemático (Humphreys, 1991). Estos métodos suelen utilizarse cuando el modelo bajo estudio contiene ecuaciones (diferenciales) continuas que no pueden ser resueltas analíticamente (en principio o en la práctica) o cuando el modelo es mejor descrito con reglas de evolución en lugar de ecuaciones. En sentido más amplio, se considera que las simulaciones computacionales abarcan todo el proceso inferencial; son métodos que van desde la elección del modelo y la búsqueda de la implementación hasta el cálculo del algoritmo, la visualización y el análisis de los datos producidos (Winsberg: 2003, 2013). El enfoque desde las prácticas científicas que hemos adoptado permitirá enriquecer estas caracterizaciones, aprovechando algunas de las herramientas de análisis que se han desarrollado en torno de los modelos y de la ciencia de la computación.

En una primera aproximación consideremos que las simulaciones computacionales caen bajo la noción operativa de modelo científico que hemos propuesto en el capítulo anterior. Es decir, que las funciones que desempeñan así como las prácticas involucradas en su construcción y evaluación son análogas, en algún sentido a especificar, a algunas de las funciones y las prácticas vinculadas a los modelos en ciencias empíricas. Luego, se plantean dos cuestiones recurrentes en los tratamientos filosóficos del tema: ¿podemos distinguir las simulaciones computacionales de los “modelos de papel y lápiz”? y ¿las simulaciones son “meros masticadores de números” o hay algo más que un aumento en la capacidad

de cálculo? Los capítulos cinco y seis abordan estas preguntas en un esfuerzo por lograr una caracterización de las simulaciones computacionales que dé cuenta de su relevancia epistemológica.

En este capítulo, recuperamos algunos puntos de las secciones anteriores para mostrar que las simulaciones computacionales constituyen una ampliación de nuestras prácticas de modelado. Una vez situadas en el “mapa metodológico”(Galison, 1996: 120) dentro de la categoría de los modelos científicos, intentaremos caracterizar sus particularidades a partir de la enorme diferencia que ha significado la computadora digital en las habilidades para construir y solucionar modelos. Ello nos remite al ámbito de la implementación de los modelos, donde la cantidad de memoria y la velocidad de máquina de que dispongamos para calcular importan (Humphreys, 2004). Si retomamos el esquema de Hacking que venimos utilizando en secciones previas de una división tripartita de las actividades científicas en especulación, cálculo y experimentación, podríamos decir que la implementación impacta de manera fundamental sobre el cálculo. Tanto que podríamos sentirnos tentados de proponerla como candidata para un cuarto conjunto de prácticas diferenciadas. Dejaremos estas consideraciones para el final de esta tesis, cuando hayamos sentado los elementos para ponerla a consideración.

Por ahora queremos enfatizar que la relevancia epistemológica de las simulaciones computacionales no puede ser entendida si no es en relación a la computadora como proceso físico y, asociado a ello, con los procesos de cálculo implementado. En este sentido, debemos tomar en cuenta el carácter híbrido de la ciencia de la computación, aunque este tema lo profundizaremos en el capítulo cinco, conviene hacer notar algunas cuestiones. Por una parte, la computación puede estudiarse matemáticamente definiendo formalmente los objetos computacionales, tales como los algoritmos y las máquinas de Turing, y probando teoremas acerca de sus propiedades. La teoría matemática de la computación es una rama bien establecida de las matemáticas. Se trata de computación en abstracto, sin tener que preocuparse acerca de la implementación física. Por otra parte, se encuentra la computación en sistemas físicos concretos



como la computadora digital. La mayoría de los usos de la computación en las disciplinas científicas lidian con estas computaciones implementadas. Estos ámbitos se encuentran estrechamente relacionados, como muestra el uso de expresiones como “sistemas físicos para correr un algoritmo” o “la implementación de una máquina de Turing”. Por ello, no es tarea fácil encontrar los límites de cada uno ni dilucidar su dinámica.

Una distinción asociada a estos dos rostros de la disciplina que puede resultar iluminadora es la de P. Humphreys (2004) entre computación “en principio” y computación “en la práctica”. Humphreys señala cierta tendencia en los escritos filosóficos a subestimar la relevancia de la distinción y de ocuparse por lo general más bien de la computación en principio. Nosotros nos referiremos a la computabilidad en la práctica. Aunque parece evidente que la resolución de modelos se vería seriamente afectada si se contara sólo con las capacidades humanas (aún cuando se emplearan las mejores idealizaciones y aproximaciones disponibles), la fantasía de que “en principio” un humano podría resolver numéricamente las mismas ecuaciones que la máquina no permite capturar la dinámica de las prácticas científicas. Consideramos que no permite ver que las limitaciones “prácticas” de la implementación son relevantes epistemológicamente en tanto condicionan el espectro de problemas que pueden solucionarse e incluso modifican el tipo y el modo en que se plantean los mismos. Aunque nos apropiamos de la distinción de Humphreys, el modo en que caracterizamos el ámbito de la implementación incorpora elementos de análisis no considerados por este autor.

Otra cuestión necesaria de aclarar es que nuestro análisis se limitará a las simulaciones numéricas. Entendemos por simulación numérica la resolución de un modelo matemático mediante métodos numéricos implementados en una computadora. Así pues, se trata de una sub-categoría de lo que usualmente se llaman simulaciones computacionales, sólo que particularizada por el método de resolución de ecuaciones. Generalmente, estas simulaciones basadas en ecuaciones suelen distinguirse de aquellas basadas en agentes (Manna, 2012). Las primeras se utilizan principalmente en ciencias maduras donde la teoría guía la construcción del

modelo matemático subyacente basado en ecuaciones diferenciales. A su vez, puede tratarse de simulaciones basadas en partículas, donde hay  $n$  cuerpos discretos y el conjunto de ecuaciones diferenciales gobierna su interacción, o basadas en ecuaciones de campo que gobiernan el tiempo de evolución de un medio continuo. Por su parte, las simulaciones basadas en agentes son características de disciplinas en las que se estudia la interacción en red de varios individuos discretos. En este sentido, se asemejan a las simulaciones basadas en partículas pero no hay ecuaciones diferenciales globales que gobiernen los movimientos de los elementos discretos; el comportamiento de los individuos está dictado por sus propias reglas locales. Otras clasificaciones separan además los métodos de Monte Carlo que utilizan algoritmos de muestreo aleatorio aún cuando no hay indeterminismo subyacente al sistema (Winsberg 2003: 107).

#### **4.1. CONSTRUCCIÓN Y GRADOS DE AUTONOMÍA**

Para comenzar tracemos un mapa de los principales elementos que componen una simulación computacional. En un esquema general suele acordarse que el proceso de construcción de las simulaciones computacionales se compone de las siguientes etapas. En primer lugar, se define el sistema (físico, biológico, químico, etc.) que se quiere estudiar con la simulación. En general, para el caso de las simulaciones basadas en ecuaciones, el sistema tiene ciertos componentes que caen bajo el dominio de alguna teoría básica. En segundo lugar, se elige el modelo matemático. Típicamente, el problema es descrito utilizando un sistema de ecuaciones diferenciales en derivadas parciales. Sin embargo, en los tipos de sistemas complejos que suelen estudiar las simulaciones suele ser matemáticamente imposible encontrar una solución analítica a las ecuaciones diferenciales, se dice que son modelos analíticamente intratables. Es decir, son modelos para los cuales es imposible obtener ecuaciones cerradas que representen una solución exacta al conjunto de ecuaciones diferenciales que nos diga cómo se comportará el sistema a través del tiempo (son modelos no-integrables). Por ello, el siguiente paso es discretizar las ecuaciones continuas.

La discretización consiste en el proceso de transformar las ecuaciones diferenciales, que relacionan tasas de cambio continuas sobre intervalos infinitesimales, en ecuaciones de diferencia que relacionan tasas de cambio sobre intervalos finitos o discretos. Los valores que dan estas ecuaciones de diferencia pueden ser calculados por una computadora digital. Este procedimiento corresponde al método de diferencia finita.<sup>36</sup> Luego, se elige el algoritmo. Las ecuaciones algebraicas son resueltas utilizando un algoritmo computable paso a paso que sea acorde a la eficiencia computacional, a la memoria requerida y a la precisión numérica de la computadora que se utilice.

Finalmente, el algoritmo es corrido en una computadora y se llega a los resultados. Las computadoras actuales procesan operaciones a tasas de hasta varios teraflops (trillones de operaciones de coma flotante por segundo) que generan enormes bases de datos que deben ser analizadas y representadas. Para ello se requiere el procesamiento de las señales (mediante análisis estadístico, filtrado, eliminación de ruido, etc.) y alguna técnica de visualización.

Se trata de un esquema simplificado que los diferentes autores que han abordado el tópico de la construcción de las simulaciones computacionales se han ocupado de complejizar analizando las sutilezas de este proceso. En nuestro caso, nos valdremos de algunos de estos tratamientos para mostrar que muchas de las prácticas involucradas en la construcción de las simulaciones son similares a aquellas que hemos descripto para el caso de los modelos. En este sentido, las aproximaciones y los recursos motivados pragmáticamente (“estratagemas”) empleados marcan también una gradación en la autonomía respecto de las teorías.

---

<sup>36</sup> Existen otros métodos basados en principios similares. Por ejemplo, los métodos espectrales descomponen cada variable continua en series infinitas de funciones ortogonales elegidas de acuerdo al problema y su geometría; luego, se truncan las series en un número finito de términos y se evalúa el error de truncado (Manna, 2012).

Si atendemos al modo en que son construidas podremos ver cómo se constituyen como herramientas semi-autónomas y tienen un modo particular de producir conocimiento. Cuando se trata de simulaciones que representan situaciones realísticamente y logran predicciones exitosas las teorías no brindan las correcciones hacia las aplicaciones y las aproximaciones. Ningún comportamiento está preestablecido (por las leyes) hasta que los sistemas particulares están localizados en situaciones específicas, la teoría constituye sólo una guía que marca la tendencia. Para construir las simulaciones se recogen conocimientos y conjeturas de donde puedan encontrarse y, muchas veces, los mismos exceden por mucho los límites de las teorías. Los criterios que determinan el modo en que deben integrarse los elementos heterogéneos involucrados no devienen sólo de la teoría sino también de los datos experimentales y de la implementación en una máquina concreta. Como veremos más adelante, las restricciones para el modelo computacional no son las que impone la adecuación empírica. El tipo de elementos que se reúnen y el modo en que son integrados está subordinado a cada caso particular y a los fines de la simulación. En este sentido, cuando se atiende al dominio de aplicación, aparecen también restricciones que tienen que ver con las necesidades particulares de la intervención.

Los pasos relativos a la definición del problema y la elección del modelo matemático, involucran cuestiones previas a la computación, así como algunos de los intentos por resolver estos modelos.<sup>37</sup> Generalmente, las simulaciones numéricas se utilizan para estudiar fenómenos que, aunque pueden caer dentro del dominio de teorías bien estructuradas, desarrollan un comportamiento tan complejo que no podemos resolver los problemas que le atañen por medios tradicionales. Se toman como relevantes ciertos elementos del sistema en cuestión y las leyes o principios de la teoría especifican ciertas relaciones entre los mismos. A partir de

---

<sup>37</sup> Hace tiempo que se han desarrollado técnicas analíticas para encontrar soluciones aproximadas a las ecuaciones diferenciales de determinado modelo, algunas de las cuales resultaron exitosas para generar funciones de forma cerrada aproximadamente válidas. Es decir, funciones con el mismo carácter cualitativo que la solución desconocida a las ecuaciones a ser resueltas.

allí se desarrolla el modelo matemático. Como hemos visto en las secciones previas, este proceso no carece de complejidades (Cartwright: 1983 y 1999a). Aquí basta con señalar que aunque contamos con un conjunto de ecuaciones diferenciales que brindan cierta información acerca del sistema, cuando tratamos con sistemas complejos, resulta matemáticamente imposible encontrar una solución analítica para las mismas. Para superar este problema, se “discretizan” las ecuaciones y se intenta resolverlas por fuerza bruta.

Como hemos mencionado, discretizar de las ecuaciones continuas consiste en transformar las ecuaciones diferenciales en ecuaciones de diferencia o las ecuaciones diferenciales en derivadas parciales en ecuaciones diferenciales ordinarias.<sup>38</sup> Elegir una grilla “lo suficientemente fina”, esto es utilizando intervalos de espacio y tiempo (o solo de espacio) suficientemente pequeños, otorga confianza a los resultados de la aproximación. En principio, puede ajustarse la grilla cuanto sea necesario. Pero, en la práctica, esto no es posible pues la cantidad de tiempo de cómputo y de memoria requerida se incrementa rápidamente cuanto más fina es la grilla elegida. Como puede verse, el paso de los modelos matemáticos a los modelos computacionales es sensible a las capacidades tecnológicas vigentes. Así, la precisión en los resultados de una simulación, no sólo depende de las arquitecturas que hayan sido desarrolladas sino también de los lenguajes<sup>39</sup>, los algoritmos, las estructuras de datos, etc.

---

<sup>38</sup> El problema de la convergencia es básicamente técnico, pero el problema filosóficamente profundo que no abordaremos aquí, es el de estimar hasta dónde puede representar lo continuo con lo discreto.

<sup>39</sup> Un punto poco trabajado dentro de los trabajos filosóficos sobre simulaciones computacionales que vale la pena mencionar es la programación del código computacional. El algoritmo se escribe en un lenguaje de programación, seleccionado de acuerdo a las preferencias del investigador y la práctica, y luego se selecciona el compilador más eficiente disponible en su computadora. Estas elecciones se toman no sólo en vistas a maximizar el funcionamiento computacional, sino para garantizar la amigabilidad, la legibilidad y la portabilidad del código (teniendo en mente que será utilizado por diversos usuarios que lo modificarán e implementarán en diferentes computadoras con distintos compiladores). Luego, se testea el código. Es decir, se chequea la convergencia del esquema numérico reduciendo los pasos de espacio y tiempo hasta que la solución no cambie más y se usa para resolver un caso conocido o, en su defecto, al menos se verifica que la consistencia estructural (la conservación de la simetría y las invariantes) del esquema numérico sea correcto. Estos tests son importantes también para estimar los

Cómo lidiar con el problema de la implementación computacional es uno de los puntos álgidos en la epistemología de las simulaciones computacionales. En primer lugar, porque señala el paso del modelo matemático al modelo computacional. En este sentido, si se presentan diferencias con los modelos “de papel y lápiz”(no implementados) es aquí donde comenzaremos a notarlas. En segundo lugar, porque como han señalado varios autores (Winsberg, 2001. Humphreys, 2004) en vistas de solucionar este problema el modelo computacional adquiere un grado de autonomía respecto de la teoría que hace que amerite un tratamiento epistemológico independiente de la misma. Hasta qué punto este tratamiento coincide o no con los tratamientos clásicos sobre modelos científicos es algo que intentaremos determinar.

#### **4.1.1. Discretización de las ecuaciones continuas: implementación computacional y “estratagemas”**

De los tópicos que hemos propuesto para este capítulo, el proceso de construcción de las simulaciones computacionales es uno de los aspectos más trabajados por los filósofos. En un primer acercamiento podemos decir que se trata de comprender cómo al costo de una pequeña distorsión en las ecuaciones (reemplazar ecuaciones diferenciales por ecuaciones algebraicas discretizadas) las simulaciones computacionales logran alcanzar soluciones con suficiente adecuación descriptiva. Como hemos mencionado, en este paso suelen aparecer las dificultades vinculadas a la implementación computacional. Básicamente podemos señalar dos grandes estrategias para solucionarlas. Una de ellas, consiste en desarrollar un modelo simplificado del modelo teórico que tenga menor costo computacional y permita emplear una grilla más fina. Sin embargo, en muchas ocasiones la grilla no es lo suficientemente ajustada por lo que se recurre a otro tipo de estrategia. El modelo se suplementa con rasgos que nada tienen que ver con la teoría pero que compensan los errores de la tosquedad de la aproximación. Cuál sea la estrategia más conveniente

---

errores numéricos observados y compararlos con sus valores teóricos predichos por los teoremas de análisis numérico. Retomamos algunas de estas cuestiones en el capítulo 7.

dependerá de los rasgos del sistema que se quiera estudiar y de las capacidades de ambas para encontrar la mejor solución. Lo que es claro es que ambas quitan el peso al rigor teórico en pos de la implementación.

La vinculación de este tipo de estrategias con la autonomía de las simulaciones computacionales nos permite retomar algunas de las intuiciones de los modelos como mediadores que hemos trabajado en los primeros capítulos (Morgan y Morrison,1999; Cartwright, 1999a y Boumans, 1999). El análisis de la fase de construcción nos permite mostrar el hecho de que, incluso aquellas simulaciones que nacen de modelos teóricos bien estructurados, tienen un carácter semi-autónomo análogo al de los modelos como mediadores debido a las diversas transformaciones que sufren las mismas para poder ser implementadas. Esta idea no es exactamente nueva, coincide parcialmente con el planteo de otros autores que veremos a continuación, pero nuestro enfoque desde las prácticas científicas y la articulación con la tradición de la filosofía de la ciencia computacional para caracterizar la implementación es bastante original. En el apartado 4.1.3 proponemos una taxonomía para las simulaciones computacionales que nos permite reflejar algunas de las tensiones del ámbito de la implementación. En el capítulo 5, defendemos que los algoritmos y las heurísticas involucran un cambio de enfoque que condiciona el tipo de problemas que pueden ser abordados, el modo de plantearlos y la propia metodología para resolverlos. Finalmente, el uso intensivo de las simulaciones que revelan algunas áreas de la ciencia, nos lleva a replantear algunos aspectos respecto de nociones subestimadas dentro de la filosofía de la ciencia como las de aproximación y cálculo.

Comencemos por presentar algunos rasgos de la concepción de Eric Winsberg (1999, 2001, 2003 y 2010) respecto de la construcción de las simulaciones afines a nuestro tratamiento. Winsberg (1999) se ocupa de aquellas simulaciones desarrolladas para el estudio de sistemas complejos para los cuales se conocen las leyes físicas que los gobiernan pero, debido a la complejidad de las interacciones que desarrollan, no se saben sus consecuencias. Se trata de modelos confiables para los cuales sus ecuaciones no poseen solución analítica. En su análisis intenta mostrar

que las simulaciones computacionales comprenden un rico proceso inferencial<sup>40</sup> que atraviesa una jerarquía de cinco tipos de modelos diferentes. Nombrados desde la teoría de base comprende: un modelo mecánico, un modelo dinámico, un modelo *ad hoc*, un modelo computacional y finalmente, un modelo del fenómeno (Winsberg 1999: 3). Así, el proceso de construcción de una simulación computacional es un paso inferencial de un modelo a otro a través del cual se espera obtener mayor conocimiento a partir del conocimiento teórico existente.

Para Winsberg, el primer modelo con el cual “comienza” el diseño de una simulación computacional es el modelo mecánico. La teoría por sí sola poco dice sobre el sistema en cuestión, por ello, se desarrollan este tipo de modelos que constituyen una suerte de caracterización ‘desnuda’ del sistema físico mediante el uso de estructuras teóricas que sirven para asignar una familia de ecuaciones al sistema.<sup>41</sup> Por ejemplo, cuando se caracteriza un sistema *como si fuera* un oscilador dinámico armónico, se le ha asignado un modelo mecánico al sistema. Sin embargo, este modelo es aún demasiado general para aplicar la teoría a un conjunto específico de fenómenos. Así, usualmente se incorporan una serie de parámetros, valores, cotas y condiciones iniciales conformando una familia de modelos dinámicos para una clase de fenómenos muy específica. En general, la especificación de estos valores no se consigue en forma directa y requiere de un delicado balance entre precisión, tratabilidad y experiencia con el fenómeno (Winsberg 1999: 8). Hasta aquí el proceso coincide, a grandes rasgos, con los pasos de nuestro esquema inicial (definir el problema y construir el modelo matemático) y no contiene elementos que difieran de cualquier otro modelo matemático no implementado en una computadora.

---

<sup>40</sup> Winsberg señala que “mientras es típico en filosofía de la ciencia hablar de deducir resultados de teorías, los movimientos inferenciales [aquí] descritos son claramente no deductivos. No poseen ni la inevitabilidad ni la certeza epistémica asociada con la deducción” (1999: 4. Énfasis en original)

<sup>41</sup> Winsberg (1999: 7) toma como referencia en este punto a Cartwright (1983).



Luego, viene la construcción del modelo computacional que consiste en convertir las ecuaciones diferenciales del modelo dinámico en ecuaciones discretas para las cuales distintas soluciones deben ser encontradas por la computadora. Se trata de una aproximación en la que eligiendo una grilla lo suficientemente fina, se puede reducir el ‘daño’ de la aproximación ‘tanto como se quiera’. Como hemos visto, pese a que esto permite lidiar con la falta de soluciones analíticas, en el estudio de los sistemas complejos no lineales, suele darse el caso de que el nuevo modelo es computacionalmente intratable. Aquí, “computacionalmente intratable” alude al hecho de que la capacidad de cálculo de una computadora digital se ve comprometida a medida que mejoramos la precisión del cálculo.<sup>42</sup> Por ejemplo, dice Winsberg, algunos sistemas que involucran flujo de fluidos complejos pueden verse comprometidos porque hay ciertos movimientos que ocurren a escalas muy pequeñas de espacio y tiempo que afectan de modo fundamental a la evolución del sistema como un todo. De aquí que para representar los movimientos del sistema con cierto grado de precisión, deben emplearse algunas “estratagemas”. Esta segunda etapa en la construcción del modelo computacional es caracterizada por Winsberg bajo la noción de modelo *ad hoc*. Estos modelos son el resultado de la implementación de diversas técnicas de diseño como simplificaciones, eliminación de grados de libertad, sustitución de relaciones teóricas simples por complejas –y viceversa-, etc. En esta categorización, los modelos *ad hoc* pueden ser eliminativos o creativos. El primer tipo de modelo sirve para determinar si los factores que han sido descartados en el diseño de la simulación son dables de ser negados; el segundo tipo consiste en hacer uso de algún “factor de improvisación” para compensar aquellos factores negados que, usualmente por su complejidad, no pudieron ser modelados. Para Winsberg, la noción de modelo

---

<sup>42</sup> Así, no nos estamos refiriendo a los problemas intratables tal y como son caracterizados desde la computación matemática. En la teoría de la complejidad computacional, los problemas que carecen de solución en tiempo polinómico son considerados intratables aún para pequeños inputs (Hopcroft., Motwani y Ullman, 2007: 368). La tesis de Cobham-Edmonds establece que sólo aquellos problemas que pueden ser resueltos en tiempos polinómicos pueden ser computados factiblemente en una computadora (Fortnow y Homer, 2002).

*ad hoc* enfatiza la semi-autonomía de las simulaciones así como el hecho de que la construcción de las mismas descansa en elementos creativo-inferenciales más que teórico-deductivos.

Para ilustrar estas ideas, Winsberg (2001) analiza la simulación computacional de los movimientos convectivos de los fluidos del gas en una estrella gigante roja. Modelar esta clase de fluido requiere especiales consideraciones por parte de los científicos porque resulta particularmente complejo e inestable: “pequeños cambios en temperatura, presión y densidad en una parte del sistema podrían generar turbulentos vórtices en otras, y pequeños remolinos en la superficie pueden llevar a grandes flujos muy conflictivos” (Winsberg, 2001: 445). Por ello, si el modelo pretende capturar los efectos a gran escala con cierta precisión, debe tener en cuenta los efectos a pequeña escala sin que se agobien las capacidades de cálculo en los cómputos:

Las ecuaciones del modelo son las ecuaciones de Euler para fluidos dinámicos. Su forma es relativamente simple, y se basan en las leyes de conservación de la masa, el momento y la energía. Estas ecuaciones incluyen efectos de compresibilidad pero ignoran la viscosidad que se encuentra presente en el flujo de gas de la estrella y que contribuye a la dinámica del sistema de manera crucial. Las fuerzas de fricción viscosas son tan pequeñas en comparación con las fuerzas inerciales que no suelen ser capturadas, ni siquiera por programas sumamente eficientes. (Winsberg, 2001: 446)

El uso de la “ecuación no viscosa de Euler” ilustra, para Winsberg, su noción de modelado *ad hoc* eliminativo. Según lo define, un “fluido no viscoso” es un flujo de fluido donde las fuerzas de fricción viscosas son pequeñas en comparación con las fuerzas inerciales. “Suponer que estas fuerzas viscosas pueden ser negadas permite simplificar las ecuaciones de Navier-Stokes y construir las ecuaciones de Euler” (Winsberg, 2001: 447). Luego, según las categorías del autor, el investigador debe hacer uso del modelado *ad hoc* creativo introduciendo algún factor que reemplace el que ha sido quitado. Continuando con el ejemplo, señala que se trata de la viscosidad en el flujo de gas de la estrella. Así describen la situación los científicos: “Los efectos viscosos, que actúan sólo a pequeña escala y son irresolubles por la grilla computacional, fueron aproximados por una

viscosidad cuidadosamente formulada numéricamente. Esta viscosidad del esquema numérico disipa la energía cinética del movimiento del fluido en calor, como la viscosidad real del gas, pero en las escalas mayores de la grilla computacional. Esta viscosidad numérica fue cuidadosamente diseñada para restringir sus efectos disipativos al tamaño más pequeño posible consistente con la representación precisa del fluido no viscoso cercano en las escalas mayores.” (Porter, Anderson, & Woodward 1998, citado por Winsberg 2001: 449).

Finalmente, en el esquema de Winsberg, se elabora un modelo del fenómeno. Una vez realizada, la simulación habrá producido una gran cantidad de datos que requieren de una interpretación para lo cual el investigador realiza una gran cantidad de suposiciones.<sup>43</sup> Los mismos pueden ser visualizados, sometidos a análisis matemático e incluso utilizarse junto con otros conocimientos a fin de producir este modelo que constituye, en última instancia, el objetivo de la simulación; se trata de la construcción de una imagen del fenómeno estudiado que exprese el conocimiento reunido de todas las fuentes relevantes acerca del mismo. En el caso de fenómenos complejos se intenta inclusive resumir los aspectos cualitativos robustos básicos de toda una clase de fenómenos estructuralmente similares. Puede consistir en relaciones matemáticas y leyes, imágenes –estáticas o dinámicas- o descripciones textuales. Winsberg (1999: 11) enumera algunos de los rasgos que suele presentar este tipo de modelo: una relación matemática emergente de alto nivel entre ciertos

---

<sup>43</sup> Winsberg detalla: “Dado que los investigadores estaban interesados principalmente en la envoltura de la estrella y no en el núcleo, éste fue tratado simplemente como una fuente de calor, sin contemplar la física interna. A su vez, el modelo del núcleo era mucho más grande (respecto a la envoltura) que el núcleo real, para acercarlo a la forma esférica sin alterar la estructura de la grilla de la simulación. El modelo también necesita dar cuenta de cómo se mueve el calor a través del sistema *via* conducción. Los modeladores asumen que el índice de difusión térmica depende sólo de la presión del gas, y pueden por lo tanto, tratarlo con relativa simplicidad. Finalmente, el modelo necesita dar cuenta de cómo se disipa la energía desde la superficie de la estrella. La física de este proceso es de hecho sumamente complicada, pero los investigadores estaban dispuestos a ofrecer un tratamiento mucho más simple del problema. Simplemente usaron la fórmula estándar para la radiación de los cuerpos negros y la aplicaron exclusivamente a aquellas parcelas del fluido que, basadas en las presiones calculadas, era probable encontrarlas lo suficientemente cerca de la superficie para ser capaces de irradiar el calor eficientemente.” (2001: 447).

aspectos del sistema, tales como una ley de escala; un mecanismo de transporte: cualquier efecto como la difusión, la turbulencia, una inestabilidad o la viscosidad que explique el movimiento de alguna entidad o cualidad como la masa, la energía, o el momento angular a través de un sistema particular; valores umbrales de los parámetros; estructuras coherentes características; geometrías de fluido características; y patrones de interacción y competencia entre estructuras coherentes.

La intervención de un observador competente es crucial para esta interpretación de la información resultante como para su calibración. Al abordar el tema de la validación de las simulaciones computacionales, Winsberg señala que la calibración o la comparación valorativa puede realizarse de tres modos diferentes: comparando los resultados de una simulación con un experimento real; mediante análisis de los resultados; o comparándolos con los resultados de otras simulaciones. En muchas ocasiones, ocurre luego de la comparación lo que suele llamarse “balance de las aproximaciones”, es decir, el modelo se adapta deliberadamente mediante ensayo y error y ajuste gradual para contrarrestar las limitaciones conocidas de los esquemas utilizados para transformar el modelo en un algoritmo. En esta instancia sólo nos interesa destacar que el autor insiste en señalar que existe un constante *feedback* entre la simulación – más precisamente, entre cada uno de los niveles de la jerarquía-, el investigador, los aspectos más conocidos de las teorías y, si tenemos acceso, los valores esperados.

En una versión más reciente Winsberg (2010) deja de lado su taxonomía de los modelos que subyacen a la simulación, pero preserva las características principales del proceso de construcción que hemos descripto. En términos generales, una simulación comprende un rico proceso inferencial a partir del cual se espera obtener nuevo conocimiento acerca del sistema simulado a partir del conocimiento teórico existente. El modelo principal surge directamente de la teoría, sin embargo, para poder hallar soluciones útiles y confiables, debe incorporarse el mencionado arsenal de idealizaciones, aproximaciones, e incluso en algunos casos falsificaciones conscientes. Al final, el modelo utilizado para correr la simulación

deviene de la teoría, pero se han introducido tantos elementos que lo que resulta es un híbrido. Ello le lleva a concluir que la teoría puede considerarse como una guía o como un elemento entre otros, más que como determinante de dicho proceso, las “estratagemas” o modelos *ad hoc* empleados para llegar al modelo computacional dan cuenta de ello. Además, considera que en el proceso hay mucho más *feedback* del que suelen dar cuenta los tratamientos más tradicionales. Todo lo cual sugiere que el proceso de construcción de las simulaciones computacionales es mucho más complejo de lo que muestra el esquema idealizado que hemos descrito al comienzo del apartado.

#### **4.1.2. Del modelo matemático al modelo computacional**

A través del enfoque de Winsberg hemos puesto de relieve las complejidades del proceso de construcción de las simulaciones computacionales y sus fases. Una vez que se tienen las ecuaciones en diferencia discretas del modelo matemático para estudiar el sistema no se trata simplemente de obtener soluciones bajo determinadas condiciones iniciales. El algoritmo generado puede ser demasiado costoso computacionalmente o la transformación de las ecuaciones continuas a discretas puede causar inestabilidades o problemas con los errores de redondeo y de truncado.<sup>44</sup> En consecuencia, para construir el modelo computacional se toman estrategias que crean algoritmos que se alejan de la teoría más o menos sustancialmente. Como veremos en el apartado que sigue, podemos establecer un correlato de los grados de autonomía de los modelos que hemos considerado para las ciencias empíricas para el caso de las simulaciones computacionales. Por lo pronto, profundicemos en algunos procesos de construcción de los modelos computacionales bajo la hipótesis de

---

<sup>44</sup> Los errores de redondeo se introducen porque, dado el tamaño limitado de su memoria, las computadoras trabajan con un número finito de dígitos después del punto decimal. Los errores de truncado, en cambio, se encuentran asociados al esquema de discretización. Se introducen por la omisión de términos en una serie infinita. El tema de los errores en el proceso de simulación lo abordamos en el capítulo 7.

que si existen diferencias con los modelos no implementados es aquí donde podremos encontrarlas.

Paul Humphreys (2004) ha caracterizado los modelos computacionales que subyacen a las simulaciones por el séxtuple: plantilla (*template*) computacional, supuestos de construcción, supuestos de corrección, interpretación, justificación inicial y representación del *output* del modelo. Con la noción de “plantilla computacional” intenta poner de relieve el vínculo con los modelos matemáticos, en particular, el hecho de que el mismo modelo pueda emplearse exitosamente en diferentes campos para tratar con los más variados fenómenos.<sup>45</sup> Las variaciones del proceso de Poisson, dice el autor, “se han usado para representar el proceso de carcinogénesis, el flujo de llamadas en un intercambio telefónico y el decaimiento radioactivo”. Los ejemplos que utiliza Humphreys son complejos<sup>46</sup>, pero puede intuirse el punto. Como hemos visto en el capítulo anterior, pueden establecerse las analogías formales. La sintaxis condiciona los modos de representar los fenómenos, puede proveer puntos de crecimiento para las teorías (Hesse, 1953) y sugerir nuevos modos de modificación y generalización. Aunque el tema es tan antiguo como los modelos matemáticos mismos, con la ciencia computacional cobra nuevas dimensiones.

Humphreys señala que los rasgos sintácticos característicos de las distintas plantillas computacionales se encuentran directamente asociados

---

<sup>45</sup> Humphreys (2004) intenta establecer la incidencia de este rasgo de las plantillas computacionales en la organización de las distintas disciplinas científicas como un nuevo orden que excede el meriológico tradicional y propone a partir de este hecho que los modelos computacionales constituyan la nueva unidad de análisis de la filosofía de la ciencia. Consideramos que esta tesis es excesiva. Si bien pueden reconocerse nuevas interacciones disciplinares a partir de las simulaciones computacionales (Gallison, 1996), ello no amerita cambiar radicalmente la unidad de análisis de la filosofía de la ciencia. No es cierto que toda o la mayor parte de la actividad científica pase por la ciencia computacional. Sí, defenderemos que hay áreas en que los algoritmos están desplazando a las leyes como base para la producción del conocimiento y, en tales casos, resulta preciso un desplazamiento del foco de análisis.

<sup>46</sup> Van desde las ecuaciones diferenciales como la ecuación de Laplace o las ecuaciones de Lokta – Volterra, modelos estadísticos del proceso de Poisson o modelos computacionales específicos como los autómatas celulares.

a la tratabilidad computacional. Para determinados propósitos puede resultar mejor una plantilla y para otros, otra.<sup>47</sup>También por ello resulta relevante que las plantillas computacionales sean relativamente pocas en los fenómenos que pueden abordarse cuantitativamente.<sup>48</sup>Esta característica de aplicabilidad múltiple de las descripciones formales constituyó la base de las computadoras analógicas que modelan los sistemas mecánicos con sistemas electrónicos, ambos sistemas están cubiertos por la misma plantilla computacional; se deja que el ordenador analógico resuelva uno y automáticamente se tiene una solución para el otro.

Al igual que para Winsberg, para Humphreys la tratabilidad de las plantillas computacionales se encuentra vinculada a un conjunto de “supuestos de construcción” que procuran la solución del modelo. Básicamente reconoce cuatro elementos: idealizaciones, abstracciones, constricciones y aproximaciones. En general, las simplificaciones e idealizaciones consisten en ignorar algunos factores en el modelo computacional o, en otras ocasiones, en eliminar grados de libertad o asumir supuestos de simetría ficticios. Asimismo, señala que el grado de abstracción de estas formulaciones matemáticas requiere muchas veces la especificación de los parámetros libres antes de que puedan ser aplicados a problemas específicos. En muchos casos las dificultades para calcular los parámetros hace que se recurra a parametrizaciones, es decir, se sustituyen los parámetros por valores tomados directamente de datos experimentales o derivados de la inclusión de técnicas “pre-cocidas” (*cooked-up*). Las parametrizaciones se utilizan para suplementar los posibles errores en los

---

<sup>47</sup> “Supongamos que deseamos resolver cierto problema dentro de la teoría electromagnética que requiere una solución exacta a la ecuación de Laplace sujeta a ciertas condiciones de contorno que hicieran que no pueda resolverse por técnicas analíticas. En tal caso, podría recurrirse a una simulación de Monte Carlo. Dado que la ecuación de Laplace también puede ser utilizada para modelar partículas que se difunden aleatoriamente en una región con contornos absorbentes, representando el comportamiento de las partículas mediante números aleatorios sería posible resolver el caso especial de la ecuación de Laplace para estas condiciones de contorno.” (Humphreys, 2004: 95)

<sup>48</sup> Por ejemplo, señala Humphreys, en física hay tres tipos fundamentales de ecuaciones diferenciales parciales que se utilizan para modelar una amplia gama de fenómenos: elípticas (por ejemplo, la ecuación de Laplace), parabólicas (como la ecuación de difusión) e hiperbólicas (como la ecuación de onda).

esquemas de discretización (Cartwright, 1999a; Winsberg, 2010). El ajuste con valores de datos experimentales lo retomaremos con más detalle en la sección 4.1.3. Por lo que respecta a estas estructuras “ya preparadas o pre-cocidas” tomaremos un ejemplo que da Winsberg en relación al caso que hemos descrito es la “viscosidad arremolinada” que se utiliza en la simulación de los movimientos convectivos de los fluidos del gas en una estrella gigante roja.<sup>49</sup>

En los fluidos turbulentos, los vórtices o remolinos se forman en un amplio rango de escalas –desde la escala del sistema como un todo hasta las más pequeñas comparables a las distancias intermoleculares. Éstos juegan un importante rol en el transporte y disipación de energía y de otras variables físicas relevantes, destaca Winsberg. Capturar los efectos a gran escala requiere tomar en cuenta los efectos a pequeña escala sin comprometer los recursos computacionales. Así, para lograr una buena simulación se introduce en el modelo esta pieza matemática pre-cocida, una aproximación numérica, que reproduce los efectos que tendría calcular la resolución de estos remolinos en las escalas más finas. El esquema numérico, explica Winsberg, disipa la energía cinética del movimiento del fluido en forma de calor como de hecho lo hace la viscosidad del gas (aunque por problemas de tratabilidad se trabaja con escalas más grandes). Estos efectos disipativos se restringen a las escalas más pequeñas posible para mantener la consistencia con la representación de fluido no – viscoso en las escalas más grandes. La “viscosidad arremolinada” es también un ejemplo de los denominados “esquemas de parametrización” (Winsberg, 2010: 14) o parametrizaciones. Es decir, se trata de valores pre-calculados o directamente basados en datos empíricos

---

<sup>49</sup> Winsberg utiliza el modelo de la estrella para ilustrar también otro tipo de “truco”, las simplificaciones. Los investigadores necesitaban dar cuenta de la pérdida de energía desde la superficie de la estrella. Como los procesos físicos por los que esto ocurre son bastante complicados, comenta, se realizó un tratamiento simplificado del problema: se utilizó la fórmula estándar para la radiación de un cuerpo negro aplicándola sólo a aquellas parcelas de fluido que, basadas en el cálculo de sus presiones, era probable que se encontraran lo suficientemente cercanas a la superficie de modo que pudieran ser capaces de irradiar calor eficientemente.



que se incorporan al algoritmo de la simulación para capturar los efectos que quedan entre las celdas de la grilla discretizada.

Un elemento vinculado que incorpora Humphreys es el conjunto de corrección. De acuerdo al modo en que fue construida la plantilla tendrá distintos componentes para cumplir con su cometido, pero los principales son cuatro. En primer lugar, la relajación de las idealizaciones. Por ejemplo, se puede pasar de considerar el sol como una esfera perfecta a considerarlo como un esferoide achatado. En segundo lugar, la relajación de las abstracciones. Es decir, se incluyen en la plantilla variables que se han omitido previamente, como incluir un tratamiento de la fricción en una plantilla que inicialmente representaba el movimiento sobre una superficie sin fricción o incrementar el número de individuos de alguna población. En tercer lugar, la relajación de las constricciones, por ejemplo, se puede pasar de considerar un conductor donde el calor se conserva a uno donde el calor fluye a través de sus límites. Por último, pueden refinarse las aproximaciones reduciendo el tamaño de la grilla en aproximaciones de diferencia finita hacia modelos continuos.

Las “estratagemas” de Winsberg cumplen también la función de factores de corrección tendientes a lograr descripciones más adecuadas del fenómeno. Cuando la intratabilidad computacional está vinculada a algún componente importante de la dinámica que no puede incluirse directamente, suelen incorporarse estas relaciones matemáticas que no tienen conexión directa con el modelo de ecuaciones diferenciales originales. Estos recursos capturan de manera aproximada el efecto físico excluido en pos de la tratabilidad computacional.<sup>50</sup> Como puede apreciarse, para

---

<sup>50</sup>Para Winsberg, los propios científicos las utilizan en este sentido. Así Wilhelmson al describir su simulación dice: “Un modelo muy simple es usado para dar cuenta del desarrollo de la lluvia. En muchos estudios, estos modelos simplificados son suficientes para estudiar la dinámica de las tormentas. Aunque simples, proveen las fuerzas clave que llevan-a-cabo la tormenta, denominadas, calentamiento debido a la liberación de calor latente mientras se condensa el vapor de agua y al enfriamiento debido a la evaporación de las nubes y gotas de lluvia en las regiones insaturadas (Wilhelmson *et al.* 1990: 22, citado por Winsberg, 2010: 60 ).

ambos autores, estos recursos de implementación o “estratagemas” como suelen denominarse, ilustran las diferencias entre los modelos matemáticos que se desprenderían directamente de la teoría y se construirían en caso de no tener limitaciones de cómputo y el modelo que finalmente pasa a convertirse en un algoritmo. Queremos destacar que esta diferencia no consiste sólo en idealizaciones y aproximaciones, sino también en la sustitución de parámetros por valores experimentales o derivados de la inclusión de técnicas “pre-cocidas” (*cooked-up*).

Así, para Humphreys los modelos científicos se componen por el sextuple: plantilla computacional, supuestos de construcción, supuestos de corrección, interpretación, justificación inicial y representación del *output*. Con ello pretende dar cuenta de la versatilidad de las plantillas computacionales para aplicarse a diferentes casos de estudio, así como de la incorporación del conocimiento específico para lograr que se aplique a casos concretos. La dinámica entre los supuestos de construcción y el conjunto de corrección para describir el proceso de construcción del modelo computacional nos recuerda a la disputa en torno a los caminos de idealización y des-idealización a la Giere para el caso de los modelos empíricos. El punto es nuevamente hasta dónde las correcciones del modelo están dadas por o exceden la teoría subyacente y, asociado a ello, la cuestión de la autonomía. Como en el caso de los modelos no implementados, nuestra respuesta es que las correcciones se alejan más o menos sustancialmente de la teoría, lo cual determina un mayor o menor grado de autonomía.

Hasta aquí, parece que el proceso de construcción de los modelos computacionales no es, por lo que respecta a estas cuestiones, sustancialmente diferente de la dinámica de los modelos “de papel y lápiz” en ciencias empíricas, excepto por las constricciones que impone la implementación en la máquina física. Tal y como han sido presentadas, la naturaleza misma de las “estratagemas” no resulta sustancialmente diferente. Tampoco es sencilla una distinción en términos de objetivos, como parece querer considerar Winsberg. Aunque, como hemos defendido, la

implementación conlleva alguna medida el desplazamiento del rigor teórico en pos de la solucionabilidad no podemos negar que los modelos no implementados suelen hacer lo mismo cuando introducen idealizaciones y aproximaciones. Posiblemente las diferencias se vuelvan más nítidas retomando las restricciones computacionales y la utilización de estos recursos de implementación o “estratagemas” en relación a las nociones de algoritmo y heurística que trataremos en el siguiente capítulo. Por lo pronto analicemos algunas de las conclusiones de Humphreys.

Para Humphreys, la dinámica entre los supuestos de construcción y el conjunto de corrección establece tres rasgos distintivos de los modelos computacionales. Primero, el proceso de construcción provee una justificación inicial que es previa a la contrastación del modelo con los datos empíricos. Usualmente, hay razones moduladas por el conjunto de corrección para adoptar varios supuestos que hacen que el modelo no sea meramente hipotético. Esta justificación puede provenir de diversos recursos, Humphreys enumera algunos ejemplos: puede conocerse que un medio es discreto en base a investigaciones independientes, los términos de fricción lineal para el flujo de fluidos laminares pueden ser una generalización determinada empíricamente o los espaciamientos de la grilla pueden ser medidos experimentalmente.

Segundo, señala Humphreys, el modelo viene con una interpretación. Esta no puede quitarse simplemente y reinterpretar el formalismo desnudo porque la justificación inicial se basa en esta interpretación original. Por supuesto, Humphreys ya ha señalado que la misma plantilla computacional puede ser usada para modelar distintos tipos de sistemas. Sin embargo, mantiene que los sistemas que pueden reinterpretarse son los menos y, en muchos casos, plantillas que son sintácticamente isomorfas con diferentes interpretaciones no pueden ser calificadas como meras reinterpretaciones, son modelos computacionales enteramente diferentes. Aunque las plantillas computacionales han sido descritas como una cadena de sintaxis meramente formal con una interpretación separada, esta es una imagen poco realista del proceso de

construcción. El lenguaje computacional se interpreta al principio y cualquier proceso de abstracción que lleve a una forma sintáctica pura de la plantilla ocurre en pasos intermedios de la construcción. Para Humphreys, los supuestos de simplificación vienen primero y luego sus análogos matemáticos.

Tercero, los supuestos de construcción y de corrección usualmente conllevan lo que Humphreys define como un realismo selectivo. Es decir, los compromisos ontológicos no se leen a partir de la sintaxis, ni es necesario comprometerse con la referencia de cada término de una plantilla sintáctica bien probada. Los compromisos realistas los realizará el usuario de la plantilla, generalmente en base al tipo de construcción utilizada. Para Humphreys, el usuario sabe de antemano qué partes del modelo son ficticias y cuáles deben tomarse de manera realista. Para el autor, estas consideraciones rompen la conexión entre modelos bien confirmados y verdad. En una simulación numérica, el tamaño de las grillas frecuentemente está determinado por la velocidad del procesador o la cantidad de memoria y no por el compromiso con la verdad de la aproximación.

Estas características tampoco parecen poder constituir un criterio de demarcación respecto de los modelos no implementados. El proceso de construcción de estos últimos también puede brindar una justificación inicial. La relación sintaxis – semántica que plantea Humphreys no tiene por qué ser exclusiva de los modelos computacionales y el realismo selectivo bien podría plantearse para algunos modelos “de papel y lápiz”. Como hemos mostrado en la parte A de la tesis, las líneas que plantean la autonomía de los modelos científicos tienen conclusiones similares.

Un punto quizás más relevante en el tratamiento de Humphreys, es el de considerar los modelos computacionales como métodos de ensayo y error y, en este sentido, mostrar que una comprensión clara y transparente de las relaciones deductivas entre la teoría fundamental y las aplicaciones específicas no es necesaria para lograr un buen ajuste entre la teoría y los datos. Se opone a una larga tradición filosófica en la que cada paso en la derivación a partir de principios fundamentales debe estar

abierto a inspección para asegurar la corrección. En esta clase de métodos esa transparencia no está disponible. Las virtudes del modelo-tales como la estabilidad ante perturbaciones de las condiciones de contorno, la invariancia ante cambios de escala y la conformidad con las soluciones analíticas cuando están disponibles- pueden lograrse mediante procedimientos de ensayo y error tratando las conexiones entre el modelo computacional y sus soluciones como un proceso epistémicamente opaco que tiene que ser corrido en una máquina concreta para que la solución emerja. Humphreys mantiene que no hay nada ilegítimo en estos procedimientos siempre y cuando esté bien fundada la motivación para el proceso de construcción.

Como veremos cuando discutamos el estatus de los métodos semi-empíricos, pueden tenerse excelentes razones para mantener que una familia paramétrica particular de modelos es aplicable a cierto caso bajo estudio pese a tener disponible sólo métodos empíricos para decidir qué valores paramétricos son los correctos. Para Humphreys la justificación teórica de los modelos científicos raramente justifica algo más que tal familia de parámetros y los ajustes en la estructura fina mediante datos experimentales son simplemente una ampliación del input empírico utilizado tradicionalmente para precisar los modelos. Aunque admite que la construcción de los modelos y de las propias ecuaciones pueden leerse como un proceso deductivo a partir de principios básicos, mantiene que esto sería perder de vista el punto central. En este sentido, señala que el argumento del holismo es una mala descripción de las prácticas: cuando se dan predicciones incorrectas no es cierto que lógicamente todo quede abierto a inspección mediante consideraciones pragmáticas. Usualmente, los científicos que construyen los modelos tienen un sentido bastante refinado de los componentes que están justificados y cuáles no, en base a su conocimiento específico. Precisamente, esta es la función del conjunto de corrección.

#### 4.1.3. Refinando la autonomía de las simulaciones numéricas: *ab initio* versus semi-empíricas

Hemos caracterizado a los modelos en general, y a las simulaciones computacionales en particular, como un tipo de actividad intermedia entre teorías y experimentos. Por supuesto, dado que las relaciones entre teorías y experimentos varían en diferentes estadios de desarrollo de las ciencias, y no todas ellas pasan por los mismos ciclos, tendremos distintos tipos de modelos y de simulaciones computacionales. En el caso de las simulaciones hemos acotado nuestro estudio a aquellas basadas en ecuaciones de una teoría. Sin embargo, la teoría no es cosa de un solo tipo.<sup>51</sup> Hacking (1983: 241) muestra a través de un ejemplo que puede identificar “por lo menos seis niveles diferentes de teoría”: el efecto Faraday comienza con una idea general y una analogía, se nutre del experimento y, posteriormente se desarrolla en formulaciones teóricas cada vez más satisfactorias. En diferentes estadios, pueden tenerse leyes fundamentales o fenomenológicas, con lenguajes matemáticos más o menos desarrollados, para expresarlas. Aunque no entraremos en detalles, está claro que cada tipo de teoría se articula en mayor o menor medida con diferentes tipos de modelos y de simulaciones. Así, como en el caso de los modelos, podemos establecer para las simulaciones computacionales una gradación en su autonomía respecto de las teorías.

En las secciones anteriores, hemos mostrado que esta independencia más o menos parcial se sucede a medida que se introducen diferentes tipos de recursos o “estratagemas” en pos de lograr la resolución del modelo matemático y computacional. En esta sección, nos valdremos de la distinción realizada por los propios científicos entre simulaciones

---

<sup>51</sup> Dentro de la física, por ejemplo, se encuentran bien documentados diferentes estilos de teorizar. Para un resumen introductorio puede consultarse Barrow (1991) donde refiere a la preferencia de Einstein por los principios, evitando los métodos constructivos; mientras que Planck veía la ciencia física como esencialmente inductiva, pues consideraba que no era posible alcanzar una teoría que explicase los valores de todas las constantes de la naturaleza (Ibid.: 90). Igualmente, los instrumentalistas como Duhem y Bridgman eran escépticos acerca del poder de las teorías fundamentales para explicar. Finalmente, autores como Cartwright (1983) y Gavroglu (1995) han llamado la atención sobre las tradiciones fenomenológicas favorecidas por Fritz London y otros.

computacionales *ab initio* y semi-empíricas, para caracterizar los dos extremos de nuestra gradación en la autonomía de las simulaciones numéricas. Mostraremos que la utilización de uno u otro método es condicional, es decir, está vinculada al tipo de problema que se enfrenta, al estado de la disciplina y al estado de desarrollo de los propios instrumentos y diseños experimentales. Finalmente, tomaremos la disputa filosófica acerca de la fiabilidad y el valor de los métodos semi-empíricos para extraer algunas conclusiones acerca de los métodos constructivos o aproximativos en general.

Una de las cuestiones centrales en torno de las simulaciones numéricas, y de los modelos científicos en general, es cómo se aplican los principios teóricos a las instancias o casos particulares. Cuando las leyes y la evidencia experimental, en conjunto o por separado, no alcanzan para la predicción y el control los modelos se vuelven ineludibles. En efecto, defenderemos que en las ciencias que hacen gran uso de las simulaciones, la fuente de comprensión y predicción se encuentra en los modelos más que en las leyes teóricas o las causas. La intratabilidad fuerza muchas veces al uso de métodos semi-empíricos, donde algunos de los parámetros de las ecuaciones teóricamente determinables son reemplazados por valores tomados directamente de los datos experimentales (Humphreys 1995; Ramsey, 1997; Kellert, 1993). No se trata de un proceso puramente deductivo o inductivo, tampoco implica las causas y los poderes (*capacities*) de manera sencilla (Humphreys, 1995). El empleo de estos métodos exhibe nuevos elementos para nuestro análisis de la relación entre implementación y autonomía.

Como hemos visto, cuando queremos trabajar fenómenos con cierto grado de complejidad los modelos resignan en mayor o menor medida el rigor teórico en pos de lograr la resolución. Con ello logran cierto grado de autonomía respecto de las teorías. En el caso de las simulaciones numéricas mostraremos que el extremo menos autónomo no se ciñe fácilmente a las pretensiones de pureza de los modelos fundamentales. Como hemos mostrado, la intratabilidad matemática y computacional obliga a introducir diversos recursos o “estratagemas” para lograr su

construcción. En el caso de los más autónomos, pese a que los métodos semi-empíricos introducen parámetros mediante estrategias *bottom-up*, tampoco podemos identificarlos estrictamente con los modelos fenomenológicos en tanto siguen guiados por la teoría.

Para trabajar este punto, tomaremos la distinción que se realiza en física y química entre métodos semi-empíricos y *ab initio*. Estos últimos suelen caracterizarse como cálculos que parten de primeros principios o están basados en ecuaciones fundamentales de la física o la química. En este sentido, se considera que operan sobre una base puramente teórica. Por su parte, los métodos semi-empíricos deben su nombre al hecho de que incorporan en sus cálculos parámetros empíricos. En general, se comienza con la ecuación exacta para el sistema estudiado y “se reemplazan algunas de las integrales requeridas para resolver la ecuación por parámetros” (Suckling et al. 1978: 135). El reemplazo de los valores puede generarse por la estimación de otra información teórica o tomándolos directamente de experimentos (Ramsey, 1997: 630). Aunque en principio estos valores podrían calcularse a partir de las ecuaciones y las constantes fundamentales, en la práctica, son inaccesibles debido a la intratabilidad de las ecuaciones.

En relación a ello se instaló, en el ámbito de la filosofía de la ciencia, una disputa en términos de ‘métodos basados en principios’ versus ‘métodos parametrizados’ o semi-empíricos. En general, quienes buscan marcar esta contraposición sostienen la superioridad de los primeros en virtud de su pureza teórica (Ramsey: 1997, 2000; Scerri: 2004). Mantienen que los métodos semi-empíricos sólo acomodan los datos, no hacen predicciones y son poco fiables. Por una parte, defenderemos que la distinción taxativa en la que se basa esta valorización descuida las sutilezas tanto de los elementos constitutivos como del proceso de construcción y de las aplicaciones de las simulaciones computacionales. En (Polzella y Lodeyro, 2012) hemos argumentado que esta distinción obedece más bien a una cuestión de grados y que, en sentido estricto, no hay métodos de tal pureza teórica. Por otra parte, consideramos que limitar la discusión acerca de qué cuenta como una predicción “propia mente dicha” a la



función que desempeñan en relación a la confirmación de teorías, ha llevado a que los críticos califiquen como impropios un rico repertorio de estrategias para el desarrollo de modelos y simulaciones. Consideramos que el intenso uso de los métodos semi-empíricos en las prácticas científicas actuales muestra su relevancia de los mismos. Mostraremos que cuando los métodos tradicionales fallan para generar soluciones a las ecuaciones, son el único medio para superar la intratabilidad analítica o computacional.

Para ilustrar estas cuestiones tomaremos el caso de las simulaciones computacionales de la ‘Teoría del funcional de la densidad (DFT)’. Las mismas son consideradas como uno de los principales métodos *ab initio* en física del estado sólido y en química cuántica; sin embargo, diversas “estratagemas” de modelado matemáticos y computacionales ponen en cuestión su pretendida pureza teórica (Polzella y Lodeyro, 2012). Luego analizaremos algunas de las principales críticas que han recibido los métodos semi-empíricos e intentaremos mostrar que no es necesario renunciar a su poder predictivo como fuente de comparación y validación de los mismos. Creemos que estas tesis valen para las simulaciones numéricas en general y que contribuyen a esclarecer su estatus epistémico.

Las simulaciones computacionales DFT constituyen uno de los enfoques de la mecánica cuántica de la materia más exitosos. En los últimos veinte años, se han convertido en el principal método para el cálculo de los enlaces de energía de las moléculas en química y de las estructuras de bandas para los sólidos en física<sup>52</sup>. La historia de su desarrollo es mucho más rica y compleja de lo que podemos presentar aquí, por lo cual nos centraremos en algunos puntos que ilustren cómo se va alejando de la teoría en pos de lograr la resolución. Como hemos mencionado, la fiabilidad de los métodos *ab initio* fiabilidad deviene de considerar que los modelos empleados en sus cálculos son enteramente derivables de la

---

<sup>52</sup> La superconductividad, los átomos en el foco de pulsos de láser fuertes, los efectos relativistas en elementos pesados y en núcleos atómicos, líquidos clásicos, y las propiedades magnéticas de aleaciones han sido estudiados con DFT (Scerri, 2004).

teoría. Mostraremos que si se desea mantener estos estándares de pureza teórica ni siquiera DFT puede aceptarse como *ab initio*. Luego, intentaremos poner en su justa medida las diferencias con los métodos semiempíricos y la relevancia de considerar legítima su capacidad predictiva.

Los métodos considerados *ab initio* que toman en cuenta los efectos cuánticos se han basado generalmente en dos enfoques, el de la función de onda y el del funcional de la densidad. Inicialmente en estos métodos, los cálculos habían sido llevados a cabo por medio de la función de onda del sistema estudiado. El origen de este enfoque puede ser trazado retrospectivamente hasta Schrödinger quien fue el primero en introducir la función de onda en la mecánica cuántica. Heitler y London usaron este enfoque para calcular la energía en la molécula de hidrógeno. Otra contribución en esta línea, fue el método Hartree-Fock para calcular la energía de un átomo llevado a su estado de mínima energía; este formalismo permite resolver la ecuación de Schrödinger, pero sólo es aplicable a sistemas muy pequeños. La principal limitación de este enfoque está vinculada a la imposibilidad de resolver analíticamente las interacciones entre más de dos cuerpos. En el caso del átomo de hidrógeno, que es el único cuya función de onda puede ser calculada a partir de los primeros principios, debe resolverse la fuerza de atracción entre el núcleo y el único electrón que presenta, pero para átomos con mayor número de electrones, deben resolverse las interacciones entre ellos y con respecto al núcleo. Puede notarse que la complejidad de la función de onda se incrementa con el aumento del número de electrones; a raíz de que la función de onda de una molécula de N-electrones es una función de  $4 \cdot N$  variables (tres coordenadas espaciales y una coordenada del spin del electrón, por cada electrón). Por ello, el enfoque puro de la función de onda no es aplicable en la práctica.

El otro enfoque, el del funcional de la densidad electrónica, no se basa en funciones de onda ni orbitales moleculares, sino en la función de la densidad de probabilidad de electrones o densidad de carga. Mediante este enfoque se pueden determinar las propiedades de un sistema de muchos electrones mediante el uso de 'los funcionales' que en este caso es la

densidad electrónica -distribución electrónica en el espacio. En 1927 el físico Thomas propuso tratar a los electrones en un átomo en forma análoga a la distribución estadística de las partículas de un gas. De manera independiente, Fermi desarrolló un método similar por lo que dio en llamarse Thomas-Fermi. Por muchos años, no tuvo aplicación práctica debido a que sus resultados no superaban a aquellos obtenidos por la combinación de los enfoques basados en la función de onda y los orbitales electrónicos. No obstante, el lado positivo de este enfoque es que trata a los electrones de alrededor del núcleo como una nube homogénea de electrones y la solución para este modelo, en principio, es general; es decir, puede ser resuelta de una vez y es válido para todos los átomos. Esto ofrecía una ventaja operativa potencial respecto de los enfoques basados en la función de onda y orbitales moleculares. Además, la función de la densidad electrónica puede determinarse experimentalmente por difracción de rayos X o bien, por difracción de electrones, lo que permitía una contrastación experimental de los resultados. Mientras que la función de onda de una molécula o átomo no es un rasgo medible hasta la fecha.

Ahora bien, la mayor virtud de la 'teoría del funcional de la densidad' reside en que sienta las bases para la reducción del problema de los  $N$ -cuerpos, que en este ámbito implica pasar de considerar  $N$  electrones con  $3N$  dimensiones espaciales ( $4N$  variables) a la de sólo tres dimensiones espaciales ( $x, y, z$ ), por medio del empleo de los funcionales de la densidad electrónica. Sin embargo, emplear un modelo de gas uniforme para el cálculo de la densidad electrónica no posibilita realizar un cálculo preciso. Por ello, se debe introducir un gradiente en la distribución de la densidad electrónica. Esto se efectúa con una parametrización, trabajando con una estrategia *botton-up*: se incorporan resultados experimentales tomados del átomo de helio (Gill 1998). En alguna medida, esto significa un retorno a la utilización de orbitales atómicos en la realización de los cálculos, ya que no existen medios conocidos para la obtención directa del funcional que captura la densidad electrónica exacta. Tampoco se conoce de manera exacta el funcional que relaciona esta densidad con la

energía del sistema, por ello en la práctica, se aplican funcionales testeados experimentalmente.<sup>53</sup>

Este caso ilustra cómo un método generalmente considerado *ab initio*, a la hora de las aplicaciones, incorpora elementos empíricos. El enfoque basado en la función de onda, concebido como paradigmáticamente *ab initio* encuentra rápidamente sus limitaciones para el cálculo de sistemas complejos: sólo puede calcularse con exactitud la función de onda para el átomo de hidrógeno. Como se puso de relieve, el enfoque alternativo del funcional de la densidad empleado en las simulaciones computacionales DFT, simplificó drásticamente el problema de los N-cuerpos convirtiendo  $4N$  variables a tres dimensiones espaciales. Aunque este enfoque también es considerado *ab initio*, incorpora parámetros experimentales. Por definición obtendrían sus resultados partiendo sólo de primeros principios y constantes físicas universales, como la constante de Planck, la velocidad de la luz y la carga del electrón. Sin embargo, en la práctica, inclusive los métodos *ab initio* basados en las teorías más fundamentales de la física no pueden calcular ciertos valores directamente de primeros principios. Por ello, deben incorporarse datos empíricos, por ejemplo, la masa del electrón y del protón generalmente se determinan experimentalmente. De modo que los métodos *ab initio* no son íntegramente teóricos y la discriminación respecto de los semi-empíricos es una cuestión de grados más que de tipos. No obstante, esto no impide que los científicos sigan llamando a los primeros *ab initio*. “Con ello, quisimos abonar la tesis de que la distinción entre métodos *ab initio* y semi-empíricos no es tajante como suele considerarse en las conceptualizaciones filosóficas. Las prácticas muestran las dificultades para discernirlas y que sería más adecuado considerarlas como una cuestión gradual” (Pozzella y Lodeyro, 2012). Hoy en día, las DFT constituyen una familia de si-

---

<sup>53</sup> En 1964 Hohenberg y Kohn proveyeron el marco teórico para el desarrollo de la Teoría del funcional de la densidad. En este sentido, Kohn es considerado quién más contribuyó al desarrollo de esta teoría. Asimismo, el trabajo de Pople fue clave en la implementación de DFT en la química computacional. Los trabajos de ambos permitieron la amplia difusión de DFT aplicadas a las investigaciones moleculares.

mulaciones computacionales (Sholl y Steckel, 2009): algunas de las cuales aun incluyendo parametrizaciones siguen siendo consideradas *ab initio*; otras son híbridos teóricos que mezclan función de onda con teoría del funcional de la densidad; mientras que algunas incorporan determinadas parametrizaciones que le confieren un alto grado de especificidad en ciertos contextos y, en este sentido, hay científicos que las caracterizarían como métodos semi-empíricos.

Como hemos mostrado en el apartado anterior, la mayoría de las teorías tienen parámetros sin definir que se establecen mediante experimentos. Por ejemplo, si tomamos la ley  $1/2gt^2$  que dice que la distancia recorrida por un cuerpo en caída libre hacia la tierra cambia con el cuadrado del tiempo que tarda en caer, el valor numérico de la aceleración local de la gravedad se determina con una medición no teórica. Por ello, las teorías suelen decir al final: “las ecuaciones son de tal y cual forma, con ciertas constantes de la naturaleza que deben fijarse empíricamente”. Por lo pronto, aunque los defensores de la “pureza teórica” tengan la “ilusión leibniziana” de explicar las constantes de la naturaleza en términos de algo más fundamental, no hay resultados sólidos en este campo (Ramsey, 1997). Como mantiene Löwdin (1957: 58): “Al distinguir entre semi-empírico y “teoría pura”, uno debe recordar siempre que todas las teorías de la física y de la química son básicamente semi-empíricas en el sentido de que correlacionan algunos datos experimentales con otros datos experimentales”. Sin embargo, los métodos caracterizados como semi-empíricos van más lejos, en lugar de usar sólo los principios teóricos y las constantes para calcular los valores de las variables, éstas son “rellenas” con valores determinados experimentalmente.

Como hemos sugerido, estos pueden ser extremos de una gradación de las simulaciones computacionales, menos o más autónomas respecto de las teorías. En ellos los parámetros desempeñan diferentes roles. Entre los métodos reconocidos como *ab initio*, la mayoría de los parámetros cumplen el papel de factores de corrección. En este caso, el modelo matemático derivado de la teoría se coteja con el sistema estudiado y se van

introduciendo parámetros en las sucesivas correcciones al modelo original (Giere, 1988; Morrison, 1999). En el caso de los semi-empíricos las parametrizaciones cumplen un rol más relevante. En general, se parte de la ecuación para el sistema en cuestión y se reemplazan “algunas de las integrales requeridas para resolver la ecuación por parámetros” (Suckling et al, 1978:135). El éxito de estos métodos depende en gran medida de los esfuerzos puestos en lograr una adecuada parametrización. Por ello, consideramos que los mismos pueden caracterizarse como una mezcla oportunista de estrategias *bottom up* y *top-down* para conseguir aplicaciones específicas. Las parametrizaciones vienen a llenar un vacío de información que no puede obtenerse mediante el cálculo a partir de primeros principios debido a la intratabilidad matemática-computacional y/o a la inaccesibilidad experimental. Es decir, se utilizan cuando ni desde la teoría, ni desde la experimentación se puede dar cuenta del fenómeno.

Resulta oportuno señalar además que las fronteras entre lo *ab initio* y lo semi-empírico se desplazan permanentemente. La ciencia de la computación avanza permanentemente en capacidad y velocidad de cálculo, tanto por las mejoras de hardware como por nuevos desarrollos matemáticos y algorítmicos, volviendo tratables cuestiones antes insospechadas. Por su parte, los instrumentos logran mediciones cada vez más precisas aportando mejores parámetros. Así, los métodos *ab initio* pueden tratar sistemas cada vez más grandes y los semi-empíricos avanzan sobre aquellos sistemas que exceden los límites de los primeros. Algunos modelos semi-empíricos han provisto modos de corregir los cálculos de primeros principios (Freed: 1995; Johansen y Foss: 1995). Además, hay casos en que se hace un uso combinado de ambos métodos y otros donde se controlan los resultados de uno por el otro. Actualmente, debido al costo computacional, los cálculos *ab initio* son hasta mil veces más lentos que los semi-empíricos y se emplean para tratar sistemas inferiores a 100 átomos.

Como señalamos al comienzo, hay múltiples maneras de producir teorías y modelos. Por ello, presentar el debate acerca del tipo de método

utilizado, *ab initio* y semi-empírico, en términos de buenos y malos modos de producir modelos resulta poco feliz. En general, las modificaciones apropiadas de una teoría existente son condicionales. Dependen del tipo de problema que se afronta y de las tradiciones acerca de la estructura de las teorías y de la resolución de problemas dentro de una disciplina dada; del estado del arte de los instrumentos y la precisión de las mediciones; de la evolución de los lenguajes matemáticos y algorítmicos y de los recursos computacionales.

Muchos críticos asumen que “los resultados de los cálculos *ab initio* son inherentemente mejores” (Dewar 1973: 243) pues aseguran su fiabilidad en tanto son deducciones de la teoría. Sin embargo, como hemos mostrado en el caso estudiado, debido a los costos computacionales los métodos *ab initio* “puros” pueden emplearse sólo a nivel de molécula simple. Para sistemas más complejos o el estudio de interacciones moleculares deben utilizarse los semi-empíricos. Las prácticas muestran que cuando los datos son escasos para dar cuenta del fenómeno o bien cuando hay intratabilidad matemática o computacional estos métodos son el único recurso disponible para avanzar en la búsqueda de resultados. Aunque algunos boguen por la certeza deductiva, la ciencia avanza y muchas veces en virtud de que los métodos constructivos se anteponen al rigor teórico. Profundizaremos este punto en el capítulo que sigue. Por lo pronto tomaremos el análisis de Ramsey (1997) quien realiza un sugerente esfuerzo por situar los métodos semi-empíricos en el mapa metodológico de la filosofía de la ciencia y busca contestar algunas de las críticas que han recibido.

Ramsey sostiene que para responder a las críticas de que los métodos semi-empíricos “no son más que métodos de interpolación” (Dewar 1992: 133) se requiere una nueva concepción de la relación entre los modelos teóricos y sus aplicaciones. Para ello se propone “re-analizar las concepciones clásicas de los mecanismos de predicción, el estatus de los modelos y los objetivos de la ciencia”(Ramsey1997: 630). Los modelos estándar de predicción pueden dividirse en *bottom-up* y *top-down*. Los primeros, in-

cluyen procedimientos inductivos y fenomenológicos, mientras los segundos apelan al hipotético-deductivismo y a la inducción demostrativa. Para construir hipótesis inductivamente son necesarias "innumerables uvas... maduras y plenamente sazonadas" (Bacon 1620: 298). Sin embargo, hay casos en que los experimentos son pobres o los valores obtenidos resultan poco confiables.<sup>54</sup>Más aún, hay veces en que aunque la evidencia sea suficiente no puede procederse fenomenológicamente. En efecto, en este método los parámetros de una ecuación (deducida de una teoría o inducida de los datos) son ajustados para que cuadren con los datos experimentales (cf. Giere 1988, 192ff) y hay ocasiones en que ni siquiera pueden obtenerse los parámetros y sólo puede resolverse fenomenológicamente en parte.

Por su parte, los métodos *ab initio* utilizan estrategias top-down y no suplementan las ecuaciones con otros valores empíricos más que con las constantes fundamentales tomadas como condiciones iniciales.<sup>55</sup>El cálculo es considerado como una "máquina expendedora" en la que éstas alimentan las ecuaciones diferenciales y generan una predicción que será chequeada con la evidencia experimental (Cartwright, 1983; Shimony 1989). Los inconvenientes de esta visión idealizada ya han sido señalados, aquí nos limitaremos a considerar la intratabilidad como impedimento para dar cuenta de los métodos semi-empíricos dentro de este modelo de predicción. Como hemos mostrado, aunque la ecuación derivada de la ley puede parecer suficiente, en principio, para derivar una predicción, en la práctica muchas veces, no lo es.

Ramsey analiza el modelo hempeliano: un científico intenta resolver un problema proponiendo respuestas tentativas en forma de hipótesis que

---

<sup>54</sup> En el caso que trata Ramsey acerca de la ecuación de Eyring y Polanyi la evidencia de la cinética química era magra, inmadura y amarga. Había "muy pocos (si es que algunos) valores experimentales confiables... en el 1930" (Hirschfelder, 1982: 354, citado por Ramsey 1997).

<sup>55</sup> Por ejemplo, "para el caso de la ecuación de onda, se emplearían sólo las constantes fundamentales  $e$ ,  $h$ ,  $m$  y la carga del núcleo" (Mulliken, 1975: 888).



luego son testeadas derivando a partir de ellas implicaciones susceptibles de ser testeadas y se las chequea luego por experimentación u observación. Considera que los métodos semi-empíricos se acercan más a la inducción demostrativa. En este caso, una hipótesis de alcance universal es deducida a partir de una de sus instancias (Glymour 1980, Nickles 1989). No se trata de una ley, sino que se sigue de sucesivas aproximaciones. Se trata de una inferencia al modelo en lugar de una inferencia a una generalización universal. La inferencia al modelo hace un uso diferente de la teoría que una real inducción demostrativa. En este último caso, uno espera “derivar teóricamente las constantes a partir de otros factores (incluyendo constantes más fundamentales)” (Nickles 1989: 403 citado por Ramsey 1997: 638). Cuando se emplean métodos semi-empíricos se “usan los datos con partes de teorías para fijar los parámetros” (*ibid.*). En un caso los factores son “teóricamente derivados”, en el otro son “fijados”.

Ramsey considera que detrás de estos modelos de predicción y del debate asociado acerca de la predicción o acomodación de los datos hay dos supuestos: (1) las hipótesis pueden especificarse completamente antes que se logre obtener la evidencia y/o (2) las hipótesis pueden ser totalmente especificadas a partir de la evidencia conocida. Este último supuesto fuerza a que la evidencia sea (al menos provisoriamente) estable y confiable (Glymour 1980 y O'Neill 1993 citado por Ramsey 1997: 638). Si no es estable, es mejor no construir nada. Este supuesto equivale a requerir que se conozcan todos los rasgos estructurales/relacionales relevantes de la teoría involucrada en la predicción. Ellos incluyen la estructura ontológica y matemática de la teoría, su relación con supuestos y teorías más básicas, y su relación con los datos empíricos relevantes existentes (Collins 1994: 213). Para Ramsey ello significa que no es necesario buscar el significado físico de los parámetros en las ecuaciones; éstos serán significativos si se construyen directamente a partir de la evidencia o si se deducen directamente de teorías antecedentes especificadas. Justamente lo opuesto a cómo operan los métodos semi-empíricos.

Por ello, desde este enfoque, este tipo de método no hace legítimas predicciones sino que acomoda los datos.

Si se asume (1), se considera un completo divorcio entre el cálculo teórico y la experimentación: para hacer una predicción sólo se necesita alimentar una teoría corroborada que contenga leyes bien confirmadas con condiciones iniciales o de contorno. Es decir, “sólo se necesita hacer los cálculos”. El cálculo se considera filosófica y científicamente no problemático, sería una mera manipulación de símbolos que puede ser llevada a cabo por una computadora lo suficientemente grande. Así, el conocimiento de las leyes y las condiciones iniciales serían suficientes para predecir el fenómeno y sus valores. Por su parte, si la ecuación es teórica, (2) implica la creencia de que el experimento otorgará un valor para cada término del cálculo teórico que pueda ser chequeado. La omisión de los términos en este tipo de ecuación está permitida si y sólo si la instrumentación no resuelve todos los datos. Si la ecuación es interpretada fenomenológicamente, se asume que el experimento otorgará valores para cada uno y todos los términos. En ambos casos, mantiene Ramsey, se requiere que la ecuación pueda descomponerse. Un término o grupo de términos debe ser accesible independientemente por derivación, computación u otros medios. Cada término o grupo de términos debe ser accesible también experimentalmente.

Tomadas en conjunto, asumir la suficiencia de (1) y (2) relega al experimento y los valores experimentales a roles subsidiarios. El experimento puede servir para chequear los cálculos teóricos o como condiciones iniciales. Esto deja la estructura computacional de la ecuación como transparente y aproblemática. Se asume que cada término tiene un valor y una interpretación que puede ser chequeada, al menos en un mundo ideal, mediante medios experimentales independientes. Lo que es más, cualquier bloque computacional puede ser presumiblemente removido mejorando la técnica de cálculo. Tomados en conjunto, los supuestos dejan injustificado cualquier intento de escudriñar con los propios términos de la ecuación. (Ramsey, 1997: 640).

Ramsey considera que las afirmaciones (1) y (2) son admitidos ideales virtuosos que no necesitan y pueden no ser universalmente satisfechos. Teoría y experimento no tienen por qué limitarse a los roles que se le han

asignado tradicionalmente. Esto es especialmente cierto en áreas de las disciplinas científicas donde los supuestos (1) y (2) no se satisfacen: cuando el conocimiento teórico es magro o las capacidades de cálculo limitadas o cuando los datos son limitados o inestables. Estos supuestos eliminan aspectos cruciales de la metodología del cálculo y desplazan el foco de la forma matemática a la forma lógica distorsionando los aspectos cruciales de la resolución, especialmente de la resolución en la práctica (Humphreys, 2004).

La mayoría de las críticas que han recibido los métodos semi-empíricos respaldan los supuestos acerca de la suficiencia de la teoría, del cálculo teórico y de la evidencia experimental enunciados por Ramsey. Si estos supuestos deben satisfacerse necesariamente, la solución de los métodos semi-empíricos parece impropia. Las críticas que describe Ramsey pueden agruparse en tres clases o tipos. Las primeras mantienen que los métodos semi-empíricos son “totalmente empíricos”. Es decir, que en algunos casos no está claro siquiera que el parámetro pueda calcularse en principio sin los datos empíricos. Estas acusaciones suponen que los datos empíricos sirven sólo para chequear un dato independiente. En segundo lugar, critican el hecho de que cada solución pueda ser única. Es decir, si los valores han de ser ajustados tan frecuentemente que el modelo es modelo de un solo caso: el método es sólo interpolativo y por ende carece de valor. En tercer lugar, aluden que el método carece de contenido inferencial, como si la teoría no estuviera involucrada en ningún sentido.

En parte las críticas son ciertas, como admite Ramsey. Por ello, mantiene que los métodos semi-empíricos obligan a repensar los mecanismos de predicción como algo diferente a la deducción a partir de, o la inducción sobre, leyes conocidas. Considera que en este tipo de prácticas de modelado la predicción es relevante, pero es más bien tangencial pues el objetivo principal es lograr una descripción generalizada, una representación de los datos; éstas son más como las teorías que como las leyes: ellas proveen una caracterización general de las relaciones estructurales consumadas en los datos. Para Ramsey cuando los datos disponibles están

desordenados o son incompletos, cuando los datos por sí mismos no alcanzan para proveer rasgos suficientemente detallados para sostener una interpretación teórica, o cuando la teoría existente es inadecuada para suministrar las características que faltan, la representación reemplaza la predicción como objetivo primario.

Por nuestra parte, consideramos que este punto del análisis de Ramsey es poco claro. Describir el mecanismo de predicción como una inferencia al modelo más que como una inferencia a las leyes, es un acierto por parte de Ramsey. El problema es que luego restringe su análisis de la fase constructiva del modelo al objetivo de “lograr una descripción generalizada” y relega la predicción a un rol subsidiario. Consideramos que el oportunismo para conseguir la integración del modelo no puede entenderse sin el objetivo de ganar poder predictivo. No creemos que en los métodos semi-empíricos “la representación reemplace la predicción”; dicha sin más, esta expresión menosprecia algunas de las propias conclusiones del autor respecto del cálculo, el papel de la evidencia empírica y de las teorías.

Profundizaremos este tema cuando analicemos la función epistémica de las simulaciones, por lo pronto, deseamos señalar que la predicción puede desempeñar roles diferenciados en el contexto de descubrimiento y en el contexto de justificación. Los métodos semi-empíricos operan en el primero: los investigadores hacen supuestos para producir una trama relativamente estable que ate los distintos elementos y luego determinan si los rasgos estructurales del modelo son efectos reales de los datos o artificios de los supuestos.<sup>56</sup> Por supuesto, se paga un precio por las estipulaciones, la fiabilidad de estos modelos se ve afectada. Existen diversas estrategias para mostrar que el modelo es robusto, en general, consisten en variar los valores de los parámetros y los supuestos de los

---

<sup>56</sup> Las nociones de molde matemático y calibración de Boumans podrían aplicarse perfectamente. En estos casos, se trata de dar forma al fenómeno estudiado dentro de un molde matemático que nos permita integrar los elementos cuando no hay leyes o teorías fundamentales que los contemplen. Recordemos que para Boumans la integración tiene lugar transformando los ingredientes en una forma matemática para fundirlas en un único marco capaz de predecir.

modelos para obtener predicciones más precisas que corroboren la representación de los datos. Pero, tales predicciones no confirman directamente las teorías o las leyes que subyacen al modelo pues se han introducido numerosas modificaciones. Retomaremos y aclararemos este punto en el apartado 5. 3. donde mostraremos que las teorías a menudo se aplican a fenómenos que no proporcionan confirmación empírica a su favor.

En definitiva, la cuestión es si el único papel admisible para la predicción es incrementar la corroboración de las teorías. Los modelos filosóficos estándares de predicción y explicación constituyen enfoques parciales, muchas veces limitados al contexto de justificación. Los supuestos de estos enfoques acerca de los mecanismos de predicción son apropiados sólo en aquellos casos en que puede asumirse la suficiencia de las leyes teóricas para la predicción y la disponibilidad de evidencia experimental suficientemente estable y completa para servir de condiciones iniciales o de contrastación para las predicciones teóricas calculadas.

Como expresamos oportunamente para los modelos científicos en general, consideramos que las simulaciones pueden pensarse como herramientas de cálculo para la organización de descripciones de fenómenos y para hacer predicciones en el contexto de descubrimiento. No insistiremos en optar por algunas de las versiones de la representación, ni intentaremos aproximar estas prácticas de construcción de modelos a las de teorizar como lo hace Ramsey. Pueden existir distintos modelos disponibles para los cuales la teoría no provee descripciones matemáticas exclusivamente basadas en principios. De acuerdo a los grados de autonomía puede tenerse más o menos confianza en las predicciones que generan estos modelos; máxime cuando puede constatarse su grado de adecuación empírica. Pero esto dice sobre la capacidad instrumental de cálculo y predicción, y no sobre cuánto del mundo puede representar nuestro repertorio de modelos.

A modo de cierre queremos remarcar que cuando no se tiene una teoría lo suficientemente madura, se presentan problemas de tratabilidad o los datos empíricos no son fiables, los métodos semi-empíricos pueden ser

la única opción viable para obtener respuestas. Como sostiene Ramsey (1997: 647): “No estamos “ajustando los hechos a las ecuaciones” (Cartwright, 1983) mediante el suministro de causas. Tampoco estamos ajustando las ecuaciones a los hechos (Howson, 1990). Estamos ajustando las ecuaciones y los hechos a modelos independientes.” Los modelos generados por los métodos semi-empíricos vienen a llenar la brecha de información entre la teoría y los datos, pero al precio de relajar los supuestos de suficiencia (1) y (2) señalados por Ramsey. Como veremos, su justificación deviene de su efectividad para lidiar con un gran número de problemas especiales y “debe estar basada en la precisión de sus predicciones” (Hirschfeldern: 1941). Defendemos que en estas áreas, la precisión del cálculo suele llevar la delantera respecto de las derivaciones unitarias y realistas a partir de causas y leyes.<sup>57</sup>

Aceptar los modelos más que las leyes como foco para la comprensión y la predicción conlleva al menos dos consecuencias. Primero, las leyes por sí solas no son suficientes para la obtención de conocimiento, ni en principio ni en la práctica. Las habilidades de predicción preceden a menudo

---

<sup>57</sup> Un caso que puede resultar ilustrativo es el de la teoría de la turbulencia trabajada por el propio Ramsey (2000). Fundamentalmente, comienza el autor, el problema de la turbulencia es predecir el proceso de transferencia de energía entre los diferentes elementos de un líquido o gas turbulento. Generalmente, esto se traduce en comprender cómo se pierde la energía dentro de los remolinos y cómo se transfiere entre los remolinos y los elementos laminares del fluido. Conociendo esto, puede calcularse la pérdida total de energía en el líquido o el gas estudiado. Presumiblemente, ello podría deducirse de las ecuaciones de movimiento pero, hasta el momento, ello no se ha logrado. En 1948, Heisenberg y von Weizsaecker utilizaron una técnica semi-empírica para producir su teoría. Utilizando la teoría cinética de los gases lograron una solución para la transferencia de energía derivando expresiones para la viscosidad arremolinada y el camino libre medio de los elementos dentro de un remolino. Los valores para estas expresiones podían identificarse con medidas espectroscópicas y Heisenberg y von Weizsaecker insertaron estos valores en las ecuaciones que habían derivado para llevar a cabo los cálculos. Este es la “movida semi-empírica” destaca Ramsey: la evidencia empírica suple los valores de las variables teóricas. Para 1955 Chandrasekhar logró una teoría mucho más cercana a los ideales de la derivación de principios. Sin embargo, mantiene Ramsey, muchos investigadores de la época continuaron utilizando los métodos semi-empíricos; el análisis de Chandrasekhar sólo podía aplicarse para los problemas más simples. Reconociendo las falencias de ambas teorías, parece que lo usual era optar de manera oportunista por cualquiera de los dos métodos en tanto fuera el más cercano a sus resultados experimentales. Aún hoy, muchos estudios de turbulencia utilizan métodos parametrizados cuando desarrollan soluciones a problemas que requieren grandes cantidades de cómputo (Sahu, Kumar and Joshi, 1998; Wratt, 1987).

el conocimiento de las leyes y sus consecuencias (Cartwright, 1983). Segundo, los métodos semi-empíricos tampoco soportan las causas como fuente del éxito predictivo. Las correcciones semi-empíricas a las ecuaciones fundamentales no son causales (Humphreys, 1995: 160). Implican el cambio de valor de un parámetro pero no se sabe el efecto causal específico de este cambio, ni el mecanismo físico responsable del mismo.<sup>58</sup> En el mejor de los casos los métodos semi-empíricos brindan heurísticas para la especificación posterior de las causas. En relación a este último punto, ni Ramsey ni Humphreys niegan que en un mundo ideal de calculadores ideales las leyes puedan ser completas y suficientes para la predicción de los fenómenos. En esta línea, consideramos que pese a que el mundo pueda exhibir regularidades interesantes a menudo no se saben ni pueden saberse las consecuencias de las ecuaciones, las consecuencias se esconden tras las “torpes herramientas” de cálculo de las que disponemos.

A lo largo de este capítulo hemos esbozado algunos de los recursos o “estratagemas” que se emplean en la construcción de las simulaciones computacionales para lograr la implementación. En relación a ello, puede apreciarse que las simulaciones computacionales presentan una mezcla de estrategias *bottom up* y *top down*. En este sentido, hicimos una relectura de los grados de autonomía en términos de *ab initio* y semi-empírico. En ambos casos, el proceso de construcción nos recuerda al esquema de Boumans en términos de integración, calibración o ajuste de parámetros. Para entender mejor las particularidades de las prácticas de modelado computacional restan dos cuestiones. Primero, profundizaremos en las nociones de heurística y algoritmo. Segundo, intentaremos mostrar cómo los métodos aproximativos han resultado esenciales para

---

<sup>58</sup> En este sentido, puede considerarse que explicar no es lo mismo que predecir (Cartwright, 1999, Dupre 1987 y Wimsatt, 1974). La explicación parece requerir de causas mientras que la predicción no. Una explicación exitosa no necesita ser predictivamente precisa y el éxito predictivo no necesita ser causalmente preciso.

llevar a cabo cálculos más complejos, permitiendo abordar una gran cantidad de nuevos fenómenos.



### MODELOS COMPUTACIONALES

En el capítulo anterior hemos visto el papel de los modelos computacionales en la construcción de las simulaciones. Nos hemos centrado los recursos o “estratagemas” que emergen a partir de las constricciones impuestas por la implementación. Resta profundizar algunas cuestiones vinculadas a la naturaleza y función epistémica de estos modelos. Esto no quiere decir que no puedan analizarse más que a partir de estos tres ejes. En los artículos científicos y filosóficos encontramos muchos otros temas y enfoques. Pero si nos limitamos, como nos hemos propuesto aquí, a estudiarlos en función de lograr una mejor caracterización de las simulaciones computacionales, estos tres focos de problematización aparecen como los más relevantes.

Al primer golpe de vista, podemos tener la impresión de que los modos de construcción de los modelos computacionales, los acercan mucho a los modelos no implementados. En todo caso, podemos sentirnos tentados a cuestionar la oposición bastante admitida entre ambos y las tesis de que los modelos computacionales requieren una nueva filosofía de la ciencia. En efecto, es preciso ver que tanto las funciones epistémicas generales de los modelos así como el uso de diferentes tipos de “estratagemas” para su construcción son cuestiones previas a la era de la computación. Sin embargo, no podemos quedarnos aquí con nuestro análisis. Las prácticas pueden ser similares en forma pero el modo en que superan las limitaciones para el cálculo, mediante diferentes recursos computacionales, no es idéntico. En el caso de los modelos computacionales las constricciones están impuestas por la implementación a la máquina y hay un salto cualitativo de las ecuaciones a los algoritmos. Como veremos, las constricciones de la máquina no son las de la teoría ni las de la adecuación empírica.

Los modelos no implementados tienen que lidiar con la intratabilidad matemática. Ahora bien, estas constricciones y los modos de superarlas no se presentan bajo la forma computacional sino que están expresadas

en lenguaje declarativo. Si queremos fijar un origen a estos pocos puntos, la naturaleza y función epistémica de los algoritmos, debemos poner atención en qué significa pasar la representación del modelo a un lenguaje procedimental. Por otra parte, si bien los algoritmos pueden analizarse en su forma abstracta, nuestro análisis se remitirá al ámbito de la implementación que es de fundamental importancia para la caracterización de las simulaciones. Finalmente, esbozaremos algunas impresiones del impacto que han tenido estas herramientas en la ciencia contemporánea.

Al tomar un punto de vista libre y muy esquemático de la extensa cronología del emerger de los algoritmos, podremos observar desde el principio un desplazamiento del acento. En el caso de los modelos no implementados, está claro que la adecuación descriptiva constituye el punto más delicado y el foco de análisis más activo se ha centrado en la representación. Ahora bien, en el caso de una evolución muy lenta, podremos ver cómo con el emerger de la computación se desplaza ese foco: los problemas irán centrándose poco a poco en los aspectos vinculados a lo procedimental, lo que no quiere decir que la representación ya no sea parte del análisis de los modelos computacionales ni se interroga más acerca de su adecuación descriptiva. Pero son los aspectos procedimentales y el ámbito de la implementación los que señalarán las diferencias: sea bajo la forma de heurísticas, de algoritmos o de restricciones impuestas por las máquinas concretas.

Al mismo tiempo que estos desplazamientos se producirá con el emerger de la computadora un cambio epistemológico y metodológico. De golpe, se encontró el modo de resolver un gran número de ecuaciones. Desde sus orígenes, las computadoras fueron diseñadas para resolver numéricamente problemas matemáticos difíciles o imposibles de atacar por otros medios.<sup>59</sup> Las supercomputadoras juegan un papel central en el

---

<sup>59</sup> Por ejemplo, la computadora ENIAC, construida entre 1943 y 1945, fue originalmente diseñada para calcular las trayectorias de proyectiles y uno de sus primeros usos fue una simulación unidimensional de

desarrollo de varias áreas de la física, la astronomía, la química cuántica o los estudios climáticos, sólo por nombrar algunos. Como veremos, este cambio es el efecto de toda una serie de transformaciones en los modos de producción del conocimiento científico: se modifica el tipo de problemas que se abordan y el modo de plantearlos y resolverlos.

## 5.1. **MODELOS COMPUTACIONALES VERSUS MODELOS NO IMPLEMENTADOS**

### 5.1.1. **Los algoritmos y el ámbito de la implementación**

En su forma más general, los algoritmos pueden considerarse simplemente como un conjunto de instrucciones paso a paso, que se llevan a cabo de manera mecánica, a fin de lograr algún resultado deseado. Así, se suele hablar de recetas, reglas, técnicas, procedimientos o métodos aplicando el término a situaciones muy diversas. La palabra “algoritmo” se deriva directamente de al-Khwarizmi, el autor de la obra de álgebra más antigua conocida. En el siglo XII, ésta y otras obras fueron traducidas del árabe al latín y el sistema de numeración posicional denario comenzó a extenderse por todo Europa medieval. Dado que las fuentes escritas eran árabes, los números comenzaron a denominarse “arábigos” (aunque los signos de los mismos habían sido adoptados de la práctica india). En los textos latinos de la Edad Media, se discutía a menudo sobre las ventajas de utilizar el nuevo cálculo de notación posicional en comparación con los métodos de la tabla de contar tradicional o los ábacos. El nuevo método fue descrito como ‘algoritmo’ y así la palabra llegó a ser usada para describir determinados procedimientos aritméticos de rutina. Con el tiempo, el significado se fue extendiendo hasta abarcar distintos tipos de cálculos; por ejemplo, d’Alembert escribió en un artículo de la *Encyclopédie*(1751-1772):

---

una explosión nuclear en la instalación militar Aberdeen Proving Grounds. Estos cálculos fueron clave en conexión con el desarrollo de armas atómicas en Los Alamos.

El término árabe utilizado por varios autores y en particular por los españoles para referirse a la práctica del álgebra. A veces también se entiende como aritmética de dígitos. . . La misma palabra se toma para referir, en general, al método y la notación de todo tipo de cálculo. En este sentido, decimos el algoritmo del cálculo integral, el algoritmo del cálculo exponencial, el algoritmo de senos, etc. (Citado por Berlinski, 2000)

Así, el término “algoritmo” llegó a utilizarse para referir a cualquier proceso sistemático de cálculo, esto es, un proceso que puede llevarse a cabo automáticamente.<sup>60</sup> Con la era de la computación, se consiguió una caracterización más precisa del concepto que le dio contenido a estas antiguas ideas bajo la noción de “procedimiento efectivo” y llevó a la creación de la computadora digital.

Desde la lógica matemática, la historia puede narrarse a través de las distintas definiciones de “algoritmo” que proveyeron Gödel, a través de determinada clase de funciones; Church, con su cálculo de conversión Lambda; y Turing y Post, con máquinas capaces de manipular símbolos pertenecientes a un alfabeto finito.<sup>61</sup> Hacia finales de 1940 logró demos-

---

<sup>60</sup> Como expresaba Gödel en 1933: “[L]a extraordinaria característica de las reglas de inferencia [en un sistema formal matemático es que estas se refieren] únicamente a la estructura externa de las formulas, no de su significado, de manera que [las reglas] puedan ser aplicadas por alguien que no sabe nada de matemática o por una máquina”.

<sup>61</sup> En su artículo de 1988 Gandy plantea que, en general, pueden considerarse tres razones por las que se intenta formalizar una noción previamente vaga o intuitiva en la historia de la matemática. En primer lugar, la noción puede estar bien definida en ciertos contextos y uno quiere, en función de mayor generalidad, extenderla a otros dominios (por ejemplo, el caso de las nociones de área y volumen a  $n$  dimensiones). En segundo lugar, puede esperarse que una mayor precisión y/o un mayor rango de aplicación incrementen la posibilidad de obtener nuevos resultados (como en el caso de la extensión de la noción de “primo” de los racionales a otros campos algebraicos). Por último, si uno desea obtener un resultado negativo, para mostrar que algo no se cumple para la noción en cuestión, entonces uno debe dar una definición precisa de la noción para delimitar su alcance (por ejemplo, “construible por regla y compás”). Gandy (1988) y Sieg (1991) consideran que la tercera fue la determinante para el caso de la noción de “procedimiento efectivo” pues se sospechaba que ciertos problemas matemáticos y lógicos planteados en la época no eran decidibles, como el problema de decisión para la lógica de primer orden. Así, llegó a definirse que si un problema general de decisión admitía una solución mediante un procedimiento efectivo entonces era decidible. En su formulación clásica el problema de decisión se planteó como: “*El problema de decisión está resuelto si se dispone de un procedimiento que permite decidir, en un número*

trarse la equivalencia entre las mismas, con lo cual finalmente se acentuó la definición moderna de algoritmo. Con ella, la idea de finitud pasó a formar parte de su significado como un elemento esencial que permite distinguirlo de nociones más vagas como las de método o técnica. La Enciclopedia Británica, por ejemplo, lo define como: “un procedimiento matemático sistemático que produce –en un número finito de pasos- la respuesta a alguna cuestión o la solución a un problema”. El origen del problema de la finitud suele situarse en el contexto más amplio del décimo problema de Hilbert: dada una ecuación polinómica con coeficientes racionales arbitrarios, “se busca un método por el cual se pueda determinar, en un número finito de operaciones, si la ecuación tiene solución en números racionales”.<sup>62</sup> En este caso, la finitud compete tanto al número finito de valores de entrada como así también al número finito de procedimientos de solución. Es decir, cada paso debe ser capaz de ser llevado a cabo por un proceso finito lo cual no siempre es posible (por ejemplo, para determinar el cociente de dos números reales inconmensurables). Por ello, comenzó a utilizarse la noción de “procedimiento efectivo” que implica que efectivamente se logrará un resultado en un tiempo finito.<sup>63</sup> Aunque no abundaremos en detalle, la caracterización de Kleene (1988) puede resultar iluminadora:

---

*finito de pasos, sobre la validez, respectivamente satisfacibilidad de una expresión lógica [de primer orden] dada” (Hilbert y Ackerman, 1928).*

<sup>62</sup> En 1970, tras la formalización del concepto, Matijasevic dio una respuesta negativa al problema de Hilbert.

<sup>63</sup> Previo a la formalización moderna del concepto parece no haber limitaciones respecto de la finitud porque los procedimientos de cálculo se describían de tal manera que el paso final nunca podía llevarse a cabo. Sin embargo, en la práctica, el proceso se detenía en alguna etapa previamente estipulada. Tomemos por ejemplo el caso de la determinación de los valores límite de  $n$  por el método de Arquímedes. Los cálculos repetidos de las longitudes de los polígonos inscritos y circunscritos de un círculo, duplicando el número de lados en cada paso, acercan el número requerido entre los límites cada vez más. Así, el proceso no puede terminar nunca en el valor verdadero; pero podría acordarse antes de empezar que se lo va a dejar cuando la diferencia entre el valor exacto y el valor aproximado sea suficientemente pequeña, y de este modo se trata el procedimiento como uno finito. Cf. Berlinki, 2000.

Un procedimiento efectivo está dado por un conjunto de reglas o instrucciones, describiendo un procedimiento que funciona como sigue: después de que el procedimiento haya sido descrito, si seleccionamos cualquier pregunta de la clase, el procedimiento nos dirá como seguir pasos sucesivos de tal modo que después de un número finito de pasos tendremos una respuesta a la pregunta seleccionada. Después de llevar a cabo cualquiera de los pasos del procedimiento, las reglas o instrucciones nos permitirán reconocer si tenemos la respuesta a la pregunta y en el caso de que no la tengamos nos indicarán qué pasos seguir a continuación. Para seguir estos pasos no hace falta ingenio o inventiva matemática.

Otra noción que comenzó a cobrar relevancia en los procedimientos algorítmicos fue la de iteración o recurrencia. En la década de 1950, el término fue utilizado anacrónicamente esencialmente para referirse al algoritmo de Euclides. Éste se empleaba para determinar el mayor común divisor de dos números enteros mediante cálculos que implicaban divisiones sucesivas hasta que el resto se convirtiese en cero. La iteración aparece en este proceso a través de las repetidas divisiones. Iteración, recurrencia y recursividad son nociones distintas pero intrínsecamente vinculadas que juegan un papel fundamental en los tratamientos sobre algoritmos. Sin embargo, este análisis nos alejaría demasiado de los fines de este trabajo. Bastará con notar que, en su forma más general, un algoritmo es un conjunto finito y organizado de instrucciones, destinado a la solución de un problema, que debe satisfacer ciertas condiciones. Por ejemplo, un algoritmo debe poder escribirse en cierto lenguaje con un alfabeto definido. Debe ser un procedimiento que se lleve a cabo paso a paso a fines de brindar una solución a alguna cuestión (llamada ‘entrada’) planteada a partir de ciertos datos dados. La acción en cada paso debe estar estrictamente determinada por el algoritmo, los datos de entrada y los resultados obtenidos en las etapas anteriores del proceso. La respuesta (llamada *output* o salida) debe estar claramente especificada. La ejecución del algoritmo debe terminar después de un número finito de pasos cualesquiera sean los datos de entrada.

Por último, otro de los elementos centrales de la noción de algoritmo es la de ‘máquina de computar abstracta’. “La máquina de Turing consti-

tuye el origen de una brecha entre matemática y ciencia de la computación pues no se trata de una ley de la naturaleza, sino de una “cosa” que puede ser usada pero no puede explicar” (Berlinski, 2000: 192). La historia de cómo la máquina abstracta de Turing se vio plasmada sucesivamente en las distintas computadoras efectivas ha sido estudiada en detalle y, aunque se trata de un capítulo interesantísimo, debemos limitarnos a ejemplificar con algún caso la relevancia de la base física para el desarrollo de los algoritmos, abonando a la tesis de que la implementación tiene relevancia epistémica; no es lo mismo “en principio” que “en la práctica”.

En efecto, como veremos a lo largo de este capítulo, en la ciencia contemporánea el ámbito de plantear y resolver problemas construyendo soluciones matemáticas concretas excede el lenguaje abstracto. En el capítulo anterior, hemos sostenido que para comprender las prácticas científicas contemporáneas debemos tomar en cuenta el proceso de implementación. A fin de profundizar nuestro análisis haremos una relectura de muchos de los recursos o “estratagemas” que hemos explorado en secciones previas como intentos de instanciar un algoritmo en un sistema físico de cómputo. Se trata de la construcción de recetas para que la máquina encuentre una solución. En este sentido, se esclarecerá la relevancia de la velocidad de cálculo y la cantidad de memoria para el planteo y resolución de problemas.

En términos generales, las computadoras tienen rasgos organizacionales comunes. Simplificando, casi todas tienen un procesador (“Babbage’s Mill”) y una memoria (“Babbage’s Store”) que se combina con dispositivos para la entrada y salida de datos. En tanto sistemas de símbolos físicos contienen un conjunto de entidades llamadas símbolos. Éstos son patrones físicos, como una marca en el papel, que pueden componer estructuras simbólicas, usualmente llamadas expresiones. En el caso de las computadoras, son capaces de almacenar símbolos (programa) que pueden ser interpretados y ejecutados por un componente de control de programa. Generalmente, estas estructuras simbólicas trabajan con opera-

ciones muy simples capaces de crear, modificar, copiar y destruir símbolos. Un sistema de símbolos físico es una máquina que, mientras se mueve en el tiempo, produce una colección de estructuras simbólicas que evoluciona.

La historia de la computadora como máquina podría remontarse hasta mediados del s XVII, cuando el matemático francés, Blaise Pascal, construyó una máquina de conteo mecánico del tamaño de una caja de zapatos que utilizaba dientes y engranajes para hacer sus cálculos. O, más directamente, al ambicioso diseño de Charles Babbage de su máquina Analítica que contemplaba la capacidad de almacenar información, realizar cálculos y retener los resultados de otras operaciones. Pero, el paso crítico hacia la invención de las computadoras fue a fines del s XIX cuando la Oficina de Censos de los EEUU comenzó a utilizar una máquina contadora de tarjetas perforadas para analizar la información recolectada por el censo de 1890. La máquina diseñada por Herman Hollerith fue una de las primeras máquinas exitosas para procesar la información eléctrica, que es la tarea principal de las computadoras de hoy. Almacenaba la información en un formato fácil de manejar utilizando un mecanismo lector de tarjetas perforadas que se convirtió en el dispositivo de entrada de datos estándar en las primeras décadas de la era de la computación. Procesar los datos del censo en forma manual hubiera demandado diez años, con las tarjetas perforadas tomó sólo dos. El desarrollo de la tecnología de computación fue aumentando gradualmente, científicos en los Estados Unidos y Europa que estaban estudiando el flujo de la información a través de las empresas consideraron que las calculadoras mecánicas podrían acelerar el proceso y reducir los errores. Los investigadores de máquinas de oficina para empresas también sugirieron la construcción de tales máquinas para hacer el negocio más fácil. Sin embargo, el uso de estos equipos fallaba para cálculos científicos (y otros no financieros) básicamente porque no eran capaces de manejar tareas con matemática de alto nivel.

La Segunda Guerra Mundial constituyó un hito decisivo para el desarrollo de la tecnología computacional en tanto se requería la mejora de los



equipos para la preparación de las tablas balísticas, el diseño de aviones y de armas atómicas, para el control de fuego y la logística. Los primeros proyectos a cargo de Konrad Zuse en Alemania, Howard Aiken en la Universidad de Harvard y George Stibitz en los Bell Telephone Laboratories desarrollaron calculadoras electromecánicas. Aiken había ideado, e IBM había diseñado y construido a su cargo, uno de los primeros dispositivos de computación controlado por programa. Conocida como Mark I, fue presentada oficialmente al público en 1944 y se acercaba bastante a lo que hoy en día conocemos como una computadora. La máquina era automática, recibía sus datos e instrucciones de una cinta perforada de tres pulgadas de ancho; un motor eléctrico con un eje de transmisión de aproximadamente 15 metros de largo ponía en acción las cinco toneladas del mecanismo; a lo largo de los 2,5 metros de alto, 15, 5 metros de largo y su medio metro de espesor, las ruedas dentadas se movían de acuerdo a la secuencia exigida por el programa de inserción de la cinta. Sin embargo, la Mark I no tenía forma de almacenar un programa que leyera la cinta perforada ni podía utilizar sentencias condicionales o saltos “si – entonces” (un grupo de instrucciones que se pueden ejecutar o no en función del valor de una condición).

Cuando estalló la Segunda Guerra Mundial en 1939, los científicos en Inglaterra comenzaron a trabajar en ordenadores electrónicos descifradores de código que pudieran interpretar los mensajes secretos transmitidos a las tropas y buques de la Alemania nazi con su máquina “Enigma”. Alan Turing desarrolló junto a su equipo una máquina electromecánica de descifrado, la “bomba”, que les permitió probar diferentes combinaciones de códigos posibles, eliminar las combinaciones que obviamente estaban equivocadas y llegar a una serie de posibles traducciones correctas. Max Newmann y Tommy Flowers diseñaron una nueva máquina para tales fines con 1500 tubos de vacío, “Colossus”, que podía decodificar un mensaje que antes tomaba seis semanas en solo pocas horas. Al terminar la guerra, las máquinas se desmantelaron por razones de segu-

ridad. En Estados Unidos, mientras tanto, se estaban desarrollando sistemas electrónicos para, entre otras cosas, poner en orden sus tablas de artillería.

John Mauchly y J. Presper Eckert comenzaron a diseñar una calculadora que sustituiría el analizador diferencial y su dependencia de métodos analógicos. Su máquina utilizaría una serie de interruptores de encendido-apagado para resolver ecuaciones en base decimal, con placas de circuitos que registraban los números del 0 al 9. A diferencia de la Mark I, no utilizaría relés electromecánicos pues, aunque habían probado ser confiables, eran demasiado lentos y Mauchly y Eckert querían que su máquina fuera la calculadora más rápida en el planeta. La única manera de lograr este objetivo era resolver las ecuaciones directamente con circuitos eléctricos. Mauchly ya había visto un dispositivo de este tipo funcionando en el laboratorio de la Universidad del Estado de Iowa. El computador e integrador numérico electrónico o ENIAC terminó de construirse para 1945 y aunque no sirvió para la guerra se empleó para otros fines militares. Trasladada a Aberdeen corrió los cálculos para los test de la bomba de hidrógeno, el diseño de misiles y túneles de viento, tablas de artillería, entre otros proyectos, hasta 1955.

Para cuando el ENIAC comenzó a funcionar Mauchly y Eckert ya habían propuesto su sucesor, el EDVAC (calculador electrónico discreto variable) que era más rápido y más pequeño. Su diseño aportó el primer concepto de programa almacenado en un ordenador electrónico, es decir, las instrucciones que le dicen a la máquina qué hacer son cargadas directamente en su memoria. John von Neumann colaboró con varias partes del diseño y, en 1945, publicó su famoso trabajo “First Draft of a Report on the EDVAC” en el cual explicaba cómo y por qué se estaba construyendo la computadora. A partir de allí, la utilización del mismo dispositivo de almacenamiento tanto para las instrucciones como para los datos sería conocida como “arquitectura de von Neumann”.

Esta primera generación de ordenadores tenía como base los tubos de vacío para almacenar y procesar información. Estas piezas calientes y frágiles ocupaban gran cantidad de espacio y constituían sin duda una

gran desventaja. Por ello, la reducción en el número de estas piezas o, en el mejor de los casos, su sustitución se convirtió en uno de los objetivos más importantes del diseño de ordenadores. La revolución llegaría a mediados de los '50 con los transistores desarrollados por los Laboratorios Bell. Mientras las computadoras de primera generación podían realizar de 1.000 a 5.000 sumas por segundo, los construidos con transistores podían funcionar a velocidades tan altas como 500.000 adiciones por segundo. Así, al principio, los desarrolladores informáticos se ocuparon por igual de la mejora de la velocidad como de la potencia de cálculo, juzgado sus máquinas tanto por la dificultad de las tareas que podían manejar como por la velocidad a la que trabajaban. Aunque los transistores hicieron las placas de circuito más pequeñas y más rápidas, la segunda generación de computadoras constituía todavía un grupo de máquinas de lento funcionamiento.

El gran obstáculo para hacer equipos más rápidos era la física. Tomaba tiempo que la electricidad fluyera a través de los componentes y cables de las computadoras. Por ello se intentaba hacerlas más compactas, pero entonces el funcionamiento de la máquina generaba gran cantidad de calor y, aunque los transistores no se quemaban como los tubos de vacío, las altas temperaturas causaban otro tipo de fallas como el derretimiento de las soldaduras que mantenían vivos los circuitos. La solución a este tipo de problemas vino de la mano de Seymour Cray y derivó en la creación de las primeras supercomputadoras.

Cray trabajó con el ingeniero mecánico M. Dean Rough quien en otro tiempo había diseñado refrigeradores y congeladores comerciales. Lograron montar, por primera vez, un sistema de refrigeración en el interior del ordenador. La CDC 6600 fue la primera máquina en recibir el nombre de supercomputadora, ninguna había sido tan rápida ni podía manejar tal cantidad de tareas. La primera se instaló en la Comisión de Energía Atómica de Estados Unidos del Laboratorio Nacional de Livermore. Pero Cray no se detendría, en 1972 fundó su propia empresa dedicada exclusivamente a la construcción de supercomputadoras donde diseñó otro equipo revolucionario. La famosa CRAY-1 fue una revolución no sólo en

la potencia de cálculo sino en los propios métodos de diseño. Cray cambió el uso de circuitos impresos por circuitos integrados utilizando más de 200.000 chips en el equipo. Fue la primera computadora capaz de trabajar en más de una parte de un problema a la vez, mediante el uso de una técnica llamada procesamiento de vectores. Finalmente, Cray-1 fue una revolución en el aspecto que tenían los ordenadores. Vista desde la parte superior tenía forma de C, con una torre central de seis pies de altura y un anillo parcial de asientos acolchados que conformaba sus ocho pies de diámetro de la base y que ocultaban los componentes que no entraban en la torre. Este diseño permitió a Cray limitar la longitud de los cables que conectaban los componentes internos del ordenador a un máximo de cuatro pies, aumentando la velocidad de operación. Instalada en Los Alamos National Laboratory en Nuevo México comenzó a trabajar en 1976.

El alto costo de las supercomputadoras gradualmente dejó de ser un obstáculo en la medida en que organizaciones gubernamentales y benefactores corporativos establecieron los primeros centros de supercomputación en las principales universidades. Ello llevó a un mayor uso e interés en las supercomputadoras y una nueva ola de empresas comenzó a desafiar Cray Research y CDC, incluso fuera de los EEUU. Por ejemplo, a mediados de la década de 1980, había tres competidores de Japón: Fujitsu, Hitachi y NEC que contaban con el apoyo del gobierno.

Para 1993 había suficientes supercomputadoras y fabricantes en el mundo para hacer comparaciones realistas entre sistemas. Los científicos en computación en la Universidad de Tennessee y la Universidad de Mannheim, en Alemania, establecieron un sistema de clasificación "top 500" de las 500 computadoras más potentes en el mundo basado en la rapidez con que podían completar un conjunto de cálculos de referencia. El test se diseñó para clasificar ordenadores sobre la base de su desempeño en problemas concretos, en lugar de que cada fabricante estimara el número máximo de operaciones. Durante este tiempo, la definición de lo que hizo "super" a las supercomputadoras estaba cambiando dramáticamente. En 1976, la CRAY-1 funcionaba a más de 80 megaflops. En

1989 la CRAY XMP4 llegó a un rango de rendimiento de gigaflops. En 1991, la supercomputadora número uno en el top 500 realizaba operaciones a 124,5 gigaflops. Para tener una referencia, en noviembre de 2014 la supercomputadora mejor clasificada fue la Tianhe-2 desarrollada por la Universidad Nacional de Tecnología de Defensa de China (NUDT), que tiene un rendimiento de 33,86 petaflop / s (cuatrillones de cálculos por segundo) en el *benchmark* Linpack.

Desde sus inicios, las supercomputadoras han estado vinculadas a la ciencia, diseñadas para investigaciones que necesitaran una máquina “masticadora de números de alta velocidad” que pudiese contribuir a dar sentido a los datos experimentales. La CDC 6600, cuya creación inició la era de las supercomputadoras, se estableció en el Laboratorio de Radiación Lawrence Livermore (más tarde rebautizado como Laboratorio Nacional Lawrence Livermore) en la Bahía de San Francisco donde el gobierno llevaba a cabo investigaciones sobre armas y energía nuclear. La misma permitía procesar los datos obtenidos de experimentos en física atómica y realizar simulaciones de diseños de ojivas nucleares. Hoy en día, las supercomputadoras se han convertido en máquinas indispensables para gran parte de la ciencia. Muchos de los descubrimientos a partir de 1980 no se podrían haber hecho sin la ayuda de las mismas (Meuer y Gietl, 2013). Fenómenos que son extremadamente grandes y complejos - como las interacciones climáticas o astronómicas- o son demasiado pequeños -como la composición de nuevos materiales o la genética- no pueden ser recreados en un laboratorio estándar. Se necesitan laboratorios equipados con supercomputadoras en las que se simulan condiciones tales como estas. Se las utiliza también como herramientas para analizar las enormes cantidades de datos que generan las propias simulaciones o los experimentos.

Así, la ciencia de la computación se ocupó del estudio y la formalización de la noción de algoritmo<sup>64</sup> pero de la mano vino el desarrollo las computadoras digitales. Por ello suele señalarse el origen híbrido de esta disciplina, como ciencia formal y como disciplina tecnológica; y en este último sentido como ciencia empírica (Simon, 1990). Los algoritmos navegan entre estos dos mundos. A nuestros fines consideraremos un algoritmo como un procedimiento efectivo implementado, un modo de conseguir que una máquina física haga algo en un número finito de pasos discretos. Es decir, nos remitiremos al ámbito de la implementación y las soluciones concretas.

En este sentido, un “programa computacional” es un algoritmo y un “lenguaje de programación” es un lenguaje para escribir algoritmos que la computadora pueda leer y llevar a cabo sus instrucciones. Así, cualquier programa puede ser pensado en algún nivel como un conjunto de reglas que especifican lo que debe hacer paso a paso una computadora para resolver un problema. Como veremos en el próximo apartado, la implementación y el enfoque de resolución de problemas remiten a un tipo de regla íntimamente emparentada con los algoritmos, las heurísticas. En líneas generales puede decirse que está diseñada para ser más “rápida” que los algoritmos cuando los métodos tradicionales son demasiado lentos o requieren demasiada capacidad de cómputo, o para encontrar una solución aproximada cuando fallan para encontrar una solución exacta. Esto se logra sacrificando optimalidad, completud, exactitud o precisión en pos de la velocidad de cálculo.

Por su parte, no podemos dejar de mencionar que los algoritmos pasaron a constituir un campo de estudio por sí mismo. Es decir, además de bus-

---

<sup>64</sup> En retrospectiva, pareciera que para 1930 convergieron un grupo de ideas que dieron origen a la noción de algoritmo tal y como la conocemos: una preocupación por los símbolos y simbolismos, las reglas de inferencia de la lógica, los axiomas para la aritmética, la idea de un lenguaje universal, de una máquina universal de calcular y la idea intuitiva de procedimiento efectivo. Cf. Berlinski, 2000: 183.

car un algoritmo para resolver un problema particular se planteó la cuestión de buscar soluciones a problemas que surgen del estudio general mismo de los algoritmos. Esta área se ha desarrollado a la par de la construcción de las computadoras digitales y el desarrollo de los lenguajes de programación. En este sentido, el estudio de los algoritmos contempla también la cuestión de la complejidad de los mismos. Básicamente, el ‘costo’ de un algoritmo está vinculado al tiempo que le toma llevar a cabo una tarea determinada (complejidad temporal) y a la cantidad de memoria (complejidad espacial) requerida para ello.<sup>65</sup> La noción de “lenguajes de programación” para escribir algoritmos en dichos lenguajes plantea algunas cuestiones en torno a la sintaxis: la descripción de la sintaxis de una lengua, la naturaleza no ambigua de la sintaxis, la verificación de que el programa se ajusta a la sintaxis del lenguaje, la escritura de un compilador para interpretar y ejecutar el programa a partir del lenguaje de la sintaxis. Por su parte, la validez de los algoritmos -esto es si un algoritmo termina satisfactoriamente habiendo respondido a la cuestión propuesta- plantea cuestiones en torno de la semántica de los lenguajes de programación y la búsqueda de algoritmos para la verificación de algoritmos. Estos tópicos han sido estudiados por la filosofía de la ciencia de la computación, en nuestro caso abordaremos algunos de ellos de manera sólo tangencial en tanto contribuyan al objetivo general de este capítulo.

### 5.1.2. Otras reglas: las heurísticas

Desde mediados de los ´50 la noción de heurística se ha convertido en una noción central dentro de la filosofía de la computación como de la IA. Los investigadores la han utilizado para designar distintos aspectos de los programas que desarrollan por lo que no parece haber un total acuerdo en torno a su significado. En lo que sigue, mostraremos algunos puntos de este debate, señalando aquellos rasgos de las heurísticas que

---

<sup>65</sup> La complejidad temporal y la complejidad espacial de un algoritmo suelen definirse, respectivamente, por el número de movimientos y el número de celdas utilizadas por la máquina de Turing correspondiente como una función del largo del dato de entrada (Berlinski, 2000).

son considerados centrales y su relación con la noción de algoritmo. En primer lugar, porque es un concepto clave dentro de la tradición de resolución de problemas y el contexto de descubrimiento. Ambas nociones serán esenciales para nuestro análisis. En segundo lugar, el tratamiento que recibió por parte de algunos autores permite poner de relieve la temática de la implementación de manera sugerente, profundizando las cuestiones de la computación “en la práctica” y la introducción de “estrategias” para afrontar la intratabilidad. Por último, porque varias de sus características contribuirán a esclarecer la función epistémica de los algoritmos y, por ende, de las propias simulaciones computacionales. Nos remitiremos a cuatro rasgos que parecen los más trabajados en los diferentes tratamientos científicos y filosóficos: la incertidumbre de sus resultados, sus bases en un conocimiento incompleto, su capacidad para mejorar el rendimiento y la guía en la toma de decisiones.

Comencemos por una breve exploración de algunas tradiciones dentro de la ciencia de la computación. La mayoría de los tratamientos de IA señalan el trabajo de Polya (1945) como una de las primeras reflexiones acerca de la noción de heurística. Aunque su análisis estaba orientado al contexto de la matemática, su definición marca como fundamental la relación con el contexto de descubrimiento:

El objetivo de la heurística es el estudio de los métodos y las reglas del descubrimiento y la invención. Unos pocos rastros de tal estudio se pueden encontrar en los comentaristas de Euclides; un pasaje de Pappus es particularmente interesante en este sentido. Los intentos más famosos de construir un sistema de heurísticas se deben a Descartes y a Leibnitz, ambos grandes matemáticos y filósofos. Bernard Bolzano presentó un notable enfoque detallado de la heurística. El presente trabajo es un intento de revivir lo heurístico en forma moderna y modesta. Ver “MODERN HEURISTIC”. Heurística, como adjetivo, significa "que sirve para descubrir." (Polya, 1945: 113)

Otra característica de las heurísticas puesta de relieve es que no son infalibles. En este sentido, suelen contrastarse con el razonamiento deductivo, asociándose más bien con las inducciones o las analogías:



El razonamiento heurístico es un razonamiento que no se considera como definitivo y terminante, sino sólo como provisional y plausible, cuyo propósito es descubrir la solución del problema en cuestión. A menudo nos vemos obligados a utilizar el razonamiento heurístico. Deberíamos alcanzar la certeza completa cuando hayamos obtenido la solución completa, pero antes de obtener la certeza a menudo debemos contentarnos con una conjetura más o menos plausible. Es posible que necesitemos lo provisional antes de llegar a lo definitivo. Necesitamos el razonamiento heurístico cuando construimos una prueba estricta, como necesitamos un andamio cuando erigimos un edificio...El razonamiento heurístico se basa a menudo en la inducción, o en la analogía. (Polya, 1945:112 - 113)

El razonamiento heurístico provisional, meramente plausible, es importante en el descubrimiento de la solución, pero no debe tomarse por prueba, se debe conjeturar, pero también se debe EXAMINAR ESTA CONJETURA. (Polya, 1945: 132)

También se hizo hincapié en que las reglas infalibles de descubrimiento están más allá del alcance de una investigación seria. (Polya, 1945: 132)

Para Polya las heurísticas constituyen los métodos y reglas del descubrimiento y éste a su vez es interpretado como resolución de problemas:

Lo heurístico analiza el comportamiento humano frente a los problemas; esto ha estado de moda desde el inicio de la sociedad humana y la quintaesencia de tal discusión antigua parece estar preservada en la SABIDURÍA DE LOS PROVERBIOS. (Polya, 1945: 132)

(...) Una lista de las operaciones mentales típicamente útiles para resolver problemas incluye preguntas concretas y sugerencias [como:]. . . ¿QUÉ SE DESCONOCE? ¿ES POSIBLE PARA SATISFACER LA CONDICIÓN? DIBUJA UNA FIGURA¿PUEDES USAR EL RESULTADO? ... "VUELVE A LAS DEFINICIONES"... ¿PUEDE REPLANTEAR EL PROBLEMA? (Polya, 1945: 129-131)

Así, en este caso, la noción de heurística refiere a las operaciones plausibles, provisionarias, útiles pero falibles para resolver problemas. A partir de 1950 el concepto hizo mella en la IA y para la década del '60 la mayoría de los textos ofrecían alguna definición del mismo. Este es un buen lugar para analizar los primeros usos del término en los contextos computacionales. Seguiremos una de las antologías más representativas del periodo, la de Feigenbaum y Feldman (1963).

Newell (1980) caracterizan la noción de heurística por contraposición a la de algoritmo:

La presente investigación se dirige a la comprensión de los complejos procesos (las heurísticas) que son eficaces en la resolución de problemas. Por lo tanto, no estamos interesados en los métodos que garantizan soluciones, pero que requieren grandes cantidades de cómputo. Más bien, queremos entender cómo un matemático, por ejemplo, es capaz de demostrar un teorema, aunque no sepa cuándo empieza, cómo, o si va a tener éxito. (Citado por Feigenbaum y Feldman, 1963: 109)

Una propiedad muy especial y valiosa que a veces tiene un generador de soluciones es una garantía de que si el problema tiene una solución, el generador la producirá tarde o temprano. Llamamos a un proceso que tiene esta propiedad para algún problema un **algoritmo** para este problema. Un proceso que **podría** resolver un problema dado, pero no ofrece garantías de hacerlo, se denomina una **heurística** para ese problema. (Citado Por Feigenbaum y Feldman, 1963: 141)

La distinción se sustenta en considerar que hay dos modos de resolver un problema, o se sigue mecánicamente un algoritmo infalible o se emplea una heurística, es decir, un procedimiento creativo que explore algunas trayectorias hacia la solución. El criterio parece ser la garantía de los resultados que puede aportar un método u otro, es decir, la incertidumbre de sus resultados. El trabajo de Gelernter (1959) acerca de su programa de geometría señala, al igual que el de Polya, el carácter provisional y plausible de los métodos heurísticos para descubrir soluciones a problemas particulares (Feigenbaum y Feldman 1963:137). El punto quizás más interesante es que pone de relieve el hecho de que los procedimientos heurísticos permiten eliminar opciones en un conjunto de posibilidades imprácticamente largo. Esta observación tuvo amplia difusión dentro de la IA.

La versión de Tonge (1960), vinculada al desarrollo de su programa para minimizar el número de trabajadores necesarios en una línea de ensamblaje, hace hincapié en una noción vinculada a la incertidumbre de los resultados, la eficiencia y la reducción del esfuerzo para obtener resultados. Así, las heurísticas proveen “atajos” y simplificaciones en contraste con muchos de los métodos algorítmicos:

(...)por heurística qué queremos decir (...) principios o dispositivos que contribuyen, en promedio, a la reducción de las búsquedas en la resolución de problemas. Las advertencias "dibujar un diagrama" en geometría, "reducir todo a los senos y cosenos" para probar las identidades trigonométricas o "siempre que haga un jaque - puede ser un mate" en el ajedrez, son todas las heurísticas conocidas.

Los procedimientos heurísticos de resolución de problemas son procedimientos organizados en torno a dispositivos para ahorrar esfuerzo. Un programa heurístico es la mecanización en una computadora digital de algún procedimiento heurístico. (Citado por Feigenbaum y Feldman, 1963: 172)

Minsky posee un enfoque similar. Fue uno de los primeros en asociar las heurísticas a la noción de "búsqueda" a través de un "espacio de problemas". Consideraba que las heurísticas eran técnicas "incompletas de análisis" capaces de hacer la búsqueda más eficiente. En este sentido, como en el caso de Tonge, se enfatiza su capacidad de mejorar el rendimiento de la búsqueda más que su oposición con los algoritmos:

El adjetivo "heurístico", como se usa aquí y ampliamente en la literatura, significa relacionado con la mejora del rendimiento de la resolución de problemas; como sustantivo que se utiliza también en lo que se refiere a cualquier método o estrategia utilizado para mejorar la eficiencia de un sistema de resolución de problemas. Un "programa heurístico" para ser considerado un éxito, debe trabajar bien en una variedad de problemas, y muchas veces puede ser excusado si falla en algunos. A menudo resulta conveniente introducir un método heurístico pese a que puede causar fallos ocasionales si hay una mejora sobre el rendimiento total. Pero los métodos imperfectos no son necesariamente heurísticos ni viceversa. Por lo tanto, "heurístico" no debe ser considerado como opuesto a "toda prueba"; esto ha causado cierta confusión en la literatura. (Citado Por Feigenbaum y Feldman, 1963: 408)

Como discutiremos más adelante, Minsky considera que un algoritmo puede constituir una heurística en tanto mejore la eficiencia respecto de otros métodos. Otra cuestión relevante, es que las heurísticas deben ser aplicables a más de un problema particular de lo contrario sería más apropiado llamarlas herramientas específicas.

Otro enfoque presentado en Feigenbaum y Feldman (1963: 197) es el de Slagle (1963). En el desarrollo de su programa para resolver problemas de

integración en matemática denomina heurística a cualquier clase de regla que transforme un problema en uno o más sub-problemas. Por ejemplo, “intente la integración por partes” o “intente una sustitución trigonométrica”. Aquí aparece explícitamente el cuarto eje de análisis propuesto al comienzo, la guía en la toma de decisiones:

Aunque muchos autores han dado muchas definiciones, en esta discusión un método heurístico (o simplemente una heurística) es un método que ayuda a descubrir la solución de un problema al hacer conjeturas plausibles pero falibles en cuanto a qué es lo mejor que puede hacer a continuación. (Citado por Feigenbaum y Feldman, 1963: 192)

Finalmente, tomemos la caracterización de los propios Feigenbaum y Feldman que constituye una especie de síntesis de algunos de los rasgos que hemos comentado:

Una heurística (una regla heurística, un método heurístico) es una regla de oro, una estrategia, una estratagema, una simplificación, o cualquier otro tipo de dispositivo que limite drásticamente la búsqueda de soluciones en grandes espacios de problemas. Las heurísticas no garantizan soluciones óptimas; de hecho, no garantizan solución alguna; todo lo que se puede decir de una heurística útil es que ofrece soluciones lo suficientemente buenas la mayor parte del tiempo. (Feigenbaum y Feldman 1963, p. 6)

Como puede apreciarse a partir de esta breve recapitulación, la noción de heurística fue transformándose desde Polya hasta su inserción en la temprana comunidad de la IA. Al principio, se le dio una interpretación más bien psicológica, en la que los métodos heurísticos eran considerados como ayudas para encontrar la solución en un proceso de razonamiento (descubrir): hacer preguntas, dibujar diagramas, enfocar el problema desde otra perspectiva, etc. Luego, se pasó de esta noción un tanto vaga como “tanteo para una solución” a una caracterización dentro de una estructura formal de resolución de problemas como una exploración guiada a través de un espacio de búsqueda.<sup>66</sup> El “descubrimiento” pasó

---

<sup>66</sup> En 1965, Ernst y Newell introdujeron la noción de “búsqueda heurística” (Newell y Simon, 1972: 888) que cobró amplia difusión dentro de la IA. Básicamente, este enfoque de búsqueda consiste en la construcción de un *resolvedor general de problemas*: “En forma simplificada, el paradigma de la búsqueda heurística postula objetos y operadores, donde un operador puede ser aplicado a un objeto para producir

de considerarse como la exploración de una solución imprevista a pensarse como el procedimiento de encontrar una guía exitosa entre aquellas que ya estaban explícita o implícitamente especificadas en la estructura de búsqueda dentro de un espacio de estados.<sup>67</sup> En términos generales, se concibe el descubrimiento como la tarea de encontrar o construir un objeto con determinadas características para la resolución de problemas en base a computadoras. Los componentes mínimos son (Pearl, 1984: 15): un código o estructura simbólica que pueda representar cada objeto candidato en el espacio (base de datos); herramientas computacionales capaces de transformar la codificación de un objeto en la de otro en vistas a explorar el espacio de objetos candidatos sistemáticamente (operadores o reglas productoras); y un método efectivo de registrar estas transformaciones para producir el objeto deseado tan rápido como sea posible (estrategia de control).<sup>68</sup>

En lo que sigue mostraremos algunas líneas en las que evolucionó el concepto en esta dirección, analizando las dimensiones del mismo que han sido tierra común en los pensadores que hemos señalado: la incertidumbre de sus resultados, sus bases en un conocimiento incompleto, su capacidad para mejorar el rendimiento y la guía en la toma de decisiones.

---

ya sea un nuevo objeto o una señal que indica inaplicabilidad. Los operadores son reglas para generar objetos, y por lo tanto definir un árbol de objetos (...). Un método para la resolución de un problema de búsqueda heurística consiste en buscar en el árbol, definido por la situación inicial y los operadores, para una trayectoria de acceso a la situación deseada "(Emst y Newell, 1969: 247- 248). Sin embargo, esta caracterización fue criticada pues si la búsqueda heurística es sólo una búsqueda a través de un árbol entonces incluso una búsqueda ciega puede constituir una búsqueda heurística (Barr y Feigenbaum, 1981: 30). Por ello, hoy en día la noción de Ernst y Newell suele denominarse "búsqueda en un espacio de estados" reservando la noción de "búsqueda heurística" para la búsqueda a través de un espacio de estados basada en procedimientos de decisión heurística.

<sup>67</sup> Cabe aclarar que mientras en esta concepción de la IA las heurísticas surgen en muchas ocasiones cuando no pueden aplicarse algoritmos exhaustivos, para Polya las mismas se aplican cuando se está investigando un problema que no es familiar y que puede resultar, incluso, en el descubrimiento de una técnica algorítmica. El descubrimiento es el ámbito de las heurísticas, los algoritmos (si los hay) vienen luego. Por ello, para Polya algoritmos y heurísticas no son nociones contrapuestas; simplemente constituyen herramientas de diferente tipo.

<sup>68</sup> La estrategia de control será sistemática si no deja opciones sin revisar, salvo que se esté seguro de que no es conducente hacia la solución (completud) y que no revise las opciones más de una vez.

### ***Heurísticas y algoritmos: el papel de la incertidumbre de los resultados***

Algunos de los autores que hemos considerado, como Newell *et al.* o Gelernter, contraponen las heurísticas a nociones como “algoritmo”, “garantía” o “procedimiento completo”. Otros en cambio, como Minsky, conciben las heurísticas como perfectamente compatibles con los algoritmos. Intentaremos esclarecer las intuiciones detrás de ambas concepciones, mostrando cómo puede ser correcta una posición como la de Minsky aunque reconozcamos puntos de conflicto genuinos entre heurísticas y algoritmos.

Como hemos visto, la caracterización misma de “algoritmo” no carece de complejidades. En la versión de Minsky un algoritmo es “un conjunto (formalmente definido e interpretado) de reglas que nos dicen, momento a momento, precisamente cómo comportarse” (Minsky, 1968: 106). Así, toda heurística implementada en una computadora, o estrictamente formulada, sería algorítmica. Sin embargo, cuando se ha considerado la noción de heurística como opuesta a la de algoritmo, esta última se ha definido en un sentido más fuerte de modo que contemple cierto aspecto de garantía respecto a la solución. En tales casos, se considera que un algoritmo posee las siguientes características. La aplicación del algoritmo a un problema particular (un conjunto de datos iniciales) resulta en una secuencia finita de acciones. Esta secuencia de acciones tiene una única acción inicial y cada acción en la secuencia tiene un único sucesor. La secuencia termina con la solución del problema o con una declaración de que el problema es irresoluble.<sup>69</sup>

En este sentido, un algoritmo para resolver un problema sería un procedimiento paso a paso que lo soluciona o que muestra que el mismo no tiene solución. Para apreciar mejor la tensión que plantea esta caracterización con la noción de heurística analizaremos el tratamiento que recibió durante la temprana IA por parte de Allen Newell, Clifford Shaw y

---

<sup>69</sup> Cuando se estima que esta restricción es demasiado fuerte suele definirse un “semi-algoritmo” como un método que se detendrá en un número finito de pasos si el problema planteado tiene una solución, pero no necesariamente se detendrá si no hay una solución.

Herbert Simon en el contexto del desarrollo de sus influyentes programas heurísticos -el *Logic Thorist* (LT) y el *General Problem Solver* (GPS)-. Nuestro interés radica en que realizaron una comparación explícita con los algoritmos, en tanto los consideraban la única alternativa disponible a su programa como métodos para la resolución de problemas. Comprobaron que los algoritmos simples, que llevaban a cabo una búsqueda exhaustiva de todas las posibilidades, fallaban frente a los métodos heurísticos que sustituían la “fuerza bruta” por la búsqueda selectiva (Newell, Shaw y Simon, 1958: 156).

Los autores habían creado como caso ejemplar para la comparación el denominado “algoritmo del museo británico” que generaba de manera exhaustiva todos los teoremas del cálculo sentencial, una vez dados todos los axiomas y las reglas de inferencia de los *Principia* de Whitehead y Russell. Se trataba de un algoritmo ciego que realizaba la búsqueda de una prueba primero a lo ancho (*breadth – first*) a través de una exploración hacia adelante del espacio de búsqueda.<sup>70</sup> Este algoritmo cumplía con los requisitos de la definición “fuerte” que hemos descrito. Se trata de un procedimiento completo desde el punto de vista de la prueba, sin embargo, resulta altamente ineficiente. Como concluyen Newell, Shaw y Simon (*ibid.*): “aún con las velocidades disponibles de las computadoras digitales, el algoritmo principal que hemos ideado como una alternativa a LT [el algoritmo del museo británico] requeriría tiempos del orden de cientos o incluso miles de años para probar teoremas que LT prueba en

---

<sup>70</sup> “Búsqueda en anchura” (en inglés BFS - Breadth First Search) es un algoritmo para recorrer o buscar elementos en un grafo (usado frecuentemente sobre árboles). Se comienza en la raíz (eligiendo algún nodo como elemento raíz en el caso de un grafo) y se exploran todos los vecinos de este nodo, a continuación para cada uno de los vecinos se exploran sus respectivos vecinos adyacentes, y así hasta que se recorra todo el árbol.

Formalmente, BFS es un algoritmo de búsqueda sin información, que expande y examina todos los nodos de un árbol sistemáticamente para buscar una solución (Cormen, T. H., Leiserson, C. E., Rivest, R. L., & Stein, C. (2009): 531-39).

unos pocos minutos. El éxito de LT no depende del uso de “fuerza bruta” de la velocidad de la computadora sino del uso de procesos heurísticos”.<sup>71</sup>

En efecto, como veremos, cuando se trata de problemas concretos con recursos computacionales limitados la eficiencia parece un criterio más relevante que la garantía de los resultados para estimar el valor de los procedimientos utilizados. La distinción que hemos señalado, “en principio” y “en la práctica” puede resultar iluminadora acerca de la relación entre heurísticas y algoritmos. Si consideramos los algoritmos *en principio* la caracterización en la versión fuerte puede ser apropiada y si, en este contexto, se toma como criterio de comparación la garantía de los resultados los métodos heurísticos parecen menos loables. Cuando tomamos en cuenta la resolución de problemas *en la práctica*, esto es considerando la implementación de los procedimientos, la distinción entre algoritmos y heurísticas ya no es tan nítida. Luego, si consideramos el ámbito de la implementación, la dicotomía métodos completos y exhaustivos *versus* métodos incompletos y selectivos que surge bajo el criterio de la garantía de los resultados ya no parece adecuada. Como mantienen autores como Minsky, los algoritmos implementados pueden ser considerados heurísticos. Como veremos, en este contexto, la eficiencia se convierte en un valor ineludible. Y volvemos a nuestra tesis, si queremos estudiar cómo los métodos computacionales contribuyen a la producción del conocimiento científico nuestro análisis debe ser *en la práctica*. Esto es, debemos remitirnos al ámbito de la implementación donde las limitaciones temporales, de capacidad de memoria y velocidad de cálculo cuentan. Veamos algún caso de algoritmos implementados. Tomemos de ejemplo, la “estrategia de preferencia por la unidad” o la “estrategia del conjunto soporte” tal como fueron empleadas por los demostradores de teoremas

---

<sup>71</sup> Al poco tiempo, Wang (1960) desarrolló un algoritmo mucho más eficiente que el del Museo Británico, criticando estas conclusiones de los autores. Aunque por razones de espacio no abordaremos aquí la disputa, cabe aclarar que Newell *et al* mostraron posteriormente que el programa de Wang apelaba al uso de algunas “estrategias” que podían leerse como heurísticas.



que utilizan el principio de resolución. Si las tomamos en sentido abstracto son algorítmicas. Pero consideradas *en la práctica*, cuando las comparamos con el algoritmo del Museo Británico son heurísticas pues prueban teoremas en tiempos razonables, son selectivas y no son infalibles.

El principio de resolución de Robinson (1965) se basa en una regla de inferencia simple para probar insatisfacibilidad. Sean  $A$ ,  $B$  y  $C$  fórmulas atómicas o sus negaciones (literales) que componen las cláusulas  $A \vee \neg B$  y  $B \vee C$ . A partir de estas cláusulas denominadas “cláusulas padre” podemos inferir el resolvente  $A \vee C$ , es decir, la cláusula que consiste en la disyunción de los literales no complementarios de las cláusulas padre (en este caso, por definición,  $B$  y  $\neg B$  son los literales complementarios). Se llama “resolución” a la regla que conduce a dicha cláusula inferida. Esta regla se aplica progresivamente a un conjunto inicial de premisas consistente y la negación de la conclusión,  $P \cup \{\neg T\}$  escrita en forma de cláusula. De este modo, se aplica también a los elementos de este conjunto y a los resolventes relacionados y se continúa así sucesivamente. Si  $P \cup \{\neg T\}$  es insatisfacible, se estará aplicando resolución a un par de cláusulas complementarias (del tipo  $A$  y  $\neg A$ ), de las cuales se infiere la presencia de una contradicción (lo cual se indica habitualmente por el símbolo de cláusula vacía  $\square$ ). Este es el caso más simple que no contiene variables individuales.

Para cláusulas que contengan variables, expresadas en lenguaje de predicados de primer orden, deben tomarse los recaudos usuales de reemplazar las variables por términos e identificar en los literales complementarios aquellas substituciones que los hacen idénticos. Este procedimiento se denomina “algoritmo de unificación” y es el que hace posible identificar los pares de literales complementarios no idénticos en los cuales la substitución puede ser llevada legítimamente a cabo por un emparejamiento *dirigido* como la eliminación de las diferencias (Chang y Lee, 1973). Sean  $A$  y  $B$  dos términos que se quieren unificar. Se considera inicialmente  $\sigma_0 = \{\}$  una substitución vacía, es decir, que no cambia ninguna

variable. Dado que se va a realizar un proceso iterativo, se considera inicialmente  $A_0 = \sigma_0(A)$  y  $B_0 = \sigma_0(B)$ . En cada iteración  $k$  del algoritmo se realizan los siguientes pasos:

Paso 1: Si  $A_k = B_k$  entonces las cláusulas  $A$  y  $B$  son unificables y un unificador de máxima generalidad es  $\sigma_k = \sigma_k \circ \dots \circ \sigma_0$ . Además, el término  $A_k$  es el término unificado. En este caso el proceso termina aquí.

Paso 2: Si  $A_k \neq B_k$  entonces se busca el primer par de discordancia<sup>72</sup> entre  $A_k$  y  $B_k$ . Sea éste  $D_k$ .

Paso 3: Si  $D_k$  contiene una variable y un término (pueden ser dos variables y una de ellas hace de término) pasamos al siguiente paso. En otro caso los términos no son unificables y se termina el proceso.

Paso 4: Si la variable aparece en el término se produce una comprobación de apariciones (*occur check*)<sup>73</sup> por lo que  $A$  y  $B$  no unifican y se termina. Si esto no ocurre se pasa al siguiente paso.

Paso 5: Se construye una nueva sustitución que vincule la variable con el término de  $D_k$ . Sea esta sustitución  $\sigma_{k+1}$ . Se construyen ahora dos nuevos términos  $A_{k+1} = \sigma_{k+1}(A_k)$  y  $B_{k+1} = \sigma_{k+1}(B_k)$  y se vuelve al paso 1.

---

<sup>72</sup> Si tomamos dos términos que no sean iguales, la diferencia entre ellos puede hallarse en el nombre del funtor, en el número de argumentos, o en alguno de los argumentos. Si la diferencia está en el nombre del funtor, el primer par de discordancia es la pareja formada por los dos términos. Si está en el número de argumentos, al igual que antes, el primer par de discordancia resulta ser el formado por los dos términos considerados. En cambio, si coinciden en los funtores y en el número de argumentos, el primer par de discordancia debe ser buscado entre sus argumentos empezando a considerar éstos de izquierda a derecha. Se busca en el primer argumento, y si aquí no lo hubiera, se busca en el segundo, y así sucesivamente. Es evidente que al final se debe encontrar este par de discordancia pues hemos partido de dos términos distintos. Esta es una definición recursiva de lo que es un par de discordancia.

<sup>73</sup> Con la comprobación de apariciones (*occur check*) simplemente se detecta cuándo una variable aparece dentro de un término. Si bien desde un punto de vista formal esto no ofrece ninguna complicación, sí la ofrece cuando se intenta sistematizar este procedimiento pues es tedioso tener que buscar por cada argumento y dentro del mismo la aparición de una variable. Por razones de tiempo, no entraremos en los detalles de este procedimiento.

Este algoritmo siempre termina para dos términos cualesquiera: si los términos no eran unificables terminará indicándolo así y si eran unificables devolverá un unificador de máxima generalidad y el término resultante unificado.

El algoritmo de unificación es el corazón de la resolución pues vuelve superfluo generar *todas* las instancias de sustituciones posibles por un procedimiento de fuerza bruta. Sin embargo, Robinson (1965) no estaba conforme pues aún se generaban muchas cláusulas irrelevantes o redundantes aún para probar teoremas simples. Por ello, incorporó ciertos “principios de búsqueda” que mejoraran la eficiencia. Uno de ellos fue la “estrategia de preferencia por la unidad” creada por Wos, Carson y G. Robinson (1964). Básicamente, esta estrategia produce siempre cláusulas más cortas de modo tal que el largo de las cláusulas generadas decrece. Intuitivamente puede apreciarse que esto es satisfactorio porque se busca generar la cláusula vacía (de largo cero).<sup>74</sup>

La otra estrategia, la “estrategia del conjunto soporte”, fue descrita por Robinson como “deliberada” (*purposive*) en el sentido de que está dirigida a la búsqueda de la cláusula vacía. Responde a la intuición general de “no generar los resolventes de aquellas cláusulas, en el conjunto de inicio, que constituyan los supuestos, axiomas o premisas del problema y que, como tales, presumiblemente no darán lugar a contradicciones”. Se define una cláusula,  $\gamma_2$ , como *descendiente* de una cláusula  $\gamma_1$  si y si solo si (a)  $\gamma_2$  es un resolvente de  $\gamma_1$  y alguna otra cláusula o si (b)  $\gamma_2$  es un resolvente de un descendiente de  $\gamma_1$  con alguna otra cláusula. Si  $\gamma_2$  es un descendiente de  $\gamma_1$ , entonces  $\gamma_1$  es un ancestro de  $\gamma_2$ . Se define el *conjunto de soporte* como aquél formado por aquellas cláusulas que provienen de la negación del teorema a ser probado o son descendientes de estas cláusulas. La *estrategia del conjunto soporte* permite sólo aquellas resoluciones en las que una de las cláusulas a ser resueltas está en el conjunto soporte. Si se realizan

---

<sup>74</sup> Este es un procedimiento típicamente selectivo que perfectamente podría estar en sintonía con el programa de Newell, Shaw y Simon. Robinson (1967) mismo llevó a cabo esta comparación señalando que ambos tipos de heurísticas, la resolución y la búsqueda heurística, eran selectivas.

sólo las resoluciones del *conjunto soporte* en un conjunto cláusulas insatisfacible, la cláusula vacía se producirá eventualmente. Así, la *estrategia del conjunto soporte* es completa para la refutación (Chang y Lee, 1973: 110).

Para resumir, la “estrategia de preferencia por la unidad” prefiere un paso de resolución que implique la cláusula más corta y, dado que se intenta producir una cláusula de largo cero (una contradicción), es un procedimiento que tiende a la solución. Por su parte, la “estrategia del conjunto soporte” elige una resolución que implique la negación del teorema a ser probado o cualquier cláusula derivada de la misma y, en tanto se intenta producir una contradicción que se siga del teorema que se quiere probar negado, éstas son cláusulas relevantes. Si la contradicción existe, la encontraremos utilizando esta estrategia.

Se plantean entonces dos cuestiones vinculadas a la incertidumbre de los resultados como criterio de demarcación entre heurísticas y algoritmos. Por una parte, el desplazamiento de la garantía de los resultados hacia la eficiencia como eje de comparación cuando consideramos estos procedimientos *en la práctica*. Este punto lo veremos más en detalle cuando analicemos la capacidad para mejorar el rendimiento del sistema como uno de los rasgos distintivos de la noción de heurística. Por lo pronto, cabe señalar que los ejemplos de algoritmos implementados que hemos considerado reflejan la concepción de Minsky de que los algoritmos implementados pueden ser considerados heurísticos.

Por otra parte, no podemos dejar de reconocer una intuición legítima en contraponer algoritmos y heurísticas en base a la incertidumbre de los resultados. Como veremos más en detalle cuando tratemos la noción de heurística como guía en la toma de decisiones, la garantía tiene que ver con un elemento de confianza en el procedimiento que asegura la toma de decisión paso a paso para el caso de los algoritmos. Por ejemplo, Slagle (1972) enfatiza en su caracterización de heurística la propiedad de no saber si la siguiente opción es lo mejor para hacer a continuación. Es decir, no sabemos si nuestra estrategia es la óptima para llegar a la solución. Las heurísticas son en algún sentido reglas compensatorias que por un

“pequeño costo” (la garantía de los resultados) ofrecen mayores beneficios (en muchas ocasiones, la posibilidad misma de obtener una solución).

La optimalidad es una noción más débil que la de garantía que permite por una parte, reflejar este carácter compensatorio de las heurísticas y, por otra parte, alude a una distinción en la práctica entre estrategias óptimas y no-óptimas (Romanycia y Pelletier (1985). Es decir, respeta la intuición originaria de que hay procedimientos más o menos inciertos en cuanto a los resultados para resolver un problema, pero además nos permite mantener un enfoque como el de Minsky en que los algoritmos “prácticos” pueden considerarse heurísticas. Esto no quita que desde una perspectiva “en principio” esta distinción pueda mantenerse con mayor nitidez, sin embargo, nada asegura que los algoritmos que pueden garantizar sus resultados “en principio” lleguen a realizarlo “en la práctica”.

#### **Otro criterio: la eficiencia**

Una de las cuestiones recurrentes en lo que hemos venido desarrollando es la capacidad de las heurísticas para mejorar el rendimiento de un sistema para resolver problemas. Como ilustran algunas caracterizaciones como la de Minsky o Slagle la noción de “mejorar el rendimiento del sistema” alude a un aumento en la eficiencia:

(...) métodos heurísticos, es decir, características que mejoran la eficiencia de los sistemas para la resolución de problemas o el rango de sus capacidades. Estas van desde estratagemas ad hoc para determinados tipos de problemas, hasta principios muy generales de la eficiencia en la administración y la asignación de recursos. (Minsky, 1968: 8)

Una heurística es una regla de oro, una estrategia, un método o una estratagema utilizada para mejorar la eficiencia de un sistema que trata de descubrir las soluciones de problemas complejos. (Slagle, 1972: 31)

En este sentido, las heurísticas son herramientas que permiten mejorar la eficiencia, reduciendo el esfuerzo o aumentando los beneficios. Por su parte, las líneas más vinculadas a los aspectos cognitivos de la IA ponen un acento ligeramente diferente señalando que las heurísticas no son

introducidas “meramente” para mejorar el rendimiento del sistema si no que pueden, por derecho propio, ser utilizadas desde el comienzo. Es decir, las heurísticas son consideradas mecanismos estándar y no sólo rasgos de orden superior. Consideramos que se trata simplemente de una diferencia de énfasis entre ambas líneas: la primera apunta hacia las cuestiones prácticas de la resolución de problemas del tipo “tarea-orientada” llevada a cabo por programas de computadoras; mientras que la segunda, abarca un campo más general del tipo de resolución de problemas que simula la conducta humana. En definitiva, a nuestros fines, podemos pensar las heurísticas como herramientas o dispositivos que aplicadas a algún sistema de resolución de problemas mejoran su rendimiento, siempre que tengamos en cuenta estos usos también legítimos de líneas de investigación más vinculadas a los aspectos cognitivos de la IA.

Una cuestión relevante que retomaremos en el apartado xxx y que se vincula a la discusión respecto a la legitimidad de los métodos semi-em-píricos que hemos abordado es que cuando el valor dominante en la búsqueda y el diseño es la eficiencia, la “pureza teórica” ya no manda. Es decir, la derivación desde la teoría y la garantía en los resultados, muchas veces se resigna a los fines de la implementación. Ello se refleja en los usos de nociones como *parche* o *estratagema* y de adjetivos como *específicas del dominio*, *ad hoc* o *empíricas* para caracterizarlas heurísticas.

Como hemos descripto para el caso de la construcción de las simulaciones computacionales, es usual que los investigadores de un determinado campo comiencen diseñando procedimientos elegantes basados en teorías bien establecidas para resolver cierta clase de problemas. Sin embargo en la práctica, al intentar implementarlos en la forma de un programa de computación, surgen los problemas vinculados a las limitaciones de las capacidades computacionales de las que se dispone. Para superarlas, los investigadores comienzan a desviarse de las teorías, introduciendo “estratagemas” y “emparchando” para mejorar el rendimiento del modelo computacional. Estas “estratagemas” podemos releerlas dentro de esta tradición como heurísticas. En este sentido, se consideran *ad*

hoc y se las caracteriza como mejoras empíricas (a los fines prácticos de obtener soluciones).<sup>75</sup> Vinculado a ello, en el apartado anterior hemos señalado que las heurísticas renuncian a la certeza y grado de confianza que poseen algunos mecanismos de decisión derivados de la teoría para guiar a una solución. Como hemos visto para el caso de las simulaciones semi-empíricas, en ciertas ocasiones éste es el único modo de llegar a ella, con lo cual se justifica el precio que se paga. Su *leitmotive* es la eficiencia más que su elegancia o su adecuación a la teoría. Por ejemplo, tomemos el mencionado probador de teoremas de resolución. La estrategia de resolución por sí sola es elegante y utiliza un solo principio de inferencia pero resulta altamente ineficiente para la mayoría de los teoremas. Por ello, se introducen las heurísticas: se intenta ordenar la selección de cláusulas utilizando funciones de evaluación, se eligen las cláusulas simples primero o se intenta usar la conclusión negada y sus ancestros (estrategia del conjunto soporte). Aunque sean estrategias fallibles potencian la capacidad del probador de teoremas volviéndolo eficiente. En este sentido, consideramos que las heurísticas se alejan del rigor teórico y su introducción brinda al modelo computacional determinado grado de autonomía. Como hemos mostrado, la teoría por sí sola, con su modelo matemático, muchas veces no alcanza para las aplicaciones. Las estrategias heurísticas constituyen una mejora respecto del rendimiento de las estrategias teóricas.<sup>76</sup>

Otro aspecto por el cual las heurísticas se consideran empíricas o *ad hoc* se encuentra vinculado al hecho de que, muchas veces, cuando se escribe

---

<sup>75</sup> Por ejemplo, Raphael las caracteriza de esta manera: “[El programa análisis de escena de Guzmán utiliza] un conjunto de reglas de razonamiento informal (a veces llamadas heurísticas) que fueron derivadas por un método empírico, experimental. (...) Aunque los programas resultantes no puedan ser explicados en términos de una teoría profunda subyacente, funcionan de manera adecuada en la mayoría de las situaciones, por lo que resuelven el problema en un sentido muy práctico”(Raphael, 1976: 237, 238).

<sup>76</sup> En este sentido, las caracterizaciones que se hacen como “específicas del dominio” pueden interpretarse como la “personalización” de los modelos de Cartwright. Es decir, parte del significado de “específicas del dominio” es que las heurísticas responden a las peculiaridades del problema que evidentemente tienen que ver con las aplicaciones más que con la teoría. Por ello, estas consideraciones se hacen visibles si tomamos las heurísticas “en la práctica”.

el esquema de un programa para resolver algún problema particular las heurísticas se introducen en cuanto el investigador lo considera oportuno. Cuando ve que la heurística diseñada “encaja”, que se ajusta a las circunstancias, y esto lo consigue cuando adquiere suficiente experiencia con el problema, con el programa y con el comportamiento de la heurística. De nuevo, este rasgo se considera positivo en tanto permite mejorar el rendimiento del sistema. Así, hemos visto dos modos en que las heurísticas pueden aumentar la eficiencia, ya sea mejorando estrategias teóricas imprácticas o suplementando un esquema general de resolución de problemas.

Generalmente, la eficiencia se encuentra vinculada a la idea de algún tipo de balance costos – beneficios: mantener los costos computacionales (de tener que llevar a cabo un análisis exhaustivo o muy detallado) bajos pero los beneficios (soluciones de calidad) suficientemente altos. Algunos autores utilizan expresiones como “las heurísticas son filtros suficientemente no – porosos” o “son una poda selectiva de los árboles de un juego de toma de decisión” (Feigenbaum y Feldman, 1963: 137) para manifestar el deseo de eliminar las cuestiones menos útiles; otros emplean las nociones de “atajos” o “simplificaciones”. Hay también quienes consideran buenos candidatos a las idealizaciones y abstracciones en tanto reducen el número de detalles a ser memorizados y, por ende, el número de opciones a ser analizadas durante los procedimientos. En la versión más general, podría mejorarse el rendimiento mediante heurísticas de cualquier campo donde se puede compensar la utilización de los recursos por una ligera pérdida del número de problemas solucionables, o de la calidad de las soluciones; y a la inversa, si por algún medio podemos incrementar la utilización de recursos que redunde en un dramático incremento de problemas solucionables, o un incremento en calidad de las soluciones. Los sistemas expertos calificarían para este último caso, pues sumar heurísticas implica ocupar más espacio y mayor cantidad de tiempo considerando las reglas extra. Así, la noción de “mejorar el rendimiento del sistema” pretende cubrir cualquier caso relativo al “balance costo – beneficio”.



### ***Las heurísticas como guías en la toma de decisión***

Como hemos visto en las caracterizaciones de varios de los autores que hemos citado aparecen términos que presentan las heurísticas como: máximas, sugerencias, criterios, principios, normas, reglas de producción, estrategias, simplificaciones y sin duda hay otros. Lo que estos términos expresan es que uno de los principales roles de las heurísticas es que constituyen una guía en la toma de decisiones en un proceso de búsqueda.<sup>77</sup> Las heurísticas son estrategias que permiten responder a cuestiones del tipo qué trayectoria se debería seguir o qué paso debería darse a continuación para seguir determinada trayectoria. Aún en la temprana IA, autores como Newell o Simon, consideraron las heurísticas como una guía en la búsqueda a través de un espacio de problemas.<sup>78</sup> En este caso, la noción de heurística refería a una especie de influencia en el orden del desarrollo de la trayectoria hacia la solución a través de un árbol de subproblemas. Por ejemplo, los cuatro métodos básicos del *Logic Theorist* eligen directamente alguna de las trayectorias a seguir, mientras que el “test de similitud” es como un filtro que selecciona algunos teoremas antes del juego por lo que la guía en el curso de la búsqueda es más bien indirecta. Cabe aclarar que en estos enfoques queda abierta la posibilidad de que las heurísticas sean procedimientos arbitrarios.

---

<sup>77</sup> Bajo el paradigma formal de búsqueda en un espacio de estados resulta bastante natural concebir las heurísticas como una guía en la toma de decisiones. Sin embargo, hay problemas que no son reducibles al esquema del espacio de estados y que pueden aún así tratarse como heurísticos, por ejemplo, Boden (1977: 350) señala que: “es difícil definir los estados de solución y los estados intermedios para problemas como “¿debería casarme con él?” y “¿cómo puedo escribir una historia de detectives?”. En nuestro caso que nos limitamos a una caracterización de las heurísticas para el contexto de las simulaciones computacionales bastará el paradigma formal de búsqueda en un espacio de estados para tratar brevemente este punto.

<sup>78</sup> Como hemos visto, el enfoque de Polya difiere en algunos aspectos de la IA. Para él cualquier método que contribuya a la resolución de problemas puede ser heurístico, desde hacerse ciertas preguntas hasta un diagrama o un cambio en el planteo del problema. Pero, aunque no usó el paradigma de búsqueda para describir la resolución de problemas en matemática (por lo que no resulta tan directo pensar en las heurísticas como influyendo en una toma de decisión) siempre habla de “métodos elegidos por un resolvidor”.

Algunos autores posteriores, como Slagle, utilizaron las heurísticas como métodos para decidir tanto qué transformaciones del problema ir utilizando así como para transformar el problema mismo. Minsky plantea un contexto de búsqueda donde las heurísticas guían gradualmente al resolvidor hacia la solución. La regla de “ascenso a la colina” (*hill climbing*) es un ejemplo típico.<sup>79</sup> Por su parte, Feigenbaum y Feldman explicitan su relevancia para la reducción del espacio de búsqueda y toman como casos varias reglas del pulgar. Consideran que cuando el resolvidor elige una trayectoria para solucionar el problema está dejando otras de lado. En general, para toda esta tradición de la temprana IA las heurísticas guían la búsqueda a través de espacio de estados.<sup>80</sup> Pueden hacerlo en forma directa indicando el siguiente paso a seguir, como en el caso de las funciones de evaluación por ejemplo. O pueden hacerlo de manera indirecta cambiando algún aspecto de la situación del problema, como vimos en el caso de los probadores de teoremas con la regla “eliminar teoremas complejos de una lista de sub-problemas”.<sup>81</sup>

---

<sup>79</sup> Es una técnica de optimización que pertenece a la familia de los algoritmos de búsqueda local. Se trata de un algoritmo iterativo que comienza con una solución arbitraria a un problema y luego intenta encontrar una mejor solución variando incrementalmente un único elemento de la solución. Si el cambio produce una mejor solución, otro cambio incremental se le realiza a la nueva solución, repitiendo este proceso hasta que no se puedan encontrar mejoras.

<sup>80</sup> Esto puede verse en la mayoría de los diseños de juegos en los que las heurísticas deciden qué tipo de movimiento legal se realizará a continuación o en las aplicaciones de los probadores de teoremas que hemos explicitado. Algo similar sucede con los sistemas expertos, las heurísticas del experto humano que se toman como base para implementarlas en los programas pueden verse como guías en la toma de decisión para resolver diversos problemas, como realizar un diagnóstico médico satisfactorio (MYCIN) o una análisis geológico (PROSPECTOR).

<sup>81</sup> Romanycia y Pelletier (1985) consideran esta división en términos de “determinar la decisión en forma pasiva o activa” y atribuyen muchos de los problemas en las caracterizaciones de las heurísticas a una confusión entre ambos roles. Las heurísticas ejercerían su función activamente cuando determinan la dirección de la actividad como un todo y pasivamente cuando constituyen una de las reglas del menú para seleccionar. Estos usos no son excluyentes y son legítimos para referirse a distintas prácticas. Los autores consideran esta distinción constituye el trabajo preparatorio para esclarecer discusiones nebulosas como los problemas de organización jerárquica, los niveles de toma de decisión, la diferencia entre estrategias de decisión de alto orden y de bajo orden, etc.

Así, uno de los principales roles que desempeñan las heurísticas es que guían las decisiones de los programas (resolvedores de problemas) durante el movimiento desde el estado de inicio al estado de solución. Con ello se está suponiendo que en los contextos donde éstas operan siempre hay algún mecanismo de decisión y que, precisamente, el efecto de las mismas es guiar este mecanismo por una trayectoria determinada como opuesta a otra. Por ejemplo, Pearl las define como:

Las heurísticas son criterios, métodos o principios para decidir cuál entre varios cursos de acción alternativos promete ser el más eficaz con el fin de alcanzar algún objetivo. Ellas representan compromisos entre dos requisitos: la necesidad de hacer tal criterio simple y, al mismo tiempo, el deseo de que puedan discriminar correctamente entre buenas y malas opciones (Pearl, 1984: 31).

En líneas generales, los procedimientos, los programas y las heurísticas son conjuntos organizados de reglas. Cada uno es un conjunto de reglas que resume una variedad de conductas para distintas circunstancias dables de ocurrir en un determinado periodo de tiempo. Además de seguir una regla, las heurísticas se caracterizan por “filtrar”, “simplificar” o “transformar” y, en este sentido, tienen el propósito de re-estructurar la situación del problema de tal modo que se disponga de un menú de opciones diferente para elegir.

### ***Las bases en un conocimiento incompleto***

Uno de los hechos que vuelve tan atractivas las heurísticas para ciertos campos es que permiten aprovechar el conocimiento parcial que se tiene acerca de un dominio para resolver problemas. En efecto, hay veces que los datos son escasos o no contamos con suficiente conocimiento para construir un algoritmo eficiente. Algunos autores como Lenat han intentado diferenciar heurísticas y algoritmos a partir de la diferencia en sus respectivos dominios de aplicación:

En una etapa temprana [de conocimiento de un dominio], hay muy pocos elementos para expresar muchas heurísticas; mucho más tarde, el ambiente puede ser lo suficientemente bien conocido como para ser algoritmizado; en el medio, la búsqueda heurística es un paradigma útil. La predicción de los eclipses ha pasado a esta etapa final de algoritmización; los diagnósticos médicos se encuentran en

la etapa intermedia donde las heurísticas son útiles; la construcción de programas para buscar nuevas representaciones de conocimiento es todavía pre-heurística. (Lenat 1982: 222)

Así, Lenat plantea diferentes etapas en un dominio dado que se encuentran vinculadas al grado de conocimiento que poseemos del mismo. A ellas se asocian distintos procedimientos, con determinado grado de confiabilidad, que nos permiten resolver problemas dentro de dicho campo.<sup>82</sup> De acuerdo al tratamiento que hemos realizado en el apartado anterior, podemos pensar estas apreciaciones como un espectro de niveles de confiabilidad para la toma de decisiones. En un extremo se ubicarían los algoritmos más eficientes que se consideran óptimos y en el otro, aquellos algoritmos muy poco eficientes en los que casi no se deposita confianza alguna. Las heurísticas se situarían en el medio: son plausibles más que certeras. Se basan en cierta familiaridad con el problema que se desea resolver de lo cual se deriva algún grado de confiabilidad hacia la regla.

Este punto ofrece mayor riqueza para nuestro análisis que la sola confiabilidad. El “insight” parcial acerca del dominio del problema es uno de los componentes más destacados en las caracterizaciones de la noción de heurística. Cada heurística particular tiene una representación particular del dominio del problema. Se descubre algún aspecto del problema y, en base a ello, se puede construir una o más heurísticas. Por ejemplo, en el ajedrez, el conocimiento de que en determinado momento del juego el alfil puede ir en dos jugadas a más cantidad de casillas que la torre podría permitir generar la heurística provisoria: "Utilizar el alfil en este turno". O tomemos el caso de los probadores de teoremas que hemos visto. Contamos con el conocimiento de que éstos pueden empantanarse

---

<sup>82</sup> Por supuesto, se trata de una idealización esquemática, cómo se ubica un procedimiento particular en este espectro dependerá de la concepción que se tenga de cuáles se sitúan en ambos extremos. Por ejemplo, al considerar la tesis de Lenat, Feigenbaum y Feldman (1963: 116) comentan que Newell *et al.* primeramente hablaron del algoritmo del Museo Británico como produciendo expresiones “simples y económicas” pero luego lo llamaron heurístico porque su generador era sólo en apariencia “ensayo y error ciego” pues generar sólo teoremas es más selectivo que generar todas las fórmulas bien formadas.

en fórmulas más y más complejas y de que una parte importante de su funcionamiento para probar teoremas pasa por encontrar patrones similares en otras fórmulas. A su vez, sabemos que en la lógica simbólica  $A$  es equivalente a  $\neg\neg A$ . Basándonos en todos estos conocimientos podríamos construir una heurística que simplificase la comparación de patrones: "en circunstancias tales y tal es eliminar el exceso de negaciones". Bien podría haberse hecho uso de otras equivalencias como las expresadas por las Leyes de De Morgan para derivar una heurística como: "recomendar la conversión de todas las fórmulas a algún tipo de forma normal".

A veces, el *insight* que se tiene de un dominio puede expresarse en términos simples, como en el caso de estos ejemplos, pero en otras ocasiones no resulta tan sencillo. Romanicya y Pelletier (1985) toman a modo de ilustración el comprobador del programa del juego de damas de Samuel. Éste emplea una función de evaluación polinómica que incluye características como "centro de control", "movilidad", "número de intercambios ejecutorios", etcétera. Este polinomio de 16 elementos representa un *insight* acerca del juego de damas, pero ¿cómo puede expresarse de manera sencilla? Por una parte, señalan los autores, el *insight* es altamente dependiente del programa particular de Samuel y sus muestras de ensayo. Se trataría sólo de un conocimiento acerca de cómo jugar bien a las damas con este programa particular. Sin embargo, puede pensarse que la percepción es más universal. Por ejemplo, nos dice entre otras cosas que como norma general "reinar en el centro" es más poderosa de lo que se podría haber esperado. En este sentido, Romanicya y Pelletier consideran que hay cierto conocimiento del dominio antes de las heurísticas, mientras que otros aspectos son descubiertos por el examen de las propias heurísticas. Así, estas dos formas de conocimiento, los aspectos del problema (conocimiento factual) y cómo hacer uso de estos aspectos (conocimiento procedimental), pueden existir de forma bastante independiente.

Otros autores como Minsky (Feigenbaum y Feldman, 1963: 409) o Newell et al. (1980) caracterizan la relación entre las heurísticas y el *insight* como

la posibilidad de moverse desde el estado de inicio a la meta evitando las trayectorias infructuosas con algún mecanismo que permita *detectar* si se está “más frío o más caliente”. Una especie de retroalimentación (*feedback*) negativa que mantiene la búsqueda en el camino correcto. Como hemos visto, en cada punto del proceso donde se presentan alternativas se toma una decisión; bastará con que sólo algunas sean fructíferas para no alejarse del camino correcto. Esta descripción refleja principalmente el caso de las funciones de evaluación. Una caracterización más amplia de la relación entre las heurísticas y el *insight* echa mano a los desarrollos en torno de los modelos y las analogías [Boden (1977: 341-344), Minsky (1968: 425), Pearl (1984: 113- 118) y Polya (1945: 37-46, 180)]. En la parte I de este trabajo hemos explorado estas nociones. Uno de los puntos destacados en esta dirección es que los modelos, en tanto pueden pensarse como representaciones simplificadas que nos permiten focalizarnos en los aspectos más relevantes de algún problema, constituyen un *insight* cuya simplicidad permite descubrir a su vez nuevos *insights*. Otra cuestión relevante, vinculada al hecho de que cuando hay suficiente similitud entre los análogos puede transferirse el conocimiento que se tiene de la fuente al nuevo dominio, es que es posible transferir no sólo el *insight* sino también las heurísticas.

Judea Pearl considera que las heurísticas (el camino a la solución) muchas veces son descubiertas a través de la construcción de modelos simplificados del dominio del problema. Estos modelos se consiguen quitando ciertas restricciones del modelo original o, en términos de Pearl, relajando las reglas.<sup>83</sup> Es decir, su obtención se basa en un argumento operacional (se describe un procedimiento para resolver un problema auxiliar similar) más que a través de un argumento analítico (se selecciona una propiedad que debe satisfacer toda solución y se busca el costo mínimo requerido para mantener esa propiedad). Luego, por analogía esta heurística descubierta puede aplicarse al problema original.

---

<sup>83</sup> Pearl prefiere el término “relajado” a “simplificado” porque muchas veces el modelo relajado no es más simple que el modelo original.

A modo de cierre de esta sección queremos destacar algunos de los elementos trabajados. Desde sus orígenes, las heurísticas han estado asociadas al descubrimiento y la resolución de problemas. Debido a su carácter provisional y plausible se las contrastó con el razonamiento deductivo, ubicándolas junto al razonamiento inductivo y las analogías. Cuando el concepto ingresó en el campo de la computación estos usos decantaron en la concepción de un esquema de búsqueda en un espacio de estados y se las contrapuso a los algoritmos. Otras líneas prefirieron la eficiencia como criterio, más que la garantía en los resultados, para valorar estos métodos. Esto es, el hecho de que sean útiles para determinados fines aún cuando no puedan garantizarse los resultados. Hemos destacado, que cuando consideramos la implementación este requerimiento se hace patente y las heurísticas dejan de parecer menos loables. De hecho, como mantiene Minsky, los “algoritmos en la práctica” pueden ser considerados heurísticos. La cuestión es que “en la práctica” la velocidad y la cantidad de memoria importan y, precisamente, las heurísticas permiten una reducción de los esfuerzos para el cálculo. Así, se las describe como simplificaciones, atajos o estratagemas que permiten el mejoramiento del rendimiento del sistema. En este sentido, puede establecerse una re-lectura de muchas de las “estratagemas” empleadas en las simulaciones computacionales.

Desde esta perspectiva, las heurísticas son reglas que tienen un carácter compensatorio. La eficiencia se encuentra vinculada a la idea de algún tipo de balance costos – beneficios: mantener los costos computacionales (de tener que llevar a cabo un análisis exhaustivo o muy detallado) bajos pero los beneficios (soluciones de calidad) suficientemente altos. En la versión más general, podría mejorarse el rendimiento mediante heurísticas de cualquier campo donde se puede compensar la utilización de los recursos por una ligera pérdida del número de problemas solucionables, o de la calidad de las soluciones; y a la inversa, si por algún medio podemos incrementar la utilización de recursos que redunde en un dramático incremento de problemas solucionables, o un incremento en calidad de las soluciones.

### 5.1.3. Algoritmos como artefactos

A fines del s XVIII, los impactantes avances dentro de física que habían permitido las ecuaciones matemáticas llevaron a la creencia general de que casi todos los aspectos del mundo natural podrían eventualmente explicarse en última instancia mediante el uso de este tipo de ecuaciones. A partir de 1940, con el desarrollo de las computadoras digitales el rango de cálculos que podían llevarse a cabo se amplió considerablemente. Sin embargo, en muchos casos, no quedaba clara su relevancia para la epistemología, ni en qué medida el uso de las computadoras excedía o no la función de ser “grandes *masticadores* de números”.

Lo que nos interesa analizar en este apartado es si existen ciertos rasgos en la naturaleza de los algoritmos y las heurísticas que nos permitan diferenciarlos de las ecuaciones matemáticas en general y, si este hecho, implica ciertos aspectos característicos de su función epistémica. ¿En qué sentido puede decirse que ha cambiado el ámbito del cálculo con la incursión de las computadoras digitales? Si logramos responder a esta cuestión, estaremos en mejores condiciones para dar cuenta del modo en que las simulaciones computacionales están transformando el rostro de las prácticas científicas.

Comencemos con el análisis de un caso que aparece en el libro de Berlinski (2000). El objetivo es describir un proceso de crecimiento (o decaimiento) uniforme que podría utilizarse para describir por ejemplo el comportamiento de una colonia de bacterias. Se busca un esquema que permita calcular predictivamente el número de bacterias en algún punto del futuro (o del pasado) dado el número de bacterias en el presente. El problema así descrito toma la forma de un problema de valor inicial<sup>84</sup> representado por la ecuación diferencial ordinaria

---

<sup>84</sup> En ecuaciones diferenciales un problema de valor inicial o problema de Cauchy consiste en resolver una ecuación diferencial sujeta a ciertas condiciones iniciales sobre la solución cuando una de las variables que la definen (usualmente, la variable temporal), toma un determinado valor (usualmente,  $t = 0$ , para modelar las condiciones del sistema en el instante inicial).



$$\frac{df(t)}{dt} = Af(t)$$

La función  $f(t)$  denota un proceso que relaciona cada momento de tiempo con el número de bacterias y  $A$  es una constante de proporcionalidad que indica la proporción de bacterias ocupadas en la reproducción. Así, la ecuación expresa que la tasa de cambio en  $f(t)$ , el número de bacterias en un tiempo  $t$ , es proporcional en  $t$  a la propia  $f(t)$ . Es decir, cuán rápido crece una colonia de bacterias depende del número absoluto de bacterias que se tenga y del porcentaje relativo de bacterias que se estén reproduciendo.

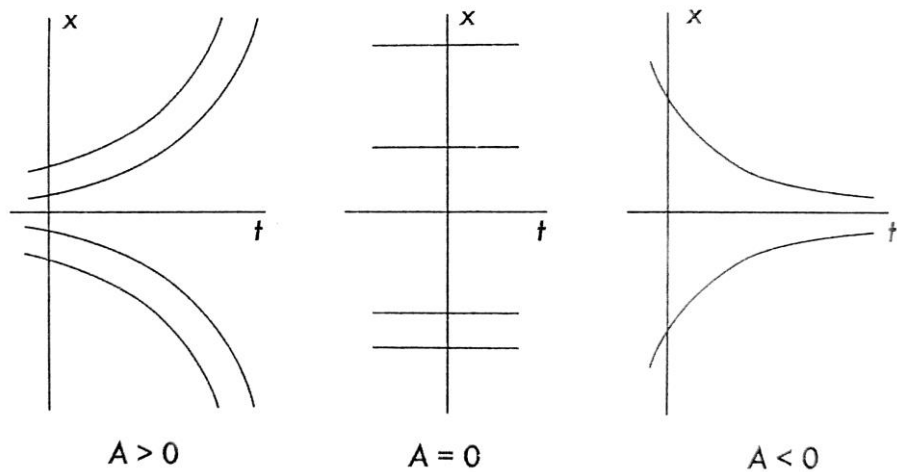
La ecuación de crecimiento uniforme, señala Berlinski, admite una solución simple pero absolutamente general a través de la función exponencial

$$f(t) = ke^{At}$$

pues el cálculo establece que la derivada de  $ke^{At}$  no es otra que  $Af(t)$ . El número irracional  $e$  es considerado como el número por excelencia del cálculo, así como  $\pi$  lo es de la geometría, por el simple hecho de que la función  $e^x$  coincida con su derivada hace que la función exponencial se encuentre frecuentemente en el resultado de muchas ecuaciones diferenciales sencillas. Como consecuencia de esto, describe el comportamiento de diversos acontecimientos físicos.<sup>85</sup> Su valor se encuentra entre 2 y 3 pero, en este caso, la exponenciación determina un valor especificado por los números  $A$  y  $t$ . La constante  $k$  tiene una interpretación como el valor inicial del problema que consiste en alguna enumeración del número de bacterias, el peso o la masa. Así,  $ke^{At}$  provee una descripción del proceso de cambio: crecimiento, decaimiento o estabilidad. Las tres fases pueden representarse en un sistema de coordenadas cartesiano (fig. 1).

---

<sup>85</sup> De la misma manera, aparece en muchos otros campos de la ciencia y la técnica, describiendo fenómenos eléctricos y electrónicos (descarga de un condensador, amplificación de corrientes en transistores BJT, etc.), biológicos (crecimiento de células, etc.), químicos (concentración de iones, periodos de semi-desintegración, etc.), y muchos más (Belinski, 2000).



[Figura 1]

Las ecuaciones que no pueden ser resueltas analíticamente pueden, sin embargo, ser simuladas. Pueden utilizarse distintas técnicas pero por lo general se construyen algoritmos para esos casos específicos mediante técnicas de cálculo numéricas, discretas y finitas. La más elemental para este caso, señala Berlinski, se deriva del cálculo matemático mismo. La integral definida

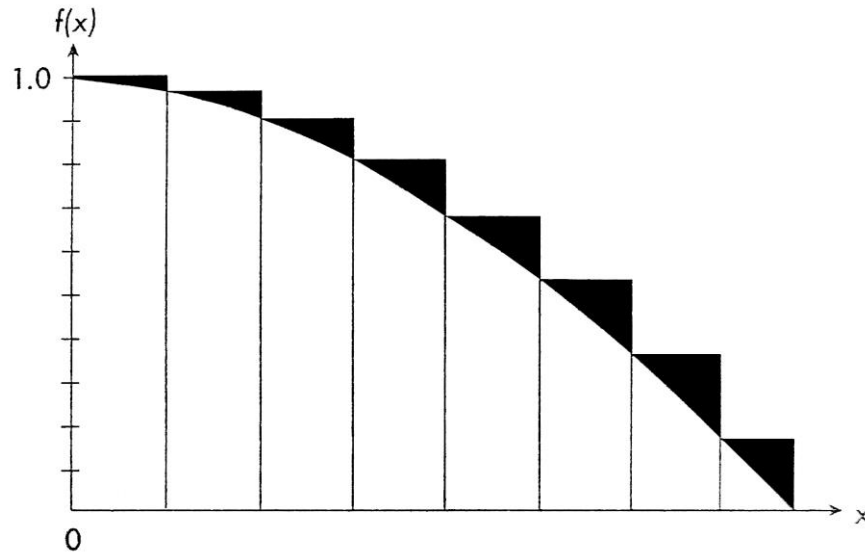
$$F = \int_a^b f(x)dx$$

figura en el cálculo como fuente de una expresión analítica (alguna función) así como un medio para designar el área por debajo de una curva del punto  $a$  al  $b$ ; bajo esta acepción geométrica, tiene una identidad con el límite de cierta secuencia de sumas:

$$\lim_{\Delta t \rightarrow 0} \sum_a^b \Delta t_i f(t_i)$$

Con un ejemplo puede verse lo que esto significa, marca Berlinski. El área bajo la curva se divide en rectángulos, mientras los rectángulos se vuelven más y más pequeños la aproximación al área bajo la curva se vuelve cada vez mejor. Así, en el límite se vuelve perfecta e irrefragable y el límite representa no sólo la aproximación al área sino su valor real y ab-

soluta (fig. 2). “Pero para llegar al límite hay que recorrer un número infinito de pasos y el precio que se paga por esta irrefragabilidad matemática es la carencia de referencia empírica” (Berlinski, 2000: 245).



[Figura 2]

Sin embargo, continúa el autor, la integral

$$F = \int_a^b f(x)dx$$

puede ser calculada numéricamente por un algoritmo sencillo, aún cuando  $f(t) = e^{-t}$ . La fórmula es la fórmula para la integración misma, despojada del pasaje hacia el límite:

$$F = \sum_a^b \Delta t f(t)$$

El resultado es una aproximación al área bajo la curva, con el concomitante error que acompaña una aproximación. Aunque la misma puede mejorarse y mejorarse, pero en un número finito de pasos. El siguiente algoritmo, propuesto por Berlinski (2000: 244 – 245), lleva a cabo esta aproximación:

PROGRAM integ

```
! compute integral of f(x) from x = a to x = b
CALL initial (q, b, h, n)
CALL rectangle (a, b, h, n, area)
CALL output (area)
END
```

```
SUB initial (a,b,h,n)
  LET a = 0          ! lower limit
  LET b = 0.5* pi    ! upper limit
  INPUT prompt "number of intervals = ": n
  LET h = (b - a)/n  ! mesh size
END SUB
```

```
SUB rectangle (a, b, h, n, area)
  DECLARE DEF f
  LET x = a
  FOR i = 0 to n - 1
    LET sum = sum + f(x)
    LET x = x + h
  NEXT i
  LET area = sum*h}
END SUB
```

```
SUB output(area)
```

```

PRINT using "####.#####": area
END SUB
DEF f(x) = cos (x)*

```

Esta misma técnica de integración numérica puede proveer una solución numérica para ecuaciones diferenciales ordinarias que no posean solución analítica. Supongamos, propone el autor, que

$$\frac{df(t)}{dt} = g(t, y)$$

es una ecuación de este tipo, una afirmación de cambio en la que nada accesible responde a  $f(t)$ . Otras técnicas podrían emplearse aunque básicamente todas consisten en aproximaciones. Dentro del cálculo la derivada responde a la pendiente de la línea tangente:

$$\frac{df(t)}{dt} = g(t, y) = \frac{f(t_i + \Delta t) - f(t_i)}{\Delta t} \approx g(t_i, f(t_i)) + O(\Delta t)$$

De izquierda a derecha, tenemos primero la indicación de tres cosas idénticas y luego el signo “ $\approx$ ” indica una aproximación. La expresión afirma que la derivada de la función  $f(t)$  puede ser aproximada por el valor de  $g(t_i, f(t_i))$  con un error designado por el término  $O(\Delta t)$ . Por álgebra elemental se sabe que esto es equivalente a decir que

$$f(t_i + \Delta t) \approx f(t_i) + g(t_i, f(t_i)) \times \Delta t,$$

el error permanece el que era. Desde el punto de vista matemático, la ecuación diferencial original ha sido reemplazada por una ecuación de diferencia en la cual la derivada es aproximada por un cociente de diferencia que no involucra límites de ningún tipo. La gran virtud de esta técnica, remarca Berlinski, es que se presta para la ejecución por el algoritmo con cada nuevo punto de solución de la ecuación de diferencia aproximada por el valor tangente en el punto que acabamos de dar. El algoritmo es el algoritmo de Euler:

```

BEGIN Euler
INPUT x0, y0, xf, h

x: =x0

y = y0

WHILE (x < xf) DO

y: = y + h*f(x,y)

x: = x + h

    OUTPUT x, y

ENDDO

END Euler*

```

Aunque no es la herramienta disponible más precisa, funciona para casos simples (Berlinski, 2000: xx) y a nuestros fines permite ilustrar algunos puntos. El algoritmo puede generarse paso a paso, en un periodo finito de tiempo y actuando entre dos puntos geométricos, una solución que cumple las restricciones de la ecuación diferencial original, dentro del rango de error especificado. Berlinski (2000: 247) señala algunas diferencias entre una solución algorítmica de este tipo y una solución analítica a una ecuación diferencial ordinaria. Este parece un buen lugar para comenzar a explorar la naturaleza de los algoritmos. Primero, señala que mientras la solución algorítmica actúa sólo sobre intervalos finitos de espacio y de tiempo, la solución analítica se plantea en el continuo. Segundo, un punto vinculado al anterior es que la solución analítica es infinita mientras que la algorítmica es finita. Pero la cuestión que más nos interesa es que estas diferencias no son sólo conceptuales sino también prácticas: una solución analítica debe ser descubierta, una solución algorítmica ejecutada.

El advenimiento del algoritmo ha traído un universo de ecuaciones dentro del dominio de las computadoras; los físicos que no pueden resolver completamente

las ecuaciones de campo de Einstein para la relatividad general pueden sin embargo utilizar variantes sofisticadas del algoritmo de Euler para ver modelos de juguete del universo mientras evolucionan paso-a-paso a partir de un conjunto determinado de condiciones iniciales. Esta aparente habilidad del algoritmo para proporcionar creaciones intento tras intento es, por supuesto, un proceso inmensamente excitante de ver. Pero hay un precio que pagar por esta deslumbrante belleza. Una ecuación diferencial y su solución analítica pertenecen a uno y el mismo mundo de discurso; obedecen a las mismas reglas y gimen y se aparean con las mismas leyes. Un algoritmo es una entidad extraterrestre en este mundo, discreta, finita, moviéndose hacia atrás como los cangrejos a través de sus pasos designados y cargando por siempre con la marca de su creador humano (Berlinski, 2000: 248).

Berlinski parece marcar alguna diferencia de tipo entre los algoritmos y las ecuaciones matemáticas. En efecto, una de las centrales es que pertenecen a distintos “mundos de discurso”. Como hemos visto, los algoritmos pueden caracterizarse como recetas, paso a paso, para dar órdenes a una computadora para que ejecute un programa. Por ello, se formulan en un lenguaje procedimental o imperativo que típicamente se usa en el contexto de dar órdenes, recetas, prescripciones o apelaciones.<sup>86</sup> En este sentido, se diferencian de las leyes o teorías científicas que están formuladas en lenguaje declarativo<sup>87</sup> y que generalmente desempeñan funciones descriptivas – representativas.<sup>88</sup> Dentro de la filosofía de la ciencia diversas líneas han mantenido, con mayores o menores diferen-

---

<sup>86</sup> Por supuesto, las sentencias declarativas también se pueden utilizar para dar órdenes, por ejemplo, "Usted va a pagar sus deudas en este momento". Sin embargo, en estos casos, se deben cumplir un número de condiciones adicionales: sólo en combinación con sujetos de segunda persona, con un tiempo no pasado y con un predicado no estativo.

<sup>87</sup> En general, se acepta que las leyes son las unidades aseverativas mínimas del discurso científico que se pueden articular a su vez para formar unidades más amplias, las teorías.

<sup>88</sup> Las oraciones declarativas son las más utilizadas para actos de habla tales como la afirmación, la alegación y la declaración pero también para acusar, criticar, hacer promesas o dar garantías; todos los enunciados performativos son también del tipo declarativo. Además, cabe aclarar que las sentencias declarativas también se pueden utilizar para dar órdenes, por ejemplo, "Usted va a pagar sus deudas en este momento". Sin embargo, en estos casos, se deben cumplir un número de condiciones adicionales: sólo en combinación con sujetos de segunda persona, con un tiempo no pasado y con un predicado no estativo.

cias, la visión general de que mediante un número reducido de leyes formuladas en lenguaje matemático se podrían expresar “los secretos de la naturaleza”. Así, las leyes son susceptibles de ser verdaderas o falsas mientras que los algoritmos no lo son.<sup>89</sup> Una orden no es verdadera o falsa. O, en lo que respecta a las teorías, se evalúan de acuerdo a su adecuación descriptiva, mientras que los algoritmos no.

En consecuencia, no es lo mismo valorar una ley científica con sus ecuaciones matemáticas que un algoritmo que pueda implementarse en un programa de computadoras. La primera puede ser evaluada directamente por sus valores de verdad o su grado de adecuación descriptiva, mientras que un algoritmo será aceptado o no según su sencillez, operatividad, eficacia, rapidez o implementabilidad técnica. Lakatos distinguía en un sentido similar dos criterios de preferencia racional, *ambos de tipo epistémico*, el mayor o menor contenido empírico y el potencial heurístico. Estas cuestiones están en el corazón de los modelos computacionales y, por ende, de las simulaciones. Como hemos visto, a través del análisis de su proceso de construcción el paso del modelo matemático al modelo computacional requiere tomar en cuenta las restricciones computacionales. Así, estos valores condicionan la búsqueda de la solución al problema planteado, marcando un estilo de diseño.

---

<sup>89</sup> Si tomamos las leyes como proposiciones serán verdaderas o falsas. La visión tradicional es que las leyes describen hechos de la realidad. Según esta concepción, si se obtienen los hechos predominantes descritos por cierta ley entonces se cuenta con una ley verdadera, o verdadera por el momento, hasta que nuevos hechos sean descubiertos (Para un tratamiento detallado de la teoría correspondiente de la verdad véase: David, 1994. Sobre la verdad en general pueden consultarse las antologías de Blackburn y Simmons, 1999 y Lynch, 2001). Sin embargo, dado que las mismas contienen diversas idealizaciones sólo cabe esperar su verdad aproximada. Pues si exigimos una aplicación estricta, muchas (sino todas) las leyes aparecerán como, o bien vacuamente verdaderas, o bien “irremediablemente” falsas (Tooley: 1977, Armstrong, 1983). Si, siendo totalmente estrictos, la propiedad A no es verdadera para ningún individuo, entonces la afirmación “todos los A son B” es vacuamente verdadera por ser su antecedente siempre falso. Por ejemplo, la primera ley de Newton afirma que todos los cuerpos para los cuales la suma de las fuerzas externas sea nula mantienen constante su velocidad, pero seguramente no hay ningún cuerpo que satisfaga el antecedente, con lo que la ley es vacuamente verdadera. Lo mismo ocurre con la patente falsedad de las leyes cuando, si exigimos *total* precisión, A se aplica pero B no.



Queremos poner de relieve dos cuestiones respecto de los algoritmos implementados que se desprenden de la sección anterior. Primero, el hecho de que los algoritmos implementados son heurísticos: constituyen una exploración a través de un recorte pragmático, de una estrategia con que se plantea la búsqueda de una solución a un problema. Se puede partir incluso de hipótesis no probadas o netamente de ficciones para intentar extraer consecuencias de más fácil tratamiento y, en general, para ampliar la problemática de una determinada ciencia. Segundo, los algoritmos implementados permiten mejorar el rendimiento total del sistema. Así como la eficiencia de la máquina para calcular depende del hardware, depende también del algoritmo que se elija. Los avances en el campo de los algoritmos tienen relación directa con el rendimiento de las computadoras.<sup>90</sup>

Por último, consideremos el enfoque de que los algoritmos son herramientas de cálculo. Como hemos visto, un algoritmo puede ser caracterizado como un proceso sistemático de cálculo. En su sentido más acotado, se trata de un procedimiento computacional bien definido que toma cierto valor, o conjunto de valores, como entrada y produce cierto valor, o conjunto de valores, como salida. Es una secuencia de pasos de cálculo que transforman la entrada en la salida y puede ser llevada a cabo de manera automática por una computadora digital. Desde la resolución de problemas, un algoritmo puede ser considerado como una herra-

---

<sup>90</sup> Un claro ejemplo de la incidencia de la eficiencia de los algoritmos en el rendimiento del sistema es el trabajo de John Pople, quien realizó sucesivas contribuciones a los cálculos de orbitales moleculares. Su algoritmo permitió investigar mediante simulaciones computacionales las propiedades de las moléculas en los procesos químicos y, en este sentido, se lo considera uno de los fundadores de la química computacional. Pople (1969) generó un algoritmo que mejoró la eficiencia en más de dos órdenes de magnitud respecto de los orbitales que se utilizaban para calcular en la época (tipo Slater). Su trabajo sentó las bases para tratar con los recursos computacionales de la época hasta 50 electrones con cálculos *ab initio* y dentro de un error admisible de 1Kcal/mol. Así, pudieron comenzar a tratarse moléculas orgánicas como la del benceno que cuenta de seis átomos de carbono y seis átomos de hidrógeno.

mienta para la resolución de un problema computacional bien especificado. En términos generales, el planteamiento del problema especifica<sup>91</sup> la relación deseada entre la entrada y la salida, y el algoritmo describe un procedimiento computacional específico para lograrlo.<sup>92</sup> Este procedimiento se escribe como un conjunto de acciones a llevarse a cabo secuencialmente una tras otra (programa). Mientras se ejecuta el programa, estas acciones cambian el valor de los datos, usualmente denominados variables. En todo momento del procedimiento las variables poseen un valor determinado que se denomina 'estado'.

Tomemos un ejemplo, el caso de ordenar una secuencia de números en un orden no- decreciente. Este problema se plantea con frecuencia en la práctica<sup>93</sup>. Un 'algoritmo de ordenamiento' es un algoritmo que pone elementos de una lista (o un vector) en una secuencia dada por una relación de orden. Es decir, el resultado de salida ha de ser una permutación -o reordenamiento- de la entrada que satisfaga la relación de orden dada:

Entrada (*input*): una secuencia de números  $n$  ( $a_1, a_2, \dots, a_n$ )

Salida (*output*): una permutación (reordenamiento) de la secuencia de entrada ( $a'_1, a'_2, \dots, a'_n$ ) tal que  $a'_1 \leq a'_2 \leq \dots \leq a'_n$ .

---

<sup>91</sup> Un algoritmo se puede especificar en castellano, como un programa o incluso como un diseño de hardware. El único requisito es que la especificación debe proporcionar una descripción precisa del procedimiento de cálculo a seguir.

<sup>92</sup> Así, se puede establecer la corrección de un algoritmo si, para cada instancia de entrada, se detiene con la salida correcta. Un algoritmo correcto resuelve entonces el problema dado. Un algoritmo incorrecto podría en ciertos casos no detenerse siquiera con algunas entradas o podría detenerse con una respuesta que no fuera la deseada. El problema de la corrección de los algoritmos es muy trabajado dentro la filosofía computacional de la ciencia.

<sup>93</sup> Las relaciones de orden más usadas son el orden numérico y el orden lexicográfico. Los ordenamientos eficientes son importantes para optimizar el uso de otros algoritmos (como los de búsqueda y fusión) que requieren listas ordenadas para una ejecución rápida. También es útil para poner datos en forma canónica y para generar resultados legibles por humanos.

Entonces, dada la secuencia (31, 41, 59, 26, 41, 58) el algoritmo de ordenamiento devolverá como salida la secuencia (26, 31, 41, 58, 59). Esta secuencia de entrada se denomina una 'instancia del problema de ordenamiento'. En general, una instancia de un problema consta de una entrada, que satisfaga las constricciones que se impongan en el planteamiento del problema, para calcular la solución al problema. La ordenación es una operación fundamental en la ciencia de la computación, muchos programas la utilizan como un paso intermedio en la ordenación de un gran número de algoritmos. Cuál sea el mejor algoritmo para una aplicación dada dependerá, entre otros factores, del número de elementos a ordenar, el grado en que éstos ya estén un poco ordenados, las posibles restricciones a los valores de los elementos y el tipo de dispositivo de almacenamiento que se utilizará. Pese a que el ejemplo es un tanto esquemático, permite marcar algunas cuestiones.

Como hemos visto, los algoritmos están escritos en un tipo de lenguaje particular, el procedimental, que permite la acción y transformación de las variables. En este sentido, se dice que se trata de un procedimiento de cálculo, pues provee los medios para derivar y generar nuevos datos a partir de los ya existentes. Pero, no debemos confundir este sentido de la palabra cálculo con el que hemos venido usando. Hacking (1983) aclara que no se refiere al mero hecho de "hacer las cuentas". En nuestra jerga, se trata de construir modelos. Por lo que respecta a las simulaciones computacionales, hemos mostrado que ello excede la actividad de "sacar consecuencias" lingüísticas al modelo representacional, hemos expuesto las complejidades de este proceso, especialmente en torno a la implementación de los modelos computacionales. Podemos admitir que el modelo sea representacional, pero no se reduce a ello. Hemos destacado la relevancia de los aspectos procedimentales. En el siguiente apartado, pondremos de relieve cómo la representación se entrelaza con la intervención a partir del análisis de las simulaciones como una estructura medios-fines. En el capítulo 6, marcaremos además algunas prácticas involucradas en la simulación que son tierra común con la experimentación. Por lo cual diremos que los aspectos más relevantes para señalar

sus particularidades metodológicas y epistemológicas, no se limitan a la representación. Por último, cabe aclarar que los algoritmos no atañen sólo a la sintaxis, la semántica y la pragmática de cualquier lenguaje también están condicionadas por el correspondiente algoritmo en forma de regla. Estas cuestiones sientan las bases para proponer, en el capítulo 6, una versión de cálculo enriquecida en la que las simulaciones constituyen una especie de “fase experimental” que puede llevar a nuevos descubrimientos.

## **5.2. Los artefactos y la ciencia de lo artificial**

En este apartado, intentaremos profundizar algunas características de los algoritmos y sus consecuencias para la ciencia a partir del análisis de Herbert Simon de la ciencia de lo artificial (1996). En primer lugar, hemos dicho que los algoritmos son artefactos. Con ello nos referimos a objetos hechos por el hombre en contraposición a los objetos naturales, lo cual no implica que no deban atenerse a las leyes naturales. Simon identifica (1996: 5) cuatro indicios que distinguen lo artificial de lo natural. Primero, los objetos artificiales son sintetizados, generalmente, por seres humanos. Segundo, los objetos artificiales pueden imitar las apariencias de las cosas naturales mientras que carecen, en muchos otros aspectos, de la realidad que tienen estas últimas. Tercero, los objetos artificiales pueden caracterizarse en términos de sus funciones, objetivos y adaptación. Cuarto, los objetos artificiales son discutidos a menudo, especialmente mientras son diseñados, en términos imperativos tanto como descriptivos.

Algunas de estas cuestiones las hemos abordado, veamos un poco más en detalle el carácter funcional que de ellas se desprende. El hecho de que sean objetos artificiales implica que tendrán ciertas características vinculadas a los objetivos y capacidad del diseñador. El diseñador se pregunta cómo tiene que ser el artefacto para funcionar y cumplir ciertos fines. Para Simon cumplir con un propósito o adaptarse a un objetivo implica una relación entre tres términos: el objetivo, el carácter del artefacto y el contexto o medioambiente en que funciona el artefacto. La

ciencia natural influye en dos de estos términos, la estructura del artefacto en sí misma y el contexto en que funciona. Por ejemplo, el hecho de que un cuchillo cumpla con el objetivo de cortar dependerá de su constitución interna y de lo que se pretenda cortar. En este sentido, un artefacto puede ser pensado como una interface entre un contexto inherente, la substancia y organización del artefacto en sí mismo, y un contexto extrínseco, los alrededores en que opera. Si el contexto inherente es apropiado al contexto extrínseco, o viceversa, el artefacto satisfará el objetivo propuesto.<sup>94</sup>

Si reinterpretamos desde este marco la cuestión de la construcción de los algoritmos en general, y de las simulaciones computacionales en particular, podemos entender las peculiaridades de los elementos que se integran y los propios objetivos. Como señala Simon, su diseño debe contemplar cuestiones imperativas y declarativas. En las secciones previas hemos argumentado este punto estableciendo una jerarquía de modelos subyacentes en la construcción de las simulaciones computacionales que responden a diferentes restricciones. Hemos destacado que la implementación ha modificado el ámbito del cálculo. Las constricciones que impone la máquina a los fines del diseño, tiene que ver con condicionamientos que exceden los del modelo teórico matemático. En este sentido, también serán diferentes los objetivos del diseñador al tener que contemplar la implementación y los criterios para juzgar si el algoritmo es apropiado o no. Intervendrán valores asociados a su potencial heurístico, como la eficiencia, la sencillez o la rapidez, por ejemplo. Consideramos que estas cuestiones imprimen ciertas características particulares para las simulaciones computacionales.

Otra característica que atribuye Simon a los sistemas artificiales es que admiten una explicación funcional, es decir, se puede predecir el comportamiento del sistema a partir del conocimiento de sus objetivos y su contexto extrínseco, con solo mínimas suposiciones acerca del contexto

---

<sup>94</sup> Para Simon, esta condición no es exclusiva de los objetos artificiales, todo sistema adaptado puede verse en estos términos, incluso sistemas naturales.

intrínseco. Como veremos, esta característica está vinculada al carácter instrumental que pondremos de relieve en la próxima sección.<sup>95</sup> Para poder predecir, el artefacto no tiene por qué reproducir el mecanismo subyacente del sistema estudiado. Para Simon, un corolario inmediato es que a menudo se encuentran diferentes contextos intrínsecos acompañando objetivos idénticos o contextos extrínsecos similares, como en el caso de pájaros y aeroplanos, delfines y atunes, relojes a cuerda y relojes de batería, etc.

Este planteo de una estructura medios-fines para interpretar las simulaciones computacionales, permite entender el entrelazamiento entre representación e intervención. En particular, el hecho de que se represente bajo ciertos objetivos de predicción y control permite entender ciertas las decisiones de diseño que se alejan del rigor teórico o del ideal de una adecuación descriptiva exhaustiva. Para poder predecir, el artefacto no tiene por qué simular todos los rasgos del sistema estudiado, ni siquiera reproducir el mecanismo subyacente.

Por otra parte, en muchos casos, si un sistema particular cumple o no con su objetivo, o se adapta, depende sólo de pocas características del contexto extrínseco y no del detalle de ese contexto. Esta es una propiedad importante de los buenos diseños, ya sean artefactos o sistemas adaptativos. El diseñador aísla el sistema intrínseco del contexto, así se mantiene una relación invariante, entre el sistema intrínseco y el objetivo, independiente de las variaciones de un amplio rango de parámetros que caracterizan el sistema extrínseco.<sup>96</sup>

Así, para Simon, la ciencia de lo artificial espera caracterizar las principales propiedades del sistema y su comportamiento sin elaborar los detalles ni del contexto extrínseco ni del intrínseco. Fundamentalmente,

---

<sup>95</sup> En la parte A, hemos discutido el correlato no computacional de esta tesis para los modelos en general.

<sup>96</sup> Para Simon, esta cuasi-independencia del ambiente externo puede mantenerse por varias formas de aislamiento pasivo, por retroalimentación negativa, por adaptación predictiva, o por combinaciones de éstos.

dependerá de la relativa simplicidad de la interface como su recurso primario de abstracción y generalidad. La descripción de los artefactos en términos de su organización y funcionamiento –su interface entre los contextos intrínseco y extrínseco– es el principal objetivo de la actividad de diseñar e inventar. Los objetivos que ligan lo inherente y lo extrínseco al sistema son centrales a la descripción. El sistema intrínseco es una organización de fenómenos naturales capaces de atenerse a los objetivos en algún rango de contextos, pero comúnmente, habrá muchos sistemas naturales equivalentes capaces de hacerlo. El contexto extrínseco determina las condiciones para atenerse a los objetivos. Si el sistema intrínseco está bien diseñado, será capaz de adaptarse al contexto extrínseco, así, su conducta estará determinada en gran medida por el comportamiento del segundo. Pero, muchas veces, hay que conformarse con cumplir los objetivos del diseño sólo aproximadamente, esperando que luego se “revelen” las propiedades inherentes del sistema. Su comportamiento responderá en parte a la tarea del entorno y en parte a las propiedades limitantes del sistema en sí. Al comienzo, se aprende sólo lo que al sistema se le ha pedido hacer. Luego, al ejecutar la tarea, se aprende algo acerca de la estructura interna, específicamente, acerca de aquellos aspectos de la misma que fueron principalmente instrumentales para limitar el funcionamiento.

Analícemos la relevancia de este enfoque para las simulaciones computacionales. Para Simon, los objetos artificiales imitan lo real mostrando el mismo rostro ante el contexto exterior: adaptándose, respecto a los mismos objetivos, a rangos comparables de tareas externas. La imitación es posible porque diferentes sistemas físicos pueden organizarse para exhibir prácticamente un comportamiento idéntico. Las simulaciones imitan y, dado su carácter abstracto y su generalidad para manipular símbolos, la computadora digital ha extendido el rango de sistemas que pueden imitarse. Básicamente, se trata de comprender y predecir un sistema testeando una simulación en una variedad de entornos simulados. La semejanza en el comportamiento de sistemas, sin tener que ser idénticos los sistemas inherentes, es particularmente factible si los aspectos

en los cuales estamos interesados emergen de la organización de las partes (independientemente del todo, excepto de algunas propiedades de los componentes individuales). Para Simon, los sistemas artificiales y adaptativos tienen estas propiedades características que los hacen susceptibles de ser simulados via modelos simplificados.

Pero, cómo puede la simulación decir algo nuevo si sólo puede hacer aquellas cosas para las que está programada. Simon mantiene que al menos en dos sentidos. En primer lugar, al igual que Humphreys, sostiene que aunque tengamos las premisas, puede ser muy difícil descubrir qué implican. Muchos problemas de diseño radican en que pese a que los componentes inherentes del sistema se basan en leyes fundamentales bien conocidas –mecánicas, eléctricas o químicas- es difícil predecir cómo se comportará el ensamblaje de tales componentes. El segundo sentido, puede traducirse en la pregunta: ¿puede ayudarnos la simulación cuando no conocemos las leyes naturales que gobiernan el sistema inherente? Para responder esta cuestión, Simon recuerda el hecho de que las simulaciones computacionales pretenden explicar o predecir sólo algunas propiedades del sistema. No es necesario conocer toda la estructura interna del sistema sino sólo la parte crucial a la abstracción. De hecho, este es el caso para cualquier estrategia *top down*.

La ciencia se construye de esta manera. Sabíamos un montón del comportamiento de la materia antes de conocer las moléculas, sabíamos un montón de química antes de conocer la teoría atómica y un montón acerca de los átomos antes de conocer la teoría de la física de partículas. Esta construcción del “techo” de la ciencia, sin conocer los fundamentos es posible porque el comportamiento del sistema en cada nivel depende sólo de una abstracción aproximada, simplificada del sistema en el nivel que le sigue. La seguridad de los puentes y los aviones puede determinarse prescindiendo de la teoría de partículas (Simon, 1996: 16).

Ambas consideraciones de Simon nos parecen más que pertinentes y permiten establecer la relevancia de las simulaciones. En el primer sentido, aún si aceptáramos que no se trata más que de una deducción a partir del modelo matemático, que las simulaciones no fueran más que “meros masticadores de números”, hay un flujo de información. Puede tenerse conocimiento novedoso a partir del cálculo, a partir de actualizar



lo que estaba en potencia en las ecuaciones. El segundo aspecto, tiene que ver con una vindicación pragmática de esta metodología. Como hemos mostrado (de manera más patente, para el caso de los métodos semi-empíricos), no se trata de deducciones algorítmicas a partir de primeros principios y constantes universales. No se llega a soluciones óptimas. Es un tanteo, un recorte pragmático, que aunque no sea “lo mejor” muchas veces es la única herramienta disponible para avanzar en la resolución de determinados problemas.

Para enfatizar estas cuestiones nos interesa mostrar cómo, en la jerga de Simon, el comportamiento de un sistema artificial se encuentra altamente condicionado por los límites de sus capacidades adaptativas, su conocimiento y sus poderes computacionales. Profundicemos en su análisis de la computadora digital como artefacto. Para Simon, los sistemas de símbolos son la quintaesencia de los artefactos, pues su adaptabilidad al ambiente es su razón de ser. Las computadoras en tanto sistemas de símbolos físicos son máquinas que, mientras se mueven en el tiempo, producen una colección de estructuras simbólicas que evoluciona. Estas estructuras, pueden pensarse como representaciones internas del ambiente al que busca adaptarse el sistema simbólico. Modelan el entorno con mayor o menor detalle y “razonan” acerca del mismo. Esta metáfora resulta propicia en relación a la noción de heurística. Para Simon la racionalidad humana no debe ser entendida como “ideal” o carente de límites, es una racionalidad acotada. La mente humana es limitada y por ello requiere métodos aproximativos, estimativos o heurísticos para poder lidiar con ciertas tareas. Lo mismo sucede con las computadoras.

Gigerenzer y Todd (1999) consideran que puede explicitarse un segundo elemento vinculado a las tesis de Simon, la estructura del medio en la cual “esa mente” opera. Si la heurística está adaptada a la estructura del medio ambiente producirá buenos resultados. Una buena heurística dependerá del contexto intrínseco, de los objetivos para los cuales es empleada y de su relación con el contexto extrínseco. En este sentido, Gigerenzer y Todd las caracterizan como “racionalmente ecológicas” en virtud del grado de adaptación a la estructura del medio. Ello esclarece la

relación con la noción de satisfacibilidad de Simon. Cuando se realiza una elección en un conjunto de alternativas encontradas secuencialmente y se desconocen los casos que aparecerán a medida que avance la búsqueda, no se sabe si existe una solución óptima. De este modo, se define un nivel ajustable al que se aspira llegar y se detiene la búsqueda una vez alcanzado.

Estas características de los métodos heurísticos pueden resultar más nítidas si recuperamos algunos elementos para compararlas con los métodos algorítmicos. Para permitir que las computadoras encuentren soluciones óptimas con esfuerzos razonables, cuando hay cientos de variables involucradas, se simplifican los modelos y los algoritmos imponen una fuerte estructura matemática en la decisión del problema. Como hemos visto, su poder deviene al costo de “exprimir y sacrificar” los modelos “más realistas” para que se encuadren en los requerimientos computacionales (por ejemplo, cuando se reemplazan los criterios de función y restricciones con aproximaciones lineales para poder usar programación lineal). Claro que lo óptimo en esta simplificación aproximada raramente será lo óptimo en la realidad, pero la experiencia muestra que a menudo será satisfactorio. Por el contrario, la búsqueda heurística (búsqueda selectiva usando reglas del pulgar) encuentra decisiones que sean “suficientemente buenas”, que satisfacen. A veces se satisface con modelos suficientemente realistas, otras se optimiza en modelos altamente simplificados, e incluso pueden combinarse métodos algorítmicos y heurísticos. Como hemos visto, dada la complejidad de ciertos problemas se intentan encontrar buenas herramientas para hallar soluciones suficientemente buenas a preguntas cuya respuesta se desconoce. Enfatiza Simon que, la optimización en el mundo real, con o sin computadoras, es imposible; se aceptan soluciones que satisfacen, alternativas “suficientemente buenas” no porque se prefiera sino porque no hay opción.

En definitiva, para Simon, las computadoras pueden ser pensadas como un sistema inteligente, limitado en su capacidad, que se ajusta a su ambiente externo (su racionalidad sustantiva) a partir del conocimiento y la computación, para descubrir el comportamiento adaptativo apropiado

(racionalidad procedimental) (Simon, 1978). En la medida en que los modelos se vuelven más realistas se pasa de elegir el curso de acción correcto (racionalidad sustantiva) a encontrar un modo de calcular, con suficiente grado de aproximación, dónde hay un buen curso de acción (racionalidad procedimental).

Queda por señalar una última cuestión, vinculada al hecho de que las computadoras son artefactos sumamente asequibles a la descripción funcional. Para Simon, excepto por algunas cuestiones vinculadas con la velocidad de sus operaciones su comportamiento puede predecirse obviando el hardware. Las computadoras constituyen una organización de componentes elementales en las que puede considerarse, en gran medida, sólo su función para predecir el comportamiento del sistema completo. Esta cualidad altamente abstracta hace fácil introducir la matemática en el estudio de su teoría. Ello ha llevado, según Simon, a la conclusión errónea de que la matemática permite su estudio más que la ciencia empírica. Como hemos descrito en el apartado 5.1.1, las computadoras constituyen sistemas empíricos. Hoy en día, en lugar de montar los componentes y los tubos de vacío para construir una computadora, se arman módulos de memoria, procesadores y dispositivos periféricos para hacer un sistema (Wilkes: 1968). Los requerimientos y estilos de diseño son más o menos los mismos. En este sentido, para Simon, la ciencia de la computación se encuentra próxima a la ingeniería. El ejemplo de Simon es el diseño de los sistemas del tiempo compartido para los sistemas computacionales.<sup>97</sup> Sólo se contaba con fragmentos de teoría para guiar su diseño o para predecir cómo se comportaría un sistema con un diseño específico en un entorno de usuarios que pusieran sus distintas demandas. La mayoría de los diseños iniciales exhibieron serias deficiencias y las predicciones eran imprecisas. En este escenario, describe Simon, la principal vía abierta para el desarrollo y mejoramiento de sistemas de

---

<sup>97</sup> El tiempo compartido fue un avance de las computadoras de segunda generación para aprovechar el tiempo ocioso del procesador mientras esperaba la transmisión de datos desde los periféricos (más lentos), permitiendo que este procesara distintos programas en forma secuencial.

tiempo compartido fue construir las y ver cómo se comportaban. Así, los sistemas fueron construidos, modificados y mejorados en sucesivas etapas. Quizás la teoría podría haber anticipado estos experimentos y volverlos innecesarios. Pero, mantiene Simon, no lo hizo: “no conozco a nadie íntimamente familiarizado con estos sistemas sumamente complejos que tuviera ideas muy específicas de cómo podría haberlo hecho.” (1996: 20). Para comprenderlo, el sistema debió ser construido y su conducta observada.

### 5.3. **La predicción como función epistémica de las simulaciones computacionales**

Las ecuaciones diferenciales dotaron a las teorías de un enorme poder explicativo pero no siempre se contó con una capacidad de cálculo y predicción concomitante. Como hemos señalado en varias oportunidades, dada la complejidad que desarrollan algunos sistemas físicos muchas de las ecuaciones diferenciales más interesantes no pueden ser resueltas analíticamente. En este sentido, el rol básico que suele atribuirse a las simulaciones computacionales desde la filosofía es que permiten lidiar con muchas de estas ecuaciones analíticamente intratables (Humphreys, 1991), “extendiendo nuestras capacidades en el ámbito de las representaciones matemáticas” (Humphreys, 2004: 51). En un sentido más amplio, hemos mantenido que expandieron el dominio de problemas que pueden abordarse proponiendo nuevos modos de explorar las hipótesis que permiten tratar fenómenos complejos o fenómenos difíciles de abordar por otros medios. En efecto, las simulaciones han permitido realizar los cálculos y llevar a cabo predicciones numéricas para esta clase de situaciones. En este apartado queremos poner de relieve el aumento en la capacidad predictiva de los modelos que han significado las simulaciones computacionales y destacar esta función como característica de las mismas.

Los modelos computacionales pueden ser vistos como una conjetura plausible y su *output* como una predicción acerca del fenómeno bajo estudio. El caso es que, en tanto artefactos, hemos admitido que la

estructura del modelo no tiene por qué ser la misma que la estructura del sistema bajo estudio (estructura física o estructura causal por ejemplo).<sup>98</sup> Pero, ¿estamos dispuestos a aceptar modelos que sean “sólo” predictivos, sin que también expliquen? El tema no es nuevo, en nuestro análisis nos remitiremos hasta el tratamiento de Duhem, pero cobra particular importancia en ámbitos como los de las simulaciones computacionales. Consideramos que la mayor virtud de las simulaciones es que permiten ampliar el dominio de aplicación de las teorías. En este sentido, el criterio para decir que un modelo es mejor que otro es que expanda el conjunto de datos predecibles con suficiente nivel de precisión; no podemos hacerlo en términos de que uno brinda una explicación “más satisfactoria” que otro.

Para profundizar este punto, en primer lugar, exploraremos esta problemática en su versión clásica con el trabajo de Duhem (1906). Luego, analizaremos el enfoque pragmático de Mauricio Suárez (2005) según el cual el dominio de aplicación de las teorías científicas es en general mucho más amplio que su dominio de adecuación empírica. Es decir, las teorías a menudo se aplican a fenómenos que no proporcionan confirmación empírica a su favor. A los fines de nuestro trabajo, resulta fundamental destacar que aplicación y testeo (en la versión de Duhem, confirmación) constituyen dos funciones epistémicas distintas y que las simulaciones computacionales sólo pueden ostentar cumplir con la primera. Finalmente, analizaremos la relación entre aplicación y predicción retomando algunos tópicos que vimos en el apartado 4.1.3 en relación a la predicción para el caso de los métodos semi-empíricos.

Pierre Duhem presenta su conocida tesis de que el objetivo de la física es “salvar los fenómenos” en su escrito *The Aim and Structure of Physical Theory*. La tarea del físico consistiría en construir teorías físicas que den cuenta de los fenómenos de dos maneras diferentes. En primer lugar, las

---

<sup>98</sup> Por supuesto que hay modelos computacionales que describen los procesos internos del sistema que desean simular, tales casos no serían problemáticos. El punto es que deseamos mantener la predicción como característica en los casos de los modelos funcionales.

teorías proporcionan a los científicos una economía *machiana* del pensamiento que les permite tener en mente un número considerable de regularidades empíricas de una sola vez, cosa que de otro modo sería imposible. En segundo lugar, las teorías contienen sólo los principios más abstractos que pueden clasificar e imponer estructura a la diversidad de los fenómenos naturales. Vale aclarar que las leyes físicas, que las hipótesis teóricas clasifican, no son en sí mismas regularidades empíricas sino más bien generalizaciones inductivas de las mismas. Las regularidades observadas constituyen necesariamente un número finito de casos, ya que están constituidas por una colección de hechos concretos, mientras que las leyes tienen un potencial número infinito de casos. Por lo tanto, las regularidades observadas no fijan las leyes físicas, en la jerga filosófica moderna, las leyes físicas se encuentran subdeterminadas por los fenómenos. Del mismo modo, para Duhem, la teoría física está subdeterminada por el conjunto de leyes físicas: habrá varias hipótesis que pueden clasificar igualmente bien el conjunto de leyes físicas y dar cuenta de los fenómenos. Según Duhem, el "acuerdo con la experiencia es el único criterio de verdad de una teoría física" (Duhem 1954: 21). Sin embargo, dos teorías empíricamente equivalentes pueden postular propiedades de las entidades y de los procesos que subyacen a los fenómenos radicalmente diferentes. Por ejemplo, el sistema del mundo de Ptolomeo postula que la Tierra está estática en el centro del Universo, mientras que en el sistema de Copérnico la Tierra sigue un movimiento perfecto circular alrededor del sol. Esto conlleva al conocido argumento escéptico de la subdeterminación: cómo podría elegirse entre todas las posibilidades empíricamente equivalentes una única teoría verdadera. Si la verdad de las teorías se manifiesta únicamente por su capacidad de salvar los fenómenos, entonces no es posible seleccionar "la teoría verdadera" de entre el conjunto de hipótesis empíricamente indistinguibles. La pretensión de que una de ellas sea verdadera se convierte en una afirmación metafísica vacía, carente de contenido empírico.

Entonces, el único requerimiento es que la teoría salve los fenómenos pero qué significa esto. En la colección de trabajos *To Save the Phenomena*

Duhem (1908) propone tomar de modelo la astronomía en la tradición de Eudoxo y Ptolomeo: las teorías salvan los fenómenos del mismo modo que la hipótesis astronómica describe los movimientos observados de los objetos en los cielos. Es decir, la teoría salva los fenómenos si lleva a cabo predicciones exitosas. Las predicciones observables de la teoría se encuentran por deducción a partir de las primeras premisas que expresan las relaciones nomológicas entre cantidades físicas, junto con condiciones de contorno y un número determinado de hipótesis auxiliares acerca del funcionamiento de los instrumentos, por ejemplo. Esta metodología hipotético-deductiva no está en contradicción con la tesis de Duhem sobre la subdeterminación de las teorías, pues una contradicción experimental de una predicción teórica no conduce necesariamente a una refutación de la teoría. El argumento de la subdeterminación se sigue aplicando en su forma holista<sup>99</sup>.

En el modelo astronómico considerado por Duhem tanto la aplicación como la confirmación (el testeo) de la hipótesis astronómica siguen el método hipotético-deductivo. Para poner a prueba una hipótesis acerca de la constitución de los cielos, una derivación a partir de la hipótesis de una secuencia de posiciones de un planeta, dadas las condiciones de contorno adecuadas, y se pone a prueba esa secuencia mediante la observación. De igual manera, un modelo para el movimiento de un planeta es una secuencia de posiciones deducidas a partir de una hipótesis. Sin embargo, la distinción entre la confirmación y la aplicación es coherente. Así, Duhem se ocupó de diferenciar cuidadosamente entre lo que llamaba experimentos de prueba y experimentos de aplicación:

Usted se enfrenta con un problema en física que hay que resolver prácticamente; con el fin de producir un determinado efecto desea hacer uso de los conocimientos adquiridos por los físicos; desea encender una bombilla incandescente; las

---

<sup>99</sup> El físico no puede poner a prueba una hipótesis aislada sino todo el conjunto. Cuando el experimento está en desacuerdo con sus predicciones, lo que aprende es que al menos una de las hipótesis que constituyen este grupo es inaceptable y debería ser modificada; pero el experimento no designa cuál debe ser cambiada. (Duhem 1954: 187)

teorías aceptadas indican los medios que tiene para garantizar cierta información; que debe tener, supongo, que determinar la fuerza electromotriz de la batería de los generadores de que dispone; mide esta fuerza electromotriz: esto es lo que yo llamo un experimento de aplicación. Este experimento no tiene por objeto descubrir si las teorías aceptadas son exactas o no; sino que simplemente tiene la intención de recurrir a estas teorías. Para llevarlo a cabo, se hace uso de los instrumentos que estas mismas teorías legitiman; no hay nada que choque con la lógica en este procedimiento. (Duhem 1954: 184)

Sin embargo, Duhem muestra que en el modelo proporcionado por la astronomía el concepto de aplicación coincide con el de adecuación empírica. Si la teoría de Ptolomeo puede ser aplicada a todos los tipos de movimientos observados en el cielo, entonces es una teoría empíricamente adecuada del movimiento celeste. En otras palabras, los casos que confirman la teoría son precisamente aquellos a los que la teoría se aplica. Pero, como mantiene Mauricio Suárez (2005: 33), este enfoque que construye las aplicaciones de una teoría como deducciones rigurosas de la teoría no necesita ser consecuencia de la epistemología empirista de Duhem; parece más bien una consecuencia de haber tomado la astronomía para proporcionar su modelo de análisis de la aplicación de teorías. La astronomía proporciona una imagen útil en la cual la aplicación y la confirmación van de la mano. En esta imagen el dominio de aplicación de una teoría siempre coincide con su dominio de adecuación empírica, pero no hay ninguna razón para suponer que las prácticas científicas en general deban obedecer a esta imagen.

En su artículo, Suárez (2005) analiza el tema y concluye justamente que el dominio de aplicación de las teorías científicas es en general mucho más amplio que su dominio de adecuación empírica: las teorías a menudo se aplican a fenómenos que no proporcionan ningún aumento de confirmación empírica a su favor. El dominio de aplicación es generalmente mucho más grande, por lo cual se puede ser tan estricto como se quiera con el dominio de la adecuación empírica y tan liberal como sea necesario con respecto a la aplicación. Asociado a ello, distingue entre “fiabilidad instrumental” y adecuación empírica. Correspondientemente,



el grado de confirmación empírica debe ser separado del grado de confianza. La fiabilidad instrumental de una teoría está vinculada a su eficacia como herramienta de aplicación. A grandes rasgos, si todas las otras condiciones permanecen igual, cuanto mayor sea el dominio de aplicación de la teoría, mayor será su fiabilidad instrumental. Sin embargo, dado que el dominio de aplicación de una teoría nunca es más pequeño que su dominio de adecuación empírica se debe distinguir cuidadosamente de la noción de adecuación empírica. Hay cierta clase de aplicaciones que no son reducibles a la teoría, ni pueden ser incorporadas en ella. Así, para Suárez, el modelo de London por ejemplo no aumenta el grado de confirmación de la teoría electromagnética sino que aumenta su grado de confianza - esto es, nos da una razón para creer que la teoría es instrumentalmente fiable, es decir, que proveerá aplicaciones exitosas.

Cuando la comunidad científica se enfrentó al fenómeno de la superconductividad, su compromiso con el electromagnetismo clásico parece no haber requerido ni la creencia de que la teoría era cierta, ni de que era empíricamente adecuada. Sólo estaba involucrado un fuerte sentido de confianza en que la teoría podría ser aplicada con éxito. (Suárez, 2005: 54)

Para Suárez, el realismo científico y el empirismo constructivo comparten un núcleo común que va más allá de lo que exige la fiabilidad instrumental. Ambos enfoques sostienen que el requisito mínimo para la aceptación de una teoría es que la misma sea empíricamente adecuada, es decir, que lo que la teoría afirma acerca de los fenómenos sea de hecho el caso. El empirista constructivo sostiene que la aceptación de una teoría sólo necesita involucrar la creencia de que la misma es empíricamente adecuada. El realista, por el contrario, sostiene que la creencia de que la teoría es verdadera, o de que es probable que sea cierta, es también necesaria para su aceptación. Este debate aunque interesante por derecho propio no es directamente relevante a los fines que nos hemos propuesto en este apartado. Basta con destacar que las teorías pueden tener otras virtudes además de la adecuación empírica, como la sencillez, el poder explicativo o el valor estético. Como mantiene Suárez, la fiabilidad instrumental de una teoría no proporciona los motivos para creer que la teoría sea cierta, ni que sea empíricamente adecuada -no apunta ni al

realismo científico ni al empirismo constructivo. El tipo de confianza que inspira la confiabilidad instrumental de la teoría no implica nada *per se* en cuanto a su adecuación empírica. Como Imre Lakatos solía defender, una teoría falsa y falsificada podría continuar produciendo múltiples aplicaciones, al menos por un buen tiempo. Para Suárez, una teoría que no fuera empíricamente adecuada podría presentar una gran fiabilidad instrumental.

Por nuestra parte, consideramos que la distinción entre el dominio de aplicación y de adecuación empírica permite sistematizar algunas cuestiones que hemos trabajado en secciones previas. Por lo que respecta a las simulaciones computacionales en general, diremos que la máquina vía el modelo computacional sirve para calcular y predecir en el sentido de Duhem: salvan los fenómenos del mismo modo que la hipótesis astronómica describe los movimientos observados de los objetos en los cielos. Las simulaciones no tienen por objeto descubrir si las teorías aceptadas son exactas o no; más bien recurren a estas teorías en tanto permiten obtener cierta información y no aumentan necesariamente el grado de confirmación de las mismas, sino tan sólo su grado de confianza. En este sentido, diremos que se remiten al dominio de aplicación.

Como hemos puesto de manifiesto, las simulaciones operan en el contexto de descubrimiento o en contextos exploratorios (Humphreys 1994, Boschetti, 2010). En estos casos, el resultado es un enriquecimiento en el poder predictivo: se pueden prever conductas de los sistemas que no eran esperadas, como cuando iluminan el comportamiento dinámico de sistemas moleculares.<sup>100</sup> Las simulaciones aumentan nuestra capacidad para estimar la ocurrencia tanto de acontecimientos esperados, como de eventos de los que no se tuvo conocimiento hasta la propia utilización

---

<sup>100</sup> Generalmente, se trata de anticipar los límites del comportamiento del sistema más que trayectorias exactas y ello depende de las escalas y el nivel de resolución (Israeli y Goldenfeld, 2004).

de los modelos<sup>101</sup> (algunos autores hacen también la distinción entre retrodicción y predicción). Las simulaciones computacionales nos permiten comprender las implicancias de nuestros supuestos en un nivel que sería difícil llegar sin ellas. Consideramos que las simulaciones computacionales permiten el descubrimiento de implicaciones no anticipadas o de información novedosa.

En relación a ello, hemos puesto de relieve el papel de la calibración o el ajuste de parámetros para posibilitar un mejor adecuación del modelo al fenómeno estudiado, o incluso, para obtener algún modelo. Como hemos visto, el problema radica en que, dada suficiente cantidad de parámetros, puede ajustarse cierta clase de modelos a cualquier dato dado (método interpolativo). Por ello, muchos se oponen a este juego con los parámetros dentro de la investigación científica. Las críticas señalan que en lugar de predecir los resultados, se utilizan los resultados para determinar qué valor de parámetros deberían haberse usado. Asociado a ello, se considera que pueden determinarse los valores que se ajustan a una situación particular pero no pueden determinarse a priori los valores para una nueva situación. Como hemos mostrado en el apartado 4.1.3, algunos autores han manifestado en relación a ello una legítima resistencia a la idea de que las simulaciones computacionales predicen propiedades de los sistemas bajo estudio (Ascher, 1989; 1993; Brunner, 1999; Oreskes, 2000; 2001; Aligica, 2003; Beven, 2006).

A través de la distinción a partir de los grados de autonomía, hemos mantenido que las críticas recaen sobre todo para el caso de los métodos semi-empíricos y que, aún en estos casos, sería un error renunciar al poder predictivo como criterio para evaluar y comparar modelos. Por una parte, hemos mostrado que no son métodos interpolativos, no se trata

---

<sup>101</sup> Como hemos visto, en el caso de los modelos computacionales, para determinar lo que predicen para una situación particular debe correrse el programa. Conocer el modelo, no implica conocer lo que hace. Esta característica llamada a veces “emergencia” ha sido destacada por Humphreys (2004) bajo el concepto de opacidad epistémica que analizamos en la página 67. El problema que se plantea en relación a la validez es que aunque la máquina esté haciendo exactamente lo que dicta el código, ello no significa que se comporte como se espera a nivel más general. Esta cuestión la trataremos en el capítulo 7.

meramente de ajustar el modelo hasta que encaje con una situación particular (y luego hacerlo nuevamente para otra). Por otra parte, la cuestión es poner en su lugar el estatus de las predicciones generadas por las simulaciones computacionales. No constituyen evidencia para la teoría, en todo caso aumentan su confianza instrumental y amplían el rango de sus aplicaciones. En muchos casos, estos resultados de la simulación pueden chequearse experimentalmente lo que hace que el modelo del fenómeno obtenido corrobore su grado de adecuación empírica y adquiera un grado de fiabilidad concomitante. La capacidad predictiva de estos modelos es su test de adecuación y brinda confianza en que el modelo es apropiado a los fines para los que fue propuesto, pero no aumenta el grado de confirmación de la teoría de la que se derivó el modelo matemático.

Resta abordar una cuestión en relación a la naturaleza de las predicciones llevadas a cabo por las simulaciones computacionales, su naturaleza condicional o *ceteris paribus*. Esto es, una predicción que depende de manera crucial de los supuestos impuestos, explícitos o implícitos, en los modelos así como de los propósitos que persigue la simulación en el contexto de un problema. Ello se sigue, sin necesidad de forzar demasiado, de su naturaleza como artefacto tal y como la hemos descrito en el apartado anterior. Para poner el tema en contraste, las visiones clásicas de la filosofía de la ciencia consideraron que las leyes físicas más generales se mantienen sin excepción, independientemente de los intereses de los agentes y su conocimiento (Cartwright: 1983). Este enfoque ha recibido numerosas críticas, principalmente Hempel (1965) y Cartwright (1983) han señalado que esta es una visión idealizada y mantienen que todas las leyes están sujetas a cláusulas *ceteris paribus* del tipo “si todo lo demás se mantiene igual”. No pretendemos abordar esta discusión aquí. Simplemente señalaremos que, si pensamos en una cuestión de grados, las simulaciones computacionales no pueden aspirar a la generalidad máxima. Hemos defendido que es fundamental considerar el ámbito de la implementación para caracterizar las simulaciones. En este sentido, podemos refinar la propuesta de las constricciones que impone este ámbito

analizando cómo se han ido modificando las cláusulas *ad hoc* de los modelos a partir de la incursión de las computadoras.

Boschetti (2010) se ha ocupado de clasificar los *provisoes* para los modelos computacionales, tomaremos algunos aspectos de su análisis para sustentar nuestro punto. Establece una distinción general entre condiciones desde la perspectiva del modelo y condiciones desde la perspectiva del constructor de esos modelos. A su vez, dentro de la primera pueden encontrarse condiciones duras, que son aquellas codificadas explícitamente en el input del modelo o en el conjunto de reglas que lo componen, y condiciones blandas, referidas a las interpretaciones de tales condiciones duras por parte del usuario del modelo dentro de un problema. Desde la perspectiva del constructor del modelo, las condiciones pueden ser explícitas o implícitas. Veamos algunos escenarios posibles descritos por el propio autor.

Un ejemplo de condiciones duras puede ser el establecimiento de parámetros para el funcionamiento de un modelo en tanto determinará su resultado numérico, como la tasa de crecimiento del fitoplancton en un modelo ecológico. Otro podría ser la interpolación *spline* o polinómica para aproximar un punto ausente en los datos que asume la continuidad y diferenciabilidad en la distribución de los datos. Si el usuario ha proporcionado el parámetro de crecimiento o codificado la interpolación *spline*, suponemos también que es consciente de su uso y estos son ejemplos a su vez de condicionamientos explícitos. Para ilustrar los implícitos, Boschetti propone imaginar que el algoritmo que se está utilizando realiza una transformación de Fourier en su funcionamiento interno. Ello impone nuevas condiciones en el supuesto de la replicación de los datos periódica e infinita más allá del dominio del cálculo, así como la continuidad analítica entre las muestras. El usuario podría no ser consciente de esta transformación en el algoritmo y por ende tampoco lo sería respecto de las condiciones que implica. Serían condiciones duras implícitas.

Para el caso del condicionamiento blando retoma el ejemplo del fitoplancton. Más allá de la estimación del valor numérico específico para

un parámetro, este valor puede tener un significado específico dentro de una disciplina que condiciona los escenarios posibles a ser modelados. Por ejemplo, una tasa de crecimiento específica del fitoplancton puede implicar un rango de temperaturas características de un clima tropical. Para correr la simulación muchas veces la determinación numérica de los parámetros es necesaria pero, en casos en que no puede ser medida, no se cuenta con observaciones directas o es inobservable incluso en principio, se suele recurrir a tablas, usadas comúnmente, de parámetros representativos del escenario amplio donde se aplica el modelo. Así, el mismo condicionamiento puede ser interpretado como duro o blando dependiendo del contexto y de la precisión esperada de la simulación. A su vez, dependiendo de la conciencia que tenga el usuario, tales condicionamientos pueden ser implícitos o explícitos. El caso de los implícitos puede ser problemático en tanto están ocultos al usuario y, a menudo, cuando se hacen explícitos pueden alterar la interpretación del resultado del modelo.

Un caso de condicionamiento oculto que destaca Boschetti es el de todos los factores que se espera que no ocurran en un proceso bajo estudio. En el caso de los programas de computadora, por ejemplo, las reglas consideradas irrelevantes no son codificadas. Si se toman los modelos globales de cambio climático, habrá supuestos ocultos tales como: no caerá un meteorito masivo y destruirá la mayoría de los países industrializados, una nueva enfermedad pandémica no reducirá la población mundial a un diez por ciento, etc. La lista podría ser interminable (Isham, Kaufmann, y Pritchett, 1997). En filosofía de la ciencia estas son las cláusulas *ceteris paribus*, es decir, todos los factores de los que no se es consciente o que se asume que no interfieren en el proceso bajo estudio o que permanecen constantes durante el tiempo de análisis. Esta cláusula resulta

fundamental para aislar las variables bajo estudio del ambiente externo.<sup>102</sup>

Las predicciones de la simulación son, en efecto, condicionales y ello implica una serie de limitaciones. Su poder predictivo estará sujeto a las condiciones estipuladas por quien las diseñó y se las juzgará en la medida en que satisfagan los propósitos para los que fueron construidas. Sin embargo, estas restricciones no atañen sólo a los modelos computacionales. Las condiciones *ceteris paribus* o *provisoos* (Hempel, 1988) son una característica ubicua del dominio de aplicación. Consideramos que el poder predictivo de las simulaciones computacionales y el hecho de que mejoren nuestra capacidad de intervenir y ejercer control sobre los procesos naturales debe tomarse en cuenta a la hora de contemplar su rol epistémico.

#### 5.4. **¿Un nuevo tipo de ciencia?**

Ahora podemos preguntarnos: ¿en qué medida las diferencias que hemos señalado del lenguaje procedimental respecto del lenguaje declarativo constituyen un nuevo tipo de ciencia? Y, en el fondo, ¿en qué medida los algoritmos están desplazando a las leyes como base para la producción del conocimiento en algunos sectores de las prácticas científicas? En este apartado defenderemos que hay ámbitos donde los lenguajes acusan el impacto de la computadora. En algunas áreas, esto es muy fuerte y puede apreciarse que la sensibilidad por los procedimientos es mayor que el *output* declarativo. En otras, es más bien tenue, pero puede apreciarse el modo en que las predicciones están condicionadas por los modelos computacionales y por el ámbito de la implementación.

La ciencia de la complejidad es un caso paradigmático donde esto es muy marcado. Los modelos basados en algoritmos logran capturar rasgos mu-

---

<sup>102</sup> Aunque no lo tratemos aquí, cabe señalar que en el caso de los largos modelos numéricos resulta particularmente relevante porque uno de los postulados de la ciencia de la complejidad discute la aplicabilidad de la cláusula *ceteris paribus* (Ashby, 1956; Kauffman, 1996; Laughlin et al., 2000).

cho más complejos que los métodos tradicionales y sólo pueden apreciarse en las imágenes explícitas de comportamiento corridas por la simulación. La confianza en el *output* está basada en los algoritmos y no en las leyes. Ello ha aventurado a autores como Wolfram (2002) a plantear que se trata, en efecto, de un nuevo tipo de ciencia: “Siempre se pensó que nuestro conocimiento debía basarse en reglas, sólo que antes se pensaba que debían ser las de la matemática. ¿Por qué todos los sistemas de la naturaleza han de responder a ellas? Los programas utilizados en las prácticas científicas actuales se basan en reglas diseñadas específicamente para realizar tareas particulares. Éstas no tienen por qué ser extremadamente complicadas, la complejidad puede emerger a partir de reglas muy simples”. Este hecho llevó no sólo a nuevos dominios de exploración sino incluso a repensar el modo en que se dan los procesos en la naturaleza: podría explicar el hecho de cómo la naturaleza crea tanta complejidad aparentemente sin esfuerzo.<sup>103</sup>

Una pregunta interesante que plantea Wolfram (2002) es por qué este tipo de investigaciones acerca de la complejidad no se realizaron antes, si el comportamiento de los autómatas celulares puede llevarse a cabo manualmente (por más que sea tedioso). Mantiene que aunque las ideas de base pueden parecer poco sofisticadas no parecían interesantes desde la tradición científico – matemática. Sólo con la computación y una idea más clara de la noción de algoritmo se apreció la relevancia de aplicar reglas simples repetidamente. Aunque las simulaciones a las que refiere Wolfram son basadas en autómatas celulares, podemos extraer algunas lecciones de su enfoque con un tono más modesto en relación a las simulaciones numéricas en que hemos concentrado nuestro estudio.

---

<sup>103</sup> Wolfram señala que desde la tradición científica existente los sistemas complejos físicos, biológicos o de otro tipo, pueden parecer muy diferentes y, para abordarlos, se requiere tomar cuenta de numerosos detalles. Por ello, aún fenómenos cotidianos como el complicado patrón que se aprecia en fluidos turbulentos o el patrón por el que se producen los copos de nieve no pueden ser tratados por estos medios. Desde los algoritmos, se presentan las mismas formas básicas de comportamiento, lo que le sugiere que existen principios bastante universales sobre estos comportamientos y que puede esperarse que los mismos se apliquen no sólo a programas simples sino también a sistemas naturales.



En el caso de las simulaciones numéricas es insinuante el modo en que las predicciones están condicionadas por los modelos computacionales y por el ámbito de la implementación. Hemos mostrado que la construcción de las simulaciones implica no sólo atender a las restricciones del modelo matemático o la adecuación empírica, sino también a las constricciones operativas que impone la implementación en una máquina con determinados recursos de memoria y velocidad. Así, en el diseño de los artefactos intervienen consideraciones no sólo declarativas, sino también procedimentales. Estas últimas involucran una serie de valores como sencillez, operatividad, eficacia, rapidez o implementabilidad técnica, que condicionan los criterios de construcción, comparación y evaluación. Se conjugan así, dos criterios de preferencia el mayor o menor contenido empírico y el potencial heurístico. Consideramos que este cambio de enfoque, que implican los algoritmos respecto de las ecuaciones matemáticas ha modificado las prácticas de modelado. Como veremos en el capítulo que sigue, algunas de ellas, como el tratamiento del error o la visualización, se solapan con prácticas tradicionalmente vinculadas a la experimentación. En este sentido, proponemos que el ámbito de la implementación modifica el “cálculo”.

Con las simulaciones numéricas se puede dar cuenta de cuestiones fundamentales que previamente no podían tratarse exitosamente, en particular, han cobrado gran protagonismo en áreas de aplicación.<sup>104</sup> En este sentido, aumentan nuestra capacidad para estimar la ocurrencia tanto de acontecimientos esperados, como de información novedosa. Interesa traer nuevamente a colación que hay eventos de los que no se tiene conocimiento hasta la propia utilización de los modelos. Muchos de los descubrimientos devienen de usar progresivamente la tecnología. En

---

<sup>104</sup> Para aclarar la cuestión del dominio de aplicación podemos decir que las prácticas en torno de las simulaciones computacionales se aproximan a las actividades asociadas con la matemática aplicada, con base empírica, en el sentido de que los modelos matemáticos sean lo suficientemente realistas para tener utilidad práctica. Estamos pensando en la matemática no en abstracto, si no en su peculiar relación con las ciencias naturales, o con cualquier ciencia que interprete la experiencia en un nivel que excede lo puramente descriptivo. La relación ciencia de la computación – matemática no es sencilla, ni las disputas filosóficas en torno a ella y no pretendemos profundizar en ella en este trabajo.

muchos casos, las soluciones a los modelos matemáticos tuvieron que aguardar por máquinas con suficiente capacidad de cálculo. Hay *insights* que surgen del uso práctico de las simulaciones.<sup>105</sup> A su vez, mientras la ciencia de la computación incursiona con sus herramientas y técnicas en estos campos, es probable que se enriquezca y expanda su alcance.

---

<sup>105</sup> Mary Farge (2007: 18) comenta el caso de Fermi, Pasta y Ulam que ilustra cómo las simulaciones pueden llevar a nuevo conocimiento: “Llevaron a cabo simulaciones numéricas para estudiar la evolución de un sistema de partículas que interactúan que era marginalmente no lineal. Para su gran sorpresa, descubrieron que en lugar de conducir a la equipartición de la energía, por el contrario, el sistema presentaba soluciones cuasi-periódicas, que contradecían la hipótesis ergódica de la mecánica estadística. A principios de la década del '60, Kruskal y Zabusky tomaron el mismo programa de investigación, pero consideraron una interacción no lineal cuadrática en lugar de cúbica; mostraron que el sistema era descrito por la ecuación Korteweg-de Vries. La integraron numéricamente y encontraron soluciones en forma de onda, cuyo comportamiento recordaba al de las partículas (ya que conservaban su forma y su velocidad después de la interacción). Los llamaron 'solitones'. Estos experimentos numéricos allanaron el camino para toda una fila de nuevos problemas relativos a los sistemas dinámicos no-ergódicos que todavía están en la frontera de la física estadística.”

## **ALGUNAS REFLEXIONES DESDE LA FILOSOFÍA DE LA EXPERIMENTACIÓN**

La filosofía de la experimentación se ocupa de distintos temas que atañen a los experimentos llevados a cabo en sistemas físicos. Para utilizar la versión de Hacking que tengan que ver con la intervención, es decir, con “torcerle la cola al león”. Las simulaciones computacionales trabajan sobre modelos de un sistema estudiado, en este sentido, podría pensarse que están más bien del lado de la representación. Sin embargo, muchas de las prácticas involucradas en los experimentos coinciden con las de las simulaciones. Hemos defendido que las mismas constituyen una extensión de las prácticas de modelado, pero éstas no se agotan en la representación. Del mismo modo la experimentación no se limita a la intervención. En este capítulo analizaremos el hiato entre estos dos ámbitos, poniendo de relieve los espacios comunes y legitimando el uso de algunas categorías que tradicionalmente se asocian a la filosofía de la experimentación para el análisis de las simulaciones computacionales. Plantearemos algunos límites a la analogía entre simulación y experimentación y propondremos una perspectiva desde la cual ésta resulta fértil. Simular con computadoras es como “experimentar” con las ecuaciones que gobiernan el fenómeno bajo estudio y “ver” sus soluciones. Los cálculos implementados, sus variaciones y la visualización, pueden brindar predicciones acerca del comportamiento del sistema, aún cuando no tengamos una explicación. Esta tesis no es nueva, pero el modo en que hemos ido apoyándola con los elementos a lo largo de este trabajo le otorga al enfoque algunos matices personales.

La comparación entre ambas prácticas ha llevado a tres posiciones dominantes dentro de la filosofía de la ciencia (Winsberg, 2003: 109).<sup>106</sup> Algunos consideran que hablar de “experimentos numéricos” no es más

---

<sup>106</sup> Una faceta que tomó la discusión, que aquí no abordaremos, es un intento más bien por distinguir la experimentación de las simulaciones computacionales en términos de una diferencia ontológica (Guala 2002, Morgan 2003, 2005). Las simulaciones computacionales serían experimentos “virtuales” llevados

que una metáfora y que las simulaciones son sólo el uso de la fuerza bruta de la computadora para resolver ecuaciones analíticas intratables. Otros piensan que, en tanto constituyen una mímica del sistema real, se puede experimentar en el modelo tal y como se hace en el sistema bajo estudio. Finalmente, otros pretenden caracterizar las simulaciones como un “tercer modo” de hacer ciencia que yace entre la experimentación y la teorización. Respecto de los dos primeros enfoques algo hemos dicho. En primer lugar, con el foco puesto en las simulaciones numéricas, no podemos negar que se trata de solucionar modelos matemáticos que no tienen solución analítica. Es decir, que se emplean algoritmos para encontrar la solución numérica a las ecuaciones. Si bien este es un aspecto central, hemos mostrado que el proceso no se reduce a ello sino que abarca otros pasos constructivos y niveles inferenciales. En este marco, hemos destacado las peculiaridades que implica el proceso de implementación. En segundo lugar, hemos marcado algunos límites al hecho de considerar que operar en el modelo sea equivalente a operar en el sistema físico. A grandes líneas coincidimos con las posturas que bogan por el “tercer modo”, hemos defendido que las simulaciones computacionales habitan algún lugar entre la teoría y la experimentación. La cuestión es cómo se llena de contenido este esquema, las posibilidades son variadas, e iremos mostrando aquellos rasgos que permitan desarrollar nuestro enfoque.

Si deseamos establecer una comparación entre las simulaciones computacionales y la experimentación hay tres ámbitos de prácticas que son

---

a cabo en modelos numéricos abstractos, mientras que los experimentos de laboratorio tendrían una ontología material. Así, para Morgan las simulaciones computacionales serían inferiores a los experimentos de laboratorio pues tendrían una capacidad menor para descubrir hechos nuevos (capaces de sorprender al investigador) y la validez de sus resultados se establecería por un argumento más débil. Para Guala esto puede interpretarse en términos de la validez externa. En el caso de las simulaciones computacionales la validez descansaría en las similitudes formales entre el modelo y el sistema bajo estudio. En los experimentos de laboratorio sobre similitudes materiales más obvias (Guala, 2002). Parker (2008) y Winsberg (2008) se han ocupado de responder la cuestión de que las simulaciones son epistémicamente inferiores. Consideramos que esta perspectiva ha causado numerosos problemas y no permite apreciar la relevancia de la analogía entre las actividades de experimentar y simular con computadoras.

claramente compartidas: el análisis de datos, la visualización y el tratamiento del error. En primer lugar, las técnicas analíticas aproximativas tratables producen como resultado una expresión algebraica, que representa el comportamiento de una clase general de sistemas a partir de la cual pueden leerse dependencias funcionales y patrones. En cambio, los métodos numéricos indirectos, del estilo que se utilizan en las simulaciones que nos ocupan, resultan en una gran "pila de números" que deben procesarse con las técnicas usuales para el procesamiento de datos: visualización, estadística, minería de datos, entre otras. Para descubrir dependencias funcionales deben realizarse numerosas corridas de la simulación mirando los resultados a través un amplio rango de parámetros. Winsberg (2003) coincide en que el procesamiento y análisis de datos es la principal similitud metodológica con la experimentación.

En segundo lugar, la visualización y las inferencias acerca de rasgos globales del sistema son también análogas. Los resultados de la simulación pueden ser expresados por gráficos que son dinámicamente visualizables o "anschaulich" (palabra alemana que expresa "perspicuamente claro", "vivo" y "gráfico" connotando una percepción intuitiva). La visualización dinámica y tridimensional resulta psicológica e intuitivamente de enorme valor para la actividad científica. Corroborar (o corregir) ideas preconcebidas y muestra instrucciones para mejoras, para mejores modelos, o incluso para obtener mejores teorías (Miller, 1984).

En tercer lugar, la constante preocupación por la incertidumbre y el error es otra práctica que acerca estos dos ámbitos. Como hemos visto, la construcción de las simulaciones computacionales implica una serie de transformaciones del modelo teórico original con la introducción de recursos matemáticos y computacionales que las vuelven más o menos autónomas. Como veremos en el próximo capítulo, estas sucesivas aproximaciones llevan asociadas diferentes tipos de error. Los errores pueden devenir de transformar las ecuaciones continuas en discretas y de transformar la estructura matemática en un modelo computacional. Todas las técnicas de discretización presentan la posibilidad de errores de redon-

deo y de truncado. Por su parte, la creación de los algoritmos puede implicar consecuencias no previstas (Farge M. 2007). Por ello, desarrollar una apreciación del tipo de error que puede emerger bajo determinadas circunstancias es una parte fundamental tanto del oficio del experimentador como de quien trabaja con las simulaciones. Incluso, remarca Winsberg (2003), si se repasa la lista de Alan Franklin (1986) donde enumera las estrategias más comunes para aumentar razonablemente las creencias en los resultados experimentales se encontrará una coincidencia directa con las simulaciones.

La resumida historia de DFT que hemos narrado en el apartado 4.1.3 permite señalar otro aspecto que puede relacionarse con la filosofía de la experimentación. Lo que comenzó como una técnica matemática para atacar determinados problemas pero no logró mayores aplicaciones, se convirtió en un algoritmo lo cual permitió explotar su fertilidad. A medida que fue mejorándose la capacidad computacional, se amplió para enfrentar un conjunto mayor de problemas o para adquirir un mayor grado de precisión. Para lo cual la técnica se mejoró, reconfiguró incluso fue revisada bastante radicalmente en algunos aspectos. Las DFT fueron ganando reconocimiento como método confiable a medida que fueron ganando terreno en las aplicaciones. Mientras más cantidad de predicciones y cuanto más precisas, más fiable se consider la técnica. Así, la historia de las técnicas de simulación puede compararse con la de los instrumentos científicos y las técnicas experimentales, en el sentido de que tienen una historia bastante independiente de las teorías. La distinción entre los dominios de aplicación y de adecuación empírica y, asociadas al primero, la libertad a la hora de la construcción y la noción de confiabilidad instrumental que hemos abordado, refuerza esta impresión (una teoría falsificada podría seguir produciendo aplicaciones). Winsberg (2003) parafraseando a Hacking<sup>107</sup> señala que las técnicas de

---

<sup>107</sup> “Un avez escribí que los experimentos tienen una vida propia. Tenía la intención de transmitir en parte el hecho de que los experimentos son orgánicos, se desarrollan, cambian y aún conservan un cierto desarrollo a largo plazo que nos hace hablar de repetir y replicar experimentos ... pienso en los

simulación “maduran, evolucionan, son adaptadas y no sólo pueden ser recicladas sino [bastante literalmente] reestructuradas”. En este sentido, pueden tener “una vida en sí mismas” como los experimentos y los instrumentos (Hacking, 1983 y Galison, 1987).

El espacio de prácticas compartidas entre simulaciones computacionales y experimentación que hemos establecido permite que términos como precisión, exactitud, análisis del error y calibración, tradicionalmente utilizados dentro de la filosofía de la experimentación, pueden jugar un papel importante en el análisis de las simulaciones computacionales. Hemos explorado algunas de estas vías.

Resta analizar una analogía que puede resultar fértil: las simulaciones computacionales brindan la posibilidad de “experimentar” con las ecuaciones que gobiernan el fenómeno bajo estudio y “ver” sus soluciones.<sup>108</sup> Nos referiremos al hecho de que los cálculos implementados, sus variaciones y la visualización, pueden brindar predicciones acerca del comportamiento del sistema. Se trata de correr la simulación para “ver qué pasa”, de “dejar” evolucionar las ecuaciones dinámicas para obtener nueva información que permita una mayor capacidad de control sobre el fenómeno (aún cuando no tengamos una explicación).

No se trata de una cuestión de por sí novedosa, ya Ulam y von Neumann comentaban acerca de los posibles usos heurísticos de la computadora en el campo de la matemática: “Casi inmediatamente después de la guerra Johnny y yo también comenzamos a discutir la posibilidad de usar

---

experimentos como teniendo una vida propia: maduran, evolucionan, adaptan y, no sólo se reciclan, sino que literalmente, son reestructurados.” (Hacking 1992: 307)

<sup>108</sup> Rohrlich (1990) plantea un enfoque cercano, pero considera los modelos subyacentes como “teóricos”. A lo largo de este trabajo, hemos mantenido que estos modelos son más o menos autónomos respecto de la teoría de base en virtud no sólo de la matemática sino de su implementación en las máquinas concretas. Para Rohrlich (1990) y Humphreys (1990) las simulaciones computacionales tienen algo en común con experimentos mentales de Kuhn (1964-1977). Los experimentos mentales y de modelos teóricos “pueden ser ayudas inestimables a la percepción” (Rohrlich, 1990). Mientras que los experimentos mentales se han hecho famosos en el contexto de la “crisis” en la terminología de Kuhn, las simulaciones son de uso diario de una manera menos dramática.

las computadoras heurísticamente para tratar de obtener *insights* en cuestiones de matemática pura. Produciendo ejemplos y observando las propiedades de los objetos matemáticos especiales uno podía esperar obtener pistas acerca del comportamiento de sentencias generales que podían ser testeadas en los ejemplos” (Ulam:1976). Así, las simulaciones pueden pensarse como una fase experimental para el diseño de un cálculo aproximado.<sup>109</sup>

Tomemos un ejemplo, en la mecánica molecular puede disminuirse la velocidad del acomplamiento de dos moléculas para apreciar la dinámica de enlace y llevar a cabo los cálculos de la estructura molecular con un nivel de resolución atómica. Este hecho, permitió desentrañar los pasos de la dinámica del acoplamiento estereoselectivo de enantiómeros determinando que tiene lugar a través de cambios conformacionales mutuos inducidos a nivel molecular (Lodeyro y Polzella, 2010). La simulación brindó información novedosa que no podía preverse ni desde el modelo matemático ni desde el modelo computacional. Luego de un intrincado diseño, de una costosa calibración de las simulaciones DFT (Density Functional Theory) y MD (Molecular Dynamics) para el caso particular hubo que correr la simulación para “ver qué pasaba”. El uso heurístico de la computadora es fundamental para poder seguir la evolución de estos sistemas de ecuaciones y para revelar la fenomenología que estaba oculta en las ecuaciones.

---

<sup>109</sup> Una sugerente ampliación de este enfoque que no abordaremos aquí porque está más bien vinculada a las simulaciones con agentes, es que las simulaciones constituyen una fase experimental que permite desarrollar de modo más eficaz los modelos hasta dar con un modelo dinámico del sistema estudiado. En palabras de Ulam (1976: 75), que recuerdan a Thom: “los recientes estudios de la matemática de la morfogénesis y la posibilidad de estudiar en la computadora la dinámica de las competencias y conflictos entre diferentes configuraciones geométricas, en el modelo de la lucha por la vida, puede llevar a nuevos conceptos matemáticos. [...] El uso de la computadora parece, no sólo práctico, sino absolutamente esencial para tales experimentos que requieren seguir estos juegos y peleas a través de un gran número de etapas y pasos. Creo que la experiencia ganada al seguir la evolución de tales procesos tendrá una influencia fundamental que puede, un día, finalmente generalizar, o incluso reemplazar, en matemática la inmersión exclusiva en la axiomática formal que tenemos en el presente”.



### **APROXIMACIÓN Y CÁLCULO, UNA MIRADA DESDE EL ÁMBITO DE LA IMPLEMENTACIÓN**

A lo largo de esta tesis hemos intentado poner de manifiesto que el ámbito del cálculo es más relevante y menos transparente de lo que suele pensarse desde algunas perspectivas dentro de la filosofía de la ciencia. Hemos enriquecido su concepción mostrando la enorme diferencia que significó el surgimiento de las computadoras y analizando algunas de las implicancias del proceso de implementación sobre los modelos. Señalamos que, en muchas ocasiones, para generar conocimiento acerca del comportamiento de un sistema no basta tener las ecuaciones. Los científicos deben aproximar las ecuaciones analíticamente intratables y, en el caso de las simulaciones computacionales, implementarlas en una computadora. Hasta que las ecuaciones no puedan ser resueltas el conocimiento acerca de los sistemas particulares es bastante limitado. Si la única desiderata fuera el rigor teórico y se permaneciera estrictamente apegado a los procedimientos de cálculo “tradicionales”, incluso el conocimiento del comportamiento del sistema bajo ciertas condiciones sería de poca utilidad computacional o sería de utilidad sólo en la medida en que proponga heurísticas para resolver las ecuaciones. En este capítulo enfatizaremos la relevancia de las aproximaciones matemáticas e intentaremos destacar algunos criterios para buenas y malas aproximaciones y la relevancia de este punto para juzgar las simulaciones computacionales en general. Ello retomando algunas de las impresiones en torno a la transformación del ámbito del cálculo que ha significado la incursión de las computadoras y, en este sentido, mostrando la sensibilidad de las aproximaciones por la implementación.

La noción de aproximación puede tomarse como proceso o como producto. En este último caso, se considera que algo es aproximado si se “asemeja lo suficiente” a otra cosa. En las versiones clásicas, se trata de la comparación entre dos estructuras independientes para determinar si son lo suficientemente similares para los propósitos del caso. Para los estructuralistas como Balzer, Ulises-Moulines y Sneed (1987) y algunas

concepciones bajo su influjo (Laymon 1987, Lloyd 1988 o Redhead 1975), este criterio de discrepancia se explica en términos métricos o numéricos sobre dos aserciones en un lenguaje determinado. La aceptación de cierto enunciado como una confirmación, explicación o representación aproximada de otro enunciado depende de que un valor  $E$  para ambos enunciados caiga dentro de un rango aceptable. La elección de un determinado  $E$  dependerá en general de cuestiones pragmáticas. En esta tradición, la aproximación no es más que una relación estática de comparación entre dos estructuras. La relación de aproximación y su aceptación se determinan luego de haber realizado los cálculos.<sup>110</sup>Una aproximación será lo suficientemente buena si la discrepancia entre la predicción que arroje y el resultado experimental correspondiente es cercano a cierto límite. Al centrarse en el problema de determinar las condiciones de su validez externa, la analizan sólo en tanto producto.<sup>111</sup>En este sentido, parece difícil no partir del hecho de que se trata de una comparación entre dos estados de cosas (Aronson, 1990).

En cambio, si consideramos la aproximación en tanto proceso, podemos caracterizarla como una estrategia para poder llevar a cabo los cálculos. Como hemos visto, debido a las deficiencias analíticas y computacionales, a la falta de teorías complementarias o a la ausencia de datos auxiliares necesarios, las aproximaciones se vuelven ineludibles para obtener soluciones. Esta perspectiva permite establecer un vínculo más fluido con la tradición de resolución de problemas y con muchos de los tópicos que hemos abordado. Desplaza el foco de análisis desde la magnitud de desviación entre la predicción y los datos experimentales hacia los usos

---

<sup>110</sup> Giere (1988) tiene una posición similar, difiere en que explica la discrepancia entre los resultados teóricos y experimentales cualitativamente basándose en un criterio de similitud. Ello se enmarca en su concepción general que toma como unidad de análisis de la ciencia los modelos físicos y no sus traducciones "lógicas".

<sup>111</sup> No entraremos aquí en las disputas ontológicas de la aproximación. La validez externa involucra la comparación del modelo teórico con la evidencia empírica. La teoría es una descripción idealizada que atribuye propiedades más o menos fiables a un sistema bajo estudio. El "grado de verdad" en la correspondencia modelo-objeto se denomina "verosimilitud" y ha sido discutido ampliamente en la filosofía desde que fue propuesto por Popper (1962).

efectivos de la aproximación en las prácticas científicas. Cartwright (1983) y Laymon (1983, 1987, 1989) tienen un enfoque similar, aunque no enfatizan como nosotros los aportes del ámbito de la implementación.

Las aproximaciones y las idealizaciones, como estrategias metodológicas para lograr llevar a cabo las cuentas o para mejorar el poder de cálculo, pueden presentar diversos rostros. Muchas veces deben reemplazarse las representaciones con mayor adecuación descriptiva del sistema por algunas idealizadas que luego pueden ser suplementadas con factores de corrección empírica para producir mejores resultados. En otras ocasiones, se reemplazan los modelos idealizados analíticamente tratables por otros menos idealizados que no tienen forma cerrada o soluciones analíticas para los cuales la computadora puede generar aproximaciones a las soluciones deseadas.

### **7.1. La aproximación como proceso: la ciencia como el arte de construir modelos**

Las aproximaciones pueden ser matemáticas, conceptuales o ambas (Rohrlich, 1990). En tanto técnicas matemáticas son previas a la computación. El método poligonal de Arquímedes para calcular  $\pi$ , el método de Euclides para calcular raíces y las expansiones de las series de Taylor constituyen algunos casos paradigmáticos. Estos métodos tienen que ver con la superación de dificultades técnicas. Se trata de procedimientos constructivos para producir valores dentro de un rango de error especificado, asumiendo que se cumplen ciertas condiciones.<sup>112</sup>

Las teorías maduras de las ciencias naturales son típicamente cuantitativas, esto es, contienen una estructura matemática que constituye su 'sintaxis'. Se expresan por un sistema de ecuaciones cuyas soluciones particulares refieren a alguna coordinación de variables físicamente posible. Como hemos visto, para Hacking este es el ámbito del cálculo: para

---

<sup>112</sup> Dentro de las aproximaciones matemáticas se cuentan usualmente, las aproximaciones de valores numéricos, la aproximación de funciones o el ajuste de curvas y las aproximaciones geométricas.

hablar acerca del mundo, las teorías deben articularse a través del lenguaje matemático. En la jerga que hemos adoptado, se construyen modelos que localicen los fenómenos y la articulación teórica se logra en mayor o menor medida. Imaginando un camino descendente hacia la adecuación empírica podemos decir que la sintaxis se encuentra estratificada. Los modelos están asociados a las soluciones de las ecuaciones generales. Éstas son consecuencias deductivas del sistema que están más cerca del fenómeno. En ciertos casos, las exploraciones en este nivel pueden conducir a nuevos conocimientos; las soluciones, más las condiciones iniciales, las estipulaciones y una interpretación apropiada alcanzan un grado aceptable de adecuación empírica.

Pero no siempre pueden encontrarse soluciones exactas.<sup>113</sup> La cuestión es que en la mayoría de los casos que abordan las simulaciones computacionales el camino no es tan directo. Las implicancias de las ecuaciones, sus aplicaciones, se esconden tras las dificultades técnicas. En efecto, como hemos mostrado, el ámbito del cálculo está lejos de ser una mera derivación. Hay ocasiones en que todo lo que se obtiene son soluciones aproximadas. Pero, no sólo pueden buscarse soluciones aproximadas a las ecuaciones exactas empleadas en las teorías, en la mayoría de los casos suelen buscarse soluciones exactas a ecuaciones aproximadas<sup>114</sup> (Redhead, 1980).<sup>115</sup> La ciencia ha sido descrita como “el arte de encontrar soluciones” (Medawar, 1967), pero dado que muchas de los sistemas que interesan para nuestro trabajo no son solucionables podemos considerarla como el arte de construir modelos.

---

<sup>113</sup> Los modelos pueden no tener una solución exacta, pero su leimotiv parece ser siempre que su solución sea más tratable que para la teoría general tomada en su “complejidad” (Redhead: 1980).

<sup>114</sup> Ello ha llevado a considerar los modelos como aproximaciones simplificadas de las teorías. Esta concepción puede resultar tramposa. Si bien los modelos simplificados pueden considerarse siempre como aproximaciones, no toda aproximación involucrada en un modelo es una simplificación. Por ello, autores como Humphreys (2004) prefieren hablar de “modelos relajados”.

<sup>115</sup> Redhead (1980) muestra los riesgos de esta última formulación. Las “ecuaciones aproximadas” pueden tener soluciones muy diferentes de las ecuaciones originales debido a efectos inestables y, a la inversa, ecuaciones muy diferentes pueden tener las mismas soluciones aproximadas (o exactas).

Tomemos el pasaje de Einstein e Infeld (1938: 31) acerca del uso de las leyes de Newton para predecir el movimiento de los planetas:

Supongamos que en un momento dado la posición y velocidad de un planeta pueden ser determinadas, y que la fuerza se conoce. Entonces, de acuerdo a las leyes de Newton, sabemos el cambio en la velocidad durante un corto intervalo de tiempo. Conociendo la velocidad inicial y su cambio, podemos encontrar la velocidad y la posición del planeta en el intervalo final de tiempo. Por una repetición continua de este proceso, puede ser rastreada toda la trayectoria de movimiento sin tener que recurrir a los datos observacionales. Esto es, en principio, la forma en que la mecánica predice el curso de un cuerpo en movimiento, pero el método utilizado aquí es altamente impráctico. En la práctica, tal procedimiento paso a paso sería extremadamente tedioso, así como inexacto. Afortunadamente, ello es innecesario; la matemática proporciona un atajo, y hace posible una descripción precisa del movimiento en mucho menos tinta que la que usamos para una sola frase.

Así, el modelo matemático calcula y predice los eventos futuros. Las ecuaciones de Newton especifican cómo cambian a través del tiempo las posiciones y las fuerzas de los planetas (o de cualquier otro cuerpo). Si se sabe dónde están los planetas en este momento, pueden determinarse las fuerzas ejercidas sobre cada planeta; con ello puede a su vez determinarse dónde estarán los planetas en un intervalo de tiempo cercano, un segundo por ejemplo. Dada esta nueva posición pueden calcularse las nuevas fuerzas y las nuevas posiciones dentro de dos segundos. Como hemos visto, la cuestión es que el cálculo sólo será preciso si el “paso de tiempo” se vuelve extremadamente pequeño. Con lo cual, como señalan Einstein e Infeld, si se quiere predecir qué sucederá de acá a un par de años sería necesario iterar este proceso millones de veces, volviéndose “tedioso e impreciso”. El cálculo (de Newton y Leibniz) proporcionó el mencionado “atajo” que permitió realizar de una sola vez estos millones de pasos intermedios de manera implícita, produciendo una solución que especificaba dónde se encontrarían los planetas en cada punto de tiempo. La cuestión es que el modelo se vuelve intratable para más de dos cuerpos, este problema pasó a ser conocido como el problema de los tres cuerpos. El ejemplo citado responde a su formulación en la mecánica

clásica.<sup>116</sup> Es decir, es el problema de tomar un conjunto inicial de datos que especifican las posiciones, las masas y las velocidades de tres cuerpos, para algún momento particular en el tiempo, y determinar a partir de ellos los movimientos de los tres cuerpos, de acuerdo con las leyes de la mecánica clásica (leyes del movimiento y de la gravitación universal de Newton). En 1887, Ernst Bruns y Henry Poincaré mostraron que no hay una solución analítica general para el problema de los tres cuerpos, dada por expresiones algebraicas e integrales.<sup>117</sup>

Las simulaciones computacionales brindaron una forma de llevar a cabo los cálculos de manera iterativa. Como hemos visto, el éxito de discretizar las ecuaciones continuas depende de la posibilidad que se tenga de

---

<sup>116</sup> En sentido moderno, el problema de los tres cuerpos es una clase de problemas, en la mecánica clásica o cuántica, que modelan el movimiento de tres partículas.

<sup>117</sup> Como narra Wolfram (2002: 972) fue probado por Bruns y Poincaré que aunque haya tres cuerpos involucrados, las ecuaciones de movimiento no son integrables, es decir, no hay una solución analítica que especifique la trayectoria de los objetos. Así, aunque las ecuaciones diferenciales producen un movimiento determinista, ese movimiento no puede predecirse. Las ecuaciones de la mecánica conllevan la división entre movimientos integrables y movimientos no integrables desafiando el supuesto laplaciano de que los sistemas mecánicos son integrables y que, por ende, el determinismo implica predictibilidad. Sólo la integración paso a paso puede llevar a una solución (aunque el método de las perturbaciones produzca buenas aproximaciones para los primeros términos, se basa en una expansión que es sólo semi-convergente). A partir de condiciones iniciales dadas, el movimiento especificado por una ecuación diferencial siempre puede ser determinado por cálculos paso a paso tomando pequeños intervalos de tiempo uno a la vez. En los casos no integrables este procedimiento no produce regularidad (como periodicidad u otra forma funcional  $f$  para  $x = f(t)$ ) y es aquí donde las computadoras juegan un papel crucial.

Al respecto, destaca Rohrllich (1990) que el rasgo que distingue movimientos integrables de no integrables es la sensibilidad del movimiento a las condiciones iniciales: “dos movimientos integrables que difieren sólo levemente en sus condiciones iniciales serán cercanos por largo tiempo, las trayectorias divergerán una de otra sólo linealmente. Pero, dos movimientos no integrables que difieren sólo levemente en sus condiciones iniciales producirán trayectorias que diverjan de manera exponencial. Incluso luego de un tiempo relativamente corto, serán completamente diferentes. Cuanto más lejos se intente predecir, habrá mayor dependencia de las condiciones iniciales. Estos hechos implican que el movimiento integrable sea predecible y el no-integrable no lo sea. En este último caso se habla de caos determinista. El movimiento caótico sólo puede ser repetido con condiciones iniciales idénticas, lo cual nunca es posible en la práctica. Esta pérdida de predictibilidad en sistemas no integrables tiene un gran impacto en la física y muestra la relevancia de las simulaciones computacionales si se tiene en cuenta la afirmación de Humphreys (1990): “la mayoría de las ecuaciones diferenciales no lineales ordinarias y casi todas las ecuaciones diferenciales parciales no tienen solución analítica conocida”.

elegir una grilla lo suficientemente fina. Esto es, utilizando intervalos de espacio y tiempo (o solo de espacio) suficientemente pequeños que garanticen los resultados de la aproximación. Ello, como veremos en la siguiente sección, siempre y cuando se logre convergencia y un buen manejo del error. En principio, puede ajustarse la grilla cuanto sea necesario. Pero, en la práctica, dependerá también de la velocidad, la cantidad memoria y la arquitectura de la máquina en que se implemente el modelo computacional. La confiabilidad y eficiencia de los algoritmos también deben tomarse en cuenta. En este sentido, queremos subrayar la relevancia del ámbito de la implementación para la precisión de los resultados de la aproximación. Desde la perspectiva computacional, consideraremos las aproximaciones como aquellas estrategias que reducen significativamente la complejidad del problema o el costo de su solución para poder llevar a cabo los cálculos en una máquina concreta. En este sentido, las aproximaciones son heurísticas que mejoran el rendimiento total del sistema computacional. Esta conceptualización permite apreciar que el éxito de las aproximaciones que se emplean depende no sólo de aumentar el “grano fino” de la grilla. A partir del surgimiento de las computadoras y dentro del dominio de aplicación, los problemas del análisis numérico son problemas de la ciencia y la ingeniería. Son los problemas que preocuparon a los matemáticos desde Newton, pero una parte de ellos tiene que ver con la posibilidad de ser implementados.

## **7.2. La relevancia de la validez interna**

Para juzgar la validez de las aproximaciones hay que ir más allá de la comparación entre la predicción y el dato. La consiliencia o desviación de estos resultados no tienen la última palabra acerca de la confiabilidad del procedimiento. Es necesario fortalecer la validez interna, es decir, encontrar una serie de criterios que nos permitan determinar que la aproximación es robusta. Como en el caso de los instrumentos, hay que saber algunas cuestiones acerca de la fiabilidad de la teoría subyacente y su

estructura matemática y computacional.<sup>118</sup> La proximidad entre el resultado predicho por la simulación y el resultado experimental es una condición necesaria, pero no suficiente para juzgar la validez de las aproximaciones.

Por lo que respecta a las simulaciones numéricas, suele considerarse que son internamente válidas si las soluciones<sup>119</sup> del modelo numérico se aproximan, en el grado de precisión deseado, a las soluciones relevantes de las ecuaciones del modelo matemático original. En el apartado anterior hemos mostrado que las aproximaciones son sensibles al ámbito de la implementación. Si consideramos que el análisis numérico en tanto está inextricablemente asociado al estudio de algoritmos implementados, la validez interna de una simulación numérica puede fallar, por ejemplo, por el modo en que fue formulado el modelo numérico, ya sea por el diseño o la implementación de la solución del algoritmo, o por alguna interferencia externa como un golpe de tensión.

En el capítulo 4 nos hemos ocupado de mostrar que hay una serie de pasos en la construcción de las simulaciones computacionales y una jerarquía de modelos subyacentes. En este contexto, uno de los aspectos a tener en cuenta para la validez interna es la presencia inevitable de erro-

---

<sup>118</sup> La distinción entre validez interna y externa en el campo de las simulaciones computacionales (Parker, 2008) deviene por analogía con la establecida dentro de la filosofía de la experimentación. Campbell & Stanley, J. (1963) identificaron estas dos subespecies de validez para los experimentos. Para los autores, un resultado experimental es internamente válido cuando es consecuencia de una manipulación que el experimento pretende investigar y no ha sido (demasiado) influenciado por factores interferentes. La validez interna puede fallar debido a un diseño experimental excesivamente pobre o a problemas ordinarios en la ejecución de experimentos bien diseñados (por ejemplo cuando un instrumento funciona mal). Por otra parte, un resultado experimental es externamente válido cuando provee información acerca de alguna situación de interés externa al arreglo experimental, acerca del dominio estudiado. La validez externa es una cuestión de representación del dominio experimental para responder cuestiones acerca del dominio estudiado.

<sup>119</sup> En el caso de las simulaciones numéricas nunca se obtiene literalmente el mismo resultado, sin importar cuántas veces se ejecute la simulación (Winsberg, 2003). Pero dada la naturaleza probabilística de este tipo de simulaciones, es de esperar no contar con un marco determinístico sino, más bien, con una curva de error. Desde luego todas las soluciones aceptadas deben caer dentro de una curva de error mínimo aceptable.



res en los distintos niveles: en el modelo matemático, en la transformación y reducción de niveles de complejidad, en la especificación del modelo computacional, en el modelo computacional, en la implementación en una arquitectura específica, sólo por nombrar algunos.<sup>120</sup>

Marie Farge (2007) ha trabajado una clasificación de ciertos tipos de errores que atañen al método de diferencia finita y se concentran principalmente en el nivel de especificación del algoritmo. En primer lugar, señala la existencia y la unicidad de las soluciones (para problemas de evolución), para las condiciones de contorno seleccionadas: ¿están las ecuaciones bien planteadas?<sup>121</sup> En segundo lugar, los errores vinculados a la consistencia y la precisión. Cuando se discretiza una ecuación diferencial debe preguntarse si la aproximación algebraica es de hecho consistente, es decir, si la ecuación discretizada es equivalente a la ecuación diferencial que se está tratando de integrar.<sup>122</sup> La precisión de los resultados numéricos depende de los errores de truncado y de redondeo. Los últimos

---

<sup>120</sup> Cabe mencionar nuevamente, que a nivel de la relación algoritmo-programa puede haber componentes matemáticos cerrados verificables. Si el programa P, cuando se corre en una máquina M, lleva a cabo el algoritmo A, la verificación del programa consiste en brindar una prueba de que el P en M realizó A. Sin embargo, hay razones para dudar acerca del éxito que puede tener la verificación de programas como un método de aplicación general y completamente confiable para garantizar el funcionamiento de un programa; quizás la verificación de ciertos componentes cerrados del programa puede incrementar la confianza en la corrección de los teoremas más que brindar una demostración formal. Para una discusión detallada, véase DeMillo, R., Lipton, R., y Perlis, A. (1979) y Fetzer J. (1988).

<sup>121</sup> Si las ecuaciones son lineales, generalmente existe una solución, en la medida en que se tiene un número suficiente de condiciones de contorno para cerrar el sistema y que sólo se estudia la evolución hacia adelante en el tiempo. No obstante, una de las aplicaciones más útiles del método numérico es el tratamiento de problemas no lineales, que se describen por ecuaciones no lineales para las cuales pocas veces existen teoremas existencia y unicidad de sus soluciones o métodos analíticos para resolverlos. En estos casos, señala Farge (2007: 21), cuando la computación se lleva a cabo a partir de un estado inicial y teniendo en cuenta las condiciones de contorno adecuadas, se enfrentan los problemas de valores iniciales (problemas de Cauchy). También analiza que los problemas vinculados a los valores de contorno, cuando no hay evolución y sólo deben satisfacerse las condiciones de contorno.

<sup>122</sup> Señala Farge (2007: 21 – 22) que ello se vincula a dos propiedades: la ecuación discretizada debe tender hacia la continuidad cuando los pasos de espacio y tiempo tienden a cero y debe preservar la estructura (más precisamente, el grupo de invariancia debe ser un subgrupo del de la ecuación diferencial).

se introducen por el hecho de que, dado el tamaño limitado de la memoria de las computadoras, trabajan con un número finito de dígitos después del punto decimal. Los errores de truncado, en cambio, se encuentran asociados al esquema de discretización. Se introducen por la omisión de términos en una serie infinita. Todo número computable tiene una “longitud” máxima medida en la unidad de “palabra”, si un número excede esa longitud será cortado en la  $i$ -ésima posición tal que sea computable por esa arquitectura. Por último, Farge añade la cuestión de la estabilidad y la convergencia: ¿el esquema numérico converge?<sup>123</sup>

Además de estimar la magnitud del error que introduce la aproximación, se requiere considerar su controlabilidad y el hecho de que el efecto de una aproximación no se cancele por otros factores.<sup>124</sup> En el primer caso, se trata de imponer restricciones a la posibilidad de que un cálculo sea cercano al resultado experimental sólo por casualidad. La controlabilidad es considerada por Laymon (1983, 1987, 1989) como fundamental para el testeo de estos procedimientos y su comparación: mejores aproximaciones conducen a mejores predicciones. El segundo criterio es importante

---

<sup>123</sup> La estabilidad tiene que ver con que el código numérico no amplifique los errores de redondeo a riesgo de divergir. Si es estable, ¿la solución aproximada “permanece suficientemente cercana” a la solución exacta? Por el teorema de equivalencia de Lax, dice Farge (2007: 23), “el problema de la estabilidad y la convergencia puede plantearse como una sola y única cuestión”.

<sup>124</sup> En Duran, Lodeyro y Bozzolli (2010) hemos mostrado que los errores de redondeo, de truncado y afines no sólo deben ser tratados en un nivel teórico, como bien señala Farge, sino que también se les debe reconocer el correlato físico en la computadora. Es decir, un error de este tipo debe ser tratado por el compilador para su implementación en la computadora física. Dado que un compilador es el encargado de “reconocer” la arquitectura física de la computadora, entonces también es el responsable del tratamiento de este tipo de error a un nivel más bajo. Desde luego que si a nivel algorítmico no se contuvo el problema de redondeo, difícilmente se le podrá exigir al compilador que rectifique el error; sin embargo, si un compilador no es capaz de dar cuenta de errores de redondeo, poco importa que los sepamos manejar a nivel teórico. En particular, dado el lugar que ocupa, parecería que la importancia epistémica de un compilador trasciende el mero hecho de tratarse de un intermediario (como lo podría ser el sistema operativo, por ejemplo) instalándose, en la discusión, al mismo nivel que los problemas de valores iniciales, de cota y los ya mencionados errores de redondeo y truncado. Para un tratamiento del papel del compilador puede consultarse Rapaport (2005).

porque aunque la discrepancia entre la predicción y el resultado experimental sea pequeña y mejores aproximaciones conduzcan a mejores predicciones, es posible que un conjunto de aproximaciones que no puede relajarse produzca fortuitamente el acuerdo cercano y el comportamiento monotónico.

Por otra parte, la posibilidad de elección entre distintas aproximaciones lleva a considerar aún otra cuestión. El uso de las aproximaciones debe estar justificado apropiadamente. Por ejemplo, si una aproximación se aplica para producir un ajuste de curva a posteriori y otra se aplica a priori en base a un supuesto causal, no deberían juzgarse ambas como iguales (Ramsey, 1990). Más allá del éxito de la estrategia, puede preferirse dotar algunos de los términos matemáticos con alcance ontológico (Cartwright, 1983).

La precisión numérica y los criterios de robustez abordados reflejan el corazón de la validez interna, pero si queremos comprender mejor cómo son utilizadas y valoradas las aproximaciones en las prácticas científicas debemos incorporar aún otro tema que hemos abordado. Los valores como la eficiencia, simplicidad, operatividad, rapidez o implementabilidad técnica, juegan un papel central en el diseño de las simulaciones y en la valoración de las aproximaciones. Como hemos señalado, el mayor o menor potencial heurístico constituye un criterio de preferencia. Estos valores son centrales aunque van más allá del buen acuerdo, la controlabilidad y la ausencia de errores de cancelación. En relación a las diferentes formulaciones de la ley de gravedad, Feynman (1967) señalaba que eran científicamente equivalentes pero no desde una perspectiva psicológica. En este espíritu queremos notar que cuando se considera la computación en la práctica, teniendo en cuenta el ámbito de la implementación, la diferencia es más que psicológica, es epistémica. La estructura computacional subordina el diseño a un conjunto de valores epistémicos entre los que cuentan los mencionados. Si, como hemos visto, el ámbito del cálculo no puede considerarse transparente, el hecho de que en él operen computadoras tampoco.

En las simulaciones computacionales, el mayor potencial heurístico se ofrece como justificación de preferencia de algunas aproximaciones sobre otras.<sup>125</sup> En el ámbito de la implementación la mayor precisión conceptual y numérica no es necesariamente mejor. Se buscan modelos trabajables que puedan implementarse en una computadora física y que, aunque produzcan errores, sean confiables al menos para algunos de los procesos conocidos del sistema estudiado. Se aceptan modelos con términos que no están asociados a fenómenos empíricos, que sean netamente ficciones, que contengan términos de corrección o factores compensatorios. Como hemos mostrado en el caso de los métodos semi-empíricos, por ejemplo, tales modelos son preferibles a las ecuaciones irresolubles. Por supuesto, siempre se paga un precio por las aproximaciones: si los parámetros no representan procesos conocidos, el modelo es puramente instrumental y aunque pueda predecirse, no pueden ofrecerse explicaciones.

---

<sup>125</sup> Con el mismo espíritu Simon y Wallach (1999) afirman que “la cuestión de qué cuenta como una buena aproximación tiene sólo respuestas pragmáticas”.

## **CONSIDERACIONES FINALES**

En esta tesis hemos defendido que las simulaciones computacionales constituyen una ampliación de nuestras prácticas de modelado. Desde la perspectiva de las prácticas científicas que hemos adoptado, mostramos algunos elementos de continuidad respecto a la construcción y evaluación de las simulaciones. Luego, señalamos que las peculiaridades metodológicas y epistemológicas de estas últimas respecto de los modelos de “papel y lápiz” se encuentran vinculadas al ámbito de la implementación. Consideramos que este ámbito ha transformado el del cálculo de manera fundamental. Hacking propuso una división tripartita de la actividad científica: la especulación, el cálculo y la experimentación. En este esquema, la construcción de modelos matemáticos coincide con el cálculo y constituye una parte de lo que tradicionalmente se consideró teoría. Nosotros proponemos una noción ampliada y enriquecida de cálculo que nos permite dar cuenta de las peculiaridades de las simulaciones. Mostrando, en primer lugar, los grados de autonomía de los modelos respecto de las teorías y las diferentes funciones que pueden desempeñar. En segundo lugar, poniendo de relieve los elementos del ámbito de la implementación que obligan a repensarlo.

Por lo que respecta a este último punto, el estudio de algunos procesos en la construcción de las simulaciones computacionales nos permitió poner de relieve el empleo de algunos recursos motivados pragmáticamente o “estratagemas” que se introducen a fin de implementar el modelo computacional. En este sentido, destacamos las constricciones de la máquina física. Mostramos asimismo, que los algoritmos y las heurísticas se formulan en lenguaje procedimental y que ello constituye una diferencia significativa respecto a las leyes y sus ecuaciones. Estas últimas se formulan en lenguaje declarativo y evalúan, primordialmente, en términos de su contenido empírico y adecuación descriptiva. Los algoritmos que pueden implementarse en un programa de computadoras, en cambio, se juzgan principalmente de acuerdo a su potencial heurístico (sencillez, operatividad, eficacia o rapidez). Los modelos computacionales

subyacentes a las simulaciones son sensibles a estas características. Precisamente, como hemos destacado, el diseño y la validación de los mismos son discutidos en términos tanto imperativos como descriptivos. Otra cuestión asociada a su naturaleza de objetos artificiales, es que presentan una estructura medios - fines que permite apreciar el entrelazamiento entre representación e intervención. En particular, el hecho de que se represente bajo ciertos objetivos de predicción y control permite entender ciertas decisiones de diseño que se alejan del rigor teórico o del ideal de una adecuación descriptiva exhaustiva. Para poder predecir, el artefacto no tiene por qué simular todos los rasgos del sistema estudiado, ni siquiera reproducir el mecanismo subyacente.

Otro elemento que pusimos en juego, es que las transformaciones que impuso el surgimiento de las computadoras derivaron en el hecho de que algunas de las prácticas involucradas en las simulaciones computacionales se solaparan con las de la experimentación. Principalmente el análisis de datos, la visualización y el tratamiento del error. Estos espacios comunes legitiman el uso que hacemos de algunas categorías, que tradicionalmente se asocian a la filosofía de la experimentación, para el análisis de las simulaciones computacionales, como las nociones de calibración y precisión. Finalmente, luego de poner ciertos límites, mostramos la fertilidad de la analogía entre simular con computadoras y “experimentar” con las ecuaciones que gobiernan el fenómeno bajo estudio y “ver” sus soluciones. Defendemos que los cálculos implementados, sus variaciones y la visualización, pueden brindar predicciones acerca del comportamiento del sistema, aún cuando no tengamos una explicación. El uso heurístico de las computadoras ha reforzado el hecho de que consideremos el cálculo no sólo como una herramienta que aumenta la precisión teórica, sino como anticipador de descubrimientos.

Asociado a ello, proponemos que la predicción es una función característica de las simulaciones computacionales, aún en el caso de que se empleen métodos semi-empíricos. Pueden tenerse excelentes razones para mantener que una familia paramétrica particular de modelos es aplicable a cierto caso bajo estudio pese a tener disponible sólo métodos

empíricos para decidir qué valores paramétricos son los correctos. Para sostener esto, partimos del supuesto de que las simulaciones se remiten al dominio de aplicación de las teorías y establecimos la distinción con el de adecuación empírica: las teorías a menudo se aplican a fenómenos que no proporcionan ningún aumento de confirmación empírica a su favor. Justamente, las simulaciones no tienen por objeto descubrir si las teorías aceptadas son exactas o no; más bien recurren a estas teorías en tanto permiten obtener cierta información y no aumentan necesariamente el grado de confirmación de las mismas, sino tan sólo su grado de confianza. Correspondientemente, puede distinguirse el grado de confirmación empírica del grado de confianza instrumental de una teoría. Este último se vincula a su eficacia como herramienta de aplicación: si todas las otras condiciones permanecen igual, cuanto mayor sea el dominio de aplicación de la teoría, mayor será su fiabilidad instrumental.

Un rasgo de las predicciones generadas por las simulaciones es que son condicionales. Sin bien esta es una característica ubicua del dominio de aplicación, resulta relevante para nuestros fines enfatizar la transformación de las cláusulas *ceteris paribus* al considerar el ámbito de la implementación. En efecto, en la medida en que su poder predictivo se encuentra sujeto a las condiciones de la máquina y a las estipulaciones de un diseñador y se juzgan acorde a los propósitos para los que fueron construidas, el ámbito de la implementación introduce invariablemente nuevos condicionamientos. La sensibilidad por los lenguajes procedimentales imprime nuevas características en la actividad de construir modelos. Las prácticas científicas muestran que en algunos sectores, los algoritmos se han convertido en una herramienta ineludible para la producción del conocimiento. En muchos casos, las soluciones a los modelos matemáticos tuvieron que aguardar por algoritmos implementados en máquinas con suficiente capacidad de cálculo. Los descubrimientos devienen de usar progresivamente la tecnología, surgen del uso práctico de las simulaciones computacionales.

Estas consideraciones ponen de relieve que el ámbito del cálculo ha sufrido numerosas transformaciones y se ha enriquecido notablemente

con el surgimiento de las computadoras. Las aproximaciones acusan este impacto, el ímpetu que cobraron los problemas de convergencia y el manejo del error es quizás el ejemplo más patente. Pero no es el único, el ámbito de la implementación obliga a considerar que la precisión de los resultados de la aproximación depende también de la velocidad, la cantidad memoria y la arquitectura de la máquina empleada. La confiabilidad y eficiencia de los algoritmos también deben tomarse en cuenta. Así, a partir del surgimiento de las computadoras y dentro del dominio de aplicación, los problemas del análisis numérico son los problemas que preocuparon a los matemáticos desde Newton, pero parte de ellos tiene que ver también con la necesidad de implementarlos. Juzgar la robustez de estos recursos y, en consecuencia, la validez de las simulaciones computacionales, implica nuevas prácticas y criterios.

Ante la pregunta si hay algo nuevo o, en todo caso, por qué interesan las simulaciones computacionales a la filosofía, estamos en condiciones de sugerir que las transformaciones que implican en las habilidades para construir, solucionar y evaluar modelos exigen tomarlas en cuenta si queremos comprender una parte importante de las prácticas científicas contemporáneas para la producción de conocimiento. En muchos casos, tiene que ver con la posibilidad de superar una de las mayores barreras para la aplicación de las teorías vinculada a la capacidad de resolver modelos matemáticos. En otros, hay exploraciones más insinuantes de las ecuaciones que derivan en “intuiciones” que pueden conducir a nuevos desarrollos teóricos. El análisis de las simulaciones que hemos llevado a cabo resultó en una versión enriquecida del ámbito del cálculo que ilumina algunas re-interpretaciones de la dinámica entre teorías y experimentos. Consideramos que uno de los temas emergentes que vale la pena profundizar en próximas investigaciones tiene que ver con el entrelazamiento de estos ámbitos.



## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Achinstein, P.** (1964). Models, Analogies, and Theories. *Philosophy of Science*, 31(4), 328–350.
- Adams, E. W.**, “The foundations of Rigid Body Mechanics And The Derivation Of Its Laws From Those Of Particle Mechanics.” In *The Axiomatic Method*, L. Henkin, P. Suppes, and A. Tarski, eds., Amsterdam: North Holland Publishing Company, 1959.
- Aligica, P. D.** (2003). Prediction, explanation and the epistemology of future studies. *Futures*, 35(10), 1027–1040.
- Aronson, J. L.**, & University of Arkansas Press. (1990). Verisimilitude and Type Hierarchies: *Philosophical Topics*, 18(2), 5–28.
- Ascher, W.** (1989). Beyond accuracy. *International Journal of Forecasting*, 5(4), 469–484.
- Ascher, W.** (1993). The ambiguous nature of forecasts in project evaluation: Diagnosing the over-optimism of rate-of-return analysis. *International Journal of Forecasting*, 9(1), 109–115.
- Ashby, W. R.** (1956). An introduction to cybernetics., ix + 295 pp.
- Bacon, F.** (1620). *Francis Bacon: The New Organon*. (L. Jardine & M. Silverthorne, Eds.). Cambridge U.K. ; New York: Cambridge University Press, 2000.
- Balzer, W.**, Moulines, C. U., & Sneed, J. D. (1987). *An architectonic for science* (Vol. 186). Springer Science & Business Media.
- Barr, A. y Feigenbaum, E.** (1981). *The Handbook of Artificial Intelligence* (1st PB Edition edition). Addison-Wesley Publ. Co.
- Barrow, J. D.** (1991). Theories of everything: The quest for ultimate explanation.
- Batterman, R. W.** (2002). The devil in the details: Asymptotic reasoning in explanation, reduction, and emergence.
- Berlinski, D.** (2000). The advent of the algorithm: The idea that rules the world. *AMC*, 10, 12.
- Beven, K.** (2006). On undermining the science? *Hydrological Processes*, 20(14), 3141–3146.
- Blackburn, S., & Simmons, K.** (Eds.). (1999). *Truth* (1 edition). Oxford ; New York: Oxford University Press.
- Boden, M. A.** (1977). *Artificial Intelligence and Natural Man*. Basic Books.
- Boltzmann, L.** (1895) “On certain questions in the theory of gases” en Boltzmann (1909). Vol. III, 112.

- Boschetti, F.** (2010). Detecting behaviours in ecological models. *Ecological Complexity*, 7(1), 76–85.
- Boumans, M.** (1999). Built-in justification. *IDEAS IN CONTEXT*, 52, 66–96.
- Brunner, R. D.** (1999). Predictions and policy decisions. *Technological Forecasting and Social Change*, 62(1), 73–78.
- Bunge, M.** (1964). *Critical Approaches to Science and Philosophy*. Transaction Publishers.
- Campbell, D. T., & Stanley, J.** (1963). *Experimental and Quasi-Experimental Designs for Research* (1 edition). Boston: Cengage Learning.
- Cartwright, N.** (1999a). Models and the limits of theory: quantum Hamiltonians and the BCS model of superconductivity.
- Cartwright, N.** (1999b). *The Dappled World: A Study of the Boundaries of Science*. Cambridge University Press.
- Cartwright, N., Cartwright, N., & Cartwright, N.** (1983). *How the laws of physics lie*. Cambridge Univ Press.
- Chang, C.-L., & Lee, R. C.-T.** (1973). *Symbolic logic and mechanical theorem proving*. Academic press.
- Collins, R.** (1994). Against the epistemic value of prediction over accommodation. *Nous*, 210–224.
- Cormen, T. H., Leiserson, C. E., Rivest, R. L., & Stein, C.** (2009). *Introduction to Algorithms, 3rd Edition* (3rd edition). Cambridge, Mass: The MIT Press.
- David, M.** (1994). *Correspondence and Disquotatation: An Essay on the Nature of Truth*. Oxford University Press.
- De Millo, R. A., Lipton, R. J., & Perlis, A. J.** (1979). Social processes and proofs of theorems and programs. *Communications of the ACM*, 22(5), 271–280.
- De Regt, H. W.** (2005). Scientific realism in action: Molecular models and Boltzmann's Bildtheorie. *Erkenntnis*, 63(2), 205–230.
- Dewar M. J. S.** (1973), "The Role of Semi-empirical SCF MO Methods" en Price, W. C., Chissick, S. S., & Ravensdale, T (Eds.). *Wave mechanics: the first fifty years*, 1973.
- Duhem, P. M. M.** (1906). *The aim and structure of physical theory* (Vol. 13). Reedición, 1991. Princeton University Press.
- Dupré, J. E.** (1987). *The latest on the best: Essays on evolution and optimality*. The MIT Press.

- Duran, Lodeyro y Bozzolli** (2010) “El diseño de simulaciones digitales: una perspectiva desde las prácticas científicas” en García P. y Massollo, A. (eds.) *Epistemología e Historia de la Ciencia: Selección de Trabajos de las XX Jornadas*, Vol 16: 204 – 210. Universidad Nacional de Córdoba
- Einstein, A., & Infeld, L.** (1938). *The evolution of physics: the growth of ideas from early concepts to relativity and quanta*. Reedición 1961. CUP Archive.
- Ernst G. W. y Newell, A.** (1969). *Gps: Case Study Generality Problem Solving*. New York, Academic Press.
- Farge, M.** (2007). Numerical Experimentation: A Third Way to Study Nature. In P. Y. Kaneda, P. H. Kawamura, & P. M. Sasai (Eds.), *Frontiers of Computational Science* (pp. 15–30). Springer Berlin Heidelberg.
- Feigenbaum, E. A., & Feldman, J.** (1963). *Computers and Thought*. New York, NY, USA: McGraw-Hill, Inc.
- Fetzer, J. H.** (1988). Program Verification: The Very Idea. *Commun. ACM*, 31(9), 1048–1063.
- Feynman, R. P.** (1967). *The character of physical law* (Vol. 66). MIT press.
- Franklin, A.** (1986). *The neglect of experiment*. Reedición 1989, Cambridge University Press.
- Freed, K. F.** (1995). Building A Bridge Between AB Initio and Semiempirical Theories of Molecular Electronic Structure. In J. L. Calais & E. S. Kryachko (Eds.), *Structure and Dynamics of Atoms and Molecules: Conceptual Trends* (pp. 25–67). Springer Netherlands.
- Frigg, R., & Hartmann, S.** (2005). Scientific Models. In S. S. et al (Ed.), *The Philosophy of Science: An Encyclopedia, Vol. 2*. Routledge.
- Frigg, R., & Reiss, J.** (2008). The philosophy of simulation: hot new issues or same old stew? *Synthese*, 169(3), 593–613.
- Fortnow, L., & Homer, S.** (2003). A short history of computational complexity. *Bulletin of the EATCS*, 80, 95–133.
- Gandy, R.O.** (1988) “The Confluence of Ideas in 1936” en R. Herkened (Ed) *The Universal Turing Machine: a Half-Century Survey*, Berlin: Kammerer & Unverzagt.
- Galison, P.** (1987). *How Experiments End* (Edición: 2002). Chicago: University of Chicago Press.
- Galison, P., & Stump, D.** (Eds.). (1996). *The Disunity of Science: Boundaries, Contexts, and Power* (1 edition). Stanford, Calif: Stanford University Press.
- Gavroglu, K.** (2005). *Fritz London: A scientific biography*. Cambridge University Press.

- Gelernter, H.** (1959). Realization of a geometry theorem proving machine. In *IFIP Congress* (pp. 273–281).
- Gentner, D., & Markman, A. B.** (1997). Structure mapping in analogy and similarity. *American Psychologist*, 52(1), 45.
- Gentner, D., & Wolff, P.** (1997). Alignment in the processing of metaphor. *Journal of Memory and Language*, 37(3), 331–355.
- Giere, R. N.** (1988). *Explaining Science: A Cognitive Approach*. University of Chicago Press.
- Giere, R. N.** (1995). The skeptical perspective: Science without laws of nature. *Laws of Nature: Essays on the Philosophical, Scientific and Historical Dimensions*, Walter de Gruyter, Berlin, 120–138.
- Giere, R. N.** (1999). *Science without laws*. University of Chicago Press.
- Gigerenzer, G., & Todd, P. M.** (1999). Fast and frugal heuristics: The adaptive toolbox.
- Gill, Peter M. W.** (1998). “Density Functional Theory (DFT), Hartree-Fock (HF), and the Self-Consistent Field”, in Paul von Rague Schleyer (ed.), *Encyclopedia of Computational Chemistry*, vol. 1. Chichester: Wiley, 678–689.
- Glymour, C.** (1980). Hypothetico-deductivism is hopeless. *Philosophy of Science*, 322–325.
- Gödel, K.** (1933). “The present situation in the foundations of mathematics”, en *Kurt Gödel: Collected Works: Volume I: Publications 1929-1936*, 1986 (Vol. 1). Oxford university press.
- Guala, F.** (2002). Models, simulations, and experiments. In *Model-based reasoning* (pp. 59–74). Springer.
- Hacking, I.** (1983). *Representing and intervening: Introductory topics in the philosophy of natural science* (Vol. 5). Cambridge Univ Press.
- Hacking, I.** (1992). The self-vindication of the laboratory sciences. *Science as Practice and Culture*, 30.
- Heisenberg, W.** (1948). On the theory of statistical and isotropic turbulence. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A, Mathematical and Physical Sciences*, 402–406.
- Hempel, C. G.** (1965). Aspects of Scientific Explanation. In *Philosophy and Phenomenological Research* (Vol. 27, p. 504). Free Press.
- Hempel, C. G.** (1988). Provisoes: A Problem Concerning the Inferential Function of Scientific Theories. *Erkenntnis*, 28(2), 147–164.

- Hertz, H.** (1894). *The principles of mechanics presented in a new form.*  
Courier Corporation, 2003.
- Hesse, M. B.** (1953). Models in physics. *The British Journal for the Philosophy of Science*,  
4(15), 198–214.
- Hesse, M. B.** (1966). *Models and analogies in science* (Vol. 7). University of Notre Dame Press  
Notre Dame.
- Hilbert, D., & Ackermann, W.** (1928). *Principles of Mathematical Logic.* Reedición R. E. Luce,  
(Ed.), Hammond, L. M. Hammond, G. G. Leckie, & F. Steinhardt, Trans. 1999.  
Providence, R.I: American Mathematical Society.
- Hirschfelder, J. O.** (1941). Semi-Empirical Calculations of Activation Energies. *The Journal of  
Chemical Physics*, 9(8), 645.
- Hirschfelder, J. O.** (1982). My Fifty Years of Theoretical Chemistry, I: Chemical Kinetics.  
*Berichte Der Bunsengesellschaft Für Physikalische Chemie*, 86(5), 349–355.
- Hohenberg, P., & Kohn, W.** (1964). Inhomogeneous Electron Gas.  
*Physical Review*, 136(3B), B864–B871.
- Hopcroft, J. E., Motwani, R. and Ullman, J.D.** (2007). Introduction to Automata Theory,  
Languages, and Computation. Addison Wesley, Boston/San Francisco/New York.
- Howson C.** (1990) “Fitting Your Theory to the Facts: Probably Not Such a Bad Thing After All”,  
en C. W. Savage (ed.), *Scientific Theories*, Minneapolis: University of Minnesota Press.
- Humphreys, P.** (1990). Computer simulations. In *PSA: Proceedings of the biennial meeting of  
the philosophy of science association* (pp. 497–506). JSTOR.
- Humphreys, P.** (1995). Abstract and Concrete. *Philosophy and Phenomenological Research*,  
55(1), 157–161.
- Humphreys, P.** (2004). Extending ourselves. *Science at Century’s End: Philosophical Questions  
on the Progress and Limits of Science*, 13.
- Isham, J., Kaufmann, D., & Pritchett, L. H.** (1997). Civil liberties, democracy, and the  
performance of government projects. *The World Bank Economic Review*,  
11(2), 219–242.
- Israeli, N., & Goldenfeld, N.** (2004). Computational Irreducibility and the Predictability of  
Complex Physical Systems. *Physical Review Letters*, 92(7), 074105.

- Johansen, T. A., & Foss, B. A.** (1995). Semi-empirical modeling of non-linear dynamic systems through identification of operating regimes and local models. In *Neural Network Engineering in dynamic control systems* (pp. 105–126). Springer.
- Kauffman, S. A.** (1996). *At Home in the Universe: The Search for the Laws of Self-Organization and Complexity* (Edición: Revised.). New York: Oxford Univ Pr.
- Kellert, S. H.** (1993). *In the Wake of Chaos: Unpredictable Order in Dynamical Systems*. University of Chicago Press.
- Kleene, S. C.** (1988). Turing's Analysis of Computability, and Major Applications of It. In *A Half-century Survey on The Universal Turing Machine* (pp. 17–54). New York, NY, USA: Oxford University Press, Inc.
- Kleene, S. C.** (2002). *Mathematical logic*. Courier Corporation.
- Klein, U.** (1999). Techniques of modelling and paper-tools in classical chemistry. *IDEAS IN CONTEXT*, 52, 146–167.
- Lakatos, I.** (1978). *The methodology of scientific research programmes: Philosophical Papers*. (J. Worrall & G. Currie, Eds.). Cambridge: Cambridge University Press.
- Laughlin, R. B., Pines, D., Schmalian, J., Stojkovic, B. P., & Wolynes, P.** (2000). The middle way. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 97(1), 32–37.
- Laymon, R.** (1983). Newton's demonstration of universal gravitation and philosophical theories of confirmation. *Testing Scientific Theories, Minnesota Studies in the Philosophy of Science*, 10, 179–200.
- Laymon, R.** (1987). Using Scott domains to explicate the notions of approximate and idealized data. *Philosophy of Science*, 194–221.
- Laymon, R.** (1989). Applying idealized scientific theories to engineering. *Synthese*, 81(3), 353–371.
- Lenat, D. B.** (1982). The nature of heuristics. *Artificial Intelligence*, 19(2), 189–249.
- Lloyd, E. A.** (1988). *The Structure and Confirmation of Evolutionary Theory*. Reedición 1994, Princeton University Press.
- Lowdin, P.-O.** (1957). Present situation of quantum chemistry. *The Journal of Physical Chemistry*, 61(1), 55–68.
- Lynch, M. P.** (2001). *The Nature of Truth: Classic and Contemporary Perspectives*. The Mit Press.

- Manna, Z.** (2012). *Mathematical theory of computation*. Courier Corporation.
- Maxwell, J. C., & Niven, W. D.** (1855). On Faraday's Lines of Force. In *The Scientific Papers of James Clerk Maxwell* (Vol. 1). Reedición 2011, Cambridge University Press.
- McMullin, E.** (1968). What do physical models tell us? *Studies in Logic and the Foundations of Mathematics*, 52, 385–396.
- McMullin, E.** (1985). Galilean idealization. *Studies in History and Philosophy of Science Part A*, 16(3), 247–273.
- Medawar, P. B.** (1967). *The Art Of The Soluble* (First Edition edition). Methuen & Co.
- Mendelson, E.** (2011). *Introduction to mathematical logic*. CRC press.
- Meuer, H. and Gietl, H.** (2013). Supercomputers – Prestige Objects or Crucial Tools for Science and Industry? *PIK - Praxis Der Informationsverarbeitung Und Kommunikation*, 36(2).
- Miller, A.** (1984). *Imagery in Scientific Thought: Creating Twentieth-century Physics* (1st MIT Press Ed edition). Cambridge, Mass: MIT Press.
- Minsky, M. L.** (1968). *Semantic information processing: marvin minsky, ed.* Cambridge, Ma: Massachusetts Institute of Technology.
- Morgan, M. S.** (2003). Experiments without material intervention: model experiments, virtual experiments and virtually experiments. In H. Radder (Ed.), *The Philosophy of Scientific Experimentation* (pp. 216–235). Pittsburgh, PA, USA: University of Pittsburgh Press.
- Morgan, M. S.** (2005). Experiments versus models: new phenomena, inference and surprise. *Journal of Economic Methodology*, 12(2), 317–329.
- Morgan, M. S., & Morrison, M.** (1999). *Models as mediators: Perspectives on natural and social science* (Vol. 52). Cambridge University Press.
- Morrison, M.** (2000). *Unifying Scientific Theories: Physical Concepts and Mathematical Structures* (Vol. 63). Cambridge Univ Pr.
- Mulliken, R.** (1975), "Introduction", en Ramsey, A. y Hinze, J. (eds.) *Selected Papers of Robert S. Mulliken*. Chicago: University of Chicago Press. Pp. 875 – 888.
- Nagel, E.** (1961). *The Structure of Science: Problems in the Logic of Scientific Explanation*. Harcourt, Brace & World.
- Nagel, E., Suppes, P. & Tarski, A.** (1962) *Logic, Methodology and Philosophy of Science Proceedings of the of the 1960 International Conference* (1st edition). Stanford University Press.
- Newell, A.** (1980). Physical Symbol Systems. *Cognitive Science*, 4(2), 135–183.

- Newell, A., Shaw, J. C., & Simon, H. A.** (1958). Elements of a theory of human problem solving. *Psychological Review*, 65(3), 151.
- Newell, A., Simon, H. A., & others.** (1972). *Human problem solving* (Vol. 104). Prentice-Hall Englewood Cliffs, NJ.
- Nickles, T.** (1989). Justification and experiment. *The Uses of Experiment*, 299–333.
- Oreskes, N.** (2000). Why predict? Historical perspectives on prediction in earth science. *Prediction: Science, Decision Making, and the Future of Nature*, 23–40.
- Oreskes, N., & Belitz, K.** (2001). Philosophical issues in model assessment. *Model Validation: Perspectives in Hydrological Science*, 23.
- Parker, W. S.** (2008). Computer Simulation Through an Error-Statistical Lens. *Synthese*, 163(3), 371–384.
- Pearl, J.** (1984). *Heuristics: Intelligent Search Strategies for Computer Problem Solving*. Reading, Mass: Addison-Wesley Pub.
- Pérez Ransanz, (1985).** “El concepto de teoría empírica según van Fraassen”, Trabajo presentado en el VI Simposio Internacional de Filosofía (UNAM). Consultado en internet en Mayo de 2015.  
file:///C:/Users/penelope/Documents/art%C3%ADculos/C51PerezRansanz%20-%20van%20Fraassen.pdf
- Polya, G.** (1945). *How to Solve It: A New Aspect of Mathematical Method* (Princeton Science Li edition). Reedición 2004, Princeton N.J.: Princeton University Press.
- Polzella S. y Lodeyro, P.** (2012) “Dela pureza de las simulaciones computacionales *ab initio*” en Salvático, L., Bozzolli, M. y Pesenti, L. (eds.) Epistemología e Historia de la Ciencia: Selección de Trabajos de las XXII Jornadas, Vol 18: 468 - 475. Universidad Nacional de Córdoba.
- Popper, K. R.** (1962). Some comments on truth and the growth of knowledge. *Logic, Methodology and Philosophy of Science*, 285–292.
- H. Putnam** (1960) “What Theories Are Not?” en Logic, Methodology and Philosophy of Science: Proceedings of the 1960 International Congress, compilado por Ernest Nagel, Patrick Suppes y Alfred Tarski, Stanford University Press, 1962: 240.
- Ramsey, J.** (2000). Of Parameters and Principles: Producing Theory in Twentieth Century Physics and Chemistry. *Studies in History and Philosophy of Science Part B*, 31(4), 549–567.



- Ramsey, J. L.** (1997). Between the Fundamental and the Phenomenological: The Challenge of “Semi-Empirical” Methods. *Philosophy of Science*, 64(4), 627–653.
- Rapaport, W. J.** (2005). Philosophy of Computer Science. *Teaching Philosophy*, 28(4), 319–341.
- Raphael, B.** (1976). “The thinking computer” en W. H. Freeman & Co., San Francisco, CA
- Redhead, M.** (1980). Models in Physics. *British Journal for the Philosophy of Science*, 31(2), 145–163.
- Redhead, M. L.** (1975). Symmetry in intertheory relations. *Synthese*, 32(1), 77–112.
- Robinson, J. A.** (1965). A Machine-Oriented Logic Based on the Resolution Principle. *J. ACM*, 12(1), 23–41.
- Robinson, J. A.** (1967). Review: Martin Davis, George Logemann, Donald Loveland, A Machine Program for Theorem-Proving. *Journal of Symbolic Logic*, 32(1), 118–118.
- Rohrlich, F.** (1990). Computer Simulation in the Physical Sciences. *PSA: Proceedings of the Biennial Meeting of the Philosophy of Science Association, 1990*, 507–518.
- Romanycia, M. H., & Pelletier, F. J.** (1985). What is a heuristic? *Computational Intelligence*, 1(1), 47–58.
- Rummel, R. J.** (1970). *Applied factor analysis*. Evanston: Northwestern University Press.
- Sahu, A. K., Kumar, P., Patwardhan, A. W., & Joshi, J. B.** (1999). CFD modelling and mixing in stirred tanks. *Chemical Engineering Science*, 54(13–14), 2285–2293.
- Scerri, E.** (2004). Principles and Parameters in Physics and Chemistry. *Philosophy of Science*, 71(5), 1082–1094.
- Shimony, A.** (1989). The Non-Existence of a Principle of Natural Selection. *Biology and Philosophy*, 4(3), 255–273.
- Sholl, D. S. & Steckel, J. A.** (2009). *Density Functional Theory: A Practical Introduction* (Edición: 1). Hoboken, N.J: John Wiley & Sons.
- Sieg, W.** (1991). Herbrand analyses. *Archive for Mathematical Logic*, 30(5-6), 409–441.
- Simon, H. A.** (1978). Rationality as process and as product of thought. *The American Economic Review*, 1–16.
- Simon, H. A.** (1990). *Reason in human affairs*. Stanford University Press. Retrieved from
- Simon, H. A.** (1995). Artificial intelligence: an empirical science. *Artificial Intelligence*, 77(1), 95–127.
- Simon, H. A.** (1996). *The sciences of the artificial* (Vol. 136). MIT press.

- Simon, H. A., & Wallach, D.** (1999). Cognitive modeling in perspective. *Kognitionswissenschaft*, 8(1), 1–4.
- Slagle, J. R.** (1963). A heuristic program that solves symbolic integration problems in freshman calculus. *Journal of the ACM (JACM)*, 10(4), 507–520.
- Slagle, J. R.** (1972). An Approach for Finding C-Linear Complete Inference Systems. *J. ACM*, 19(3), 496–516.
- Sneed, J. D.** (1971), *The Logical Structure of Mathematical Physics*. Dordrecht, Netherlands: Reidel.
- Stegmuller, W.** (1976), *The Structure and Dynamics of Theories*. New York: Springer-Verlag.
- Suárez, M.** (1999). The role of models in the application of scientific theories: Epistemological implications. *Ideas in Context*, 52, 168–195.
- Suárez, M.** (2005). The Semantic View, Empirical Adequacy, and Application (Concepción semántica, adecuación empírica y aplicación). *Crítica: Revista Hispanoamericana de Filosofía*, 37(109), 29–63.
- Suckling, C. J., Suckling, C. W., & Suckling, K. E.** (1978). *Chemistry through Models: Concepts and Applications of Modelling in Chemical Science, Technology and Industry*. C.U.P.
- Suppe, F.** (Ed.). (1977). *The Structure of Scientific Theories* (2nd edition). Urbana, Ill.: University of Illinois Press.
- Suppes, P.** (1960). *Axiomatic Set Theory*. Courier Corporation.
- Suppes, P.** (1961). Probability Concepts in Quantum Mechanics. *Philosophy of Science*, 28(4), 378–389.
- Suppes, P.** (1988). Philosophical implications of Tarski's work. *The Journal of Symbolic Logic*, 53(01), 80–91.
- Suppes, P., & Humphreys, P.** (1994). *Patrick Suppes: Scientific Philosopher: Volume 2. Philosophy of Physics, Theory Structure, and Measurement Theory*. Springer Science & Business Media.
- Tarski, A.** (1953). *Undecidable theories*. North-Holland Pub. Co.
- Thomson, M.** (1842). *Modern Particle Physics*. Redición, 2013, Cambridge, United Kingdom ; New York: Cambridge University Press.
- Tonge, F. M.** (1960). A heuristic program for assembly line balancing. Retrieved from
- Tooley, M.** (1977). The nature of laws. *Canadian Journal of Philosophy*, 7(4), 667–698.

- Ulam, S. M., Ulam, S. M., & Ulam, F.** (1976). *Adventures of a Mathematician* (Edición: Reprint 1991). Berkeley: Univ of California Pr.
- Van Fraassen, B. C.** (1972). Inference and self-reference. In *Semantics of Natural Language* (pp. 695–708). Springer. Retrieved from
- Van Fraassen, B. C.** (1980). Theory construction and experiment: An empiricist view. In *PSA: Proceedings of the Biennial Meeting of the Philosophy of Science Association* (pp. 663–678).
- Wang, H.** (1960). Toward mechanical mathematics. *IBM Journal of Research and Development*, 4(1), 2–22.
- Wilkes, M. V.** (1968). Computers Then and Now. *J. ACM*, 15(1), 1–7.
- Wimsatt, W. C.** (1974). Reductive Explanation: A Functional Account. *PSA: Proceedings of the Biennial Meeting of the Philosophy of Science Association, 1974*, 671–710.
- Winsberg, E.** (1999). Sanctioning models: The epistemology of simulation. *Science in Context*, 12(02), 275–292.
- Winsberg, E.** (2001). Simulations, models, and theories: Complex physical systems and their representations. *Philosophy of Science*, S442–S454.
- Winsberg, E.** (2003). Simulated experiments: Methodology for a virtual world. *Philosophy of Science*, 70(1), 105–125.
- Winsberg, E.** (2008). Laws and chances in statistical mechanics. *Studies in History and Philosophy of Science Part B: Studies in History and Philosophy of Modern Physics*, 39(4), 872–888.
- Winsberg, E.** (2010). *Science in the age of computer simulation*. University of Chicago Press.
- Winsberg, E.** (2015). Computer Simulations in Science. In E. N. Zalta (Ed.), *The Stanford Encyclopedia of Philosophy* (Consultado en Mayo de 2015).  
<http://plato.stanford.edu/archives/sum2015/entries/simulations-science/>
- Wolfram, S.** (2002). *A new kind of science* (Vol. 5). Wolfram media Champaign.
- Wos, L., Carson, D., & Robinson, G.** (1964). The unit preference strategy in theorem proving. In *Proceedings of the October 27-29, 1964, fall joint computer conference, part I* (pp. 615–621). ACM.
- Wratt, D. S.** (1987). An experimental investigation of some methods of estimating turbulence parameters for use in dispersion models. *Atmospheric Environment (1967)*, 21(12), 2599–2608.



Tesis de Doctorado

**Filosofía de las  
prácticas científicas:  
heurísticas,  
simulación y  
experimentación**

Córdoba, mayo de 2015