

La simulación basada en agentes: una nueva forma de explorar los fenómenos sociales

Agent-based Modelling: A New Way of Exploring Social Phenomena

José Ignacio García-Valdecasas Medina

Palabras clave

Simulación • Experimentos • Complejidad • Análisis no lineal • Consecuencias no intencionadas • Heterogeneidad • Mecanismos

Key words

Simulation • Experiments • Complexity • Nonlinear Analysis • Unintended consequences • Heterogeneity • Mechanisms

Resumen

La simulación basada en agentes es un nuevo método de investigación que permite tratar de manera sencilla la complejidad, la emergencia y la no-linealidad típica de muchos fenómenos sociales. En este artículo definiremos la simulación basada en agentes —presentando sus distintas variedades—, ilustrándola a partir de un ejemplo clásico: el modelo de segregación urbana de Schelling, que intenta explicar cómo es posible que surjan guetos en ciudades cuyos habitantes no tienen prejuicios étnicos. Finalmente, se consideran algunas de sus posibles aplicaciones: desarrollar, formalizar y evaluar teorías sociológicas; decidir entre teorías diferentes sobre un mismo fenómeno; integrar teorías en un mismo marco común; explicar dinámicas sociales a través de sus micro-mecanismos; realizar experimentos virtuales; evaluar políticas sociales y sus resultados a priori; y predecir algunos fenómenos sociales.

Abstract

Agent-based modelling is a new research method that allows the complexity, emergency and nonlinearity of many social processes to be managed in a simple way. In this paper we define agent-based modelling —and its different classes— on the basis of a classic example: the Schelling model of urban segregation, which seeks to explain how it is possible that ghettos can arise in cities where citizens have no racial prejudices. Finally, some of its possible applications are considered: developing, formalising and assessing sociological theories; deciding amongst rival theories about the same social phenomenon; integrating different theories in a common setting; explaining social dynamics through their micro-mechanisms; carrying out experiments in a virtual world; assessing social policies and their a priori results; and predicting certain social phenomena.

INTRODUCCIÓN

La simulación basada en agentes (*agent-based modelling*) es un nuevo método para la investigación social. Aunque esta es una herramienta bastante habitual en las ciencias físicas y naturales desde hace mucho tiempo, ha empezado a utilizarse recientemente también en las ciencias sociales. Uno de los grandes atractivos de la simulación basada en agentes es que permite explicar cómo

emergen las estructuras sociales a partir de las acciones individuales, y a su vez cómo las creencias, deseos y oportunidades de los individuos son afectadas por dichas estructuras, integrando de este modo el nivel macro y el micro de la realidad social. Además, dicho método permite la colaboración estrecha entre teoría sociológica e investigación empírica, así como favorece el diálogo multidisciplinar.

Consideremos tres posibles aplicaciones de la simulación basada en agentes: a) como solución al problema de la infradeterminación empírica de las teorías sociológicas; b) para explicar fenómenos sociales a través de mecanismos que hagan alusión tanto a la acción de los individuos como a la estructura de interacción entre los individuos; c) como método para evaluar políticas sociales y prever sus resultados antes de ser implantadas.

a) La sociología es una disciplina desgarrada: distintos paradigmas compiten entre sí en su intento de entender la realidad social. Por ejemplo, diferentes teorías sociológicas rivalizan para explicar la estratificación social. La simulación basada en agentes puede utilizarse no solo para valorarlas, desarrollarlas o formalizarlas, sino también como método para decidir cuál de ellas podría ser la más adecuada para explicar algún aspecto concreto de la estratificación social, o incluso para integrarlas en una nueva teoría. Así pues, dicho método puede reducir la proliferación —a veces indiscriminada— de teorías que tratan de explicar el mismo fenómeno social, aunque solo el tiempo podrá decidir el alcance y la potencia de dicho método en la reducción de la fragmentación teórica que padece una parte importante de la sociología.

b) Otra de las aplicaciones de la simulación basada en agentes podría ser el análisis de las relaciones entre la acción y la estructura. Hace 10.000 años tuvo lugar una profunda transformación en la historia de la humanidad: los seres humanos abandonaron la vida nómada y dejaron de ser cazadores-recolectores, y empezaron a vivir en pueblos convirtiéndose en pastores y agricultores. El grupo liderado por Henry Wright y Doug White del «Santa Fe Institute» (Nuevo México) están utilizando la simulación basada en agentes para arrojar nueva luz sobre cómo y por qué nuevas instituciones emergieron en este momento de la historia, y otras, sin embargo, desaparecieron para siempre. Así pues, dicho método parece ser una excelen-

te herramienta para explorar cómo las acciones de los individuos conforman la evolución de las instituciones sociales, y a su vez cómo las instituciones que regulan las interacciones sociales configuran las creencias, deseos y oportunidades de los individuos.

c) En otra dimensión totalmente distinta de la anterior, se puede observar cómo ciertas organizaciones (por ejemplo las empresas de la construcción y los hospitales) tienen que afrontar —cada día más— una multitud de directrices sobre la salud y la seguridad de sus trabajadores. Por ejemplo, pensemos en las normas sobre cascos, botas y cuerdas especiales para subir a los andamios que deben llevar los obreros de la construcción, o en las normas de limpieza e higiene de los hospitales que deben cumplir el personal sanitario. Sin embargo, la implantación de dichas normas suele ser lenta, y la resistencia entre los propios trabajadores a aceptarlas es a menudo alta. Todo apunta a que el comportamiento de los empleados en grandes empresas es difícil de cambiar. Se han propuesto diferentes medidas para implantar eficazmente dichas normas, pero ninguna con éxito: la simulación basada en agentes está tratando de ayudar a explicar por qué no acaban de funcionar tales medidas, así como a proponer nuevos enfoques que tengan más éxito (Dignum *et al.*, 2009).

Este artículo está dedicado, en primer lugar, a definir la simulación de modo general y a mostrar los diferentes tipos simulaciones que pueden ser utilizadas por las ciencias sociales. En segundo lugar, se define la simulación basada en agentes presentando sus distintas clases y comentando qué lenguajes y entornos de programación son los más adecuados para construir modelos. En tercer lugar, para ilustrar estas definiciones, se describe una simulación clásica basada en agentes: el modelo de segregación urbana diseñado por Schelling, que pretende explicar cómo es posible que aparezcan guetos en ciudades cuyos habitantes poseen altos niveles de tolerancia desde el punto de vista

étnico. En cuarto lugar, se muestra cómo la simulación basada en agentes es un excelente método para tratar la complejidad, la emergencia y la no-linealidad típica de muchos fenómenos sociales. Por último, se comentan algunas de sus posibles aplicaciones así como la importancia que tiene para la teoría y la investigación social el desarrollo de modelos empíricos basados en agentes.

DEFINICIÓN DE SIMULACIÓN Y SUS CLASES

La ciencia —incluidas las ciencias sociales— construye modelos con el propósito de describir, explicar y/o predecir alguna parte concreta de la realidad. Los modelos son representaciones simplificadas de los objetos específicos de estudio, y aunque la realidad —obviamente— no se puede reducir a ningún modelo, sin modelos no podríamos entender la realidad. Se puede considerar una amplia variedad de modelos en ciencias sociales: un grafo formado por nodos y vínculos es un modelo de una red social constituida por agentes sociales y relaciones sociales; una función matemática puede ser un modelo de la relación entre el tamaño de las ciudades y el índice de delincuencia; un programa de ordenador podría ser un modelo de cómo se expanden los nuevos movimientos sociales; e incluso una teoría sociológica podría ser considerada como un modelo de algún fenómeno social: por ejemplo, la teoría marxista sobre clases sociales sería, en este sentido, un modelo que intenta explicar la estratificación social.

Así pues, la sociología utiliza diferentes tipos de modelos, a saber, aquellos basados en el lenguaje natural (teorías verbales); los escritos en el lenguaje matemático (teorías matemáticas); y, por último, los establecidos en el lenguaje informático (teorías computacionales).

A grandes rasgos, entendemos por simulación una manera particular de modelizar,

esto es, una forma especial de construir modelos. Estos modelos se construyen mediante ordenador, y son programas informáticos que pretenden representar algún aspecto del mundo. Centrándonos en las ciencias sociales, la simulación social consiste, pues, en la creación de modelos a través del ordenador con el objetivo de describir, explicar y/o predecir alguna parte concreta de la realidad social.

A diferencia de la mayoría de las teorías sociológicas —que están expresadas en el lenguaje natural o matemático—, las simulaciones sociales (basadas en el lenguaje informático) tienen que ser especificadas de forma completa y precisa para garantizar el adecuado funcionamiento de dichos programas informáticos (Gilbert, 2008: 2). Este hecho abre la posibilidad de utilizar la simulación como una herramienta para desarrollar y formalizar teorías sociológicas: una teoría que convencionalmente se formula en lenguaje textual se puede expresar en un procedimiento que pueda ser programable en un ordenador; y este proceso de formalización del lenguaje natural al informático debe reflejar con precisión lo que la teoría quiere decir, así como garantizar meticulosamente que dicha teoría es coherente y completa (Gilbert y Troitzsch, 2005: 5). En este sentido, es posible argumentar que el papel que puede desempeñar la simulación informática en las ciencias sociales podría ser similar al realizado por las matemáticas en el desarrollo de la física: así como el uso de las matemáticas permitieron el giro copernicano en astronomía, algunos autores (Epstein, 2006) conciben la simulación basada en agentes como un punto de inflexión en las ciencias sociales.

Aunque íntimamente relacionados, existen algunas diferencias entre el lenguaje matemático y el informático latentes en algunas de las cuestiones planteadas en este artículo. Si bien el lenguaje matemático es tan preciso como el lenguaje informático, su empleo en tanto que instrumento de formalización en sociología puede ser calificado de muy esporá-

dico, aunque en economía ha sido utilizado con éxito. En cualquier caso, son diversas las razones por las cuales la simulación es más apropiada que las matemáticas tradicionales para formalizar teorías sociológicas (véase Taber y Timpone, 1996): en primer lugar, muchos fenómenos sociales son emergentes, y, por tanto, no han podido ser analizados con las herramientas de las matemáticas tradicionales porque no se conocen un conjunto de ecuaciones que puedan ser resueltas para entender el comportamiento de dichos fenómenos; sin embargo, la simulación permite tratar de manera sencilla la emergencia de fenómenos sociales. En segundo lugar, dichos fenómenos están normalmente constituidos por agentes sociales heterogéneos, y dicha heterogeneidad (en creencias, deseos, oportunidades, acciones, etc.) puede abordarse mucho más fácilmente desde la simulación que desde las matemáticas tradicionales. Por último, los procesos sociales suelen correr paralelos entre sí, influyéndose mutuamente, hecho del que las herramientas matemáticas no pueden hacerse cargo; sin embargo, a través de la simulación es posible tratar dicha propiedad.

Otro uso clásico de la simulación es la predicción: si se consigue desarrollar un modelo que reproduzca con bastante exactitud la dinámica de algún fenómeno social (por ejemplo fenómenos demográficos), entonces se podrá predecir el estado de dicho fenómeno en un momento posterior en el tiempo. Sin embargo, los científicos sociales se muestran por lo general bastante escépticos acerca de la posibilidad de realizar predicciones sociales debido «tanto a la dificultad inherente de realizar operativamente dicha predicción como a la posibilidad de que el pronóstico mismo afecte al resultado» (Gilbert y Troitzsch, 2005: 6).

Las simulaciones por ordenador tuvieron un comienzo difícil en ciencias sociales (Troitzsch, 1997). Una de las primeras simulaciones informáticas, que fue realizada por el Club de Roma sobre el futuro de la econo-

mía mundial, predijo una catástrofe medioambiental global (Meadows *et al.*, 1973). A pesar del gran impacto que tuvo dicha simulación, dio una impresión pobre «cuando se comprobó claramente que los resultados del modelo dependían fuertemente de los presupuestos cuantitativos específicos hechos sobre los parámetros de dicho modelo» (Gilbert y Troitzsch, 2005: 6). No obstante, a pesar de la inmerecida fama de sus comienzos, el número de artículos en las principales revistas de sociología que han utilizado la simulación —en particular los modelos basados en agentes— está creciendo muy rápidamente desde hace dos décadas (Gilbert y Abbott, 2005).

Se pueden distinguir diferentes enfoques de la simulación en las ciencias sociales: microsimulaciones, dinámicas de sistemas y simulaciones basadas en agentes. Antes de empezar una investigación es importante considerar diferentes alternativas dentro de la simulación social ya que, por ejemplo, la simulación basada en agentes no es siempre la opción más adecuada para construir un modelo.

La microsimulación empieza con una base de datos que describe una muestra representativa de agentes de una población objeto de estudio; por ejemplo, puede utilizar bases de datos derivadas de encuestas a nivel nacional que incluyan datos sobre diversas variables de los individuos. Posteriormente, utiliza un conjunto de reglas sobre probables cambios de las circunstancias individuales para actualizar las características de dichos agentes de manera que el investigador pueda preguntar cómo sería la muestra en un momento determinado del tiempo (Gilbert, 2008: 17). La microsimulación, por tanto, crea modelos que no tienen pretensiones de explicar, sino de predecir. La gran ventaja que tiene la microsimulación respecto a otros tipos de simulaciones es que no comienza con una muestra de agentes hipotéticos o creados al azar, sino con una muestra de agentes reales tal como son descritos por las encuestas; sin embargo, el inconve-

niente que posee es que no permite la interacción entre agentes ni tiene en cuenta el entorno donde tienen lugar las acciones de los agentes (Gilbert, 2008: 18).

La dinámica de sistemas crea modelos que pretenden predecir el estado futuro de un fenómeno social a partir de su estado inicial mediante un sistema de ecuaciones diferenciales que expresan relaciones causa-efecto entre variables. El análisis del comportamiento de estas ecuaciones diferenciales se realiza en un ordenador (ya que resulta excesivamente complicada su resolución formal matemática). De ahí que se pueda considerar una «simulación». La dinámica de sistemas trata siempre con grandes agregados de agentes más que con agentes individuales (Gilbert, 2008: 20). Así pues, un problema de este enfoque es que no puede tratar la heterogeneidad propia de los agentes que participan en los fenómenos sociales; sin embargo, esta perspectiva podría ser muy adecuada cuando se trata de analizar grandes poblaciones de agentes con comportamientos similares (Gilbert, 2008: 20).

DEFINICIÓN DE SIMULACIÓN BASADA EN AGENTES

Desde un punto de vista formal, se puede definir la simulación basada en agentes como un método informático que permite construir modelos constituidos por agentes que interactúan entre sí dentro de un entorno para llevar a cabo experimentos virtuales (Gilbert, 2008: 2). Entender esta definición implica aclarar qué son los experimentos virtuales, quiénes son los agentes y cuál es su entorno.

Los experimentos virtuales

Un experimento consiste en aplicar algún tratamiento a una parte aislada de la realidad y observar qué ocurre; posteriormente, el objeto de análisis que ha sido tratado es comparado con otro objeto equivalente que no ha

recibido ningún tratamiento (llamado «control»). La gran ventaja de la experimentación es que permite asegurar que el tratamiento aplicado al objeto de estudio es de hecho la causa de los efectos observados, ya que solo el tratamiento es lo que difiere entre el objeto de análisis y el control (Gilbert, 2008: 3).

Mientras que en las ciencias físicas y naturales la experimentación es el método habitual de hacer ciencia, en la mayoría de las ciencias sociales realizar experimentos a gran escala puede ser mucho más difícil y/o puede plantear problemas éticos (ibid.): por ejemplo, no sería ético provocar un conflicto bélico para investigar las causas de la guerra. Además, aislar un fenómeno social para poder realizar experimentos sobre él puede ser muy complicado o imposible.

Una de las posibles soluciones a estos problemas viene de la mano de la economía y la sociología experimental (Millar, 2006), que permiten realizar experimentos sociales de laboratorio. Durante las dos últimas décadas, ha sido posible aislar ciertos factores que pueden generar fenómenos sociales (por ejemplo, los factores que podrían desencadenar una crisis económica), y «simularlos» en un laboratorio en el que los agentes son individuos reales que reciben ciertas instrucciones e incentivos adecuados.

Asimismo, los modelos basados en agentes pueden también realizar experimentos porque permiten aislar virtualmente procesos sociales de otros procesos e investigar las causas de los efectos observados. Además, dichos experimentos no plantean problemas éticos porque utilizan agentes y sociedades artificiales. Así pues, es posible diseñar un experimento virtual y llevarlo a cabo tantas veces como se desee, pudiéndose usar un rango amplio de parámetros o incluso permitir, por ejemplo, que algunos factores varíen al azar (Gilbert, 2008: 3), comparando posteriormente posibles resultados.

A diferencia de otras estrategias de investigación, otra de las grandes ventajas de la

simulación basada en agentes es que puede proporcionar «datos» imposibles o difíciles de conseguir por los procedimientos estándar de la investigación sociológica. Los experimentos virtuales con modelos informáticos podrían ser la única manera de obtener ciertos «datos» para explicar procesos sociales. Por ejemplo, dada la ausencia de datos empíricos completos sobre redes sociales complejas en las que pueden estar implicados millones de nodos, se puede utilizar la simulación para estudiar el impacto de la estructura de dichas redes sobre los procesos dinámicos que tienen lugar dentro de ellas (González, 2004, 2006).

Otro aspecto positivo de la simulación basada en agentes puede ser que los costes de la experimentación virtual son mucho menores que la experimentación real (Gilbert, 2008: 3). De igual manera que los ingenieros utilizan por su bajo coste modelos para analizar, por ejemplo, el comportamiento de un puente frente a un sismo, los científicos sociales también pueden emplear modelos informáticos significativamente más baratos que las investigaciones estándar.

Por último, indicar que una de las aportaciones más atractivas de la simulación basada en agentes es que puede proporcionar explicaciones de fenómenos sociales a través de los mecanismos causales que subyacen a dichos fenómenos. Las investigaciones basadas en encuestas cumplen con el papel fundamental de descubrir tendencias en la población, y aquellos métodos estadísticos asociados a ella desempeñan la función crucial de identificar los factores que intervienen en dichas tendencias (González, 2004). Sin embargo, dichos métodos no pueden proporcionar una explicación de los fenómenos que detectan (Goldthorpe, 2000: 116; Hedström, 2005). Aunque los modelos matemáticos han tenido mucho éxito para clarificar las relaciones entre variables, no pueden explicar por qué una variable está relacionada con otra (Gilbert, 2008: 5), es decir, no dicen nada acerca de los mecanismos que

generan el fenómeno social que se desea explicar.

Los agentes

Los agentes virtuales —que son en realidad módulos o partes de los programas— representan a los actores reales. Existe, pues, una equivalencia entre los agentes del mundo virtual y los actores del mundo real, hecho que facilita tanto el diseño como la interpretación de los resultados de los experimentos virtuales frente a otros tipos de simulaciones (Gilbert, 2008: 14).

Ciertos diseños presuponen que todos los actores son idénticos y que las reglas de comportamiento por las que se rigen son similares. Sin embargo, en el mundo real los actores sociales suelen tener diferentes deseos, creencias y oportunidades. En este sentido, la simulación basada en agentes evita esta limitación y logra modelar dicha heterogeneidad entre los agentes: cada agente puede poseer sus propias creencias, deseos y oportunidades, así como sus propias reglas de comportamiento.

En los experimentos virtuales, los agentes pueden interactuar intercambiándose mensajes entre ellos y actuar en base a lo aprendido en dichos mensajes. El intercambio de mensajes entre agentes pretende representar el diálogo entre actores sociales del mundo real. De esta manera, por ejemplo, se puede analizar cómo el flujo de información atraviesa una red de agentes para intentar explicar cómo se difunden las preferencias políticas en una población determinada.

Muchos modelos asumen implícitamente que los agentes actúan racionalmente, es decir, que se comportan bajo un conjunto de reglas racionales para optimizar sus preferencias o bienestar. Sin embargo, en el mundo real, el comportamiento de los actores, en realidad, no es completamente racional: los agentes no están comprometidos en largas cadenas de razonamientos complejos para seleccionar la acción óptima, sino que suelen

simplificar las diferentes alternativas posibles. Además, los agentes no suelen tener información global para la toma de decisiones, sino solo local. A diferencia de otras estrategias, la simulación basada en agentes permite crear con facilidad modelos donde los actores posean una racionalidad limitada (*bounded rationality*, Simon, 1957) más acorde con la realidad humana. Así pues, en los modelos basados en agentes no es difícil programar actores que utilicen una serie de reglas simples e información local para la toma de decisiones (Epstein, 2006: 6).

El entorno

El entorno virtual, que representa al medio real en el que los actores reales operan, es el hábitat donde los agentes virtuales interactúan entre sí. Dicho entorno puede representar espacios geográficos con barreras físicas o fuentes de energía, por ejemplo, donde los agentes tienen coordenadas que indican su localización, aunque en otros modelos puede también representar otros tipos de espacios, como por ejemplo espacios de conocimiento (Gilbert *et al.*, 2001) o de relaciones (redes).

En principio, el entorno es relativamente sencillo de programar, por lo que algunos científicos sociales que utilizan la simulación tienden a descuidarlo. Sin embargo, la influencia del entorno en el mundo real es de una importancia radical; gran parte de la complejidad que acontece en la vida de los seres humanos surge porque los individuos suelen tratar con un entorno complejo (Gilbert, 2008: 27).

TIPOS DE SIMULACIONES BASADAS EN AGENTES

Todas las características de la simulación basada en agentes descritas anteriormente pueden ser implantadas de diferentes maneras en un ordenador. Se pueden distinguir tres enfoques distintos: sistemas de reglas

de producción, redes neuronales artificiales y lenguajes y entornos de programación (Gilbert, 2008: 22).

Sistemas de reglas de producción

Un sistema de reglas de producción está constituido por tres factores: un conjunto básico de reglas que determina el comportamiento de los agentes; una serie de variables que almacenan el estado actual de cada agente; y un intérprete de reglas (Nilsson, 1998). En los modelos cada agente tiene que elegir una regla de comportamiento entre el conjunto de reglas dado, selección que depende directamente de su estado actual. Tales reglas están constituidas por un componente de condición y por un componente de acción: mientras que el componente de condición dice cuál tiene que ser el estado del agente para que se aplique una determinada regla, el componente de acción dice qué tiene que ser hecho para ejecutar dicha regla. Además, cada agente necesita algunas variables para almacenar su estado actual; por ejemplo, necesita una variable sobre su localización espacial, así como otra variable sobre su reserva de energía. Por último, los agentes también necesitan un intérprete de reglas que les permita elegir una regla entre varias reglas de comportamiento incompatibles entre sí que a su vez puedan aplicarse en el mismo momento, es decir, reglas con diferentes componentes de acción cuyos componentes de condición se satisfagan.

Estos sistemas de reglas, por tanto, permiten a los agentes percibir su entorno y recibir mensajes de otros agentes, así como seleccionar comportamientos dependiendo de su estado actual y mandar mensajes a otros agentes. Los modelos basados en agentes diseñados por los sistemas de reglas de producción pueden ser construidos por «juegos de herramientas» de software especiales tal como JESS (Java Expert System Shell).

Redes neuronales artificiales

Una red neuronal artificial está constituida por un conjunto de unidades (llamadas también neuronas) distribuidas en capas. Se pueden distinguir tres tipos diferentes de capas: la capa de entrada que recibe información del exterior; las capas ocultas que procesan dicha información; y la capa de salida que genera una respuesta. Cada unidad está conectada a todas las unidades de la capa anterior y de la capa posterior a la capa donde está situada (figura 1). Cada unidad de las capas ocultas recibe las señales de entrada de todas las unidades de la capa precedente y las multiplica por un factor; después suma los productos y aplica alguna transformación no lineal a la suma; y por último envía la señal de salida a todas las unidades de la capa siguiente. Aunque existe cierta similitud entre las redes neuronales artificiales y las redes neuronales biológicas, las diferencias de estructura y funcionamiento entre ellas son considerables.

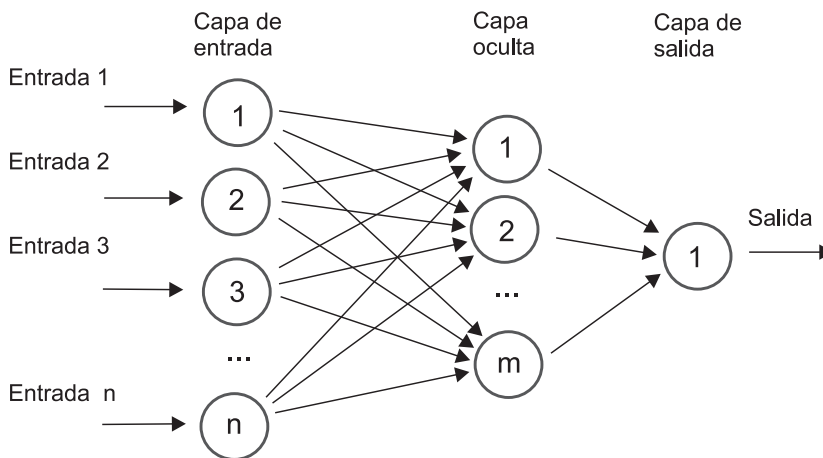
En los modelos basados en agentes construidos con redes neuronales artificiales, cada red neuronal constituye un agente. Di-

chos modelos se pueden implantar directamente en el hardware de un ordenador mediante circuitos integrados. La gran ventaja de las redes neuronales artificiales frente a los sistemas de reglas de producción es que las primeras pueden aprender debido a su estructura y funcionamiento, mientras que las segundas no; sin embargo, las redes neuronales entrenadas no proporcionan una explicación comprensible de su comportamiento en términos de la actividad de las unidades, mientras que los sistemas de reglas presentan las reglas que explican el comportamiento de los agentes (Gilbert, 2008: 26).

Lenguajes y entornos de programación

Por último, los modelos basados en agentes se pueden también desarrollar utilizando lenguajes de programación orientados hacia objetos (con sus correspondientes bibliotecas), tales como Java, C++ o Visual Basic; o empleando entornos de programación que permiten crear, ejecutar y visualizar resultados sin salir del sistema, como NetLogo, Swarm, Mason o Repast. Los modelos construidos con lenguajes de programación po-

FIGURA 1. *Redes neuronales artificiales*



Fuente: Disponible en http://www.sinespam.com/?page_id=129

seen ciertas ventajas con respecto a los diseñados con entornos de programación, por ejemplo se ejecutan más rápidamente, y además son mucho más flexibles que los entornos de programación, es decir, permiten programar cualquier modelo por complejo que sea. Sin embargo, los entornos de programación son mucho más fáciles de aprender, y requieren menos tiempo para desarrollar un modelo que los lenguajes de programación. Entre los lenguajes de programación, los compilados (C++) se ejecutan más rápido que los interpretados (Java y Visual Basic); sin embargo, los lenguajes interpretados permiten moverse entre las tareas de escribir, probar y modificar el código con mayor facilidad. NetLogo es posiblemente el entorno de programación más rápido de aprender, más fácil de usar y más simple de instalar, pero es ligeramente más lento que el resto y por lo tanto no es adecuado para modelos excesivamente complejos y grandes (Gilbert, 2008: 49).

UN EJEMPLO CLÁSICO DE MODELO BASADO EN AGENTES

Thomas Schelling (1978) propuso un modelo basado en agentes para explicar la segregación étnica observada en algunas ciudades americanas en la década de los años setenta. Este autor supone que las personas tienen un umbral de tolerancia respecto a otros grupos étnicos, de modo que dichos individuos se encuentran satisfechos con su lugar de residencia si al menos una proporción de sus vecinos —indicado por el umbral de tolerancia— son del mismo grupo étnico que ellos mismos. Si el umbral de tolerancia de un individuo es, por ejemplo, del 30%, es decir, si al menos 3 de cada 10 vecinos son de su mismo grupo étnico, entonces la persona está satisfecha con su lugar de residencia y permanece en el mismo barrio. Por el contrario, si menos de 3 de cada 10 vecinos son de su misma etnia, entonces se siente descontento y trataría de mudarse a otro barrio.

El modelo consiste en una cuadrícula de celdas que representa una zona urbana. Cada celda puede estar en tres estados distintos (representados por tres colores): ocupada por un agente de una etnia (color rojo); ocupada por un agente de otra etnia distinta (color verde); y no ocupada por nadie (color negro). No puede haber más de un agente en la misma celda. El algoritmo de la simulación (figura 2) empieza distribuyendo los agentes de forma aleatoria entre las celdas que representan la zona urbana. Posteriormente, selecciona una celda al azar. Si la celda está ocupada por un agente, entonces se determina el número de vecinos (los individuos que ocupan las 8 celdas de alrededor) del mismo color: si dicho número es igual o mayor al umbral de tolerancia, entonces el agente está satisfecho y permanece en su misma celda; por el contrario, si tal número es menor que el umbral de tolerancia, entonces el agente se siente insatisfecho e intenta encontrar una celda que esté desocupada y que tenga un vecindario que le satisfaga. En el caso de que la encuentre, se mueve hacia dicha celda, y si no, permanece en la misma celda. El proceso se repite hasta que todos los individuos están satisfechos con el vecindario donde viven.

La suposición convencional es que en barrios donde los individuos tienen un umbral de tolerancia mayor del 50% (intolerantes) suelen desarrollar guetos; por el contrario, en barrios con umbrales de tolerancia menores del 50% (tolerantes) no suelen formar guetos. Sin embargo, al ejecutar el modelo de Schelling, los resultados fueron los siguientes: 1) para umbrales de tolerancia menores del 30% (muy tolerantes) se alcanza el equilibrio rápidamente de forma que todos los individuos están satisfechos con el vecindario donde viven, y no se forman guetos; 2) para umbrales de tolerancia entre el 30 y el 80% se alcanza también el equilibrio y aparecen guetos (nótese que en barrios relativamente tolerantes con un umbral del 35%, por ejemplo, se originan guetos); 3) para umbrales de

FIGURA 2. Algoritmo del modelo de segregación de Schelling

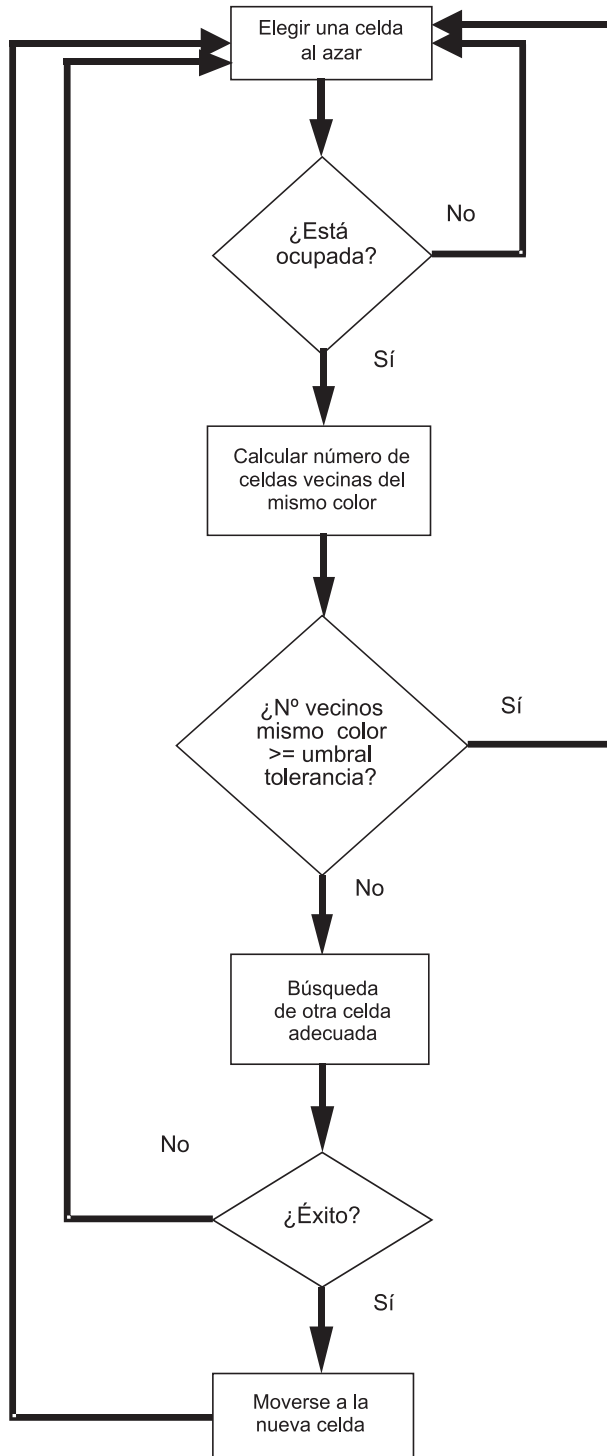


FIGURA 3a. *Distribución inicial de individuos (al azar)*

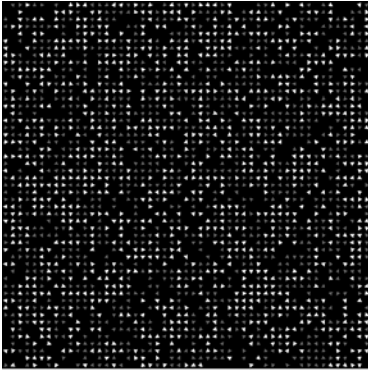


FIGURA 3b. *Efecto de un umbral de tolerancia del 20%*

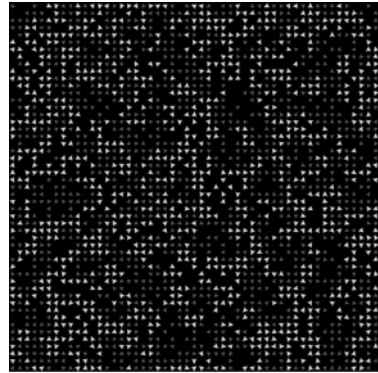


FIGURA 3c. *Efecto de un umbral de tolerancia del 35%*

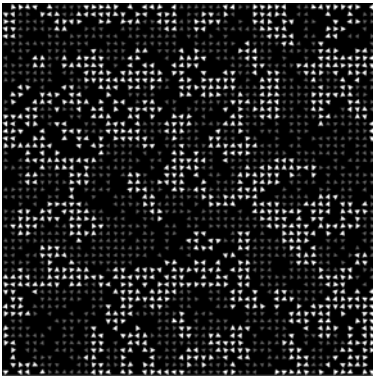


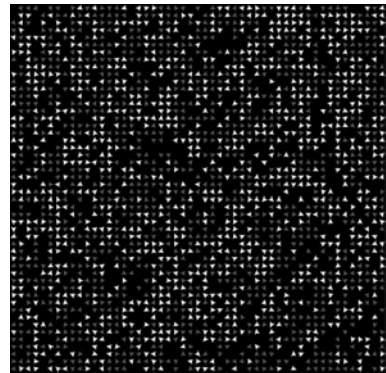
FIGURA 3d. *Efecto de un umbral de tolerancia del 60%*



FIGURA 3e. *Efecto de un umbral de tolerancia del 75%*



FIGURA 3f. *Efecto de un umbral de tolerancia del 85%*



tolerancia mayores del 80% (muy intolerantes) no se alcanza el equilibrio y la distribución de individuos es similar a una distribución al azar (obsérvese que en barrios intolerantes con un umbral del 85%, por ejemplo, no se originan guetos) (véanse las figuras 3 generadas por el modelo de segregación en NetLogo de Wilensky, 1997).

La importancia de este modelo radica en que es posible explicar a partir de las reglas de conducta de los agentes individuales resultados sociales que, en principio, no son evidentes o fácilmente predecibles. Por ejemplo, de manera intuitiva podríamos afirmar que en aquellas áreas cuyos vecinos poseen altos niveles de tolerancia no se producen guetos; y, al contrario, se podría decir que si los niveles de tolerancia son bajos, entonces los vecinos tienden a segregarse en grupos étnicamente uniformes. Sin embargo, los análisis de Schelling muestran que es posible lo contrario: en contra de toda previsión, barrios con un bajo grado de prejuicio étnico pueden producir patrones altamente segregados (figura 3c, umbral de tolerancia del 35%), caso típico de las ciudades de EE.UU. en los años setenta; y, por otra parte, zonas con altos niveles de intolerancia (figura 3f, umbral de tolerancia del 85%) pueden no generar segregación étnica. En este sentido, una de las aportaciones más interesantes de los modelos basados en agentes es que permiten explicar comportamientos sociales en el nivel macro a partir de las acciones e interacciones de los individuos en el nivel micro. Por último, conviene subrayar que otra de las conclusiones del modelo de Schelling es que siempre se llega al mismo resultado —fijando un nivel de tolerancia— independientemente de cuál sea la distribución inicial de los agentes.

SIMULACIÓN Y COMPLEJIDAD

En el mundo físico encontramos muchos fenómenos lineales. Un fenómeno es lineal

cuando sus propiedades son la mera suma de las propiedades de sus partes constituyentes. Así, por ejemplo, la respuesta de un fenómeno lineal ante un estímulo es idéntica a la suma de las respuestas que cada uno de sus constituyentes produciría individualmente. Los fenómenos lineales, además, son fácilmente predecibles a partir de las propiedades de las unidades que lo integran. Por ejemplo, el sistema solar es un sistema lineal, y, por tanto, su comportamiento —como un todo— se puede predecir fácilmente a partir de las ecuaciones newtonianas que rigen el movimiento de los planetas. Sin embargo, los fenómenos sociales suelen ser no-lineales, es decir, sus propiedades son algo más que la simple agregación de las propiedades de los individuos que los configuran. Esto significa que los fenómenos sociales no son predecibles teniendo en cuenta únicamente las propiedades de los agentes que lo articulan. Así pues, no podemos analizar un fenómeno social como un todo estudiando solo los individuos que lo constituyen.

Un fenómeno complejo es aquel cuyo comportamiento no se puede determinar disecionándolo en sus unidades constituyentes y analizando los comportamientos de dichas unidades aisladamente. Así pues, los fenómenos complejos son necesariamente fenómenos no-lineales. La segregación étnica de las ciudades americanas, por ejemplo, es un fenómeno complejo y no-lineal que la simulación basada en agentes puede explicar de manera simple aunque no se puede determinar ni predecir haciendo referencia solo al comportamiento tolerante de los individuos que las constituyen. Que un fenómeno sea complejo no quiere decir necesariamente que no se pueda explicar, sino tan solo que no se puede reducir a sus unidades constituyentes.

Un fenómeno es emergente cuando no se pueden utilizar las categorías propias de las unidades que lo integran para describirlo, sino nuevas categorías. «La emergencia ocurre cuando las interacciones de los objetos

en un nivel dan lugar a diferentes tipos de objetos en otro nivel» (Gilbert y Troitzsch, 2005: 11). Por ejemplo, la temperatura es, en este sentido, una propiedad emergente del movimiento de un conjunto de átomos; pero un átomo aislado no tiene temperatura. De igual manera, el capital social es una característica emergente de las redes sociales; sin embargo, un agente aislado no posee capital social. Todo fenómeno emergente es complejo, y, por lo tanto, no-lineal. Muchos fenómenos sociales son no-lineales, complejos y emergentes.

Que los fenómenos sociales sean a menudo emergentes significa que las acciones de los individuos generan frecuentemente resultados sociales imprevistos. Así pues, no es de extrañar que Adam Ferguson (1996 [1767]: sec. 3.2) defendiera que «la historia humana es el resultado de las acciones de los seres humanos pero no de sus intenciones». Asimismo, en la teoría de la mano invisible de Adam Smith (perseguir el propio interés sirve al interés común) o en el eslogan de Bernard Mandeville «vicios privados generan virtudes públicas» subyace la idea de que los fenómenos sociales son fenómenos emergentes.

Los fenómenos sociales complejos, emergentes y no-lineales han sido difíciles de entender porque no han podido ser analizados con las herramientas matemáticas tradicionales; es decir, no se conoce un conjunto de ecuaciones matemáticas que puedan ser resueltas para predecir o explicar dichos fenómenos. Las matemáticas de Newton no son de mucha utilidad para explicar fenómenos sociales complejos porque fueron diseñadas para solucionar problemas de naturaleza muy distinta. Hacen falta, por tanto, nuevos métodos para explorar el comportamiento complejo, no-lineal y emergente de muchos fenómenos sociales. La simulación basada en agentes, en particular, puede explicar fenómenos sociales emergentes de manera directa a partir de las acciones e interacciones entre los agentes que constitu-

yen el fenómeno que se quiere explicar. Así pues, los modelos informáticos, como se ha tratado de mostrar a lo largo de este artículo, constituyen un excelente método para tratar de explicar la complejidad y emergencia propia de muchos fenómenos sociales.

APLICACIONES DE LA SIMULACIÓN BASADA EN AGENTES

Podemos distinguir varios tipos de modelos basados en agentes, a saber, modelos abstractos, de rango medio y empíricos (Gilbert, 2008: 41). Aunque la elección del tipo de modelo depende de la clase de investigación que se quiera realizar, en la práctica a menudo los modelos se superponen entre sí. Sin embargo, es útil tener en cuenta dichos modelos ideales como una guía para desarrollar la simulación.

Modelos abstractos

La meta de los modelos abstractos consiste en formalizar y desarrollar teorías. Un paso importante en el diseño de dichos modelos es la validación, es decir, la comprobación de que el modelo verdaderamente representa a la teoría. Para llevar a cabo dicha validación, se puede por ejemplo derivar de la teoría algunas proposiciones acerca de las relaciones previstas entre variables y luego comprobar si dichas relaciones aparecen cuando el programa es ejecutado. Otro paso esencial es el análisis de la sensibilidad o lo que es lo mismo, la comprobación de la robustez del modelo, es decir, hasta qué punto el comportamiento del modelo es sensible a la variación de los parámetros de dicho modelo. Si pequeñas diferencias en el valor de al menos un parámetro tienen un profundo efecto sobre el comportamiento del sistema a nivel macro, entonces deberíamos revisar los presupuestos del modelo (por ejemplo, los presupuestos sobre el comportamiento de los agentes).

Una aplicación de este tipo de modelos es decidir cuál sería la teoría más adecuada

entre teorías lógicamente incompatibles entre sí que pretenden explicar el mismo fenómeno social. Por ejemplo, se puede encontrar una aplicación de los modelos abstractos en el estudio de las redes de relaciones románticas y de contactos sexuales entre jóvenes (Hedström y Bearman, 2009) para evitar, por ejemplo, el contagio y la propagación del sida. De este modo, se han propuesto diferentes mecanismos teóricos sobre el comportamiento de los jóvenes para explicar cómo surgen y cómo se mantienen las redes románticas y sexuales. La simulación basada en agentes ha podido modelar dichas micro-teorías y decidir cuál de ellas explica acertadamente los macro-resultados (Bearman *et al.*, 2004).

Otros autores (Deffuant, 2006; Hegselman y Krause, 2002; Sznajd-Weron y Sznajd, 2000), por poner algunos ejemplos más, han desarrollado modelos abstractos basados en agentes que ponen de manifiesto la importancia de la estructura de las redes sociales en la difusión de distintas opiniones a través de dichas redes. Los resultados sugieren que existen ciertas estructuras de interacción entre agentes que impiden literalmente alcanzar un consenso (estado en el que solo sobrevive una opinión a lo largo del tiempo) a pesar de que dichos agentes busquen realmente tal consenso. Es decir, no basta con la buena voluntad de los agentes para lograr un acuerdo; la estructura de las redes donde se lleva a cabo la difusión de las opiniones y el diálogo entre los agentes puede influir poderosamente en la consecución de dicho acuerdo.

Un problema que surge especialmente en este tipo de modelos es cómo verificar que los resultados de la simulación se deben a causas sustantivas y no a meros accidentes derivados, por ejemplo, de errores de programación (González, 2004); es decir, el problema radica en la comprobación de que los resultados sean consistentes. Una forma de salvar este inconveniente consiste en que otros científicos reimplanten dichos modelos haciendo uso de otros lenguajes o entornos

de programación y comprueben que los resultados sean similares.

Modelos de rango medio

Los modelos de rango medio explican fenómenos sociales particulares, pero de manera tan general que los resultados de dichos modelos se pueden aplicar a otros fenómenos similares. Debido a la naturaleza genérica de tales modelos, su validación consiste en comprobar semejanzas cualitativas entre los modelos y los fenómenos a los que pretenden representar, pero no se espera similitud cuantitativa (Gilbert, 2008: 42). Así pues, la validación implica comprobar que los resultados del modelo son similares a los resultados observados en el mundo real, esto es, que las distribuciones estadísticas del modelo y del fenómeno tengan formas similares (Moss, 2002).

Los modelos de rango medio deben ser abstractos y, a la vez, realistas. Abstractos porque no pretenden recoger toda la complejidad de los fenómenos sociales que se desean explicar, sino que deben *abstraer* tan solo algunos elementos que se consideran esenciales para entender dichos fenómenos ignorando otros. En segundo lugar, deben ser también realistas porque los elementos seleccionados para entender la realidad social no son meramente inventados, sino que de algún modo tienen en cuenta a la propia realidad. El modelo es siempre, pues, una simplificación del fenómeno social que se desea explicar.

Un problema importante que surge al diseñar este tipo de modelos es decidir qué elementos incluir y cuáles deberían ser excluidos. Cuantos más elementos se excluya, mayor será la distancia entre las conclusiones obtenidas por el modelo y la explicación del fenómeno social que se quiere analizar (Gilbert y Troitzsch, 2005: 19); pero, por otro lado, se debe tener en cuenta que cuantos más elementos se incluyan, más oscura puede ser la explicación de dicho fenómeno. El

mejor modelo del mundo es el mundo mismo, pero dicho modelo difícilmente explica algo acerca de cómo funciona el mundo. En general, se podría afirmar que la inclusión de muchos parámetros es importante cuando el fin es predecir (véase Axelrod, 1997), siendo la simplicidad la norma fundamental cuando la meta es explicar —como de hecho defendería la navaja de Ockham o el principio KISS (*keep it simple, stupid*) (Axelrod, 1997).

Se pueden encontrar aplicaciones de este tipo de modelos en las explicaciones sobre la expansión de creencias religiosas, preferencias políticas o nuevas tecnologías. Modelos de rango medio nos ayudan a entender cómo ideas minoritarias y marginales pueden expandirse en una población para hacerse finalmente mayoritarias (Deffuant *et al.*, 2002). Por ejemplo, la simulación basada en agentes y el análisis de redes sociales se unen para explicar por nuevos caminos cómo es posible que las ideas extrañas de una secta judía —condenada al olvido como tantos otros movimientos religiosos en la historia de la humanidad— se propagó por todo el Imperio romano hasta llegar a convertirse en una de las religiones más importantes de la historia: el cristianismo. Igualmente, estos tipos de modelos pueden ayudar a explicar la bipolaridad del mundo durante el período de la guerra fría o por qué razón la difusión de la innovación en la reducción del consumo de energía en los hogares es más rápida en ciertas zonas de Inglaterra que en otras (McMichael, 2008).

No obstante, realizar experimentos virtuales de procesos sociales con modelos de rango medio solo produce resultados interesantes si el modelo se comporta —en algún sentido— de la misma manera que el proceso social real al que pretende representar. Sin embargo, en ciertas ocasiones es difícil o imposible saber si el modelo se comporta como el proceso real. Por ello la validación del modelo puede ser irrealizable o muy compleja, y sin una comprobación empírica de dicho modelo, no hay forma de evaluar su adecuación

con la realidad (González, 2004), o lo que es lo mismo, no es posible decidir sobre la validez de dicho modelo.

Modelos empíricos

El fin de los modelos empíricos es reproducir con la máxima exactitud posible algunas características del fenómeno social que se desea analizar con el objetivo de predecir algún estado futuro de dicho fenómeno, o de predecir qué ocurriría —por ejemplo— si cambia alguna política social que afecta a tal fenómeno (Gilbert, 2008: 43). En este caso, la validez del modelo consiste en comprobar la exactitud entre el resultado de salida de la simulación con los datos obtenidos del fenómeno que se quiere estudiar. Si se corrobora la validez del modelo, entonces dicho modelo es útil para hacer predicciones plausibles. Sin embargo, no es sencillo lograr una correspondencia exacta entre el modelo y el fenómeno debido a que tanto la simulación como el mundo real contienen características al azar (*ibid.*). El efecto del azar sobre la simulación implica que cada vez que se ejecute el modelo se producirán resultados en el mejor de los casos ligeramente distintos. Quizás lo que un investigador debe esperar es que el resultado más frecuente del modelo (la moda de la distribución) coincida con el resultado más frecuente obtenido del fenómeno social (Axelrod, 1997; Moss, 2002), aunque también se puede medir la adecuación entre los resultados del modelo y los resultados empíricamente observados mediante el coeficiente de correlación entre ambos conjuntos de valores.

LA IMPORTANCIA DE LOS MODELOS EMPÍRICOS BASADOS EN AGENTES PARA LA TEORÍA Y LA INVESTIGACIÓN SOCIAL

Los modelos empíricos basados en agentes permiten aproximar entre sí los experimentos de laboratorio, el análisis de redes sociales y

la simulación social. El diálogo y la colaboración estrecha entre dichos métodos de investigación permiten, a su vez, el análisis de las relaciones entre la acción y la estructura desde nuevos puntos de vista.

Muchos experimentos de laboratorio (por ejemplo, Camerer, 2003) no tienen en cuenta, desde un punto de vista sociológico, el potencial efecto del «incrustamiento» (*embeddedness*) de los agentes en las estructuras sociales, es decir, consideran a los agentes como meros átomos aislados que solo se relacionan con el resto de los agentes por encuentros puramente fortuitos. Así pues, dichos experimentos no tienen en cuenta la estructura de interacción entre los agentes. Por el contrario, muchos modelos basados en agentes (por ejemplo, Cohen *et al.*, 2001) analizan el impacto de las estructuras de las redes sociales en las que los agentes están inmersos sobre multitud de variables de interés sociológico (confianza, cooperación, difusión de creencias, reputación, normas sociales, capital social, etc.), pero sin verificar empíricamente los presupuestos sobre el comportamiento de los agentes.

Aunando ambas perspectivas, algunas investigaciones recientes (por ejemplo, Boero *et al.*, 2010; Boero y Squazzoni, 2005; Janssen y Ostrom, 2006) tratan de desbrozar un camino entre la sociología experimental y la sociología computacional. Para ello construyen modelos empíricos basados en agentes donde los agentes computacionales se comportan de manera significativamente similar a como lo hacen los agentes reales en los experimentos de laboratorio. Posteriormente, dichos modelos exploran estructuras complejas de interacción entre los agentes que difícilmente pueden llevar a cabo en los estudios experimentales o de campo. De esta manera, dichos modelos pueden analizar los efectos de tales estructuras sobre diferentes variables sociales. Sin embargo, el problema de estos modelos es que utilizan estructuras de interacción poco plausibles:

las reglas de interacción entre los actores son inventadas de forma intuitiva por los investigadores, o derivadas vagamente de teorías sociológicas previas, es decir, se trata de modelos que utilizan estructuras de redes sin ningún anclaje en la realidad.

Por tanto, este artículo aboga por la utilización de estructuras complejas de redes detalladas por el análisis cuantitativo de redes sociales para infundir más realismo a los modelos empíricos basados en agentes. Sin embargo, no se hace referencia al análisis tradicional de redes focalizado en redes sociales simples y pequeñas de decenas o centenares de nodos, sino al análisis actual centrado en redes complejas y enormes con miles o millones de nodos.

Se podrían mencionar algunas razones por las cuales el análisis de redes y la simulación social no han tenido mucho contacto entre ellas hasta hace muy pocos años (Hedström, 2005). Los sociólogos, por un lado, han utilizado generalmente la simulación social como una herramienta teórica para desarrollar experimentos mentales altamente abstractos que exploren los posibles mecanismos subyacentes a los cambios sociales; y, por otro lado, han empleado a menudo el análisis de redes como mero instrumento de análisis empírico. Sin embargo, se trata ahora de conectar dichas herramientas para tratar de inyectar más realismo a los modelos basados en agentes a partir de los datos cuantitativos de redes sociales complejas.

Así pues, este artículo defiende lo que podrían denominarse «modelos doblemente empíricos» fundados tanto en experimentos de laboratorio como en el análisis de redes. Dichos modelos son un terreno muy apropiado para el estudio de la coevolución de las acciones de los agentes sociales y las dinámicas de las estructuras de las redes sociales, pudiendo extender los resultados de los experimentos y del análisis de redes más allá de los límites del laboratorio y la experiencia.

De esta forma, tales modelos pueden investigar cómo ciertos comportamientos de los agentes afectan a la dinámica de redes y, a su vez, cómo dicha dinámica de redes influye en tales comportamientos (Eguíluz *et al.*, 2005). Por ejemplo, se podría analizar la importancia del grado de libertad de los agentes en la elección de pareja, amigos, compañeros o vecinos, es decir, la capacidad de los agentes para romper y crear vínculos en la evolución de la estructura de las redes sociales, así como la pertinencia de dicha evolución en tal elección. De esta manera, sería posible realizar un análisis del vínculo entre las preferencias del consumidor y el comportamiento de las empresas en mercados competitivos o en monopolios, o sobre las relaciones entre la reputación de los agentes y la selección de pareja en diversos contextos culturales mediados por diferentes normas sociales.

Además, este vínculo entre simulación, experimentación y análisis de redes no está limitado a la creación de modelos doblemente empíricos basados en agentes, también sería posible verificar en el laboratorio o mediante el análisis de redes los resultados extraídos de tales modelos. Un ejemplo reciente lo constituye el modelo del auto-reforzamiento de las normas sociales (Centola *et al.*, 2005) basado en el dilema del emperador de la famosa fábula de Hans Christian Andersen, cuyos resultados fueron comprobados experimentalmente por Willer *et al.* (2009).

En resumen, son múltiples las ventajas de combinar experimentos de laboratorio, análisis de redes y modelos basados en agentes para diseñar modelos doblemente empíricos: los experimentos de laboratorio proporcionan datos sobre el comportamiento de los agentes y el análisis de redes suministra información acerca de la estructura de interacción entre los agentes sobre los que construir dichos modelos; tales modelos —una vez construidos— pueden explorar situaciones sociales más complejas que las llevadas a cabo en el laboratorio o por el análisis de re-

des; además, los resultados de dichos modelos pueden ser comprobados en el laboratorio y con el análisis de redes; y, por último, tales modelos abren la puerta del análisis de las relaciones entre las acciones de los individuos y las dinámicas de las redes donde ellos se encuentran inmersos desde nuevas perspectivas.

CONCLUSIÓN

La simulación basada en agentes es una nueva herramienta de investigación con un futuro muy prometedor en las ciencias sociales. En primer lugar, permite desarrollar, formalizar y evaluar teorías sociológicas, arrojando luz sobre la elección entre teorías rivales que intentan explicar un mismo fenómeno social o integrando dichas teorías en un marco común. En segundo lugar, puede tratar las características típicas de muchos fenómenos sociales (complejidad, emergencia, no-linealidad, heterogeneidad y consecuencias no intencionadas) de manera más sencilla que con las herramientas de las matemáticas tradicionales. En tercer lugar, puede realizar experimentos virtuales difíciles o imposibles de llevar a cabo en la realidad para suministrar «datos empíricos» porque puede aislar procesos sociales para su análisis y porque no tiene implicaciones éticas. En cuarto lugar, puede integrar los niveles micro y macro de los procesos sociales, además de fortalecer el diálogo multidisciplinar. Y por último, permite evaluar políticas sociales y sus efectos antes de que sean implantadas.

Sin embargo, la simulación basada en agentes no es la panacea de la investigación social. Tiene algunos problemas importantes derivados de la verificación y validación de sus modelos. A veces es difícil saber si los resultados de la simulación se deben a causas reales o a defectos en la programación (el problema de la verificación): diferentes programas sobre la misma cuestión podrían

tener resultados muy distintos. Otras veces es difícil saber si el modelo representa realmente al fenómeno que pretende representar (el problema de la validación) pues a menudo no hay suficientes datos empíricos para evaluar la adecuación del modelo con la realidad.

BIBLIOGRAFÍA

- Axelrod, Robert (1997): «Advancing the art of simulation in the social science», en R. Conte, R. Hegselmann y P. Terna (eds.), *Simulation Social Phenomena*, Berlín: Springer-Verlag.
- Bearman, Peter, J. Moody y K. Stovel (2004): «Chains of Affection: The Structure of Adolescent Romantic and Sexual Network», *American Journal of Sociology*, 110: 44-91.
- Boero, Riccardo y Flaminio Squazzoni (2005): «Does Empirical Embeddedness Matter? Methodological Issues on Agent-Based Models for Analytical Social Science», *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 8 (4), (en línea). <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/8/4/6.html>, acceso 1 de septiembre de 2011.
- , Giangiacomo Bravo, Marco Castellani y Flaminio Squazzoni (2009): «Reputational Cues in Repeated Trust Games», *Journal of Socio-Economics*, 38 (6): 871-877.
- , —, — y — (2010): «Why Bother with What Others Tell You? An Experimental Data-Driven Agent-Based Model», *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 13 (3), (en línea). <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/13/3/6.html>, acceso 1 de septiembre de 2011.
- Camerer, Colin F. (2003): *Behavioral Game Theory. Experiments in Strategic Interaction*, Nueva York/Princeton: Russell Sage Foundation/Princeton University Press.
- Centola, Damon, Robb Willer y Michael Macy (2005): «The Emperor's Dilemma: A Computational Model of Self-Enforcing Norms», *American Journal of Sociology*, 110 (4): 1009-1040.
- Cohen, M., R. Riolo y R. Axelrod (2001): «The Role of Social Structure in the Maintenance of Cooperative Regimes», *Rationality and Society*, 13: 5-32.
- Deffuant, Guillaume (2006): «Comparing Extremism Propagation Patterns in Continuous Opinion Models», *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 9 (3), (en línea). <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/9/3/8.html>, acceso 1 de septiembre de 2011.
- *et al.* (2002): «How Can Extremism Prevail? A Study Based on the Relative Agreement Interaction Model», *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 5 (4), (en línea). <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/5/4/1.html>, acceso 1 de septiembre de 2011.
- Dignum, Virginia, F. Dignum y L. Sonenberg (2009): «Design and Analysis of Organizational Adaptation», en L. Yilmaz y T. Ören (eds.), *Agent-Directed Simulation and Systems Engineering*, Weinheim: Wiley-VCH.
- Eguiluz, Víctor M., Martin G. Zimmermann, Camilo J. Cella Conde y Maxi San Miguel (2005): «Cooperation and the Emergence of Role Differentiation in the Dynamics of Social Networks», *American Journal of Sociology*, 110 (4): 977-1008.
- Epstein, Joshua (2006): *Generative Social Science-Studies in Agent-Based Computational Modeling*, Princeton: Princeton University Press.
- Ferguson, Adam (1996): *An Essay on the History of Civil Society*, Cambridge: Cambridge University Press.
- Gilbert, Nigel (2008): *Agent-Based Models. Quantitative Applications in the Social Science 153*, Londres: Sage.
- , A. Pyka y P. Ahrweiler (2001): «Innovation Networks: A Simulation Approach», *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 9 (2) (en línea). <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/4/3/8.html>, acceso 1 de septiembre de 2011.
- y A. Abbott (2005): «Social Science Computation», *American Journal of Sociology*, 110 (4): 859-863.
- y Klaus G. Troitzsch (2005): *Simulation for the Social Scientist*, Milton Keynes: Open University Press.
- Goldthorpe, John (2000): *On Sociology: Numbers, Narratives, and the Integration of Research and Theory*, Oxford: Oxford University Press.
- González, Sandra (2004): «¿Sociedades artificiales? Una Introducción a la Simulación social», *Revista Internacional de Sociología*, 39: 199-222.
- (2006): «The Role of Dynamic Network in Social Capital: A Simulation Experiment», *Papers: Revista de Sociología*, 80: 171-194.
- Hedström, Peter (2005): *Dissecting the Social*, Cambridge: Cambridge University Press.
- y Peter Bearman (eds.) (2009): *The Oxford Handbook of Analytical Sociology*, Oxford: Oxford University Press.

- Hegselman, Rainer y U. Krause (2002): «Opinion Dynamics and Bounded Confidence Models, Analysis, and Simulation», *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 5 (3), (en línea). <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/5/3/2.html>, acceso 1 de septiembre de 2011.
- Janssen, Marco A. y Elinor Ostrom (2006): «Empirically Based, Agent-based Models», *Ecology and Society*, 11 (2): 37.
- McMichael, Megan (2008): «Social Capital and the Diffusion of Innovations: Investigating UK Household Energy Consumption», *4th UK Social Network Conference*, 18-20 de julio de 2011, University of Greenwich, Reino Unido.
- Meadows, Dennis *et al.* (1973): *The Limits to Growth*, Nueva York: Universe Books.
- Millar, Luis Miguel (2006): «Experimentos de orientación teórica. Una discusión metodológica», *EMPIRIA. Revista de metodología de ciencias sociales*, 12: 89-110.
- Moss, Scott (2002): «Policy Analysis from First Principles», *Proceedings of the National Academy of Science*, 99 (3): 7267-7274.
- Nilsson, Nils (1998): *Artificial Intelligence: A New Synthesis*, San Francisco: Morgan Kaufmann.
- Schelling, Thomas (1978): *Micromotives and Macrobehavior*, Nueva York: Norton.
- Simon, Herbert (1957): «A Behavioural Model of Rational Choice», en Herbert A. Simon (ed.), *Models of Man*, Nueva York: Wiley.
- Sznajd-Weron, Katarzyna y J. Sznajd (2000): «Opinion Evolution in Closed Community», *International Journal of Modern Physics C*, 11 (6): 1157-1165.
- Taber, Charles y R. J. Timpone (1996): *Computational Modelling. Quantitative Applications in the Social Science 113*, Londres: Sage.
- Tesfatsion, Leigh y Ken Judd (eds.) (2006): *Handbook of Computational Economics 2, Agent-Based Computational Economics*, Amsterdam: North-Holland.
- Troitzsch, Klaus (1997): «Social simulation –origins, prospects, purposes», en R. Conte, R. Hegselmann y P. Terna, *Simulating Social Phenomena, Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*, 456: 41-54.
- Wilensky, Ulrich (1997): *NetLogo Segregation Model*, (en línea). <http://ccl.northwestern.edu/netlogo/models/Segregation>. Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University, Evanston.
- Willer, Robb, Ko Kuwabara y Michael W. Macy (2009): «The False Enforcement of Unpopular Norms», *American Journal of Sociology*, 115 (2): 451-490.

RECEPCIÓN: 28/05/2010

REVISIÓN: 22/10/2010

APROBACIÓN: 25/11/2010