

Simulaciones computacionales: La experimentación virtual en las ciencias sociales

Guillermo Boscán Carrasquero *

Resumen

A medida que avanza la tecnología, surgen nuevas herramientas metodológicas para el desarrollo de mejores investigaciones a nivel social. Las simulaciones computacionales constituyen un reflejo de esta afirmación. Dadas sus características, estos modelos formales abren la puerta a la experimentación virtual en las ciencias sociales, experimentación que nace de la posibilidad que tiene el investigador de someter el modelo en estudio a estímulos deliberados para observar su comportamiento, pero que es virtual, puesto que dicha intervención se lleva a cabo sobre el modelo y no sobre la propia realidad. Esta posibilidad determina que los principales usos de las simulaciones en la investigación social estén fundados tanto en su alta capacidad predictiva como de representación. Ello constituye un importante avance frente al resto de los modelos formales donde la relación entre dichos aspectos es inversamente proporcional, cualidad que los hace especialmente útiles en el estudio de procesos caracterizados por altos grados de complejidad. La construcción de simulaciones consta, fundamentalmente, de cuatro etapas: la especulación informal, el diseño del modelo, la programación del modelo y su validación, siendo los tipos más interesantes, entre los disponibles hasta el

* Candidato a Doctor en Ciencia Política y de la Administración por la Universidad de Salamanca (España). Profesor de las Escuelas de Ciencias Políticas y Derecho e Investigador del Instituto de Estudios Jurídicos y Políticos de la Universidad Rafael Urdaneta (Venezuela).

Código de referato: SP.108.XIX/11.

STUDIA POLITICÆ



Número 19 ~ primavera/verano 2009-2010

Publicada por la Facultad de Ciencia Política y Relaciones Internacionales,
de la Universidad Católica de Córdoba, Córdoba, República Argentina.

momento, las dinámicas de sistemas, las simulaciones multiagentes, las simulaciones microanalíticas y los modelos evolutivos.

Palabras clave: Simulaciones computacionales – modelización – experimentación virtual – ciencias sociales

Abstract

As technology advances, it produces new methodological tools to develop better research at the social level. This is reflected in computer simulations. Due to their nature, these formal models open the door to virtual experiments in the social sciences. All this is possible due to the fact that the researcher has to submit the model to stimuli in order to observe the behaviour that is produced as a result. It is important to note that this is virtual because such intervention takes place on a model and not on reality itself. This means that the main use of simulations in social sciences depends on their capacity to both predict and represent. This is an important step forward in comparison to other formal models where the relationship between these aspects is inversely proportional, something that makes them especially useful when studying highly complex processes. The construction of simulations consists essentially of four stages: informal speculation, model design, model programming and model validation. Among those available so far, the most interesting types are: systems dynamics, multi-simulations, micro-analytical simulations and evolutionary models.

Key Words: Computer simulations – modelling – virtual experimentation – social sciences.

Introducción

LA modelización formal como herramientas de investigación es una actividad que tiende a extenderse cada día más en las disciplinas de las ciencias sociales. Aunque su utilización no es reciente, los avances en materia tecnológica de las últimas décadas han permitido al científico social mejorar considerablemente sus modelos sobre la realidad social y superar muchas de las críticas que se hacían a esta estrategia de investigación desde otras perspectivas de estas disciplinas.

En términos generales los modelos pueden ser de dos tipos: formales e informales. Son modelos formales aquellas representaciones simplificadas de procesos reales expresadas en términos abstractos o simbólicos, cuyas funciones descriptivas y predictivas mantienen una relación inversamente proporcional fundadas en el número de supuestos que son incluidos en el modelo (el grado de parecido al proceso estudiado) y limitada por la capacidad de que disponen los métodos matemáticos para resolverlos.

Aunque los modelos o simulaciones computacionales¹ son modelos de este tipo, la potencia de los nuevos ordenadores y la posibilidad de acceder a ellos a costos relativamente bajos ha permitido que, mediante la sustitución del lenguaje matemático por el lenguaje informático, la relación entre ambas funciones, descripción y predicción, sea mucho más armónica, esto es, el surgimiento de nuevas oportunidades para modelizar procesos empíricos donde es posible llevar al máximo la capacidad descriptiva del modelo sin sacrificar su valor predictivo. Esta importante cualidad ha generado grandes expectativas sobre la ampliación del conocimiento científico de la realidad social abriendo un nuevo camino metodológico para su investigación: la experimentación virtual.

Según expone Garson (2008), esta técnica, después de haber estado durante años en la periferia de las ciencias sociales, está emergiendo como una importante y extendida herramienta para el entendimiento de los fenómenos humanos, realidad ante la cual, resulta de gran importancia examinar los conceptos generales y las implicaciones metodológicas que acarrea el uso de este tipo de modelos formales. Este trabajo tiene por objeto responder a tal necesidad y para ello explora, en primera instancia, qué son, para qué sirven y qué caracteriza la construcción de este tipo de modelos formales. Luego, profundiza en las ventajas e inconvenientes que presentan las simulaciones computacionales respecto de otras metodologías aplicadas en la actualidad posteriormente, se examinan los principales tipos de simulaciones disponibles hasta ahora para ser utilizados en la investigación social y, finalmente, se presenta una revisión de trabajos representativos del uso de esta metodología en la Ciencia Política.

I. ¿Qué es una simulación?

Una simulación, en términos generales, abarca tres importantes actividades: la construcción de modelos, la comprensión del comportamiento de esos modelos mediante la experimentación y la evaluación de la medida en que el comportamiento de dichos modelos da cuenta sobre el comportamiento del sistema “natural” observado (Hanneman, 1995). Esta definición analítica de un modelo computacional muestra una marcada influencia de las etapas que componen un proceso de modelización cualquiera en sus términos más generales. La simulación comparte con el resto de los modelos formales tanto el uso de representaciones abstractas, esta vez en len-

¹ En este estudio se utiliza indistintamente los términos: *simulaciones computacionales*, *modelos computacionales* o simplemente, *simulaciones*.

guaje informático, como el empleo de la manipulación y la observación para la comprensión de su objeto de estudio. A su vez, se diferencia de las otras variedades de los modelos formales en que puede alcanzar niveles de "realismo virtual" mucho más elevados que los que se pueden obtener con el resto de los métodos existentes ².

Una simulación, en términos sencillos, es el acto de someter un modelo a estímulos experimentales (*inputs*) y observar su comportamiento (*outputs*) (Bratley, Fox y Schrage, 1987). A menudo, las entradas o *inputs*, son los atributos requeridos para hacer que el modelo se ajuste a la situación social en estudio, mientras que las salidas son esas variaciones que presenta el modelo a lo largo del tiempo (Gilbert y Troitzsch, 2006).

Según Hanneman y Patrick (1997), el científico social está mucho más familiarizado con la simulación, en su sentido más amplio, que lo que normalmente supone. Cuando se observa y se registra cómo un actor se comporta ante determinado acontecimiento o cómo un sujeto responde ante las preguntas que le hace el investigador en una entrevista, por mencionar sólo dos ejemplos, se está utilizando la experimentación como mecanismo para comprender el objeto de estudio. Esto es, se observan y analizan las respectivas respuestas de los sujetos ante determinados estímulos que añade deliberadamente el investigador. Aún así, estos métodos de investigación no resultan similares al investigador, salvo en los altos niveles de abstracción en que han sido planteados. A ese mismo nivel de abstracción, una simulación es, a los fines de una mayor claridad conceptual, un experimento virtual: mientras en un experimento común se controla el objeto real de interés, en la simulación se experimenta con un modelo del fenómeno mismo.

Para Axelrod (2007), esta posibilidad experimental que proporciona la simulación la ubica en una tercera vía frente a la inducción y la deducción utilizadas en la modelización informal y formal respectivamente. Como la deducción, comienza con un conjunto de supuestos explícitos, pero a diferencia de ésta, no se prueban teoremas. Por el contrario, las simulaciones usan la experimentación para generar datos que pueden ser analizados inductivamente. Sin embargo, a diferencia de la inducción, los datos no provienen de una medición directa sobre el mundo empírico. Es por ello que es considerada una tercera vía, comienza como la deducción pero termina como la inducción. Mientras la deducción se utiliza para derivar proposiciones sobre los supuestos y la inducción para establecer regularidades en

² Aunque constituya un oxímoron se parte de que el concepto "realidad virtual" es bastante familiar al lector y útil para hacer alusión a representaciones bastantes complejas de la realidad.

tre los datos empíricos, la simulación es, para este autor, la manera para hacer experimentos de pensamientos.

II. Usos de las simulaciones

Las simulaciones tienen una amplia variedad de usos. Entre los más comunes se encuentran: la formación, el entretenimiento, la sustitución de las capacidades humanas o "performance" y su uso como metodología de investigación. En este estudio, la atención se centra en este último aspecto.

Axelrod (2007) destaca el valor de las simulaciones como método de investigación apelando a tres importantes aspectos. En primer lugar, en alusión a su capacidad predictiva. El uso de simulaciones para generar predicciones suele ser una de las principales utilidades de estos modelos. Una vez que se consigue desarrollar un modelo que reproduzca fielmente la dinámica de algún fenómeno, también es posible simular el transcurso del tiempo y observar las consecuencias del procesamiento de los *inputs* como predicciones (Gilbert y Troitzsch, 2006). En segundo término, atendiendo a sus potencialidades para el suministro de pruebas. Estos modelos computacionales son sumamente útiles para dar cuenta sobre la existencia, los orígenes y la evolución de determinados comportamientos. Y, en tercer lugar, en virtud de las condiciones que brindan para efectuar descubrimientos. Las simulaciones pueden facilitar el hallazgo de importantes relaciones o principios a partir de modelos relativamente simples. Son, de hecho, los modelos más sencillos los más útiles para las ciencias sociales, ya que en ellos es donde con mayor facilidad se puede dar cuenta y comprender los sutiles efectos de los mecanismos hipotéticos.

Igualmente, es fundamental considerar los usos de las simulaciones en el marco de un proceso general de modelización. El primero de ellos, es que las simulaciones constituyen una forma de resolver modelos formales (Morton, 2005). Existen dos formas para llevar esta actividad a cabo, una analítica y otra numérica. La forma analítica es aquella donde la solución del problema se obtiene mediante el uso de las matemáticas, mientras que en la numérica se resuelve el modelo formal a partir de simulaciones o modelos computacionales. Esta segunda forma de resolución se llama numérica puesto que el resultado es obtenido para el caso concreto de las observaciones que se ubican dentro de los parámetros previamente especificados, aspecto que debe tener muy en cuenta el investigador. Sin embargo, Taber y Timpone (1996) son claros sobre un aspecto, cuando el problema de investigación pueda resolverse en un modelo matemático, los modelos computacionales suelen ser innecesarios.

En segundo lugar, otro uso de las simulaciones en modelización es su empleo para la evaluación empírica de modelos formales resueltos analíticamente (Morton, 2005; Axelrod, 2007). Esta función es subsidiaria de la expuesta anteriormente y es llevada a cabo, fundamentalmente, a partir del examen de las predicciones. Las simulaciones pueden asistir al investigador a solucionar dos problemas que se pueden presentar durante dicho proceso: el primero de ellos, se da cuando el modelo matemático presenta predicciones desequilibradas, caso en el cual, el modelo computacional puede derivar predicciones equilibradas para los valores numéricos de los parámetros especificados en la simulación y, el segundo problema, se presenta cuando en un modelo formal se detecta la presencia de un multi-equilibrio en las predicciones pudiendo usarse las simulaciones como metodología para reducir las a un solo punto estable en el modelo según resulte ser o no el más probable. En ambos casos, las predicciones numéricas dependen tanto de los supuestos iniciales del modelo formal como de los supuestos establecidos en el modelo computacional.

Finalmente, una tercera utilidad de las simulaciones en el proceso de modelización es que este tipo de modelos puede servir como una demostración del funcionamiento de un modelo formal. Esto se debe a que las simulaciones poseen un gran poder para la representación visual de la situación modelizada.

Aparte de la utilidad de las simulaciones en la modelización, existe un uso adicional de los modelos computacionales que ha resultado tener una importancia crucial para las ciencias sociales. Se refiere al estudio de sistemas que tienen un comportamiento *no lineal*, es decir, sistemas donde pequeños cambios producen, inesperadamente, severas consecuencias o bien, sistemas que parecen estables y súbitamente se vuelven inestables (Hanneman y Patrick; 1997). El análisis de los fenómenos sociales mediante la utilización de modelos estadísticos se basa fundamentalmente en la presunción de que existe una relación lineal entre las variables, lo que quiere decir, que el efecto sobre la variable dependiente es proporcional a la sumatoria del conjunto de variables independientes. La linealidad implica que pequeños cambios en los parámetros que describen la situación inicial del modelo, se corresponden con pequeños cambios en los estados posteriores del sistema (Saperstein, 1997). Sin embargo, los fenómenos sociales pocas veces cumplen estas características. Según Brown (1997) el "caos" se manifiesta cuando no es posible hacer predicciones a largo plazo sobre un sistema porque la incertidumbre del estado inicial del sistema crece exponencialmente rápido a lo largo del tiempo. En este caso la no linealidad es necesaria pero el investigador debe estar conciente que no es el único factor que describe la dinámica del modelo, también hay que sumar las impli-

caciones de algunas retroalimentaciones entre los mecanismos existentes, esto es, la influencia que ejercen algunas *propiedades emergentes*. Esto produce consecuencias importantes sobre la conexión entre los supuestos y las predicciones que han sido estudiadas hasta ahora. Según apuntan Gilbert y Troitzsch (2006), en las ciencias, existe una cierta tendencia a dar por supuesto que los pronósticos acertados prueban la teoría. Esto no es exactamente así con los fenómenos *no lineales*, al menos en escala micro. La teoría de la complejidad muestra que, aunque se tenga una comprensión completa de los factores que influyen en el comportamiento de un solo individuo, esto no sería suficiente para poder predecir el comportamiento grupal.

Cada día, son más los estudios que dan cuenta de este tipo de fenómenos en la ciencias sociales, principalmente, provenientes de enfoques interdisciplinarios como la teoría de la complejidad (atraída en mayor medida por la audiencia de los *micro agent modelers*), el caos o las catástrofes (fundamentalmente desarrollada por *macro systems modelers*) (Hanneman y Patrick; 1997)³. Las principales evidencias se han dado en las áreas del comportamiento electoral, el análisis de los conflictos, las relaciones internacionales y la opinión pública. Con el uso de simulaciones, en estos estudios, se ha podido avanzar en dos aspectos fundamentales: en primer lugar, respecto a la representación de la dinámica del cambio en dichos sistemas y, en segundo término, en el conocimiento sobre la relación entre los atributos y comportamientos individuales y las propiedades globales de los grupos sociales. No obstante, a pesar de estos avances significativos, los modelos *no lineales* continúan siendo impredecibles (Gilbert y Troitzsch, 2006).

Finalmente, el énfasis en el proceso y las relaciones entre los componentes que caracteriza a las simulaciones, ha permitido desarrollar un campo bastante interesante para la investigación social: las sociedades artificiales. Esta aproximación viene acompañada de un desarrollo teórico que nace en las ciencias naturales, específicamente en la biología y llega a las ciencias sociales en el contingente de las teorías posmodernas de la autoorganización social (*autopoiesis*), junto al caos y las catástrofes. La construcción de sociedades artificiales tiene como objetivo el estudio de los organismos o

³ Para una introducción a esta literatura podrían consultarse los trabajos de Bryne (1998) "Complexity Theory and the social sciences: an introduction", WOODCOCK, A. (1986) "Teoría de las Catástrofes" y KIEL, D. y ELLIOTT, E. (Eds) (1997) "Chaos Theory in the Social Science: Foundations and Applications". Sobre implicaciones teóricas y filosóficas, ya todos estos enfoques se derivan de las teorías posmodernas sobre la autoorganización de los sistemas (*autopoiesis*); se recomienda el texto de Klaus von Beyme (1994) "Teoría política del siglo XX: de la modernidad a la posmodernidad".

unidades que se producen a sí mismas o se mantienen a sí mismas. En lugar de aceptar las condiciones iniciales estática y los parámetros, y calcular iterativamente los resultados, los sistemas de vida artificial pueden evolucionar mediante mutación y selección, así como también, pueden aprender del éxito o el fracaso en su medio ambiente (Hanneman y Patrick, 1997). Algunos procesos sociales se basan en estos mismos argumentos.

III. Construcción de simulaciones como método de investigación

El proceso de construcción de los modelos computacionales se basa en cuatro actividades: la especulación informal, el diseño del modelo, la programación del modelo y la validación.

1. Especulación informal

Como todo proceso de investigación, la construcción de simulaciones comienza con la observación de regularidades empíricas y una pregunta sobre los hechos que se pretende explicar. A partir de entonces se inicia un proceso de "especulación" o modelización informal para establecer conjeturas y posibles respuestas a la interrogante que el investigador se ha formulado. En ciencias sociales, dichas respuestas pueden tener su origen en: (a) una simple y prestigiosa teoría, posiblemente ya expresada como un modelo matemático, que ofrece una explicación a los hechos observados, (b) un planteamiento menos desarrollado o teoría mucho más general que promete una explicación, aunque demasiado complicada para poner en práctica en el análisis, (c) una variedad de fragmentos teóricos sin conexión entre ellos, quizás expresados como procesos matemáticos, donde cada uno de ellos captura parte del proceso observado pero ninguno por sí solo explica el proceso completo, (d) un conjunto de diversos datos empíricos cuantitativos, generados por un modelo cuyo funcionamiento interno no es bien conocidos (*black box model*), que no permite capturar las explicaciones sobre la observación, o (e) un conjunto de estudios cualitativos ricos en datos, con la intención de desarrollar una teoría, quizás debido a que los mecanismos subyacentes del proceso parecen ser, al menos intuitivamente, demasiado complejos para las herramientas de construcción de teorías existentes hasta el momento (Taber y Timpone, 1996).

2. El diseño del modelo

Una vez que se tiene el modelo informal, se procede al diseño del modelo formal (sobre papel). En esta fase el investigador responde la pregunta central sobre los supuestos del modelo: ¿qué se incluye y qué se deja fuera del

modelo? Esto es, decidir sobre el nivel de parsimonia que tendrá modelo. De la respuesta a esta interrogante dependerá la utilidad del modelo. Cuanto más simplificado sea el modelo, mayor es el salto conceptual entre los resultados y el proceso empírico que se pretende comprender (menos capacidad explicativa) y entre más se incluyan, los parámetros sean medidos y establecidos con mayor precisión, lo cual puede incidir en la validez de los resultados. El modelo será bueno o malo dependiendo de lo que abarque y lo que deje por fuera. En general, se recomienda que el modelo incluya el mínimo de supuestos, pero procurando que conserve aplicación sobre un número significativo de diferentes circunstancias (Morton, 2005; Gilbert y Troitzsch, 2006; King, Keohane y Verba, 2007).

3. La programación del modelo.

Una vez que ha sido diseñado el modelo, el investigador debe preguntarse sobre el lenguaje que usará para la programación de la simulación. En este caso, se tienen dos opciones: crear un programa informático específico para el modelo o utilizar uno de los paquetes o "cajas de herramientas" que han sido escritos como asistentes para el desarrollo de simulaciones. Evidentemente, la primera de ellas requiere de conocimientos que no son muy comunes en la formación de los científicos sociales, mientras que los paquetes ya desarrollados, a pesar del ahorro de tiempo y la seguridad que ofrecen, resultan ser mucho más limitados en las aplicaciones que poseen (Gilber y Troitzsch, 2006). Cuando se plantea la alternativa de programar la simulación con la ayuda de un paquete, surge la pregunta sobre cuál es el lenguaje más recomendable para el modelo que desea construir. Axelrod (2007) propone tres características deseables: que sea válido, útil y extensible.

La validez de un programa se refiere a si el modelo es implementado, o no, de forma correcta por éste. Tiene que ver con la "validez interna" del modelo, es decir, con que los resultados que se obtienen se correspondan con el modelo diseñado y que cuando se obtengan resultados inesperados, el programa pueda identificar si son errores de programación o consecuencias sorprendentes del modelo en sí. Es por ello que el paquete debería contar con herramientas sencillas para hacer pruebas y seguir el rastro de los defectos.

Un lenguaje de programación es útil, cuando permite al investigador interpretar fácilmente sus resultados (*outputs*) y ver claramente cómo es su funcionamiento. En este caso hay que tomar en cuenta que existe una considerable diversidad de programas informáticos, cada uno de los cuales podría contar con distintas versiones y éstas, a su vez, con distintas aplicaciones. Este aspecto debe tenerse muy presente en caso de que desee comparar nuevos resultados con los obtenidos en versiones anteriores del mismo pro-

grama, esto es, ante la necesidad de establecer qué exactamente podría explicar las diferencias entre los resultados de ambas versiones.

Y finalmente, el programa debe ser extensible, es decir, que permita a otros usuarios adaptar la simulación a nuevos usos. El investigador, preferiblemente, debe elegir un programa que le resulte familiar tanto a él como a la comunidad científica dedicada a la simulación, a fin de que sea posible que los resultados sean reproducidos y puedan ser amoldados a nuevas necesidades. También se recomienda que sea "portable" entre diferentes tipos de ordenadores (Gilbert y Troitzsch, 2006).

Los lenguajes más utilizados en el campo de la simulación son *Java*, *C*, *C++*, *Prolog*, *Objective C*, *Lisp* y *Smaltalk*. Se recomienda el uso del lenguaje *Java* debido a que "corre" en casi cualquier computador y por los paquetes de *software* que hay disponibles.

4. Validación

Una vez que la simulación ha sido programada en el ordenador, es necesario efectuar la validación interna y externa del modelo computacional (Taber y Timpone, 1996). El proceso de comprobación de que un programa hace aquello para lo que fue diseñado se conoce como validación interna o verificación. Para ello, es fundamental asegurarse de que cuando se efectuó la programación, es decir, el traslado del modelo informal a la representación computacional, no se haya introducido ningún tipo de error. En esta fase se verifica el grado en que el modelo abarca la teoría o el modelo informal que ha servido de guía. En el caso de la simulación, señalan Gilbert y Troitzsch (2006), las dificultades inherentes a la verificación se complican por el hecho de que muchas simulaciones incluyen generadores de número aleatorios, lo cual quiere decir, que cada ejecución es diferente y que lo que la teoría anticipa es únicamente la distribución de los resultados. Por esta razón, es fundamental depurar la simulación mediante la realización de diversas pruebas tratando de ejecutar situaciones extremas donde los resultados sean predecibles. También, recomiendan estos autores, establecer un conjunto de tales casos de pruebas y reejecutar la simulación contra ellos cada vez que se efectúen cambios sustanciales en el modelo y registrar las diferencias que se pudieran producir. Esto permitiría al investigador, asegurarse que no se produzcan errores complementarios.

Verificado el modelo es necesario establecer la validación externa del mismo. Este proceso es equivalente a la comprobación empírica del resto de los modelos formales, por lo cual, se ha adaptado esta propuesta a un

marco mucho más general. Con ello, se pretende poner el énfasis en la lógica del proceso, en lugar de establecer un conjunto de reglas que en ningún caso podrían ser consideradas como de aplicación general a todo modelo computacional que sea desarrollado. Cada caso es diferente y el investigador deberá decidir, llegado el momento, sobre las técnicas que considere conveniente para la validación de su modelo computacional. Las fases son las siguientes: la evaluación de las predicciones o salidas del modelo, el examen del proceso y la validación de los supuestos. Para ello, se describirán para cada caso las estrategias que se consideren más adecuadas entre las siguientes: la comparación simple, la validación multinivel, el análisis de la sensibilidad, la comparación de modelos y el análisis estadístico.

La primera fase es la evaluación de los resultados, en este caso, de las salidas del modelo. Un modelo puede ser validado pragmáticamente cuando existe una correspondencia entre las predicciones realizadas y los datos obtenidos sobre el fenómeno en estudio. Para llevar a cabo este test, existen diversos métodos propuestos. El primero de ellos es efectuar una constatación a simple vista de los resultados. Sin embargo, en este caso, por tratarse de una validación pragmática el investigador debería poseer una fuente fiable con la cual poder efectuar dicha comparación, lo cual, generalmente no es posible (Manheim y Rich, 2001). Por otro lado, los modelos computacionales usualmente son bastantes complejos, contienen una gran cantidad de parámetros, variables y relaciones que no permiten establecer con precisión que parte del modelo está directamente vinculada con la producción de una determinada predicción inexacta. Es por ello que una estrategia alternativa puede ser la de efectuar comparaciones entre modelos. El investigador puede plantearse el empleo de modelos empíricos alternativos para efectuar dichas comparaciones (Morton, 2005), o bien, puede contrastar su modelo con otras simulaciones computacionales producidas anteriormente para comparar los niveles de éxito de las predicciones obtenidas.

En la opinión de Taber y Timpone (1996) una estrategia que podría arrojar mejores resultados es el examen multinivel. Esta prueba consiste en validar separadamente los componentes de un modelo computacional, manteniendo el resto constantes. Una vez que los componentes han sido individualmente verificados, se procede a validar la interacción de todo el modelo computacional. Esta estrategia es útil en la medida que cada componente lógico del modelo produce sus propios resultados o predicciones, las cuales, pueden ser examinadas individualmente, para posteriormente validar el conjunto de las que resultan del modelo. Sin embargo, su aplicación depende de que se haya tenido la precaución de mantener cierta independencia en los datos, durante el proceso de construcción del modelo.

Axelrod (2007), por su parte, propone la utilización del análisis estadístico de las conclusiones del modelo. La estrategia consiste en reejecutar la simulación numerosas veces utilizando idénticos parámetros, pero diferentes números aleatorios para los valores, en aras de determinar qué resultados son típicos y cuáles son inusuales. Luego, se efectúa un análisis de todas las ejecuciones para establecer si las inferencias están realmente bien fundadas.

En términos generales, existen varios aspectos que el investigador debe tener presente al momento de intentar la validación de las predicciones (Gilbert y Troitzsch, 2006):

a) Tanto el modelo como los procesos propios del fenómeno en estudio son probablemente estocásticos, por lo tanto no se debe esperar una correspondencia exacta en todas las pruebas.

b) Muchas simulaciones son itinerario-dependientes, esto es, algunas pueden resultar muy sensibles a los valores concretos de algunas de las suposiciones establecidas en el modelo como consecuencia de la manipulación deductiva.

c) Incluso si los resultados obtenidos son correspondientes, pueden existir aspectos del fenómeno de interés que el modelo sea incapaz de reproducir.

d) Aunque el modelo sea correcto, los datos que se tienen sobre el fenómeno en cuestión serán incorrectos, es decir, que el modelo informal será errado.

La segunda fase de la evaluación empírica de las simulaciones es el examen de las del proceso. Esta etapa, según Taber y Timpone (1996), pone el énfasis en la correspondencia entre los mecanismos de la simulación y los procesos del mundo real que ésta intenta representar. Para llevar a cabo esta labor, se proponen dos métodos. El primero de ellos es la validación simple mediante criterios de expertos. Estos es verificar si el comportamiento del modelo resulta razonable para expertos en el área del conocimiento sobre la cual versa el modelo. Podrían utilizarse en este caso tres tipos de test: (a) la validación mediante *expert systems* desarrollados explícitamente para imitar el proceso de toma de decisiones de expertos, (b) validación mediante variaciones del *Turing Test*, que consisten en efectuar pruebas a evaluadores humanos para determinar si pueden distinguir entre el desempeño de la simulación y el del sistema real y (c) el análisis de sensibilidad, que, según Gilbert y Troitzsch (2007), consiste en generar variaciones de los parámetros del modelo y verificar si el modelo se comporta como los expertos esperan que ocurra.

Un segundo método que puede contribuir con la validación del proceso es la prueba multinivel. La utilidad de esta estrategia es evidente. El investigador, en este caso, descompone el modelo en subprocesos y éstos en más subprocesos y, así, teóricamente, hasta los niveles primarios de la simulación. Luego se contrastan los procesos sin olvidar que, a su vez, como se expuso con anterioridad, es posible comparar los resultados. Respecto a esta prueba hay que tener presente los posibles efectos sobre los resultados que puede generar este método, específicamente, tendría que tenerse en cuenta que los datos medidos en una escala cada vez más pequeña eventualmente pueden ser afectados por “*el ruido*” provocado por la medición del error.

La tercera y última fase de la validación es la evaluación empírica de los supuestos. Para esta etapa, se proponen dos métodos: el examen de la veracidad de los supuestos y el análisis de sensibilidad. El primero de ellos consiste en determinar hasta qué punto la simulación se apoya en supuestos falsos o no verificables empíricamente. En este caso, basta con hacer “*fallar*” en el modelo el supuesto que se pretende examinar, para luego, evaluar cuánto afecta el comportamiento de dicho supuesto al comportamiento de la simulación en general. Como resaltan Taber y Timpone (1996), cuanto mayor sea la importancia de estos supuestos falsos o no verificables para los resultados del modelo, mayor será el nivel de afectación de la validez del modelo. Igualmente, el análisis de la sensibilidad puede ser útil en la labor de discriminar este tipo de supuestos. Este permite determinar qué parte del modelo produce qué comportamiento, razón por la cual, constituye el segundo método propuesto para la evaluación de los supuestos.

Gilbert y Troitzsch (2006) exponen que el análisis de la sensibilidad tiene como objetivo determinar hasta qué punto el comportamiento de la simulación es sensible a los supuestos iniciales que han sido afectados. Aparte de la utilidad que esto representa para el estudio de los hechos de interés, este análisis sirve para hacer averiguaciones sobre si el comportamiento de la simulación es muy “*sensible*” a pequeñas diferencias en los valores de los parámetros o de cualquier otro componente del modelo. De ser así, tendría que verificarse que los valores usados en el caso en el modelo hayan sido los correctos. La estrategia a utilizar en este tipo de prueba es ir sistemáticamente variando los valores de los parámetros (o los otros componentes) en pequeñas cantidades e ir reejecutando para observar las diferencias en las salidas. Sin embargo, advierten los autores mencionados que la prueba tiene sus limitaciones. Aun con un pequeño número de parámetros, las combinaciones de sus valores se vuelven rápidamente muy elevados y puesto que cada prueba requiere la ejecución de la simulación

puede que los recursos computacionales requeridos para efectuar un análisis en profundidad sean demasiado elevados. Es por ello, que el investigador debe buscar un método para seleccionar los parámetros que pudieran poner en mayor riesgo la validez, tanto pragmática como interna, del modelo.

Un método es la introducción de aleatoriedad (Taber y Timpone, 1996; Gilbert y Troitzsch, 2006; Axelrod, 2007). Para ello, se hacen variar los valores de los parámetros al azar en la búsqueda de generar una determinada distribución de los resultados. Los parámetros en cuestión se ajustan mediante los valores extraídos de una distribución aleatoria uniforme y luego se representan los valores de las salidas generadas en numerosas ejecuciones de la simulación para determinar la forma de la función que relacionen los parámetros y las salidas. Esto permitirá observar el efecto que los cambios en los parámetros tienen sobre los resultados del modelo.

Gilbert y Troitzsch (2006) señalan diferentes usos de los números aleatorios en las simulaciones:

- Generan todos los procesos internos y de entorno que no están siendo modelizados, reemplazando de este modo a un parámetro no establecido y como equivalencia de una suposición del investigador que carece de la información necesaria para establecerlo.
- Se usan para modelizar los atributos personales de los agentes, tales como preferencia o emociones. En este caso, se propone su utilización en las modificaciones de los parámetros, tal como propone Axelrod (2007) para luego efectuar análisis estadísticos entre modelos alternativos.
- En modelos donde la secuencia en que se simulan las interacciones entre los diversos agentes del modelo, determinan las diferencias entre los resultados.

La estrategia en la mayoría de los casos es la introducción de la aleatoriedad para luego efectuar un análisis estadístico (Taber y Timpone, 1996; Gilbert y Troitzsch, 2006; Axelrod, 2007): una vez introducido el elemento aleatorio, se realizan múltiples ejecuciones y se representan las respectivas distribuciones (o medias con intervalos de confianza). Luego se analizan haciendo uso de los métodos diseñados para la investigación experimental, el análisis de regresión para evaluar cambios en datos cuantitativos y análisis de la varianza para los datos cualitativos. Como en todo análisis estadístico es fundamental responder un par de interrogantes que deben ser tratadas por separado: *¿las diferencias son estadísticamente significativas?* y *¿hay diferencias sustancialmente importantes?*

IV. ¿Por qué construir simulaciones? Ventajas e inconvenientes de los modelos computacionales.

La simulación es una herramienta metodológica que se caracteriza por seguir una estrategia de investigación no convencional. Esta estrategia, como se expuso en un principio, es un camino que difiere tanto de la deducción como de la inducción, es una vía intermedia en el acercamiento a los procesos sociales. Para Axelrod (2007), las simulaciones parten del modo deductivo, es decir, de los supuestos, pero terminan del modo inductivo, esto es, generando más datos para el análisis. Esta especie de experimentación virtual, como se le ha llamado en este estudio, evidentemente presenta ventajas e inconvenientes frente a otras técnicas de investigación social.

Respecto a las ventajas de las simulaciones, Marney y Tarbert (2000) señalan un conjunto de situaciones donde estos modelos son superiores al resto de las herramientas disponibles y, en algunos casos específicos, hasta podría llegar a ser el único instrumento para abordar el estudio de dichas realidades.

Las dos primeras situaciones tienen que ver con las posibilidades que brindan los modelos computacionales para el estudio de los fenómenos *complejos, caóticos y catastróficos*. Por un lado, se refieren a aquellos casos donde emergen dinámicas y procesos globales complejos desde comportamientos locales muy simples y, por el otro lado, a fenómenos donde surgen comportamientos sociales agregados, a partir de comportamientos individuales heterogéneos. Esto es, situaciones complejas a partir de supuestos simples y situaciones simples a partir de supuestos complejos. Ambas facetas pueden ser recogidas a partir de la multi-dimensionalidad de los modelos computacionales. Las simulaciones son, probablemente, el recurso disponible más importante para lograr una representación de estos fenómenos sin ignorar los procesos de validación.

No es que no sea posible tratar con este tipo de problemas mediante el uso de otros lenguajes formales, lo que sucede, según exponen Taber y Timpone (1996), es que otras formas de análisis requieren con frecuencia una gran simplificación de los supuestos. Esto es producto de que los modelos matemáticos se vuelven rápidamente intratables desde el punto de vista algebraico, por lo que los supuestos deben ser sistemáticamente reducidos en aras de mantener una posible resolución del modelo. Sin embargo, como apunta Schrodt (2001), los modelos computacionales especifican todas las relaciones formales mediante el uso de algoritmos (secuencias de instrucciones expresadas con precisión), produciendo soluciones mediante su *"puesta en marcha"*, esto es, computando soluciones particulares para el rango de condiciones iniciales. El centro de la cuestión es que las simu-

laciones permiten representar fenómenos complejos (de los supuestos a los resultados y de los resultados a los supuestos) sin perder el enfoque analítico.

Una tercera situación donde es útil el uso de las simulaciones, según Marney y Tarbert (2000), es aquella donde representar la dinámica es una parte importante del proceso total de la modelización. En muchos casos, para las ciencias sociales es mucho más relevante el cómo se dan las interacciones en el interior de la sociedad que el establecimiento de predicciones y los equilibrios presentes en estos procesos. Para esta labor, las simulaciones son técnicas especialmente potentes, por dos razones: en primer lugar, los modelos computacionales son más fácilmente comparables con el mundo real, basta con la simple mirada a las representaciones en movimiento para examinar la correspondencia de los procesos en examen y, en segundo lugar, las simulaciones tienen una gran capacidad para reproducir fielmente la vida real mediante la representación en continuo movimiento de situaciones impulsadas por continuos desequilibrios. Estas potencialidades tienen especial importancia en situaciones de *"path or context dependency"*. En aquellos casos donde la historia tiene gran importancia, las simulaciones permiten la exploración contrafactual del evento en estudio con la finalidad de establecer hipótesis sobre su desarrollo y el de su contexto, abriendo la puerta, incluso, a la evaluación de cada una de las historias que va detrás de cada una de esas conjeturas (Taber y Timpone, 1996).

Vinculada con la situación anterior, también en aquellos casos donde el realismo constituye una cualidad importante para el estudio del fenómeno, las simulaciones son técnicas evidentemente superiores a las herramientas alternativas. Marney y Tarbert (2000) sostienen que aunque es engañoso hablar de *"realismo"* puesto que se trata en todo caso de un modelo (por ello se prefiere llamarlo *"realismo virtual"*), la simulación produce una sensación de mayor *"realismo virtual"* que los modelos alternativos, ya que con frecuencia se pueden generar representaciones iso-mórficas (generalmente visuales, pero también pueden ser auditivas, táctiles o todo ello al mismo tiempo) de la situación objeto de estudio. En los modelos computacionales, esto es posible tanto en lo que respecta a las entradas de la simulación como a las salidas del programa. Esta propiedad representa una ventaja en cuanto al potencial descriptivo del modelo, lo cual a su vez, ofrece mejores condiciones para la validación de los mecanismos totales de la simulación cuando todo el proceso ha sido puesto en marcha.

Y una última situación es aquella donde resulta crucial que las características del comportamiento individual sean representadas holísticamente. Marney y Tarbert (2000) destacan la importancia que tiene para las ciencias sociales el estudio del hombre tomando en cuenta sus múltiples facetas y

dimensiones. En este caso, los modelos computacionales permiten avanzar en ciertos ámbitos necesarios para la comprensión del comportamiento humano: en primer lugar, es posible analizar el proceder de individuos aunque pertenezcan a categorías psicológicas o sociales distintas y manifiesten un accionar complejo; en segundo término, las simulaciones son instrumentos de gran utilidad cuando se pretenden establecer categorías sobre los comportamientos humanos que son irreductibles al nivel de los individuos por ser superiores a éste y productos del aprendizaje y la interacción social; y, en tercera instancia y como consecuencia de lo anterior, los modelos computacionales son óptimas herramientas para reorganizar las categorías de las ciencias sociales.

Según Taber y Timpone (1996), las simulaciones también presentan otra ventaja adicional frente al resto de las técnicas disponibles en las ciencias sociales y es que éstas refuerzan la precisión y la claridad de pensamiento necesarias para trabajar con algunos vacíos presentes a nivel teórico. En este caso, los modelos computacionales pueden ser de gran utilidad puesto que permiten llenar esos vacíos temporalmente mediante la aplicación de diversas herramientas, entre ellas, los números aleatorios o la simulación de diversos subprocesos hipotéticos que luego pueden ser comparados partiendo de sus respectivas implicaciones sobre el modelo general.

Por otro lado, el lenguaje computacional goza de las mismas ventajas que el lenguaje matemático en cuanto a transmisibilidad y precisión. Sin embargo, Gilbert y Troitzsch (2006) establecen un conjunto de breves primicias de las simulaciones respecto a este importante competidor. En primer lugar, las simulaciones resultan ser mucho más versátiles, más expresivas y menos abstractas que las técnicas matemáticas. En segundo lugar, los programas computacionales presentan mayor facilidad para tratar con procesos paralelos y procesos sin orden bien definido de acciones, aspectos que resulta difícil de tratar con sistemas de ecuaciones. En tercer lugar, los programas son modulares, lo cual permite hacer cambios en algunas partes sin necesidad de hacer modificaciones en otras partes del programa (este aspecto es sumamente útil en el análisis de validación multinivel). En cuarto término, es sencillo, como se ha dicho con anterioridad, construir simulaciones que incluyan agentes heterogéneos. Y, finalmente, los modelos computacionales difieren de los modelos estadísticos en que los primeros contienen representaciones explícitas de los procesos bajo examen, mientras que los modelos estadísticos persiguen la reproducción del patrón de correlaciones entre las variables medidas, pero rara vez lo harán modelizando los mecanismos subyacentes a estas relaciones.

No obstante, si el uso de las simulaciones ofrece tantas ventajas, ¿por qué su uso no se ha extendido aún en las ciencias sociales? En este punto tam-

bién resulta de gran importancia considerar los inconvenientes y críticas que presentan los modelos computacionales respecto a su uso como herramientas de investigación. Según Taber y Timpone (1996), lo primero es distinguir entre mito y realidad. La mayoría de los científicos sociales mantienen ciertos conceptos erróneos sobre las simulaciones, las consideran demasiado complicadas y prefieren dejar su uso en manos de “*expertos*”. Sin embargo, esto es bastante relativo. Las simulaciones no son más complicadas que las técnicas del análisis estadístico, que la experimentación o la construcción de modelos matemáticos. Lo que sí es cierto es que amerita un proceso de entrenamiento y de incorporación de nuevos conocimientos. Otra falsa concepción es la de considerar que hay que pagar un pequeño precio por el esfuerzo de aprender una “*nueva*” metodología, no sólo en recursos sino en desarrollo profesional. Esto se reflejaría en la escasa presencia de artículos con esta metodología en las revistas más prestigiosas de las disciplinas sociales y constituiría lo que, según Marney y Tarber (2000), es una consecuencia de desviarse del núcleo duro de la disciplina. No obstante, en este estudio se parte del criterio de que el desarrollo profesional del investigador y su proyección académica depende de una combinación de factores, a saber, la investigación de problemas sustantivos importantes, el uso de herramientas adecuadas de investigación y la obtención de resultados interesantes y empíricamente evaluados.

En segundo lugar, existe un riesgo importante de indisciplina en la modelización computacional. La problemática tiene dos aristas, por un lado, están los aspectos técnicos y, por el otro, los conocimientos sustantivos. Mientras estos dos aspectos no se combinen, es poco probable que se avance con mayor rapidez en el diseño y la evaluación empírica de los modelos computacionales.

Finalmente, es importante recordar que las simulaciones, en tanto que son modelos, no escapan de las críticas generales que se hacen a estas herramientas. La más importante de estas observaciones, es la acusación de teorización “*post hoc*”, según la cual, producto de que los supuestos utilizados son poco realistas o empíricamente no verificables, los resultados obtenidos, igualmente artificiales, son el producto de manipulaciones oscuras del investigador o, para ser más exactos, de un artefacto de simulación (Marney y Tarber, 2000). Lo cierto es que todo modelo, sea simulación o no, implica en alguna medida la utilización de entidades abstractas en un mundo metafórico como medio para determinar qué pueden decirnos sobre el mundo real. Es por ello que, en este caso, lo que realmente debe tener presente el investigador, es el procurar ser honesto sobre la utilidad de su trabajo y dar una correcta interpretación a los resultados que obtiene de su investigación.

V. Tipos de simulaciones más usadas

A continuación, se presenta un breve repaso de los tipos de modelos computacionales más utilizados en ciencias sociales.

1. La dinámica de sistemas (DS)

Se conoce como simulación de dinámica de sistemas al proceso de construcción de un modelo matemático (de ecuaciones de diferencias y ecuaciones diferenciales o de algoritmos) sobre un sistema del mundo real y al análisis de su comportamiento mediante un experimento computacional. Partiendo de esta definición, Taber y Timpone (1996) señalan que es posible que la mayoría de los modelos computacionales puedan ser considerados, de algún modo, casos especiales de simulaciones dinámicas. Sin embargo, este tipo específico de simulación tiene como característica distintiva el uso de modelos numéricos, mientras que el resto de modelos computacionales utilizan otros tipos de formalismos. Una simulación dinámica consiste, básicamente, en la obtención de valores finales y tiempos históricos de variables numéricas particulares, llamados “*estado de variables*”, a partir de un conjunto de “*valores iniciales*” para dicho estado de variables y parámetros. En otras palabras, estos modelos permiten describir las propiedades y la dinámica del fenómeno en el mundo real mediante un sistema de ecuaciones que derivan su estado futuro a partir de su estado actual (Gilbert y Troitzsch, 2006).

Esta forma de análisis es, por diversas razones, muy similar a un experimento controlado sobre el mundo real (Taber y Timpone, 1996). El objetivo es diseñar un modelo matemático que defina las relaciones entre las variables independientes (parámetros de control y variables intervinientes) y las variables dependientes (estado de las variables que probablemente son, a su vez, las variables intervinientes del sucesivo estado de variables), mediante un sistema de ecuaciones (o algoritmos) que definen el comportamiento total del sistema, representando al proceso empírico como un todo indiferenciado a nivel macroscópico. Por esta razón, la simulación de dinámicas constituye uno de los métodos computacionales de investigación más populares y productivos. A continuación, se abordará el *subtipo* más interesante para las ciencias sociales: los autómatas celulares.

1.1. Autómatas celulares (CA)

Los autómatas celulares son un tipo específico de simulación de la dinámica de sistemas que modeliza interacciones locales (limitada a la celda vecina inmediata) entre unidades simples. Este tipo de simulaciones es muy útil

para una amplia variedad de sistemas de interacciones, especialmente, de relaciones no lineales donde la dinámica puede resultar compleja o caótica a nivel macroscópico, aunque a nivel micro el comportamiento individual se rija mediante reglas relativamente sencillas. Se puede decir que una simulación de autómatas celulares posee las siguientes características (Hegselmann y Flache, 1998):

- Muestra un cierto número (hasta millones) de celdas idénticas, que pueden representar cualquier unidad (desde países hasta individuos) organizadas en forma de una cuadrícula regular.
- Cada celda adopta un estado dentro de un conjunto finito de ellos. Cada estado representa desde actitudes, decisiones, características, decisiones, hasta cualquier otra propiedad.
- El tiempo es discreto y en cada paso puede observarse o no una alteración del estado de cada celda.
- Cada celda modifica su estado de acuerdo con reglas locales, es decir, reglas que regulan cómo se modifica el estado de una celda a partir de los estados de las celdas vecinas inmediatas.
- Las reglas de transición entre estados son iguales para todas las celdas (homogeneidad de reglas), y;
- En cada período los estados son actualizados, bien sea simultáneamente o secuencialmente.

Los autómatas celulares han sido muy utilizados para el estudio de fenómenos sociales, principalmente de índole sociológico como las migraciones y el segregacionismo. Sin embargo, su potencialidad para el estudio de los fenómenos políticos es bastante elevada, sobre todo en aquellos procesos donde resulta crucial explicar cómo el comportamiento o la acción individual deriva consecuencias grupales desproporcionadas. Como ejemplos de este tipo de fenómenos, se puede pensar en la formación de la opinión pública (sobre aspectos no electorales y electorales), el nacimiento de naciones o Estados, los movimientos sociales y la formación de coaliciones y alianzas.

2. Simulaciones Multi-Agentes (ABS)

Los modelos computacionales que se caracterizan por incluir las interacciones entre "agentes" que dependen de algoritmos informáticos para determinar su comportamiento, son conocidos como simulaciones multi-agentes o basadas en agentes (Miller y Page, 2004). Desde un punto de vista ilustrativo, un agente podría ser un autómata de los estudiados en el apartado ante-

rior, aunque mucho más complejo en su procesamiento interno y, por tanto, en su comportamiento. Técnicamente, no existe una definición acordada sobre qué se quiere decir con la palabra agente, sin embargo, el término se usa habitualmente para designar aquellos programas autónomos que pueden controlar las propias acciones basándose en sus percepciones sobre el entorno operativo (Gilbert y Troitzsch, 2006). Como se observa, lo que se intenta es crear un programa que interactúe "inteligentemente" con el medio en el que se desenvuelve, de modo que sea posible la creación de redes de numerosos agentes, donde cada uno tenga características distintas y se relacionen, tal y como lo harían los miembros de una sociedad que se intenta representar. Esta posibilidad incorpora a estos modelos dentro del subcampo de la Inteligencia Artificial Distribuida, cuya finalidad es el estudio de las propiedades y el diseño de este tipo de asociaciones entre agentes.

En términos generales, los modelos multi-agentes comparten, según Epstein (2005), las siguientes características:

- Heterogeneidad. No existen agentes "representativos", por el contrario, cada agente es diferente del otro en una gran diversidad de cosas como: preferencias, memorias, reglas de decisiones, entre otras. Cada individualidad está representada.
- Autonomía. Los agentes operan sin que otros tengan control sobre sus acciones y estado interno. Desde luego, sí existe una co-restricción entre los niveles micro y macro, tanto las normas sociales establecidas por anteriores agentes limitan el comportamiento de nuevos agentes como éstos participarán en la creación de las normas sociales futuras. Existe una co-evolución de las macro y micro estructuras. Pero no existe un control central desde donde se puedan dirigir a los agentes.
- Un espacio explícito. Los eventos ocurren en un espacio específico y bien establecido, que puede ser una red de dinámicas sociales, una trama *n-dimensional*, entre otras estructuras.
- Interacción local. Por lo general, los agentes interaccionan con sus vecinos y quizás con otros agentes de la misma "vecindad".
- Racionalidad limitada. En dos sentidos: limitada información y limitada capacidad del ordenador. En términos generales, los agentes de este tipo de modelos computacionales poseen autonomía en sus acciones, habilidad sociales de comunicación entre ellos, reactividad frente a las acciones de otros y pro-actividad para la consecución de sus propios objetivos (Gilbert y Troitzsch, 2006). Sin embargo, en ningún caso actúan como optimizadores ya que sus acciones se construyen sobre la base de un conjunto de reglas locales.

• **Dinámicas no-equilibradas.** Este tipo de dinámicas constituyen la preocupación central al modelizar simulaciones multi-agentes como transiciones a gran escala o el surgimiento de regularidades a nivel macroscópico a partir de interacciones locales o descentralizadas.

Para una mayor claridad conceptual entre estos dos tipos de simulaciones vistos hasta el momento (las simulaciones de dinámicas de sistemas y los modelos multi-agentes), Schieritz y Milling (2003) elaboraron el siguiente cuadro comparativo (ver cuadro 1).

Cuadro 1. Comparación entre DS y ABS

	Dinámica de sistemas (DS)	Multi-agente (AB)
Elemento fundamental	Bucles de retroalimentación	Agentes
Unidad de Análisis	Estructuras	Reglas
Nivel de modelización	Macro	Micro
Perspectiva	De Arriba a abajo	De abajo a arriba
Adaptación	Cambio de estructura dominante	Cambio de estructura
Manejo del tiempo	Continuo	Discreto
Formulación matemática	Ecuaciones integrales	Lógica
Origen de la dinámica	Niveles	Eventos

Fuente: Traducción propia (2008) en base a Schieritz y Milling (2003)

Finalmente, es importante señalar que mucho se ha explorado sobre la utilidad de estos modelos para las ciencias sociales. En todas las situaciones en donde juega un papel importante la interacción entre actores, es posible aplicar la simulación multi-agentes. Yamakage y cols. (2005), señalan una amplia variedad de dominios politológicos donde este tipo de modelos computacionales resulta prometedor: (a) en teoría política (para el estudio de cómo emerge el orden social); (b) en cuanto a la democracia (conflictos de intereses, representación de intereses, opinión pública, formación del voto); (c) sobre nacionalismo y etnicidad (cultura e identidad colectiva) y, (d) relaciones internacionales (alianzas entre naciones, conflictos).

3. Simulaciones micro-analíticas

Para un investigador que, debido a su objeto de estudio, esté interesado en una herramienta modelizadora a varios niveles, esto es, a un nivel agregado y, al menos, a un nivel inferior, la solución la representan los modelos computacionales micro-analíticos. Según Sauerbier (2002), las también

llamadas microsimulaciones son métodos que permiten predecir el desarrollo de poblaciones sobre la base de datos empíricos a nivel micro. Estas, a diferencia de lo que ocurre con las simulaciones macroscópicas, ofrecen información sobre la distribución de atributos demográficos y socioeconómicos de las unidades, razón por la cual, suelen utilizarse para determinar los efectos individuales y grupales de medidas políticas agregadas que, a menudo, se aplican de forma diferente a personas diferentes. El proceso de construcción de la simulación micro analítica, cumple con la siguiente metodología general (Taber y Timpone, 1996; Sauerbier, 2002; Gilbert y Troitzsch, 2006). Se comienza con el estudio de la población que se intenta representar, a fin de obtener una muestra representativa de la misma que permita crear una base de microdatos sobre diversas propiedades (sexo, edad, ingresos, otros, en las columnas) de las unidades seleccionadas (personas, hogares, empresas, otros, en las filas). En la microsimulación, esta base de microdatos que representa el momento inicial o "t" es transferida al momento "t+1", mediante la aplicación de las respectivas probabilidades de transición a los casos individuales. Tras cada paso, la simulación produce la muestra hipotética esperada, pero al cabo de cierto número de pasos se produce una estimación de la estructura de la población proyectada a un determinado período de tiempo, permitiendo el estudio de la misma a nivel agregado. Esto es, produce como resultado un micro-modelo estocástico, a diferencia de lo que ocurre en los modelos de sistemas dinámicos (Gilbert y Troitzsch, 2006).

Los microsimuladores constan de, al menos, dos niveles: los individuos y los hogares (o empresas) y el nivel agregado, en el modelaje típico de personas-hogares. Sin embargo, existen diversas metodologías para efectuar microsimulaciones, entre ellas: el microanálisis estático, la microsimulación dinámica, el modelo longitudinal, los análisis de subprocesos de microsimulaciones del hogar o de la empresa.

4. Modelos de aprendizaje y evolutivos

Los modelos computacionales vistos hasta el momento tienen como característica común que permanecen inalterados durante toda la ejecución de la simulación. Esto no ocurre de esta manera en los modelos de aprendizaje y evolutivos. Conocidos también como modelos de aprendizaje de la máquina, estas simulaciones van adquiriendo conocimientos: a medida que el modelo computacional avanza, los parámetros, o incluso la forma del modelo mismo, sufre modificaciones como respuesta a su entorno (Gilbert y Troitzsch, 2006). Esto es, contrario a lo que sucede en los modelos multi-agentes, la combinación del aprendizaje de la máquina con acciones de optimización.

Según Taber y Timpone (1996), existen dos razones, una teórica y otra práctica, por las cuales este tipo de simulaciones son importantes para las ciencias sociales. A nivel teórico, la mayoría de los sistemas sociales son adaptativos, es decir, tienen la capacidad de ajustarse a los cambios que se producen en el tiempo y, desde un punto de vista práctico, los métodos de aprendizajes de máquinas pueden ser usados para la adquisición de conocimientos que resulten en la creación, por ejemplo, de sistemas expertos útiles en la validación del modelo.

Entre la variedad de simulaciones evolutivas, existen dos subtipos que han resultado ser los más interesantes para la investigación social: los estudios de *redes neuronales* y *los algoritmos genéticos*. Ambos modelos se construyen intentando imitar procesos o mecanismos estudiados en la biología, específicamente, el funcionamiento del cerebro humano, en el primer caso, y la selección natural y la transmisión del material genético contenida en los cromosomas, en el segundo modelo.

La simulación de *redes neuronales* consiste en un entramado de unidades centrales de procesamiento conectadas entre sí tal como lo están las neuronas del cerebro, aunque en un número muy (pero muy) inferior (Taber y Timpone, 1996; Marks y Schnabl, 1999; Gilbert y Troitzsch, 2006). Al igual que éstas, cada unidad comunica su activación, a través de dichas conexiones, a otra u otras unidades de la capa subsiguiente. La transmisión que se emite desde una unidad, se conoce como "*valor de salida*", mientras que las que recibe la unidad, son llamadas "*valores de entrada*". Cada uno de esos valores puede ser transmitido de forma inalterada, o bien, puede ser modificado en el caso de que se tratase de redes neuronales mucho más complejas. Estas modificaciones se originan en una función matemática simple conocida como función de activación. Las conexiones, que son usualmente unidimensionales, tienen pesos asignados: los pesos positivos activan la unidad mientras que los pesos negativos la inhiben. La función de activación procesa las entradas multiplicando la magnitud de cada una de las señales de entrada que llegan a lo largo de una conexión por el peso correspondiente para esa conexión y luego suma todos los productos. Esto es lo que se conoce como *propagación*. La suma luego es reescalada usando una transformación no lineal para conseguir un valor entre cero y uno. El resultado es posteriormente transmitido hacia la siguiente capa. Como en las neuronas del cerebro, el aprendizaje tiene lugar cuando dos unidades se disparan al mismo tiempo fortaleciendo así la conexión entre ellas y reforzando el canal comunicativo que las une. Por tanto, la efectividad de la red para almacenar conocimiento dependerá de la naturaleza de las funciones y la forma de la red.

Por otro lado, *los algoritmos genéticos (AG)* se basan en los principios de evolución de las especies. En la naturaleza, los distintos organismos com-

pite constantemente por su supervivencia. Aquellos que se adaptan con mayor facilidad al medio y logre reproducirse transmitirán su material genético a la descendencia, mientras que los menos aptos irán muriendo a edades más tempranas. La supervivencia de los individuos está conectada con la persistencia de la especie, ya que el material genético exitoso logra transmitirse a las futuras generaciones de la especie, mientras que el menos exitoso irá desapareciendo paulatinamente. Esto produce mejores individuos en cada nueva generación (optimización). La naturaleza ofrece tres soluciones al problema de la adaptación de las especies que son utilizadas en los algoritmos genéticos como mecanismos de evolución, estos son: la selección, la reproducción y la mutación. La combinación de dichos mecanismos es lo que convierte a los *algoritmos genéticos* en métodos adecuados para la resolución de problemas de búsqueda y optimización (Marks y Schnabl, 1999).

Estos modelos se han utilizado en gran medida en la modelización de la acción racional y la teoría de los juegos, siendo un ejemplo típico de ello los estudios sobre el surgimiento de la cooperación en los casos del dilema del prisionero. Sin embargo, en términos generales, tanto los modelos de redes neuronales como los algoritmos genéticos, son útiles para el estudio de cualquier situación donde el resultado óptimo es "*aprendido*", es decir, se llega a él a partir del conocimiento adquirido en las sucesivas interacciones entre los individuos.

VI. Algunos trabajos representativos dentro de la Ciencia Política

Boscán (2010) advierte en su trabajo sobre los usos de la modelización formal en ciencia política que los modelos, entre ellos los computacionales, no deben convertirse en la única finalidad de una investigación; éstos deben ser considerados instrumentos para generar mejor y mayor conocimiento sobre el funcionamiento de la realidad política en la que se tiene interés. Por esta razón, en este apartado se construye una muestra de diversos trabajos que reflejan la versatilidad de esta técnica, así como también, la amplitud de temas donde se han venido desarrollando investigaciones que utilizan estas herramientas como método.

En términos generales, es evidente que la relación que existe entre las simulaciones computacionales y las ciencias sociales se basa en la facilidad con que éstas son capaces de modelizar conductas, es decir, en la provisión de mecanismos por parte de estos modelos para la reproducción de los comportamientos dados en una sociedad y la posibilidad de experimentar con los mismos en diversos ambientes (Tangney y Lytle, 2008).

No es extraño, entonces, que las simulaciones computacionales estén siendo utilizadas en mayor medida en el terreno de la teoría de la elección racional —y en las perspectivas cercanas, como la teoría de juegos o teorías de racionalidad limitada—, ya que, por un lado, ésta suministra los supuestos generales que subyacen en la mayoría de modelos predictivos de comportamiento actualmente existentes en ciencias sociales (Chai, 2008) y, por el otro, como ha quedado evidenciado en esta investigación, por el rol que pueden llegar a cumplir las simulaciones computacionales en el análisis del equilibrio.

En la ciencia política, se han desarrollado trabajos en las más diversas áreas. Una de las más fructíferas ha sido la que trata sobre partidos políticos y comportamiento electoral. Dentro de ella, destaca el trabajo de Laver (2005) titulado *“Policy and the dynamics of Political Competition”*. Allí, el autor propone un modelo multi-agente donde los votantes continuamente revisan y cambian su apoyo partidista para incrementar sus expectativas, mientras que los partidos políticos, por su lado, readaptan constantemente sus políticas para lograr la aceptación de los electores. Esta investigación es un ejemplo de un conjunto de modelos que versan sobre el comportamiento adaptativo de los partidos políticos durante la competencia electoral, modelos que han ofrecido información clave sobre los procesos de creación, desaparición y toma de decisión interna de los partidos como respuesta a los puntos ideales de los votantes.

También vale la pena mencionar el trabajo de De Marchi (1999) *“Adaptive Models and Electoral Instability”*. En este estudio el autor construye experimentos computacionales donde intenta retomar los supuestos originales de Downs sobre la importancia de los costos de información que utilizan los electores para decidir, tomando en cuenta, a su vez, cómo los actores políticos hacen uso de ello. Flower (2008), por su parte, introduce en una “competición” distintas reglas para la toma de decisiones usadas dentro de los partidos políticos, siguiendo para ello la metodología utilizada por Axelrod (1997) para evaluar estrategias en juegos repetidos del dilema del prisionero.

En la misma temática es inevitable hacer mención a un conjunto de trabajos que tratan distintos aspectos de la participación electoral. Entre ellos, se encuentra la investigación de Ensley, Tofias y De Marchi (2007) donde refutan la hipótesis que establece que un aumento en la diversidad de las preferencias en un distrito incrementa los niveles de competencia electoral. Estos autores demuestran que un aumento en la diversidad de las preferencias, contrariamente, genera mayores dificultades para que los candidatos puedan construir una plataforma óptima que permita derrotar a un candidato que ostenta un cargo público y compite para reelegirse. Por otro

lado, Bendor, Dermeier y Ting (2003) desarrollan un modelo alternativo al modelo racional de toma de decisiones. Este se denomina modelo de comportamiento de elección. En el mismo, los autores introducen la idea de que los individuos no son optimizadores a futuro sino que se adaptan para satisfacer sus intereses y expectativas. Sin embargo, Flower (2006a), en una revisión del mencionado trabajo, señala que dentro de los supuestos utilizados para crear dicho modelo alternativo existe un prejuicio sobre la manera en que se ajusta la probabilidad de que los ciudadanos vayan a votar, aspecto que sustenta su principal resultado de gran participación en grandes poblaciones. Además, señala este autor, que contrario a lo que la literatura expone, este presupuesto conduce a la consideración de que el voto es un evento casual, es decir, una persona a veces vota y otras se abstiene. Por estas razones, Flower (2006a) desarrolla un modelo donde muestra cómo la retroalimentación en el ajuste de las probabilidades afectan los resultados de la simulación. Esta versión revisada del modelo de Bendor y otros (2003) evidencia, igualmente, alta participación pero con presencia de voto habitual.

Otra simulación interesante se encuentra en el trabajo presentado por Flower (2005) denominado *“Turnout in a small World”*. En este estudio, el autor investiga el resultado de la interacción entre votantes conectados a través de modelos de redes sociales y da evidencia sobre cómo un voto puede afectar a otros en una población generando lo que denomina un “voto en cascada”. Este trabajo incluye evaluación de las implicaciones del modelo con evidencia empírica. Bajo esta misma corriente pero enfocado mayormente sobre aspectos de cultura política, se debe hacer mención del interesante trabajo de Kottonau y Pahl-Wostl (2004) *“Simulating political attitudes and voting behavior”*, donde estos investigadores construyen un modelo sobre el surgimiento y el cambio de las actitudes en los individuos con la finalidad de determinar la influencia de la fortaleza de las mismas en el comportamiento que éstos evidencian. El modelo versa sobre las actitudes políticas de los ciudadanos alemanes y su evaluación empírica fue efectuada teniendo como datos para el contraste los efectos de diferentes estrategias de campañas electorales sobre los resultados de los respectivos comicios.

Siguiendo con los trabajos que utilizan modelos computacionales de redes sociales en ciencia política, llaman la atención las investigaciones de Flower, Johnson, Spriggs, Jeon y Wahlbeck (2007) y Flower (2006b). La primera de ellas versa sobre la importancia legal de los precedentes establecidos por la Corte Suprema de los Estados Unidos. Para ello, los autores crearon una red completa de 28.951 decisiones mayoritarias suscritas por este alto Tribunal y los casos citados desde 1792 a 2005, a partir de la cual

desarrollaron un sistema cuya dinámica de clasificación puede ser usada para predecir el comportamiento futuro respecto a criterios a citar por parte de las distintas cortes y como modelo alternativo para medir la importancia legal de cada caso. En el segundo estudio, se construyen y se analizan las redes de co-patrocinio en 280.000 proyectos de legislación propuestos en las dos cámaras del Congreso de los Estados Unidos, entre 1973 y 2004. También, se introduce el concepto de conectividad, el cual permite predecir qué miembro dejará pasar una u otra enmienda como medida alternativa a la influencia legislativa, y la votación nominal de los congresistas, luego de controlar por la variable ideología y la variable partido.

El estudio de instituciones políticas también es posible mediante el uso de otro tipo de simulaciones, como puede observarse en Rouchier y Thoyer (2006) *"Votes and Lobbying in the European Decision-Making Process: Application to the European Regulation on GMO Release"*. En esta investigación, sus autores desarrollan un modelo multi-agente que representa el mercado político de influencias a nivel nacional e internacional en la Unión Europea con la finalidad de evaluar cómo los procesos de consulta afectan las decisiones finales que se adoptan en su entramado institucional. Ello ilustra los vínculos políticos entre la opinión pública, los grupos de lobby y los representantes electos, a escala nacional, en los 15 países miembros para aquel entonces y a escala europea.

En el área de las políticas públicas, es importante mencionar el trabajo de Brown y Harding (2002) *"Social Modelling and Public Policy: Application of Microsimulation Modelling in Australia"*. En esta investigación se muestran las potencialidades de las microsimulaciones en la elaboración, implementación y evaluación de estos instrumentos de gobierno. Para ello, los autores exponen cómo ha sido el desarrollo y la utilización de este tipo específico de simulación por parte del Centro Nacional para la Modelización Social y Económica (NATSEM) de Canberra, Australia y, además, exploran las potencialidades de las mismas para tratar temas de seguridad social, estado de bienestar y políticas de salud.

La violencia también ha sido un tema de interés para los politólogos que usan modelos computacionales. Tal es el caso del trabajo de Epstein, Steinbruner y Parker (2002), quienes utilizando simulaciones multi-agentes estudian dos tipos de violencia civil: en un caso, una autoridad central busca suprimir una rebelión no centralizada y, en el otro, la autoridad central busca acabar la violencia entre dos grupos étnicos en conflicto. Por su parte, Bernnett (2008) en *"Governments, Civilians, and the Evolutions of Insurgency: Modeling the Early Dynamics of Insurgencies"* establece la relación entre el crecimiento o el declive de la insurgencia civil y distintas combinaciones de las variables efectividad y exactitud en la respuesta del

gobierno (se refiere a su capacidad para evitar daños colaterales). En cuanto a dinámicas terroristas, es importante destacar el trabajo de Raczynski (2004). Este autor simula los procesos de interacción entre tres tipos de estructuras: las organizaciones terroristas, los grupos anti-terroristas y los grupos de apoyo al terrorismo. Como resultado ofrece evidencia sobre cómo se relacionan estas estructuras a medida que su tamaño cambia y modeliza cómo podría darse el proceso de destrucción de las organizaciones terroristas por parte de los agentes gubernamentales.

El área de la opinión pública es otra de las áreas más fructíferas en el desarrollo de estudios con simulaciones computacionales. Entre ellos, encontramos el trabajo de Mckeown y Sheehy (2006), quienes estudian la relación de los medios de comunicación y la polarización en un tipo de modelos de redes sociales de "confianza limitada" en dinámicas de opinión; la investigación de González-Avella, Cosenza, Klemm, Eguíluz y San Miguel (2007), que estudia los efectos de las diferentes formas de retroalimentación de información asociadas con los medios de comunicación en dinámicas de modelos multi-agentes de diseminación cultural; el estudio de Sou y Chen (2008) que versa sobre los problemas de la formación de opinión pública en redes sociales complejas atendiendo a los atributos de los individuos, la influencia del ambiente y cómo se produce el flujo de información; y el trabajo de Gargiulo y Mazzoni (2008) donde responde a la siguiente interrogante: ¿puede el extremismo garantizar el pluralismo?

Otro uso interesante de los modelos computacionales es el de probar hipótesis, provenientes de autores o pensadores "clásicos", lo que representa una indudable utilidad para la teoría política, surgida de un estudio de la política más "científico" o contemporáneo. Muestra de ello es el trabajo de Bhavnani (2003) *"Adaptive Agents, Political Institutions and Civic Traditions in Modern Italy"*. En este estudio el autor toma el trabajo de Robert Putman sobre transiciones cívicas en dicho país europeo con la intención de establecer un puente entre un momento histórico como punto de inicio y las observaciones contemporáneas, utilizando para ellos simulaciones multi-agentes. También, merece la pena mencionarse el trabajo de Müller-Benedict (2002) donde evalúa los resultados obtenidos por James Coleman en su investigación sobre *"Norm-Generating Structures"*; el trabajo de Nakai y Muto (2008) sobre emergencia y colapso en el orden social partiendo del concepto de la política de Carl Schmitt y la distinción entre amigo y enemigo, la investigación de Saam y Harrer (1999) que compara estudios computacionales y sociológicos sobre las normas sociales, evaluando argumentos de Marx y Haferkamp.

También se ha extendido el uso de las simulaciones para revisar los hallazgos de Axelrod (2006) en su conocido trabajo de 1984 *"The Evolution of*

Cooperation". En este grupo, destaca el trabajo del propio Axelrod (1997) "*The complexity of cooperation: agenda-based models of competitions and collaboration*" y el trabajo de Hoffmann (2000) "*Twenty Years on: The Evolution of Cooperation Revisited*" donde incorpora elementos provenientes de la teoría de la racionalidad limitada y el aprendizaje.

Es importante destacar que el uso de la teoría de juego para el estudio del surgimiento de las normas o instituciones sociales se ha visto beneficiado con el desarrollo de las simulaciones computacionales, especialmente con los modelos evolutivos o con capacidad de aprendizaje. Tal y como Airiau, Saha y Sen (2007) señalan, uno de los principales objetivos de los modelizadores computacionales ha sido el de lograr diseñar algoritmos que converjan en un equilibrio estratégico que permita al agente llevar a cabo una mejor respuesta a un oponente jugando una estrategia estacionaria, es decir, que produzca como respuesta un equilibrio de Nash. Sin embargo, la estrategia de Nash generalmente no es la mejor respuesta a una estrategia poco racional. Por esta razón, estos autores destacan en su trabajo las ventajas del uso de algoritmos con capacidad de aprendizaje para las investigaciones que se desarrollan partiendo de la teoría de juegos, ya que la propiedad del aprendizaje hace al agente capaz de adaptarse frente a un oponente desconocido, en lugar, de moverse en una estrategia estática predeterminada.

Un ejemplo de la aplicación de conceptos de la racionalidad limitada para llevar a cabo el análisis institucional, lo representa el trabajo de Castro y Coelho (1999) titulado "*The origin of Institutions: socio-economic processes, choice, norms and conventions*". En esta investigación, sus autores describen el proceso de aprendizaje social en una población simulada. Desde la simple coordinación de problemas, donde los acuerdos surgen espontáneamente, hasta situaciones de elección sobre normas constitucionales alternativas, los modelos computacionales fueron usados por estos investigadores para evaluar la consistencia y extraer las implicaciones de los diversos comportamientos observados.

También es posible encontrar trabajos sobre el nacimiento, cambio y desaparición de instituciones sociales que utilizan como herramienta metodológica los análisis de redes. Un estudio en este sentido lo representa el trabajo de Stocker, Green y Newth (2001). Estos autores simularon la influencia y la transmisión de ideas en toda la población-red, donde los nodos representan a los individuos y los bordes representan canales de comunicación ente ellos. De esto modo, les fue posible determinar los niveles de conectividad mínimos necesarios para que emerjan los conceptos sociológicos de cooperación y cohesión requeridos y, a su vez, para alcanzar consensos sociales.

Finalmente es importante señalar, como se ha expuesto anteriormente en esta investigación, que la prueba de hipótesis generalmente es posible en virtud de la capacidad de las simulaciones de suplir la carencia de datos empíricos, lo cual, representa uno de los principales obstáculos a superar en la mayoría de las investigaciones que se llevan a cabo en las ciencias sociales. Por esta razón, llamamos la atención sobre un trabajo que hace uso de este tipo de apoyo que ofrecen los modelos computacionales. El estudio se denomina "*Simulating the emergente of New Religious Movements*" de Afzal (2005). En él, su autor busca promover el desarrollo de modelos computacionales como técnica para explorar, refinar y evaluar las teorías sobre la religión.

Conclusiones

La revisión metodológica de las simulaciones computacionales, presentada en esta investigación, ha estado orientada por ciertos principios teleológicos acerca del ejercicio de la actividad científica, sobre todo en lo que se refiere a las ciencias sociales. Una breve reflexión a modo de conclusión pretende plantearse en este momento.

Un investigador no debe olvidar, bajo ningún pretexto, que sus problemas de investigación tienen como respuestas soluciones que el ciudadano común espera que se lleguen a materializar en algún aspecto beneficioso para su vida. Ante esta exigencia, tanto la deducción como la inducción resultan estrategias de investigación bastantes limitadas. El fin último de las ciencias no es *llegar a comprender* los procesos que son objeto de interés. Este es sólo un paso previo. Su finalidad es la de generar conocimientos útiles que permitan influir adecuadamente en el desarrollo de los acontecimientos que están por venir. *¿Es que acaso no se estudia las dictaduras para evitarlas?, ¿o la inestabilidad de las democracias para hacerlas más estables?, ¿o los partidos políticos para fortalecerlos?*. Lo interesante de cualquier teoría que intente explicar el comportamiento político es que realmente sea un instrumento que permita hacer mejor (o peor) política. Igual sucede con el resto de las disciplinas sociales. La teoría se mide por la utilidad de sus conceptos al nivel más menudo de la realidad empírica.

Por esta razón, se planteó el desarrollo de este estudio, para responder a la convicción que se tiene sobre las importantes contribuciones que pueden surgir de los modelos computacionales, en el desarrollo de una mejor ingeniería social. La experimentación virtual, siendo una estrategia de investigación intermedia entre la deducción y la inducción, posibilita la creación

de más y mejor conocimiento *aplicado* sobre los hechos humanos. Las simulaciones representan una novedosa metodología para llevar a cabo investigaciones sociales donde sea posible la comprobación de principios generales sobre el comportamiento humano, minimizando el deseo incontrolado por la teorización inocua, que nada cambia.

Ciertamente, las simulaciones presentan limitaciones, este estudio no ha sido concebido para mostrar, bajo ningún concepto, un optimismo enfermizo. No obstante, sí ha estado orientado por el propósito de constituirse en una invitación a afrontar las nuevas realidades sociales sin prejuicios sobre las herramientas que existen a nuestra disposición para alcanzar su conocimiento.



Bibliografía

- AFZAL, M. (2005). "Simulating the Emergence of New Religious Movements". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 8(1) 6.
- AIRIAU, S., SAHA, S. y SEN, S. (2007). "Evolutionary Tournament-Based Comparison of Learning and Non-Learning Algorithms for Iterated Games". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 10(3) 7.
- AXELROD, R. (1997). *The Complexity of Cooperation: Agent-Based Models of Competition and Collaboration*. Princeton, New Jersey: Princeton University Press.
- . (2006). *The evolution of Cooperation*. New York: Perseus Books.
- . (2007) "Simulation in the social sciences". En Jean-Philippe RENNARD (Ed.) *Handbook of Research on Nature Inspired Computing for Economy and Management* (pp. 90-100), PA: Idea Group.
- BARTOLINI, S. (1996). "Metodología de la Investigación Política". En G. PASQUINO y otros. *Manual de ciencia política* (pp. 39-78). Madrid: Alianza Editorial S.A.
- BENDOR, J., DERMEIER, D. y TING, M. (2003). "A behavioral Model of Turnout". *American Political Science Review*. 97(2), 261-280.
- BENNETT, D. S. (2008). "Governments, Civilians, and the Evolution of Insurgency: Modeling the Early Dynamics of Insurgencies". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 11(4) 7.
- BHAVNANI, R. (2003). "Adaptive Agents, Political Institutions and Civic Traditions in Modern Italy". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 6(4) 1.
- BOSCÁN, G. (2010). "La modelización formal en la Ciencia Política: Usos, posibilidades y limitaciones". *Política y Gobierno*. XVIII(1).
- BRATLEY, P., FOX, B. y SCHRAGE, L. (1987). *A Guide to Simulation*. Second Edition. New York: Springer-Verlag.
- BROWN, C. (1995). *Chaos and Catastrophe theories*. Sage University Papers, Series: Quantitative Applications in the Social Sciences, 07(107). USA: SAGE Publications.
- BROWN, L. y HARDING, A. (2002). "Social Modelling and Public Policy: Application of Microsimulation Modelling in Australia". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 5(4) 6.
- BROWN, Laurie and Ann HARDING (2002), Social Modelling and Public Policy: Application of Microsimulation Modelling in Australia, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 5(4) 6.
- BROWN, T. (1997). "Nonlinear Politics". En KIEL, D. y ELLIOTT, E. (Eds), *Chaos Theory in the Social Science: Foundations and Applications*(pp.119-137). Michigan: Michigan University Press.
- BYRNE, D. (1998). *Complexity theory and the social sciences : an introduction*. London: Routledge.
- CASTRO, J. y COELHO, H. (1999). "The Origin of Institutions: socio-economic processes, choice, norms and conventions". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2(2)1.
- CHAI, S. (2008). "Rational Choice theory: A Forum for Exchange of Ideas between the Hard and Social Sciences in predictive Behavioral Modeling". En LUI, H., SALERNO, J. y YOUNG, M. (Eds). *Social Computing, Behavioral Modeling, and Prediction* (pp. 1-8). NY: Springer.
- CHATTOE, E. (1998) "Just How (Un)realistic are Evolutionary Algorithms as Representations of Social Processes?". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 1(3) 2.
- DE MARCHI, S. (1999). "Adaptative Models and Electoral Instability". *Journal of Theoretical Politics*, 11(3), 393-419.
- DIERMEIER, D. (1996). "Rational Choice and Role of Theory in Political Science". En FRIEDMAN, J. (Ed.), *The Rational Choice Controversy: Economics Models of Politics Reconsidered* (pp. 59- 69). USA: Yale University Press.
- DUFFY, G. y TUCKER, S. (1995). "Political science: Artificial intelligence applications". *Social Science Computer Review*, 13, 1-20.
- EDMONDS, B., HERNÁNDEZ, C., TROITZSCH, K. (2008). *Social Simulation: Technologies, Advances, and New Discoveries*. Hersey, New York: Information Science Reference.
- ENSLEY, M., TOFIAS, M. y DE MARCHI, S. (2007). "District Complexity and Congressional Incumbency Advantage". *Paper presented at the annual meeting of the Midwest Political Science Association, Palmer House Hotel, Chicago, IL*. Obtenido el 24 de junio de 2009 en from http://www.allacademic.com/meta/p197018_index.html.
- EPSTEIN, J. (2005). "Remarks On The Foundations Of Agent-Based Generative Social Science". En K. JUDD y L. TESFATSION (Eds.), *Handbook on Computational Economics* (Vol. II, pp. 1585-1604). Amsterdam: North Holland Press.
- EPSTEIN, Joshua M., John D. STEINBRUNER, and Miles T. PARKER (2002), Modeling Civil Violence: An Agent-Based Computational Approach, *Center on Social and Economics dynamics*. Working paper N° 20.
- FIORINA, M. (1975). "Formal models in Political Science". *American Journal of Political Science*, XIX(1), 133-159.
- FLOWER, J. (2005). "Turnout in a Small World". En Zuckerman, A. (Ed.). *Social Logic of Politics* (pp. 269-287). Philadelphia: Temple University Press.

- FLOWER, J. (2006a). "Habitual Voting and Behavioral Turnout". *The Journal of Politics*, 68(2), 335-344.
- . (2006b). "Connecting the Congress: A Study of Cosponsorship Networks". *Political Analysis*, 14, 456-487.
- . (2008). "A Tournament of Party Decision Rules". *Journal of Conflict Resolution*, 52(1), 68-92.
- FLOWER, J., JHONSON, T., SPRIGGS, J., JEON, S. y WAHLBECK, P. (2007). "Network Analysis and the Law: Measuring the Legal Importance of Supreme Court Precedents". *Political Analysis*, 15(3), 324-346.
- FRIEDMAN, J. (Ed.) (1996) *The Rational Choice Controversy: Economics Models of Politics Reconsidered*. USA: Yale University Press.
- GARGIULO, F. y MAZZONI, A. (2008). "Can Extremism Guarantee Pluralism?". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 11(4) 9.
- GARSON, G. (1994). "Social Science Computer Simulation: Its history, design, and future". *Social Science Computer Review*, 12, 55-82.
- GARSON, G. (2008) "Computerized Simulation in the Social Sciences: A Survey and Evaluation". *Simulation and Gaming*. Obtenido el 20 de agosto de 2008 de SAGE journals on line.
- GILBER, N. (2004) *Agent-based social simulation: dealing with complexity*. Obtenido el 3 de Agosto de 2008 en <http://www.agsm.edu.au/bobm/teaching/SimSS/ABSS-dealingwithcomplexity-1-1.pdf>.
- GILBERT, N. y TROITZSCH, K. (2006). *Simulación para las ciencias sociales*. España: McGraw Hill.
- GONZÁLEZ-AVELLA, J. C., COSENZA, M., KLEMM, K., EGUÍLUZ, V. y SAN MIGUEL, M. (2007). "Information Feedback and Mass Media Effects in Cultural Dynamics". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 10(3) 9.
- HANNEMAN, R. (1995). "Simulations Modeling and Theoretical Analysis in Sociology". *Sociological Perspectives*, 38(4), 457-462.
- HANNEMAN, R. y PATRICK, S. (1997). "On the Uses of Computer-Assisted Simulation Modeling in the Social Sciences". *Sociological Research Online*, 2(2) 5.
- HEGSELMANN, R. y FLACHE, A. (1998). "Understanding Complex Social Dynamics: A Plea For Cellular Automata Based Modelling". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 1(3) 1.
- HOFFMANN, R. (2000). "Twenty Years on: The Evolution of Cooperation Revisited". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 3(2) Forum.
- HUCKFELDT, R., KOHFELD, C. y LIKENS, T. (1982). *Dynamic Modeling: An Introduction*. Sage University Papers, Series: Quantitative Applications in the Social Sciences, 07(027). USA: SAGE Publications.
- KIEL, D. y ELLIOTT, E. (Eds) (1997). *Chaos Theory in the Social Science: Foundations and Applications*. Michigan: Michigan University Press.
- KING, G., KEOHANE, R. y VERBA, S. (2007). *El diseño de la investigación social: la inferencia científica en los estudios cualitativos*. Madrid: Alianza Editorial, S. A.
- KOTTONAU, J. y PAHL-WOSTL, C. (2004). "Simulating political attitudes and voting behaviour". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 7(4) 6.

- LAVE, C. y MARCH, J. (1993). *An introduction to Models in the Social Sciences*. New York: University Press of America.
- LAVER, M. (2005). "Policy and the Dynamics of Political Competition". *American Political Sciences Review*, 99(2), 263-281.
- MANHEIM, J. y RICH, R. (2001). *Análisis político empírico: Métodos de investigación en ciencia política*. Madrid: Alianza Editorial, S. A.
- MARKS, R. (2007). "Validating Simulation Model: A General Framework and Four Applied Examples". *Computational Economics*, 30(3), 265-290.
- MARKS, R. y SCHNABL, H. (1999). *Genetic Algorithms and Neural Networks: A Comparison Based on the Repeated Prisoner's Dilemma*. Obtenido el 29 de Julio de 2008 en <http://www.agsm.edu.au/bobm/teaching/SimSS.html>.
- MARNEY, J. y TARBER, H. (2000). "Why do simulations? Toward a working epistemology for practitioners of the dark arts". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 3(4) 4.
- MARSH, D. y STOKER, G. (1997). *Teoría y métodos de la ciencia política*. Madrid: Alianza Editorial.
- MCKEOWN, G. y SHEEHY, N. (2006). "Mass Media and Polarisation Processes in the Bounded Confidence Model of Opinion Dynamics". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 9(1) 11.
- MILLER, J. y PAGE, S. (2004) *The Standing Ovation Problem*. Obtenido el 11 de Agosto de 2008 en <http://www.econ.iastate.edu/tesfatsi/StandingOvation.MillerPage.pdf>.
- MORTON, R. (2005). *Methods and Models: A Guide to the Empirical Analysis of Formal Models in Political Science*. USA: Cambridge University Press.
- MÜLLER-BENEDICT, V. (2002). "Xenophobia and Social Closure: A Development of a Model from Coleman". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 5(1) 2.
- NAKAI, Y. y MUTO, M. (2008). "Emergence and Collapse of Peace with Friend Selection Strategies". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 11(3) 6.
- PEÑA, D. (2004). *Matemática para las ciencias sociales*. Obtenido el 20 de junio de 2008 en <http://www.encuentros-multidisciplinares.org/Revistan%C2%BA23/Daniel%20Pe%C3%B1a%20S%C3%A1nchez%20de%20Rivera.pdf>.
- RACZYNSKI, S. (2004). "Simulation of The Dynamic Interactions between Terror and Anti-Terror Organizational Structures". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 7(2)8.
- ROUCHIER, J. y THOYER, S. (2006). "Votes and Lobbying in the European Decision-Making Process: Application to the European Regulation on GMO Release". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 9(3) 1.
- SAAM, N. y HARRER, A. (1999). "Simulating Norms, Social Inequality, and Functional Change in Artificial Societies". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2(1) 2.
- SAPERSTEIN, A. (1997). "The prediction of unpredictability: Applications of the New Paradigm of Chaos in Dynamical Systems to the Old Problem of the Stability of a System of Hostile Nations". En KIEL, D. y ELLIOTT, E. (Eds), *Chaos Theory in the Social Science: Foundations and Applications* (pp. 139-163). Michigan: Michigan University Press.

- SAUERBIER, T. (2002). "UMDBS – A New Tool for Dynamic Microsimulation". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 5(2) 5.
- SCHIERITZ, N. y MILLING, P. (2003). *Modeling the Forest or Modeling the Trees. Comparison of SD and AB Simulation*, Proc. of the 21st Int. Conf. of the SD Society. Obtenida el 29 de Julio de 2008 en <http://www.agsm.edu.au/bobm/teaching/SimSS.html>.
- SCHRODT, P. (2001). "Construcción de Modelos Matemáticos". En Manheim, J. y Rich, R. (2001) *Análisis político empírico: Métodos de investigación en ciencia política* (pp. 255-279). Madrid: Alianza Editorial, S. A.
- STOCKER, R., GREEN, D. y NEWTH, D. (2001). "Consensus and cohesion in simulated social networks". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 4(4) 5.
- STOCKER, R., CORNFORTH, D. y BOSSOMAIER, T. (2002). "Network Structures and Agreement in Social Network Simulations". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 5(4) 3.
- SUO, S. y CHEN, Y. (2008). "The Dynamics of Public Opinion in Complex Networks". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 10(4) 2.
- TABER, C. y TIMPONE, R. (1996). *Computational Modeling*. Sage University Papers, Series: Quantitative Applications in the Social Sciences, 07(113). USA: SAGE Publications.
- TANGNEY, J. y LYTLE, J. (2008). Preface. En LUI, H., SALERNO, J. y YOUNG, M. (Eds). *Social Computing, Behavioral Modeling, and Prediction* (pp. v-viii). NY: Springer.
- VON BAYME, Klaus. (1994). *Teoría política del siglo XX: de la modernidad a la posmodernidad*. Madrid: Alianza Editorial, S.A.
- WOODCOCK, A. (1986). *Teoría de las Catástrofes*. Madrid: Cátedra.
- YACAMÁN, J. (1994). "El caos, la nueva física, las nuevas matemáticas y sus aplicaciones a las ciencias sociales". *Ciencia y Desarrollo*, XIX(14), 14-26
- YAMAKAGE, S. y cols. (2005). *Political Science and Multi-Agent Simulation: Affinities, Examples and Possibilities*. Obtenido el 5 de Junio de 2008 en <http://citrus.c.u.tokyo.ac.jp/download/wp10-yamekage.pdf>.