

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/235938422>

Modelado basado en agentes para el estudio de sistemas complejos

Article · May 2012

CITATIONS

3

READS

1,134

3 authors:



[Juan Pavón](#)

Complutense University of Madrid

222 PUBLICATIONS 2,949 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)



[Adolfo Lopez-Paredes](#)

Universidad de Valladolid

131 PUBLICATIONS 957 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)



[José Manuel Galán](#)

Universidad de Burgos

91 PUBLICATIONS 925 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)

Some of the authors of this publication are also working on these related projects:



SimulPast [View project](#)



LONJA3D [View project](#)

Modelado basado en agentes para el estudio de sistemas complejos

Juan Pavón Mestras

Universidad Complutense Madrid, Facultad de Informática, Ciudad Universitaria s/n, 28040 Madrid, jpavon@fdi.ucm.es, +34-913947556

Adolfo López Paredes

INSISOC, Universidad de Valladolid, Escuela de Ingenierías Industriales, C/ Paseo del Cauce 59, 47011 Valladolid, adolfo@insisoc.org, +34-983423337

José Manuel Galán Ordax

INSISOC, Universidad de Burgos, Escuela Politécnica Superior, Ed. La Milanera, c/ Villadiego s/n, 09001 Burgos, jmgalan@ubu.es, +34-947259431

Resumen

El modelado basado en agentes es una herramienta que en las dos últimas décadas está siendo cada vez más utilizada para el estudio de sistemas complejos en distintos ámbitos de las ciencias sociales y como ayuda para la toma de decisiones. Las entidades de los sistemas sociales pueden ser modeladas como agentes autónomos que interaccionan en un entorno. Estos modelos se pueden simular para analizar el comportamiento que muestra el sistema en distintos escenarios y configuraciones. En este artículo se ilustra su aplicación con varios casos, y se describen las herramientas más utilizadas actualmente, así como los retos metodológicos para su utilización en gran escala.

Palabras clave

Modelado basado en agentes, Simulación basada en agentes, Sistemas Complejos, Simulación de sistemas socio-económicos, Ayuda a la toma de decisiones.

Agent based modeling for the study of complex systems

Juan Pavón

Universidad Complutense Madrid, Facultad de Informática, Ciudad Universitaria s/n, 28040 Madrid,
jpavon@fdi.ucm.es, +34-913947556

Adolfo López-Paredes

INSISOC, Universidad de Valladolid, Escuela de Ingenierías Industriales, C/ Paseo del Cauce 59, 47011
Valladolid, adolfo@insisoc.org, +34-983423337

José M. Galán

INSISOC, Universidad de Burgos, Escuela Politécnica Superior, Ed. La Milanera, c/ Villadiego s/n,
09001 Burgos, jmgalan@ubu.es, +34-947259431

Abstract

During the last two decades agent based modeling has become more and more used for the study of complex systems in several fields of Social Sciences and for decision making. Entities in a social system can be modeled as autonomous agents that interact in an environment. These models can be simulated to analyse the behavior of the system in different scenarios and configurations. This paper illustrates agent based modeling application for different cases and describes the tools that are more commonly used, as well as the methodological challenges for its use at a large scale.

Keywords

Agent based modeling, Agent based simulation, Complex Systems, Simulation of socio-economic systems, Decision making support tools.

1. Introducción

La simulación con computador es una herramienta cada vez más utilizada en distintas disciplinas. En Ciencias Sociales también se está empezando a aplicar para modelar y estudiar procesos sociales, en este caso utilizando el paradigma de agente. Los sistemas sociales son sistemas complejos, en el sentido de que el comportamiento del sistema no se puede obtener de una simple suma o combinación del comportamiento de sus partes. De hecho, es difícil, cuando no imposible, establecer un modelo matemático que establezca los efectos y relaciones de las partes para obtener el comportamiento que surge a nivel de sistema. A modo ilustrativo, los economistas no han logrado aún un modelo que pueda predecir la evolución de los mercados financieros. Menos aún es posible intuir cambios sociales como los que se han producido recientemente en los países del norte de África. En todos estos casos las interacciones entre los distintos elementos del sistema juegan un papel esencial en la evolución del mismo, tanto a nivel *macro* (el comportamiento observable del sistema como un todo) como a nivel *micro* (las entidades del sistema que se adaptan a los cambios que perciben a través de esas interacciones con otras entidades).

Mientras no haya una teoría que permita definir modelos deductivos sobre el comportamiento de los sistemas complejos, un método para estudiarlos es la simulación de los mismos. Mediante la simulación es posible plantear distintos escenarios y ver qué ocurre, esto es, estudiar los posibles estados del sistema objeto de estudio. En el caso de sistemas sociales resulta muy intuitivo basar los modelos a simular en el paradigma de agentes. Un sistema social puede verse como un conjunto de individuos autónomos que toman sus propias decisiones, motivados por sus propias creencias y objetivos personales, teniendo en cuenta las circunstancias de su entorno. Estos individuos, además, interactúan entre sí y pueden moverse por el entorno, estableciendo redes sociales de manera dinámica. En el paradigma de agentes estas características son las que definen precisamente los agentes, por lo cual es posible representar los individuos de una sociedad como agentes, las interacciones entre los individuos como interacciones entre agentes, y el entorno donde evolucionan los individuos como un entorno donde situar los agentes.

De esta manera, el modelado basado en agentes (MBA) permite construir los sistemas objeto de estudio en un proceso ascendente, a partir del comportamiento a nivel micro de los componentes del sistema y sus relaciones, para observar el comportamiento

global del sistema. Así, una primera utilidad del MBA está en que permite comprobar la validez de los resultados de los modelos clásicos, que generalmente se definen de acuerdo a un planteamiento descendente (desde lo general a lo particular), contruidos principalmente con numerosas hipótesis excesivamente reduccionistas. Más aún, donde las limitaciones de los formalismos matemáticos de estos modelos no pueden proporcionar soluciones analíticas al estudio de sistemas complejos, la simulación de modelos basados en agentes permite el análisis, diseño e ingeniería de sistemas complejos.

En los últimos años se han desarrollado varias plataformas que facilitan la simulación de modelos basados en agentes. Las más utilizadas actualmente se describen en el cuadro “*Herramientas de simulación basada en agentes*”. Estas herramientas proporcionan un conjunto de utilidades para ejecutar y monitorizar la evolución de los agentes en distintos tipos de entornos. A partir de esa monitorización permiten visualizar el comportamiento del sistema desde distintos puntos de vista y generar varios tipos de presentación de resultados.

No obstante, la aplicación de estas herramientas se enfrenta con varias dificultades, especialmente de índole metodológica. La principal es que para poder simular un sistema basado en agentes hay que identificar cuáles son los agentes, sus atributos y sus comportamientos, especialmente respecto a las interacciones entre agentes y con su entorno. En Ciencias Sociales esto supone un reto ya que en muchos sistemas los individuos, sus motivaciones y sus acciones no son observables de forma explícita y tampoco se pueden representar fácilmente como un conjunto de funciones sobre variables discretas. Por otra parte, los sistemas sociales son eminentemente abiertos, sujetos a múltiples dinámicas y con fronteras generalmente difusas. Definir un proceso de ingeniería de software que permita construir los modelos basados en agentes que los representen de forma incremental es actualmente uno de los principales retos de investigación en el área. Dicho proceso de ingeniería de software también tiene que considerar cómo gestionar proyectos inter-disciplinares donde colaboran personas con distintos perfiles, desde ingenieros en informática hasta especialistas en los temas de estudio (sociólogos, economistas, psicólogos, políticos, biólogos).

Este artículo pretende ser una breve introducción al modelado y simulación basados en agentes, con especial interés en sus aplicaciones dentro del ámbito de las ciencias sociales. Comienza con una presentación de los fundamentos del MBA en el apartado 2,

al que sigue una discusión sobre los aspectos metodológicos en el apartado 3. En el apartado 4 se comentan varias áreas donde está teniendo más aplicación. Fruto de esta experiencia surgen varias cuestiones que se discuten en el apartado 5.

2. Fundamentos del Modelado Basado en Agentes (MBA)

La construcción de modelos de una realidad puede obedecer a varios propósitos. Por ejemplo, los investigadores construyen modelos de la realidad que constituye el objeto de su estudio con la intención de desarrollar procesos de inferencia que les permitan explicar los fenómenos observados. También los ingenieros construyen modelos con el objeto de verificar y ensayar las propiedades de los productos antes de su comercialización. Se puede decir que todos construimos modelos, más o menos sencillos, de la realidad que nos rodea, con el objeto de tomar decisiones, modelos que intentamos validar continuamente para asegurar su fiabilidad y aplicabilidad. El modelado es, en definitiva, un proceso de abstracción de la realidad que nos ayuda a entender los principios que la regulan y los fenómenos observados.

La característica principal del MBA consiste en la construcción de modelos a partir de la identificación de las entidades que participan en el sistema, los agentes, y las interacciones que tienen lugar entre ellas. En la Figura 1 se aprecia que la construcción del modelo se fundamenta en la observación del sistema objeto de estudio, y que se evitan simplificaciones como agrupar entidades o considerar solamente un agente representativo. Tampoco se reducen por simplicidad las interacciones entre aquellas. Esta característica es altamente diferenciadora de otros modelos que también buscan estudiar sistemas complejos. Por ejemplo, los modelos de dinámica de sistemas se realizan a partir de la intuición del modelador sobre las relaciones de causalidad entre las diversas variables observadas a nivel de sistema (planteamiento descendente).

En un modelo basado en agentes se identifican claramente los tipos de agentes que representan las entidades significativas del sistema, sus interacciones, y el entorno en el que están situados los agentes. Los agentes tienen varias características, entre las que destacan las siguientes:

- Son entidades identificables y autocontenidas, con un conjunto de características y reglas que gobiernan su comportamiento y capacidad de toma de decisiones.

- Son autónomos. Los agentes deciden independientemente sus acciones teniendo en cuenta los objetivos que persiguen y el conocimiento que tienen en cada momento. Normalmente un agente no tiene un conocimiento completo del sistema, lo cual añade un grado de incertidumbre, además de que sus acciones pueden no tener el efecto deseado por la acción concurrente de los demás agentes.
- Tienen capacidad de adaptar su comportamiento a las circunstancias y basándose en su experiencia. Ello requiere alguna forma de memoria.
- Tienen una serie de rasgos que les sirven para reconocer y distinguir a otros agentes. Esto permite que los agentes pueden interaccionar de forma distinta con unos agentes y otros dependiendo de cómo los categoricen por sus rasgos o afinidades.
- Están situados en un entorno, que pueden sentir y sobre el que pueden actuar, y en el que pueden moverse e interaccionar con otros agentes.

En el caso de la Figura 1, se pueden identificar varios tipos de agentes, dependiendo del problema que se quiera estudiar. Si se quiere estudiar la regulación del tráfico en una ciudad, se identificarán varios tipos de agentes: los tipos de vehículos que pueden circular por distintas vías (coches, taxis, autobuses) y los elementos activos del entorno (semáforos, guardias de tráfico). Por otra parte será necesario representar el entorno, en este caso, calles con sus carriles, cruces, etc. Para los agentes habrá que definir los atributos que permiten identificarlos (por ejemplo, la matrícula en los vehículos) y configurarlos (velocidad, dimensiones, aceleración, frenada, punto de origen y destino) así como características de su comportamiento (patrones de conducción agresiva, cívica, u otros que se puedan determinar). Habrá que definir también cómo interaccionan los agentes. Por ejemplo, cómo se sincronizan los semáforos en un cruce o una calle, o cómo evitan los vehículos colisionar unos con otros. Para generar una simulación se definen escenarios con distintas poblaciones de agentes situados en el entorno y funciones de generación de nuevos agentes. En el ejemplo, se plantea una configuración inicial de calles con semáforos y guardias de tráfico con determinadas reglas de funcionamiento, una configuración de tráfico inicial y funciones de generación de tráfico para crear vehículos en lugares específicos, con objetivos concretos (por ejemplo, destino) y con determinados patrones de comportamiento. La herramienta de

simulación permitirá visualizar cómo es la circulación en distintos escenarios bajo supuestos preestablecidos. De esta manera las autoridades pueden analizar el efecto que determinadas decisiones pueden tener en el tráfico urbano antes de llevar a cabo modificaciones cuyo coste de implementación puede ser muy alto. Algunas herramientas de este tipo pueden encontrarse en [1].

Tal como se ha mencionado anteriormente, puede observarse que con respecto a otras técnicas, el MBA permite definir modelos sin necesidad de establecer teorías o mecanismos de nivel superior a priori. Simplemente se representan las entidades más básicas del sistema en estudio y se observa qué ocurre cuando interaccionan. Además de la sencillez conceptual que esto supone hay otras ventajas relevantes. Una de ellas es que las entidades pueden comportarse de forma muy diversa, rompiendo la homogeneidad a la que están restringidos los métodos analíticos clásicos. Por ejemplo, se puede considerar qué ocurre cuando hay conductores que no respetan normas en el sistema. Otra característica muy importante, que tampoco manejan bien los métodos clásicos, es que los agentes pueden adaptarse y aprender, cambiando su comportamiento. En el caso del tráfico urbano, algunos agentes pueden decidir buscar caminos alternativos para ahorrar atascos de tráfico. La facilidad para introducir esta flexibilidad en los modelos es claramente un aspecto a tener en cuenta para tratar sistemas sociales donde estas dinámicas son habituales.

3. Metodología del Modelado Basado en Agentes

La complejidad de los modelos que actualmente se vienen desarrollando requiere de la colaboración de amplios y variados equipos interdisciplinares que puedan abordar el problema limitando al máximo las aproximaciones reduccionistas y el exceso de hipótesis que en parte restan realismo al modelo formulado. De esta forma, se puede obtener un programa computacional bien fundado sobre el que se pueda realizar el proceso de inferencia a partir de la simulación computacional del modelo.

El proceso requeriría al menos las siguientes etapas (Figura 2, modificada de [2]):

1. Abstracción del sistema objeto de estudio, para identificar el contexto y propósito del modelo. Esto es fundamental porque las abstracciones que se hagan cuando se construya el modelo estarán dirigidas por los objetivos del

estudio que se quiera realizar. Esta tarea es responsabilidad de los expertos en el dominio.

2. Diseño y especificación del modelo basado en agentes. Se trata de formalizar el modelo, lo cual requiere también completarlo (normalmente la especificación de los expertos tiene ambigüedades o aspectos no suficientemente definidos). Para realizar esta actividad el modelador se apoyará en el paradigma de agentes.
3. Transformación en un modelo computacional, que se adapte a las características de la plataforma de simulación basada en agentes.
4. Programación del modelo sobre la plataforma de simulación basada en agentes.
5. Inferencia: obtención de las conclusiones lógicamente derivadas por el computador a partir de las premisas del modelo. Este proceso proporciona la recogida de evidencia mediante los experimentos computacionales, esto es, los resultados de la ejecución de las simulaciones.
6. Análisis de resultados, que permite verificar el comportamiento del modelo computacional.
7. Interpretación de los resultados, que permite validar el modelo basado en agentes.
8. Aplicación al sistema objeto de estudio (Generalización).

En todo el proceso participan al menos los siguientes roles: experto del dominio del problema objeto de estudio, modelador, ingeniero informático y programador. Obviamente, el número de miembros del equipo con cada uno de estos roles dependerá de la complejidad y el alcance del problema objeto de estudio. Nótese no obstante que el rol del ingeniero informático constituye hoy día un elemento clave para asegurar el éxito del modelo, en tanto que es el responsable de transformar la información del modelo en el formalismo computacional que será implementado. Además, por la formación en modelado de los ingenieros informáticos, muchas veces asumen también el rol de modelador.

A este respecto, una de las principales áreas de trabajo en la última década para los ingenieros informáticos ha sido el suministro de herramientas de modelado a los ‘modeladores’ que codifican el conocimiento de los expertos del dominio. De esta forma no sólo se evitan los errores que se producirían entre el modelador y el ingeniero

informático, sino que además se aumenta la eficiencia del proceso, puesto que existen también herramientas que a partir de diagramas formales pueden generar código de forma automática. Con este propósito se están aplicando técnicas de *desarrollo dirigidas por modelos* [3] para facilitar el modelado y posterior simulación de los modelos basados en agentes, como es el caso del proyecto SiCoSSyS [4]. Estas herramientas pueden en ocasiones automatizar las actividades de transformación de los modelos e incluso facilitar la generación de código.

4. Aplicaciones del Modelado Basado en Agentes

El número de aplicaciones del MBA va en aumento, especialmente durante la última década. Un informe reciente del Global Science Forum de la OCDE [5] se hacía eco del amplio abanico de oportunidades que supone el modelado y simulación basados en agentes en ámbitos de política económica, gestión de los sistemas de salud, seguridad ciudadana y protección ambiental, entre otros. No obstante, el número de casos de estudio de problemas reales es aún reducido, porque como señalábamos anteriormente existen importantes limitaciones para construir modelos realistas: son necesario amplios y variados equipos interdisciplinares, y además es necesario contar con fuentes de información fidedignas para configurar las condiciones iniciales y de contorno del problema objeto de estudio. A continuación se señalan algunos resultados en algunos dominios de aplicación del MBA.

Economía

De la utilidad del modelado basado en agentes en Economía se han hecho eco algunas de las revistas más influyentes, como Nature (2009): “The Economy needs agent-based modelling”, o The Economist (2010): “Conventional economic models failed. Agent-based modelling do better?”. Añadir que los laboratorios Sandia están desarrollando un modelo basado en agentes de la economía estadounidense (ASPEN Model). La utilización de agentes software para el estudio de procesos económicos representa actualmente uno de los campos más activos en la Economía Computacional [6]. Los modelos diseñados desde este paradigma abordan temas que van desde procesos de competición y cooperación (normalmente en combinación con aproximaciones basadas en teoría de juegos) [7], costes de transacción [8], racionalidad limitada [9], información

e incertidumbre [10] o macroeconomía [11]. No obstante, el mayor número de modelos basados en agentes en economía ha tenido lugar en el ámbito de los mercados financieros (la mayoría de ellos están inspirados en el “Santa Fe Artificial Stock Market” [12]), aunque estos modelos no tienen capacidad predictiva o es muy limitada hasta la fecha.

Posiblemente una de las áreas más prometedoras en esta línea es el desarrollo institucional, por ejemplo, las subastas de derechos de emisión de CO₂. Se puede analizar la eficiencia económica de las instituciones, revisar la regulación, y validar el modelo propuesto, antes de su puesta en operación.

Gestión de Recursos Naturales

La Ecología es una de las áreas en las que más trabajos se han realizado. Este desarrollo es una consecuencia del desarrollo en los años 70 de la Teoría de la Ecología de las Poblaciones, en las que se aborda el estudio de muchos ecosistemas a partir de las interacciones entre los individuos que lo habitan. De hecho, en este campo científico el modelado basado en agentes se conoce también como modelado basado en individuos [13, 14].

Junto con los modelos de evolución natural de ecosistemas, otra línea de investigación muy activa ha sido el análisis de las interacciones conjuntas de entorno y sociedad y su evolución como consecuencia de diferentes políticas. En [15] se presentan numerosos casos de aplicación del MBA a la gestión de recursos naturales.

Un caso que ha recibido especial atención es la gestión de los recursos hídricos (ver [16] para una amplia revisión de la bibliografía correspondiente). Modelos para estudiar políticas de oferta y de demanda de la gestión del agua potable en áreas metropolitanas, para estudiar los efectos de inundaciones, y la gestión de cuencas hidrológicas, son, entre otros, algunos de los casos de estudio de mayor impacto.

Otros modelos de interés corresponden al estudio de la gestión del suelo, las dinámicas urbanas en un territorio, la integración del medio urbano con los usos agrícolas, la integración de los sistemas gestionados por el hombre con el medio natural, flora y fauna, y los estudios sobre cambio climático (ver dos amplias revisiones en [17, 18]).

Organización y Gestión de Sistemas socio-físicos

En este ámbito se pueden incluir todos los desarrollos que tienen que ver con los sistemas creados por el hombre y su interacción [19]. Por ejemplo, los estudios de la gestión de la cadena de suministro [20] o la gestión del tráfico [1]. Las cadenas de suministro no son sistemas aislados. Muchos de los agentes que participan en una cadena de suministro, lo hacen simultáneamente en otras correspondientes a diferentes sistemas de valor. Y no solo los operadores logísticos, sino que muchas empresas aprovechan economías de gama para desarrollar múltiples productos que corresponderán a diferentes sistemas de valor. Por ello, las cadenas de suministro son sistemas que están interrelacionados, y lo que pasa en uno de ellos afectará a otros, de manera que el comportamiento emergente del sistema combinado es completamente desconocido a priori.

Algunos modelos desarrollan el concepto de empresas virtuales, y otros optan por el desarrollo del concepto de “factorías inteligentes”, en las que los diferentes subsistemas de la organización (comercialización, producción y logística) pueden ser diseñados para optimizar el desempeño global a partir de la simulación computacional.

En el ámbito de la gestión del tráfico [1], algunos modelos se han desarrollado para estudiar y diseñar infraestructuras más eficientes para el tráfico urbano, pero también hay aplicaciones a la gestión del tráfico aéreo [21], modelos de evacuación de edificios en caso de incendio [22], y modelos de gestión de flotas de transporte [23].

5. Conclusiones

El rango y ámbito de aplicación de los modelos basados en agentes está evolucionando en todos los campos científicos. Los pioneros en su uso buscaban mecanismos generativos muy generales que proporcionasen pistas en la comprensión de algunas regularidades complejas basadas en la interacción. Estos modelos se caracterizaban por un alto grado de abstracción y consistían en agentes muy sencillos dotados de reglas de interacción básicas a nivel de micro-comportamiento pero con capacidad de producir macro-comportamientos agregados no triviales. Este tipo de modelos sigue siendo hoy en día objeto de mucho análisis e investigación teórica y lo seguirá siendo mientras la comunidad científica no entienda en profundidad los fenómenos de agregación emergente a partir de las interacciones de los constituyentes de los sistemas.

No obstante, en la actualidad el modelado basado en agentes se aplica más allá de modelos teóricos generales y abstractos, y ha encontrado un ámbito de uso también muy relevante en modelos aplicados y dependientes del contexto. El análisis de escenarios y la toma de decisiones en sistemas caracterizados por fenómenos socioeconómicos y sistemas adaptativos han de basarse en modelos que capturen la complejidad de la realidad, especialmente si esa complejidad influye y condiciona los resultados.

En este contexto el MBA aporta ventajas respecto a otros paradigmas de modelado. En general, abstraer los detalles del sistema objetivo e implementarlos unívocamente en un computador es un proceso mucho más directo que otros métodos de abstracción, y por tanto el modelo es más transparente a la hora de entender las hipótesis que asume y para incorporar el conocimiento de los expertos del dominio. La descriptividad consecuencia de esta facilidad de abstracción se refleja en muchos aspectos. Por ejemplo, la riqueza en cuanto al comportamiento de los agentes es enorme. Si es relevante para el modelo, MBA permite considerar el efecto de agentes con racionalidad limitada, frente a agentes optimizadores típicos de muchos modelos económicos, permite considerar agentes con aprendizaje, desde mecanismos probabilistas, como el aprendizaje por refuerzo, a complejos modelos procedentes de la psicología cognitiva (sistemas de *endorsement*, por ejemplo), permite que los agentes creen sus propios modelos del mundo que perciben, permite incorporar comportamiento estratégico. Las opciones son casi ilimitadas. Relajar las hipótesis de agentes representativos que interaccionan con toda la población y que tienen comportamiento optimizado de una función de utilidad, que ha sido tan habitual en muchas ciencias sociales, es prácticamente directo utilizando este paradigma.

Pero esta capacidad de representación y detalle va más allá del comportamiento de los agentes y también es aplicable al entorno de simulación. Hoy en día un campo de actividad que avanza de forma irreversible es la integración del MBA con Sistemas de Información Geográficos [18]. En las aplicaciones de modelado donde la interacción dependa localmente y los detalles espaciales sean relevantes, lo que ocurre en muchos de los campos que se han mencionado a lo largo de este documento, ser capaz de incorporar con realismo y rigor un entorno es un aspecto necesario para confiar en los resultados. Es más, hoy en día se sabe con certeza que la estructura de interacción es un aspecto fundamental de la dinámica de los procesos, y que esta estructura en los sistemas humanos reales en muchos casos no es sólo espacial sino que presenta

características no triviales (alto *clustering*, efectos de pequeño mundo, presencia de comunidades, heterogeneidad en el número de interacciones, asortatividad). Dado que estos procesos condicionan los comportamientos necesitamos modelos que permitan incorporar redes sociales para poder entender su influencia, y el MBA permite crear los laboratorios virtuales para incorporar y estudiar estos efectos.

Sin embargo, no hay que olvidar el precio que se paga por esta mayor facilidad de abstracción. Por supuesto, si el modelo es muy dependiente del contexto, se pierde generalidad de las conclusiones, lo cual es una característica muy deseable en los modelos. Además, muchos de los modelos con vocación realista y basados en datos necesitan de la captura e integración de bases de datos, no siempre disponibles, y también de una correcta calibración y parametrización de los modelos. En muchos casos algunos de estos parámetros son inciertos y para entender la sensibilidad de los modelos es necesario una capacidad de cómputo muy alta (obsérvese que la combinación de parámetros crece de forma exponencial). El MBA permite crear modelos formales de alta riqueza descriptiva pero exige un esfuerzo en el análisis de los resultados. A medida que las metodologías de modelado avancen y la riqueza de datos y la capacidad de cómputo aumenten, el MBA se convertirá en una de las herramientas de análisis de sistemas complejos más extendidas.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido realizado con el apoyo de los proyectos CSD2010-00034 (CONSOLIDER-INGENIO 2010) y TIN2011-28335-C02-01 subvencionados por el Gobierno de España con referencias, y el proyecto GREX251-2009 subvencionado por la Junta de Castilla y León.

Herramientas de simulación basada en agentes

Actualmente existe una oferta muy variada de herramientas software para la implementación de modelos basados en agentes. Aunque muchas de las alternativas son de propósito general, la selección de una u otra puede depender de muchos factores tales como el alcance y objetivo del modelo a desarrollar, la plataforma de ejecución del modelo, normalmente dependiente de las necesidades de escala, que puede variar desde en ordenadores personales hasta en grandes clusters o supercomputadores, la documentación y facilidad de uso de la plataforma, la comunidad de usuarios, la reusabilidad del código, o la difusión que tenga la herramienta dentro un dominio científico específico, por nombrar sólo algunos de los aspectos relevantes.

Aunque hoy en día está casi en desuso, el paquete de software que más ha influido e inspirado las plataformas actuales es Swarm. El proyecto Swarm se inició en 1994, dirigido por Chris Langton en el *Santa Fe Institute*, el famoso centro estadounidense dedicado al estudio multidisciplinar de sistemas adaptativos complejos. Dado que inicialmente nació para el estudio de modelos computacionales de sistemas biológicos, se diseñó especialmente para analizar el comportamiento de un gran número de agentes en interacción relativamente sencillos. Su filosofía, y en la que se basan las plataformas más difundidas en la actualidad, está orientada hacia el paradigma “framework and library”, un marco o framework que define el conjunto de conceptos de diseño de un modelo basado en agentes, junto con las librerías necesarias para implementar los conceptos propuestos en código fuente y de acuerdo al framework. Inicialmente las librerías de Swarm se desarrollaron en Objective-C y luego fueron trasladadas a Java. Las plataformas de simulación siguen en general el paradigma de orientación a objetos, y el marco regula y define el objeto que construye y controla los objetos propiamente de la simulación, el objeto que se encarga de la construcción y control de los elementos gráficos y de representación de los resultados en ejecución, el objeto que representa el entorno de localización de los agentes, normalmente un espacio virtual o una red social simulada, y el sistema de colas de organización y ejecución de eventos que activan los procedimientos y comportamiento de los agentes del sistema.

Quizá el heredero de Swarm con más éxito ha sido Repast, inicialmente surgido en la Universidad de Chicago. Mejorando el diseño de Swarm y orientándose especialmente al dominio de las ciencias sociales, las primeras versiones de Repast hacían más

accesible la construcción de modelos para usuarios sin una base en el desarrollo de software extremadamente sólida, aunque los fundamentos de la programación orientada a objetos y Java, el lenguaje en el que están implementadas las librerías, resultaba necesario.

Poco después de Repast, MASON, desarrollado en la George Mason University, apareció como alternativa más eficiente en términos computacionales. Aunque heredera también del modelo Swarm, MASON compartía muchos aspectos de la evolución a Java que había experimentado Repast pero aumentando la independencia del dominio de aplicación de los modelos y potenciando sustancialmente aquellas características necesarias en modelos muy demandantes en computación: independencia del hardware, independencia de las interfaces de visualización y serialización.

Otra de las plataformas más extendidas es Netlogo, desarrollada en la Northwestern University. Netlogo, a diferencia de Repast o MASON, no se basa tanto en la estructura de Swarm y se fundamenta en un lenguaje propio de alto nivel (basado en Logo, un dialecto de Lisp) y en el desarrollo de simulaciones que se desarrollan de forma temporal. Su ventaja diferencial se basa en una cuidada documentación y multitud de ejemplos contenidos en su biblioteca de modelos, que unido a una forma de programar con multitud de primitivas y construcción sencilla de interfaces gráficas facilitan el proceso de aprendizaje de la plataforma, especialmente para usuarios sin una formación profunda en el desarrollo de software. Aunque no presenta las ventajas de modularidad y reutilización de código que permiten las plataformas basadas en lenguajes de propósito más general, su facilidad de uso y la posibilidad de generar y compartir los modelos como applets ejecutables en cualquier navegador, ha hecho que sea una de las herramientas más utilizadas para modelos sencillos.

Hoy en día, Repast continúa su evolución y su desarrollo ha pasado al Argonne National Laboratory. La versión más actual, Repast Symphony, ha evolucionado significativamente y ha añadido funcionalidad para el desarrollo visual de modelos, importar modelos de otras plataformas (incluido Netlogo), la ejecución visual del modelo, conexión con bases de datos y mejora de tratamiento y visualización. Uno de los aspectos que hacen de Repast Symphony una de las plataformas más completas es la comunicación con otros programas de análisis de los datos generados por las simulaciones, normalmente masivos, como R para el análisis estadístico o Weka para minería de datos.

Aunque las herramientas mencionadas sean quizá las más extendidas, existen muchas otras. Por ejemplo, VisualBots o AgentSheets permiten crear modelos a partir de hojas de cálculo. AnyLogic integra en una única plataforma comercial herramientas orientadas al modelado basado en agentes junto con funcionalidad para combinarlos con modelos de dinámica de sistemas. Ascape, desarrollado por la Brookings Institutions, es otra plataforma implementada en Java basada en la filosofía Swarm. Cormas está orientada a la simulación y gestión de recursos naturales. SDML permite generar modelos basados en reglas a partir de un motor de inferencia o MASS, Multi-Agent Simulation Suite, que recoge en una única aplicación diferentes herramientas y soluciones para programadores sin experiencia y del que cabe destacar su módulo MEME para la gestión y análisis de los resultados de las simulaciones. Las opciones son múltiples, continuamente aparecen nuevas alternativas que se especializan en determinados nichos de usuarios y aplicaciones, y las existentes suman constantemente nueva funcionalidad.

Referencias

Un estudio bastante completo sobre herramientas de simulación basada en agentes: R.J. Allan (2010) Survey of Agent Based Modelling and Simulation Tools. Science and Technology Facilities Council Tech Report DL-TR-2010-007. Disponible en <http://www.mendeley.com/research/survey-agent-based-modelling-simulation-tools/>

Netlogo: <http://ccl.northwestern.edu/netlogo>

Mason: <http://cs.gmu.edu/~eclab/projects/mason>

Repast: <http://repast.sourceforge.net>

Figura 1. Abstracción de la realidad en un modelo basado en agentes

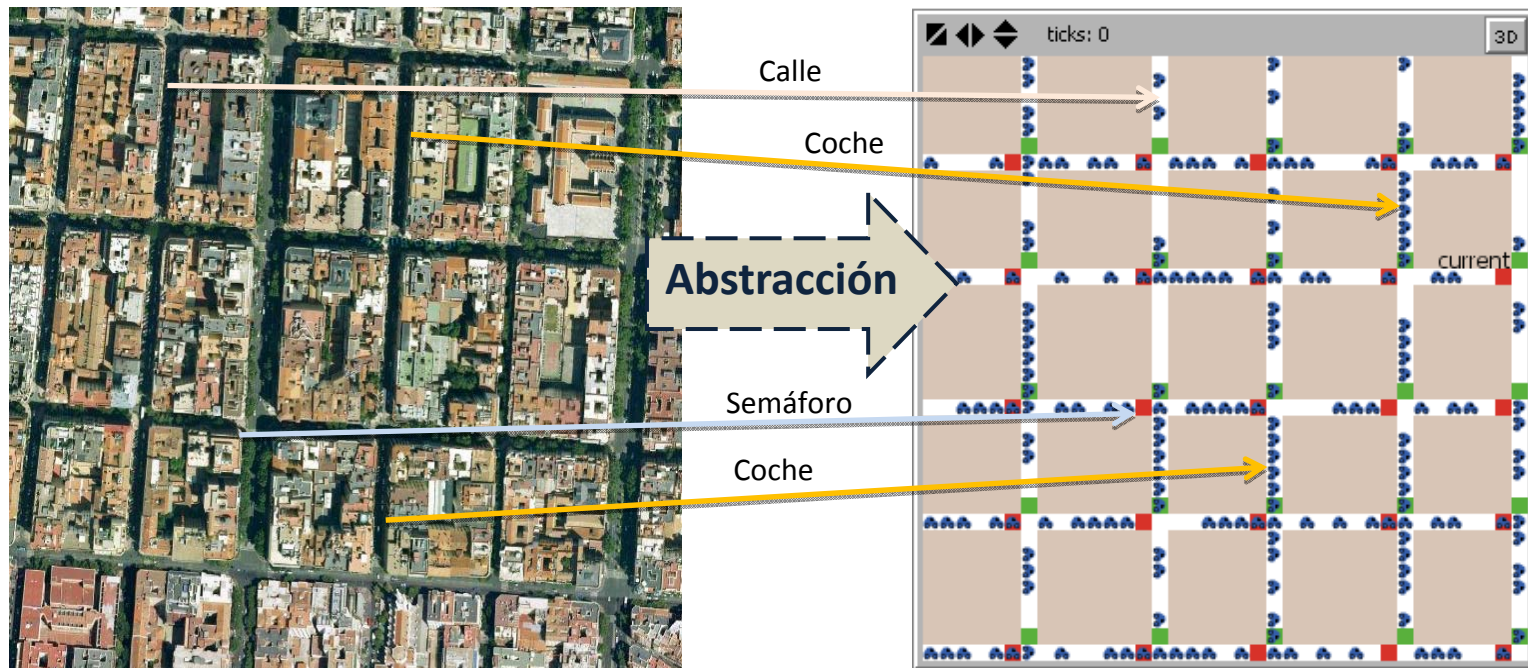
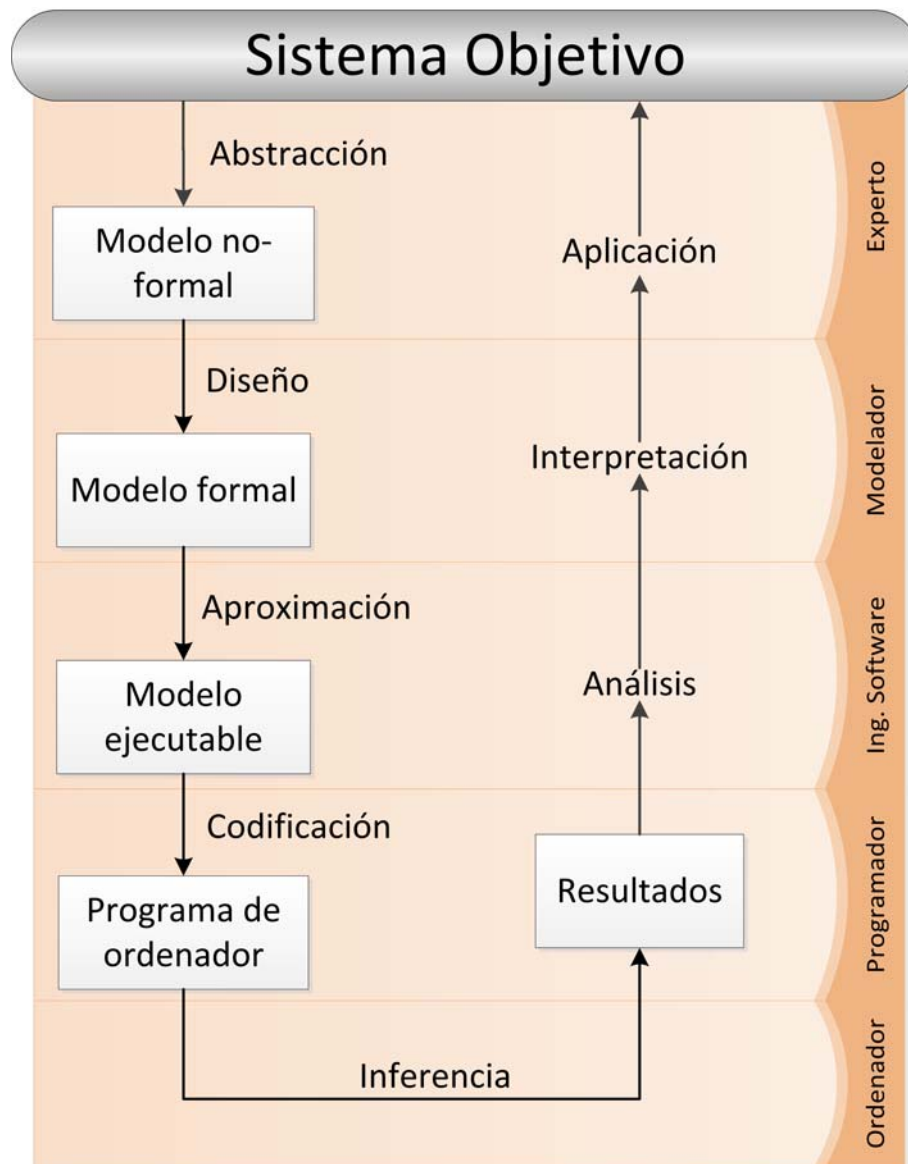


Figura 2. Proceso de modelado y simulación basado en agentes



Referencias

- [1] F. Dignum, J. Pavón. "Special issue: Multi-agent Systems Applications in Transports" *Progress in Artificial Intelligence* , 1(3) 2012.
- [2] J.M. Galán, L.R. Izquierdo, S.S. Izquierdo, J.I. Santos, R. del Olmo, A. López-Paredes, B. Edmonds. "Errors and artefacts in agent-based modelling" *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* , 12(1), p. 1, 2009.
- [3] "Desarrollo de Software Dirigido por Modelos. Monografía en Novática" *Novática* , 192 2008.
- [4] R. Fuentes-Fernández, S. Hassan, J. Pavón, J.M. Galán, A. López-Paredes. "Metamodels for role-driven agent-based modelling" *Computational & Mathematical Organization Theory* , 18(1), pp. 91-112, 2012.
- [5] OCDE, "Applications of Complexity Science for Public Policy. New tools for finding unanticipated consequences and unrealized opportunities", 2009.
- [6] L. Tesfatsion, K.L. Judd, *Handbook of computational economics, Vol. 2: Agent-Based Computational Economics*, Elsevier, Amsterdam, 2006.
- [7] R.M. Axelrod, *The complexity of cooperation. Agent-based models of competition and collaboration*, Princeton University Press, Princeton, NJ, 1997.
- [8] T.B. Klosa, B. Nooteboom. "Agent-based Computational Transaction Cost Economics" *Journal of Economic Dynamics and Control* , 25(3-4), pp. 503-552, 2001.
- [9] S.M. Manson. "Bounded rationality in agent-based models: experiments with evolutionary programs" *International Journal of Geographical Information Science* , 20(9), pp. 991-1012, 2006.
- [10] S.S. Izquierdo, L.R. Izquierdo. "The Impact on Market Efficiency of Quality Uncertainty without Asymmetric Information" *Journal of Business Research* , 60(8), pp. 858-867, 2007.
- [11] L. Tesfatsion, "Agent-Based Computational Modeling and Macroeconomics" En *Post Walrasian Macroeconomics* (Ed: D.Colander), pp. 175-202, Cambridge University Press, Cambridge, UK, 2006.
- [12] W.B. Arthur, J.H. Holland, B. LeBaron, R. Palmer, P. Tayler, "Asset Pricing under Endogenous Expectations in an Artificial Stock Market" En *The Economy as an Evolving Complex System II* (Eds: W.B.Arthur, S.Durlauf, D.Lane), pp. 15-44, Addison-Wesley Longman, Reading, MA, 1997.
- [13] F. Bousquet, C. Le Page. "Multi-agent simulations and ecosystem management: A review" *Ecological Modelling* , 176(3-4), pp. 313-332, 2004.

- [14] V. Grimm. "Ten years of individual-based modelling in ecology: what have we learned and what could we learn in the future?" *Ecological Modelling* , 115, pp. 129-148, 1999.
- [15] A. López-Paredes, C. Hernández, *Agent-based modelling in Natural Resource Management*, Insisoc, Madrid, 2008.
- [16] J.M. Galán, A. López-Paredes, R. del Olmo. "An agent-based model for domestic water management in Valladolid metropolitan area" *Water Resources Research* , 45(W05401) 2009.
- [17] D.C. Parker, S.M. Manson, M.A. Janssen, M.J. Hoffmann, P. Deadman. "Multi-agent systems for the simulation of land-use and land-cover change: A review" *Annals of the Association of American Geographers* , 93(2), pp. 314-337, 2003.
- [18] A.J. Heppenstall, A.T. Crooks, L.M. See, M. Batty, *Agent-Based Models of Geographical Systems*, Springer, Dordrecht, 2012.
- [19] E. Bonabeau. "Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems" *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* , 99(2), pp. 7280-7287, 2002.
- [20] J.M. Swaminathan, S.F. Smith, N.M. Sadeh. "Modeling supply chain dynamics: A multiagent approach" *Decision Sciences* , 29(3), pp. 607-632, 1998.
- [21] P.A. Jarvis, S.R. Wolfe, M. Sierhuis, R.A. Nado, F.Y. Enomoto. "Agent-Based Modeling and Simulation of Collaborative Air Traffic Flow Management using Brahms" *SAE International Journal of Aerospace* , 3(1), pp. 39-45, 2010.
- [22] J. Shi, A. Ren, C. Chen. "Agent-based evacuation model of large public buildings under fire conditions" *Automation in Construction* , 18(3), pp. 338-347, 2009.
- [23] P. Davidsson, L. Henesey, L. Ramstedt, J. Törnquist, F. Wernstedt. "An analysis of agent-based approaches to transport logistics" *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* , 13(4), pp. 255-271, 2005.