



No tengo absolutamente un trabajo disponible, pero durante el día de mañana me alejare, y se lo programare. Mandalo 2 en vista:

1. Excavación arqueológica al gran Chirán.
2. Monumentos pétreos de México con la sujeción de los Estados Unidos.

Amos variados.

El resumen de Vellard puede hacerlo Ud. mismo.

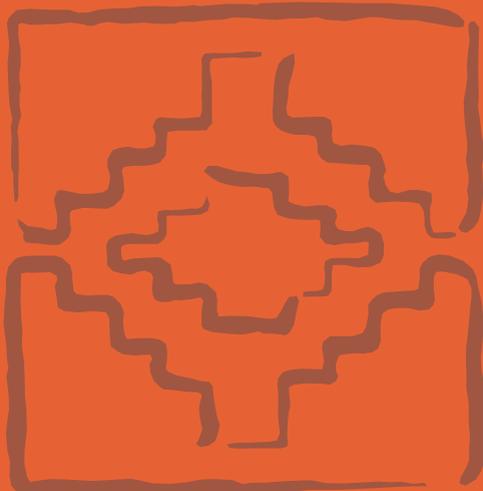
Le avisé sobre las adiciones? Hágame completo el resumen?

Le felicitó y felicitome por el asunto de la Revista. Que que ya no le acada ningún perjuicio.

Como andas en apecho al Lucario? Saludos, también de mi mujer

Se Agüero

J. Mellor



Arqueología
Historia
Antropología Social

Directora-propietaria

Dra. María Teresa Boschín
Centro Nacional Patagónico (CENPAT-CONICET)

Comité Editorial

Lic. Gloria I. Arrigoni
Museo Regional Rada Tilly (Chubut)
Dra. Mabel M. Fernández
CIAFIC (CONICET), UNLPam y UNLu
Dra. Claudia Salomón Tarquini
IESH (UNLPam), CONICET
Dra. Alicia Villafañe
*Facultad de Ciencias Sociales,
Universidad Nacional del Centro de la
Provincia de Buenos Aires*

Secretaría de Redacción

Analía Andrade
Centro Nacional Patagónico (CENPAT-CONICET)
José A. Cordero
Université de Rennes 1, Francia
Romina Llanos
Centro Nacional Patagónico (CENPAT-CONICET)

Consultores Externos

Pablo Arias
Universidad de Cantabria, España
Joan Antón Barceló
*Universidad Autónoma de Barcelona,
España*
Luis Felipe Bate
*Escuela Nacional de Antropología e
Historia, México*
María Soledad Corchón Rodríguez
Universidad de Salamanca, España
Ferdinando Fava
Università de Padova, Italia
Víctor Gayol
El Colegio de Michoacán, México
Ramiro Javier March
Université de Rennes 1, Francia

Stuart B. Schwartz
Yale University, Estados Unidos
Oleg Stanek
*UQAR, Université de Québec à Rimouski,
Canadá*

Evaluadores

Dra. Catalina Buliubasich
*Escuela de Antropología, Facultad de
Humanidades, Universidad Nacional de
Salta*
Prof. Graciela Dragoski
*Centro Cultural Francisco Paco Urondo,
Facultad de Filosofía y Letras,
Universidad de Buenos Aires*
Mg. María de los Ángeles Lanzillotta
*Instituto de Estudios Socio Históricas,
Facultad de Ciencias Humanas,
Universidad Nacional de La Pampa*
Dra. Gabriela Massafiero
Centro Nacional Patagónico (CENPAT-CONICET)
Dra. Manuela Pérez Rodríguez
Universidad Autónoma de Barcelona
Dr. Juan Carlos Radovich
*Instituto Nacional de Antropología y
Pensamiento Latinoamericano,
CONICET*
Dr. José Ramos Muñoz
Universidad de Cádiz
Lic. Héctor Eduardo Rodríguez,
*Facultad de Humanidades, Universidad
Nacional de Salta*
Dra. Vivian Scheinsohn
*Instituto Nacional de Antropología y
Pensamiento Latinoamericano,
CONICET*
Dr. Julio Esteban Vezub
Centro Nacional Patagónico (CENPAT-CONICET)
Prof. Marcelo Víttores
*Centro de Investigaciones en
Antropología Filosófica y Cultural
(CIAFIC-CONICET)*

Atek Na está incluida en los siguientes catálogos y bibliotecas on line:

Latindex Directorio Folio 13524
Worldcat
Library of Kennesaw State University

Logo de Atek Na: motivo geométrico complejo policromo, Cueva Leleque I, Área Pilcaniyeu, Río Negro.

Tapa: Reproducción parcial de la carta enviada por José Imbelloni a Radamés Altieri el 26 de mayo de 1941. Foto: Juan Pablo Nuñez Regueiro.

Diseño: Odlanyer Hernández de Lara

Volumen 3 | ISSN: 1668-1479
Registro Propiedad Intelectual:
Nº 5142984
Periodicidad: anual

Esta publicación ha contado con el apoyo financiero del PICT-ANPCyT 0776/2011 y del PIP-CONICET 1605/2009

Las opiniones expresadas en las notas, informaciones y artículos, son de exclusiva responsabilidad de sus respectivos autores. Reservados todos los derechos de reproducción total o parcial del contenido de esta revista. Se prohíbe la reproducción en cualquier formato o soporte de los trabajos sin autorización escrita otorgada por la directora.

Unidad de Investigación Arqueología y Antropología (CENPAT). Centro Nacional Patagónico-CONICET

Bvd. Brown 2915
U9120ACD- Puerto Madryn
Argentina.

Teléfonos (+54) 280 4451024 /
4451375 / 4451301. Int. 233

Fax (+54) 280 4451543

atekna@cenpat.edu.ar
www.atekna.com.ar

ÍNDICE

NOTA EDITORIAL Dirección y Comité Editorial	7
ARQUEOLOGÍA	
GANCHOS DE HUESO EN EL SITIO CUEVA DEL NEGRO: EVIDENCIAS DE PROPULSORES EN LA COSTA NORTE DE SANTA CRUZ (PATAGONIA, ARGENTINA) J. Marcelo Beretta, Miguel A. Zubimendi, Alicia S. Castro y Pablo Ambrústolo	9
FORMALIZACIÓN Y DINÁMICA SOCIAL: LA SIMULACIÓN COMPUTACIONAL EN ARQUEOLOGÍA María Florencia del Castillo, Joan A. Barceló y Laura Mameli	35
PATRIMONIO ARQUEOLÓGICO DE LA CUENCA DEL RÍO LIMAY. AGENTES Y PROCESOS QUE LO DESTRUYEN Mariano Ramos	75
ARTE ARQUEOLÓGICO. APROXIMACIÓN ESTÉTICA Ana María Rocchietti	111
HISTORIA	
SUJETOS Y ESPACIOS MARGINALES EN LA NARRATIVA DE ASENCIO ABEIJÓN (CHUBUT 1900-1930) Matías Rodrigo Chávez	147
EL “OPERATIVO MITRE”: DESARROLLISMO Y PUEBLOS INDÍGENAS EN LA PROVINCIA DE LA PAMPA DURANTE LA DICTADURA DE ONGANÍA Ignacio Roca y Anabela Abbona	167
LA RE-EDICIÓN DE LA OBRA DE FLORIÁN BAUCKE O PAUCKE S.J. LO QUE CUENTAN LOS DOCUMENTOS Marta Tartusi de Núñez Regueiro	207

IMPACTOS SOCIOAMBIENTALES DEL FRACKING. OPACIDAD, POLÍTICA AMBIENTAL Y EXPLOTACIÓN DE HIDROCARBUROS NO CONVENCIONALES Marcelo Sarlingo	237
COMENTARIO A: “IMPACTOS SOCIOAMBIENTALES DEL FRACKING. OPACIDAD, POLÍTICA AMBIENTAL Y EXPLOTACIÓN DE HIDROCARBUROS NO CONVENCIONALES” de Marcelo Sarlingo Lilian Bonnat	270
RÉPLICA DEL AUTOR AL COMENTARIO DE LA GEÓLOGA LILIAN BONNAT Marcelo Sarlingo	274
RESEÑAS	
PAVEL, CĂTĂLIN. 2010. <i>DESCRIBING AND INTERPRETING THE PAST - EUROPEAN AND AMERICAN APPROACHES TO THE WRITTEN RECORD OF THE EXCAVATION</i>. EDITORA UNIVERSITARIA DE BUCAREST. BUCAREST. 261 PP. Eduardo Crivelli Montero	277
NORMAS EDITORIALES	283

M^a Florencia del Castillo*,
Joan A. Barceló*
y Laura Mameli***



FORMALIZACIÓN Y DINÁMICA SOCIAL: LA SIMULACIÓN COMPUTACIONAL EN ARQUEOLOGÍA

* Departamento de Prehistoria, Universidad Autónoma de Barcelona,
florenciadecastillo@hotmail.com

** Departamento de Prehistoria, Universidad Autónoma de Barcelona,
juanantonio.barcelo@uab.es

*** Departamento de Física, Universidad de Girona,
lauramameliarte@gmail.com

Resumen

Este trabajo se centra en analizar el potencial metodológico de la simulación social en el campo de la arqueología. La exploración del comportamiento de los Modelos Basados en Agentes-no lineales permite indagar a través de la formalización y de la experimentación bajo qué condiciones podrían generarse explicaciones alternativas sobre el comportamiento social en el pasado. El uso de modelos formales y modelos computacionales representados en plataformas virtuales se ha constituido en la actualidad en una herramienta viable para la corrección y mejoramiento de las explicaciones sobre los fenómenos y procesos socio históricos.

Palabras clave: simulación computacional, modelos basados en agentes, dinámica social, arqueología.

Abstract

This work focus on the analysis of social simulation in archaeology. Exploring the behavior of non-linear Agent Based Models, through formalization and experimentation, allows to investigate under what kind of conditions alternative explanations about human past could emerge. The used of formal and computer-models / design over virtual platforms has actually conformed a feasible tool for the adjustment and improvement of the explanations about social and historical processes.

Key words: computer simulation, agent based models, social dynamics, archaeology.

1. Introducción

La simulación computacional es un campo de investigación con más de cuarenta años de desarrollo; sin embargo su evolución y aplicación dentro de las ciencias sociales es bastante reciente. Cuando se habla de simular procesos socio-históricos muchos investigadores consideran al uso de la simulación como un enfoque interesante dentro del campo de las teorizaciones, pero con poca referencia a una realidad empírica y, por otra parte, consideran a la simulación como una forma de emulación de datos empíricos sobre plataformas virtuales. Es por esto que el objetivo de este trabajo es presentar y analizar el potencial de esta disciplina no sólo como una nueva herramienta de amplio potencial teórico y metodológico; el análisis que aquí presentamos intenta argumentar por qué la simulación computacional a través de la formalización teórica y la implementación computacional puede constituirse en el futuro en una metodología básica de las ciencias históricas.

En el caso particular de la arqueología su vinculación con la simulación computacional es bastante reciente. Los avances que se han ido produciendo en otras áreas como la inteligencia artificial, sistemas expertos o en otras disciplinas sociales con mayor currícula dentro del campo de la simulación social, como la economía, sociología o psicología, permiten mejorar el tratamiento de datos y de las inferencias sobre las cuales basamos nuestras explicaciones históricas. Se ha vuelto necesario que los arqueólogos/as nos aproximemos a los procedimientos y métodos de la simulación no necesariamente como expertos programadores, más bien a través de la expresión de formalizaciones e interpretación del conocimiento que se tiene sobre los fenómenos sociales en el pasado y así, implementarlos en mundos artificiales a través del diseño de modelos, experimentos y resultados virtuales.

2. Sistemas sociales complejos y simulación computacional

Cuando utilizamos el concepto *simulación* nos referimos específicamente a cómo el comportamiento de un sistema real

puede ser reproducido por otro artificial, teniendo en cuenta que estamos construyendo una plataforma sobre la que se experimentarán y controlarán las variables del sistema artificial construido, permitiendo así la emergencia de aspectos desconocidos del sistema artificial. La simulación es útil particularmente cuando se analizan sistemas complejos en los que no podemos alcanzar a entender cómo las distintas partes de un sistema de interacción se suman a la totalidad. Al igual que los análisis matemáticos, los sistemas complejos se encuentran limitados al tratar de derivar consecuencias dinámicas a partir de un múltiple número de variables, volviéndose muy difícil intentar imaginar todas las posibilidades que un sistema real podría exhibir, o bien predecir los efectos que estas podrían generar. Si resulta difícil cuantificar cualquier sistema en términos de unas pocas variables, en los sistemas no-lineales o complejos es aún más difícil poder medir las condiciones iniciales o realizar predicciones de mediano o largo plazo (Heisenberg 1927). Es por este motivo que entendemos como sistema social a un sistema complejo no-lineal, es decir, un sistema que no puede reducirse a la suma de sus partes pues existen una multitud de variables causales que actúan conjuntamente en su conformación.

La ciencia siempre trabaja con modelos que permitan realizar recortes de la realidad con el fin de teorizar acerca de una situación de análisis. La finalidad de los modelos debe ser la resolución de problemas sobre un sistema real (Starfield *et al.* 1990), dando la posibilidad de explicar los patrones observados y de predecir el comportamiento del sistema. Si el sistema real es complejo, este primero debe simplificarse y formalizarse, estableciendo las relaciones entre el sistema real y el modelo propuesto, pudiendo ser analizado posteriormente la precisión y coherencia lógica del modelo a través de la experimentación y la simulación.

Si se modela con el fin de buscar explicaciones que nos permitan construir argumentos razonables sobre fenómenos sociales, es porque se busca *generar* historias que nos revelen las consecuencias dinámicas de los supuestos de las hipótesis utilizadas. Los modelos se usan para construir argumentos, someterlos a

prueba y principalmente para clarificar la relación entre los datos iniciales (referentes empíricos o teóricos) y las suposiciones de las conclusiones (fenómenos significativos del problema). Consecuentemente, si el propósito es formalizar la dinámica social y plasmarla en modelos, entonces debe asumirse que:

- 1) Los resultados de la simulación surgen de la interacción entre agentes y entre los agentes y el medio, estos resultados *no* son deducibles de los algoritmos y reglas establecidas al inicio de la configuración del modelo.
- 2) Las reglas de interacción deben definirse desde el inicio y de esta interacción se genera el comportamiento global del sistema.
- 3) Los agentes se adaptan por aprendizaje, imitación, replicabilidad y movimiento, tanto a nivel individual como poblacional (Holland 1995).
- 4) Los sistemas exhiben propiedades emergentes. A nivel general emergen patrones, estructuras o propiedades que no pueden ser reducidas sólo al nivel de sus componentes o de sus interacciones, es decir, son irreductibles a la acción individual (Sawyer 2005).

El gran avance y desarrollo de los microprocesadores ha permitido estudiar mediante la simulación computacional modelos formales sobre sistemas reales complejos. Esto habría sido imposible sin el desarrollo de la principal herramienta de inferencia lógica: el ordenador; dando como resultado una metodología de gran utilidad para modelar fenómenos de interés para el conjunto de las ciencias sociales. Ejemplo de ello son las dinámicas de cooperación (Croon y Van de Vijver 1994; Shubik 1992; Helbing 1985), la emergencia social de fenómenos complejos (Helbing 1985; Barceló 2009; Griffiths y Oldknow 1993; Thom 1975; Brown 1995), la emergencia de fenómenos sociales (Gilbert y Troitzsch 1996) o la exploración de teorías sociales (Seror 1994) entre otras. No podemos nombrar todas las líneas de investigación que han surgido en estos últimos años, pero si podemos sintetizar cuales fueron los principales aportes de la simulación en el campo de las ciencias sociales:

Los avances en el potencial de cálculo de la tecnología computacional, ha conferido la capacidad de trabajar con un mayor

número de datos, permitiendo probar y predecir probables pautas de comportamiento individual cuya repercusión emerge como patrones sociales dentro de un mundo social artificial.

La posibilidad de verificación de modelos sociales mediante simulación, de su coherencia y función, elaborando explicaciones causales de fenómenos sociales. De este modo se pueden realizar experimentos indirectos que constituyen la base de nuevas inferencias y conclusiones. También proporciona una mejor representación de los procesos sociales, pues pueden ejecutarse simultáneamente diferentes tipos de interacciones.

La viabilidad de trabajar con datos hipotéticos y con escalas temporales más amplias (Gershenson 2002), experimentando con el modelo y con sociedades artificiales y no con el mundo real.

La formalización teórica contrasta con la tradición narrativa prevaleciente en el campo de las ciencias sociales (Giere 1988; Buchanan 2007), lo que resulta útil para establecer mecanismos de inferencia y verificación, tanto para teorías asumidas como para teorías propuestas. Estos procesos otorgan solidez a los marcos teóricos de referencia de aquellos procesos y dinámicas sociales que se modelan, resultando en consecuencia más explicativos.

Esto supone un trabajo transdisciplinar, que incrementa las posibilidades epistémicas frente a una variedad de fenómenos sociales heterogéneos y complejos (Seror 1994). La simulación computacional, con relativamente corta trayectoria desde sus comienzos, constituye un campo que promueve una actitud científica caracterizada por la demanda de utilización de recursos tanto propios como de otros campos disciplinares. Permite incorporar y generar nuevas alternativas de conocimiento que ponen en cuestión la configuración de los tradicionales límites disciplinarios de las ciencias sociales como de las informáticas, promoviendo una actitud crítica y de resignificación de los supuestos que asumimos en una investigación, así como de los postulados básicos de las propias disciplinas.

Implementar un modelo computacional implica codificar el modelo en un lenguaje de programación y algoritmos. Es al eje-

cutar el modelo que un conjunto de proposiciones y reglas de inferencia ponen en marcha el *proceso inferencial*, resultando por deducción nuevas proposiciones derivadas de las reglas algorítmicas y parámetros con los que se definió y parametrizó el modelo. Como hemos mencionado, existen distintos tipos de simulaciones computacionales. En este trabajo nos centraremos en la Modelización Basada en Agentes; fundamentaremos su uso y aplicación e identificaremos las herramientas y los métodos utilizados para desarrollar un ABM.

3. Modelos Basados en Agentes (ABM)

La modelización basada en agentes (ABM) es un enfoque en el cual convergen la simulación computacional, el modelado basado en agentes (una técnica de la inteligencia artificial) y las ciencias sociales, cuyo fin es modelizar sistemas formados por agentes autónomos que interactúan unos con otros (Epstein y Axtell 1996; Gilbert y Abbott 2005; Epstein 2006; Miller y Page 2007). Gilbert (2008: 2) brinda una definición más precisa de ABM como “un método computacional que permite a los investigadores crear, analizar y experimentar con modelos compuestos de agentes que interactúan dentro de un ambiente”.

Este *enfoque generativo* de las ciencias sociales es considerado actualmente como una innovación epistemológica que permite formalizar modelos micro-macro de los fenómenos sociales (Epstein y Axtell 1996; Epstein 2007). Es decir, que uno de los supuestos epistemológicos más ampliamente aceptado entre los simuladores es la posibilidad de generar fenómenos macro a partir de ABM, en base a la definición de reglas, interacciones y restricciones a nivel de los agentes, diseñando una plataforma causal de los procesos responsables de la configuración de los macro-fenómenos. Los modelos diseñados comprenden un conjunto de hipótesis sobre la dinámica de la sociedad definida y analizada. Según Epstein (2007) puede ser considerado como una *máquina* que nos ayuda a encontrar mejores explicaciones sobre los fenómenos macro-sociales.

ABM permite modelizar sistemas adaptativos complejos, formalizarlos, replicarlos y testarlos (Axelrod 1997; Axelrod y

Cohen 2001; Banks 2002; Bonabeau 2002; Conte *et al.* 1997). La simulación permite una implementación computacional de conceptos, definir el ambiente sobre el que va a realizar las interacciones, los agentes involucrados y el conjunto de reglas y estrategias utilizadas por ellos, para replicar una dinámica virtual de interacción permitiéndonos así entender las causas, los mecanismos subyacentes. Los modelos de sociedades artificiales que construimos se basan en un conjunto simulado de agentes sociales representados como miembros de una población (virtual) en constante evolución de sus acciones sociales (mecanismos), que determinan importantes aspectos del desarrollo poblacional y del comportamiento individual. Al ejecutar un modelo computacional los comportamientos colectivos emergentes no pueden ser directamente predecibles pero si pueden ser monitoreados, es decir recolectados, analizados y utilizados como información emergente. Este es el mayor potencial teórico de la simulación: explicar cómo emergen comportamientos sociales a partir del resultado de la compleja interacción de sus elementos y atributos, más que reducir esa explicación al funcionamiento de las unidades que la componen. Al explicitar los supuestos utilizados en los modelos formulados se pone a prueba su consistencia, sus consecuencias lógicas y su relación con los datos desconocidos (Epstein 2007), permitiéndonos analizar las implicancias de los resultados del modelo, calibrarlos con los datos y comparar con una amplia gama de resultados que nos permitan identificar zonas de incertidumbre y/o robustez del modelo.

ABM es utilizado para ejecutar experimentos teóricos que permitan explorar los mecanismos que subyacen a los patrones observados, intentando enriquecer la comprensión de los procesos fundamentales que pueden emerger a partir de una variedad de aplicaciones computacionales (Axelrod 1997). Técnicamente, el objetivo de ABM es crear programas que interactúen inteligentemente con su entorno, en función del diseño de programas de agentes heterogéneos, con parámetros que definen sus habilidades o potencialidades y con objetivos claros de comportamiento. En el diseño e implementación de modelos de simulación, el enfoque interdisciplinar ha sido fundamental, pues ha permitido

configurar el concepto básico de Agente. De este modo se concibe que los agentes puedan interactuar intercambiando información y utilizando protocolos de comunicación, aprendiendo, adaptándose, reaccionando frente al ambiente y cambiando las reglas de comportamiento. Básicamente, un sistema ABM se compone de tres elementos: agentes, entorno y reglas (Epstein y Axtell 1996):

AGENTES:

- Son autónomos: pueden responder por sí mismos e independientemente del entorno.
- Son heterogéneos: cuentan con un conjunto de características que los identifican y diferencian, pues poseen propiedades que los particularizan y los diferencian del resto.
- Tienen comportamiento flexible: poseen propiedades cognitivas y comportamentales, aprenden y se adaptan a las circunstancias.
- Asumen una racionalidad limitada: los agentes no cuentan con información completa del sistema, ni optimizan completamente su comportamiento.
- Cumplen metas: tienen la capacidad de comportarse de forma apropiada para conseguir objetivos.
- Se encuentran situados en un entorno interactivo: poseen protocolos de interacción para responder a los estímulos del entorno.

ENTORNO:

- Es el medio sobre el cual los agentes interactúan.
- Es definido de acuerdo al problema modelado, puede ser n-dimensional
- Puede ser espacial (topografía, vías, terreno)
- Puede construirse a partir de interacciones con agentes (redes sociales dinámicas).

REGLAS:

- Son las pautas de comportamiento de los agentes y del entorno; pueden ser agente-entorno, entorno-entorno y/o agente-agente.

No existe una única forma de sistematizar el diseño de modelado, sino que dependerá del tipo de problemas que se hayan

planteado, de la dimensión y escala de análisis con la que se intenta abordar y enfocar una pregunta. Sí existe un acuerdo generalizado sobre los pasos fundamentales del proceso de simulación de ABM, y no pueden obviarse:

1. Formulación del Modelo: identificar el objetivo, los componentes y las preguntas a responder.
2. Recolección de datos: analizar sistemáticamente los componentes del sistema, las reglas de interacción y las fuentes de datos relevantes.
3. Implementación del modelo computacional: elegir una plataforma ABM y diseñar la estrategia de desarrollo del modelo. Caracterizar los agentes, su comportamiento de toma de decisiones, las relaciones entre agentes y la teoría de interacción que los caracteriza.
4. Experimentación: ejecutar el modelo y analizar los comportamientos emergentes a escala microscópica de los agentes con el comportamiento a escala macroscópica del sistema.
5. Validación: implica la corroboración de que los supuestos utilizados en el modelo son razonables, es decir, asegurarse que el modelo propuesto producirá resultados próximos a los observados en el sistema real. Existen tres vías de posible validación: validación de los supuestos, de los parámetros de entrada y de los valores de salida.

4. Tendencias en el uso de ABM en arqueología

Los arqueólogos han comenzado, hace muy poco tiempo, a convertir teorías sociales en programas computacionales intentando simular procesos sociales y experimentando con trayectorias históricas de sociedades arqueológicamente conocidas. El propósito de utilizar ABM es simular el comportamiento de seres humanos que viven en un ambiente virtual, esto es una abstracción definida por los arqueólogos sobre la base de teorías sociales y datos históricos. Mediante la implementación del comportamiento de los agentes y sus interacciones, se busca describir y explicar los patrones generados a partir de las acciones colectivas como no-accidentales ni caóticas (por lo tanto, relativamente predecibles, estables y repetibles). En general los modelos de

simulación son diseñados con el fin de responder preguntas sobre un sistema real o hipotético. Estas preguntas pueden ser de naturaleza explicativa o predictiva; en el primer caso el fin es la identificación de relaciones e interacciones aún desconocidas sobre el mundo real. Se espera que el modelo hipotético reproduzca un comportamiento global válido, es decir que se espera poder explicar cómo funciona el comportamiento del sistema real que se ha reproducido. En el segundo caso, cuando nos referimos a las simulaciones predictivas se quiere construir un modelo de simulación que permita predecir cómo el sistema correspondiente del mundo real se comportará bajo ciertas condiciones. En general valdría señalar que los modelos explicativos son siempre más abstractos que los predictivos, y los predictivos formulan preguntas bien concretas con respecto a los detalles del sistema original que sólo pueden ser respondidas por modelos que logran capturar cierto nivel de detalle.

Existe en la actualidad, podríamos decir desde los últimos 20 años, un incremento incipiente en el uso de ABM en arqueología. La mayoría de estos trabajos se han basado o han sido inspirados por el trabajo pionero de Jim Doran, quien propuso el sistema EOS, *Evolution of Organized Societies* (Doran *et al.* 1994; Doran 1997, 1999, 2000), con el fin de simular los modelos propuestos por Paul Mellars y Clive Gamble sobre la emergencia del orden social a finales del Paleolítico Superior en el Sudoeste de Francia. Esta teoría relacionaba al cambio ambiental con una de las principales causas que habrían motivado el proceso hacia la centralización política en sociedades cazadores recolectoras. El diseño de la simulación se centraba en aspectos básicos: la necesidad de los individuos por cooperar en la búsqueda de recursos y en representar adecuadamente el ambiente físico y social. Las principales características del sistema eran: agentes recolectores móviles, consumidores de recursos cambiantes, proveedores de energía. De este modo los agentes son programados para nacer, cazar, recolectar, consumir y morir de acuerdo al nivel de energía requerida. Se encuentran estructurados en sistemas de producción con reglas que conectan reactivamente los recursos con las acciones de los agentes. También establecieron reglas de co-

municación entre agentes que les permite generar, mantener y actualizar acciones simples, de hecho las acciones entre los agentes pueden expresarse también como creencias. Por ejemplo, si se establece que el agente X y el Y se encuentran en una relación líder/seguidor significa que el agente Y considera al agente X como un líder y viceversa. Efectivamente esta relación se da cuando un agente acuerda seguir el plan de otro agente, pues la ejecución de los planes de unos agentes afecta el comportamiento de los otros agentes y en consecuencia el comportamiento colectivo. Muchos otros experimentos han sido llevados a cabo sobre esta sociedad artificial, aunque las consecuencias de todas las variantes simuladas del modelo no han sido aún plenamente exploradas (Doran 1997). En cualquier caso, este ABM ha resultado mucho más sofisticado que las explicaciones tradicionales de sociedades cazadoras-recolectoras.

Podría decirse que a partir de este trabajo el uso de ABM en arqueología se ha centrado principalmente en cuatro líneas de investigación que sistematizamos y describimos en el siguiente orden: 1) dinámicas socio-ecológicas (mecanismo de adaptación, impacto y presión ecológica); 2) gestión del espacio y de los recursos (uso del suelo, emergencia de territorialidades, dinámicas de asentamientos); 3) toma de decisiones (comportamientos altruistas y egoístas, centralización de decisiones, cambios evolutivos del comportamiento) y 4) cambio cultural (complejización social, emergencia de especialización).

4.1. Dinámicas socio-ecológicas

El equipo multidisciplinario del Instituto de Santa Fe (EE.UU.) compuesto por Gumerman, Epstein, Axtell, Swedlund, McCarroll y Parker han desarrollado un modelo arqueológico denominado *Virtual Anasazi* (Dean *et al.* 2000; Axtell *et al.* 2002; Gummermann *et al.* 2003). El objetivo de la simulación fue desarrollar una historia demográfica de unos 500 años que imitara la trayectoria histórica de las aldeas Anasazi dentro de un espacio (SO de EE.UU.) y tiempo determinado (500 años). Los Anasazi vivieron entre el 800 DC y el 1300 DC; dos hipótesis en relación a su desaparición fueron propuestas, una por causas ambientales

catastróficas y otra por causas sociales como podrían ser conflictos, enfermedades, parentesco, etc. (Ware 1995; Dean *et al.* 2000). El modelo fue elaborado a partir de una cuantiosa cantidad de datos ambientales y sociales con el propósito de conferir al modelo una plataforma más realista. Los datos ambientales (datos dentro-climáticos, de suelos, dentro-agrícolas y geomorfológicos) fueron utilizados para calcular cambios climáticos, hidrológicos y de productividad de especies vegetales como el maíz. Los datos sociales incorporaron información relacionada con los asentamientos y las unidades domésticas. Estos últimos fueron definidos por rasgos heterogéneos como ubicación, capacidad de almacenamiento y rasgos compartidos como necesidades nutricionales, edad de muerte, capacidad de decisión y procesamiento de información, basados en datos arqueológicos y etnográficos. Los resultados brindaron información sobre la dinámica de distribución de los asentamientos a través del tiempo y la resistencia social a los cambios ambientales. Esto los llevó a rechazar la hipótesis ambientalista como responsable del cambio, sugiriendo a las causas sociales como mucho más plausibles que las causas puramente ambientales. La simulación propuesta “no resuelve el problema” Anasazi pero sí contribuye con una nueva forma de investigación empírica que permite experimentar con las causas explicativas de su extinción, aportando desde la interdisciplinaridad argumentos al ya clásico debate arqueológico y antropológico sobre el cambio social entre naturaleza versus cultura.

En la misma línea, el proyecto *Village Ecodynamics* de Tim Kohler y sus colegas (Kohler 2003; Kohler y Yap 2003; Kohler y Gummerman 2000, 2005, 2007; Johnson *et al.* 2005) utilizan ABM para analizar la evolución ecológica de los asentamientos y los cambios ambientales en la Región Central de Mesa Verde (EE.UU.). Introducen datos paleoambientales sobre un mapa digitalizado de la zona colocando los agentes-unidades domésticas (*households*) al azar. El objetivo fue rastrear los efectos de las relaciones de intercambio en la formación de grandes grupos sociales. Los agentes fueron dotados de reciprocidad equilibrada y comportamientos adaptativos de cambio codificados; de este

modo la evolución de la simulación se realiza en función de las interacciones entre los agentes. Los autores tratan también de incluir los cambios en la producción natural y la degradación humana de los recursos naturales en los modelos de simulación basados en los patrones de asentamiento de las unidades domésticas.

Desde la Universidad de Chicago y el Argonne National Laboratory (Altaweel *et al.* 2006; Altaweel y Christiansen 2004; Christiansen y Altaweel 2006) se han simulado las trayectorias de desarrollo y decadencia de los asentamientos de la Edad del Bronce en Mesopotamia Septentrional, tanto en zonas con irrigación antrópica como en las irrigadas al ritmo natural de las lluvias. Intentaron demostrar que los sistemas económicos de las antiguas ciudades de Próximo Oriente co-evolucionaron estrechamente con su entorno, primeramente por medio de la agregación, a través del tiempo, de unidades fundamentales muy pequeñas (hogares, familias). El modelo permite la extensión de la resolución desde una familia a una aldea y, en última instancia, a un centro urbano con su correspondiente organización subsidiaria y de asentamientos vecinos. La producción agraria y la interacción social son modeladas en base a una coherencia mutua y a un nivel bastante detallado que dará sustento a una representación realista de los procesos, de los mecanismos de comportamiento no lineal, y de un cierto grado de auto-organización en los sistemas de asentamiento de la Edad de Bronce. Las decisiones cotidianas en la agricultura también se están incorporando en el modelo así como los factores sociales que determinan el movimiento de ciertos recursos. Por otra parte, el modelo completo incluye mecanismos que permiten el incremento de la diferenciación social y que permiten a algunas familias crecer mientras que otras se convierten en subordinadas.

ABM también está siendo aplicada para el estudio sobre los orígenes de la agricultura. Algunos investigadores han reconstruido la dinámica cambiante del paisaje durante el período Mesolítico, justo antes de la expansión de la agricultura (Ch'ng y Stone 2006). Otros como Alexandra Figueiredo y Gonçalo Velho (2001) han programado un sistema basado en tres diferentes

tipos de agentes: ganado, cazadores y agricultores, compitiendo por los recursos naturales, concretamente por los vegetales. El éxito de cada tipo de agente es determinado no sólo por la disponibilidad de los recursos naturales sino también por la capacidad de otros agentes para reunir recursos para sí mismos. La ejecución del modelo consiste en la creación de un paisaje y la introducción de poblaciones iniciales de animales y cazadores. El primer grupo de cazadores sigue el ganado matándolos, siempre que tenga la oportunidad. Las reglas de muerte relacionan la energía de los animales con el número de seres humanos ubicados en las células que lo rodean, por lo tanto, matan de acuerdo a los patrones de movimiento de los animales y de los cazadores. Éstos, al seguir la concentración de las plantas, realizan movimientos conjuntos. Cuando surge la agricultura modifica la disponibilidad de los recursos, pues los agricultores se ubican en el espacio en el que el ganado come, por lo tanto el ganado compete con los agricultores y los cazadores con los cazadores, mientras que los agricultores incrementan el número de ganado. Vaart *et al.* (2006) utilizan un enfoque similar para comprender las consecuencias de los mecanismos sociales relacionados con el manejo de presas salvajes y cereales domesticados. Una simulación similar ha sido llevada a cabo por Drechsler y Tiede (2007) sobre la dispersión de pastores neolíticos dentro del Cercano Oriente, hacia la Península Arábiga. En el modelo, los rasgos ambientales locales influyen los patrones de difusión de las innovaciones. Aquí los agentes computacionales representan poblaciones móviles, el proceso de simulación es simulado por repeticiones generacionales de poblaciones de agentes móviles ubicadas azarosamente en el espacio. Se evalúa la influencia de los parámetros ambientales para explicar el proceso de dispersión de los pastores, se los reclasifica y pondera en relación a la resistencia local de los agentes hacia la dispersión.

Kuznar y Sedlmeayer (2005) han desarrollado un ABM para evaluar la interacción entre pastores nómadas y campesinos sedentarios a través del diseño de un ambiente adaptable a diferentes parámetros. El objetivo es evaluar las condiciones ambientales y las condiciones materiales que condicionan las res-

puestas de cada agente, inspeccionando cómo a partir de motivos y necesidades individuales pueden emerger comportamientos colectivos como ataques en masa o genocidio. Muchos factores parecen influir en los conflictos tribales modernos, sin embargo, estas simulaciones refuerzan los enfoques que sostienen que este tipo de conflictos son el resultado inevitable de la ruptura del uso de la tierra frente a una población en crecimiento, hábitats marginales o frente a una crisis ecológica sin precedentes.

Otros ejemplos son el proyecto *Enkimdu*, acerca de Comunidades del Bronce Antiguo en Mesopotamia (Christiansen y Alta-weel 2006), el cual utiliza datos ambientales reales (clima, hidrología, evolución del suelo, dinámica poblacional, etc.) e información histórica sobre ciertos procesos sociales como prácticas de agricultura y ganadería, comportamientos de parentesco, intercambio, etc. El objetivo de su trabajo es evaluar el impacto ecológico sobre la agricultura, pastoreo y comercio, con el fin de probar hipótesis históricas sobre el desarrollo de la agricultura y ganadería, así como la formación de los estados en el Cercano Oriente.

4.2. Gestión del espacio y de los recursos

En cuanto a los modelos interesados en los mecanismos de gestión del espacio, podemos citar el trabajo de Brantingham (2003), quien ha planteado un modelo formal sobre movilidad de cazadores recolectores relacionada con el abastecimiento de materias primas. El objetivo de la experimentación era recuperar información cuantitativa sobre la movilidad, distancia, selección y transporte de materias primas líticas, evaluando criterios de planificación, optimización de tiempo y energía, riesgos y estrategias de abastecimiento.

Más relacionadas con los aspectos económicos de cazadores-recolectores, las investigaciones realizadas por Bentley *et al.* (2005) han explorado cómo una red de intercambio co-evoluciona con las especializaciones cambiantes de los agentes que la componen. El objetivo de su trabajo era comprobar si la especialización y las desigualdades con respecto a la riqueza eran naturales, por lo que a partir del uso de la simulación anali-

zaron las cualidades de auto-organización de una economía a pequeña escala. Por lo tanto definieron a cada agente en base a su especialización, motivación, incluso las representaciones abstractas de base ideológica. Sugieren que la desigualdad de la riqueza era inevitable cuando el intercambio no responde a una necesidad básica para la adquisición del producto y sí responde al intercambio por "dinero". Propone así pautas de observación arqueológica sobre la variabilidad de la riqueza y la distribución a través del intercambio. Un fenómeno interesante que puede ser estudiado con estos métodos es la aparición de la especialización, en el que los diferentes agentes individuales espontáneamente asumen diferentes roles en la ejecución de la tarea (Parisi y Nolfi 2005). Cada agente es situado de acuerdo a su especialización; en este contexto individuos idénticos juegan diferentes roles en función de las circunstancias. Estas formas de especialización funcional reducen la interferencia entre los sub-objetivos potenciales de los agentes, manteniendo la dinámica de agregación y avanzando hacia la meta.

El proyecto *Hohokam Water Management Simulation* (HWM), desarrollado por John Murphy de la Universidad de Arizona, busca experimentar con el tipo de organización social que pueda explicar el modo en que extensos canales de riego, que pueden superar los 20 Km. de longitud como los Hohokam, han sido construidos. Las preguntas abordan el diseño de una sociedad centralizada con capacidad de gestión de grandes obras hidráulicas, coordinación y cooperación, por lo cual incluye parámetros como el flujo de agua y la producción agrícola, utiliza datos reales e hipotéticos sobre productividad y costos de trabajo, entre otros.

4.3. Toma de decisiones

El enfoque de Doran ha generado una línea de indagación sobre el comportamiento y la reproducción social, principalmente en sociedades a pequeña escala como las simulaciones aplicadas al estudio de homínidos, por ejemplo las desarrolladas por Luke Premo (2005). El objetivo del proyecto por él propuesto, denominado *Simulated Hominin Altruism Research Environment*

(SHARE), es simular la evolución y las implicancias arqueológicas que emergen a partir de la redistribución de los alimentos en homínidos del Plio-Pleistoceno. Premo ha podido demostrar la relación existente entre la distribución irregular de los recursos en el paisaje y la evolución del intercambio altruista de alimentos en los grupos; esta conducta altruista otorgaría un mejor ajuste de subsistencia. La validación del modelo fue realizada a partir de la comparación con los datos de distribución espacial provenientes de los yacimientos de Olduvai y Koobi Fora. Otros experimentos sobre sociedades a pequeña escala han permitido analizar la toma de decisiones tanto para predecir patrones de agregación en el registro arqueológico (Mithen 1990) como para investigar cómo las decisiones individuales generan o disuelven regularidades a nivel macro.

Steven Mithen (2003), desde simples reglas de decisión y partiendo del supuesto de la capacidad de aprendizaje de los agentes intenta demostrar cómo grupos recolectores que habitan latitudes cercanas al Ecuador, explotan el ambiente con una alta eficiencia energética, desplazándose y condicionando su movilidad a medida que se van produciendo cambios en el medio. Los resultados indican que decisiones aparentemente simples más el comportamiento aprendido generan patrones complejos de movilidad.

Otros tipos de modelos son los pedestres, propuestos para modelar las estrategias de toma de decisiones espaciales de cazadores recolectores; implican las estrategias de búsqueda de alimentos, la colonización y la ubicación de los asentamientos. Para ello, Mark Lake (2000a; 2000b) ha propuesto en función del software MAGICAL (*Multi-Agent Geographically Informed Computer Analysis*), una extensión para modelización multiagente del sistema de información geográfica GRASS (*Geographical Resources Analysis Support System*). El objetivo del modelo era testear la hipótesis de que la necesidad de buscar alimentos de alta calidad en ambientes de sabana pudo haber proporcionado una fuerte presión selectiva favoreciendo la evolución del aprendizaje cultural entre los primeros homínidos.

El modelo se centra en la movilidad de los agentes, la subsistencia y las decisiones racionales, intentando descubrir cuáles son los factores dentro de una estructura espacial que podrían influir en las ventajas selectivas proporcionadas por el aprendizaje cultural.

4.4. Cambio cultural

Caldas y Coelho (1999a; 1999b), han intentado abordar la emergencia de la complejidad social. Estos autores han experimentado a través de la simulación, cómo las interacciones recurrentes en sociedades pequeñas generan instituciones a partir de las interrelaciones entre agentes con racionalidad limitada, el sistema económico y el aprendizaje social. De este modo proponen no concebir a las instituciones como una condición previa de la vida social sino como un resultado emergente y no intencional de la interacción humana.

Younger (2005) ha simulado el surgimiento de la violencia en sociedades complejas. En el modelo sugerido, una población de 100 agentes habita un paisaje de 20x20 cuadrados, con cinco fuentes de alimentos. Los agentes se desplazan sobre el paisaje en busca de comida, comparten, roban, se reproducen, producen descendencia y, finalmente mueren. La violencia y la venganza reducen las probabilidades de supervivencia de la población así como la falta de medios de subsistencia. Al variar los parámetros del modelo comprueba que excluyendo a grandes segmentos de la población de la violencia y la venganza, mejoran significativamente las tasas de supervivencia; de igual modo la tolerancia a las transgresiones reduce el número de agentes asesinados por ataques de represalia. Una mayor densidad de población aumenta el número de muertes por venganza, pero también aumenta la tasa de supervivencia de la población total. La disminución del suministro de alimentos para una población fija inicial da como resultado más muertes debido a la violencia y la venganza. La huida de los agresores mejora la supervivencia de la población total a expensas de la cohesión social. Si el asesinato es incrementado como un valor social positivo, la tasa de supervivencia

de la población total aumenta y el número de matanzas por venganza disminuye.

Desde otras perspectivas se ha intentado evitar supuestos deterministas tanto como racionales. El trabajo de Saam y Harrer (1999) ha abordado el estudio de las normas sociales simulando cómo éstas pueden controlar el conflicto y las agresiones reduciendo situaciones de desigualdad social. Sus resultados han demostrado que la hipótesis propuesta funciona en sociedades muy igualitarias, como lo son las sociedades cazadoras-recolectoras (Saam y Harrer 1999, véase también Verhagen 2001). Suleiman y Fischer (2000) han expuesto que la forma jerárquica en la toma de decisiones puede afectar o incidir en los conflictos intergrupales. Diferentes autores se han interesado por simular la aparición de la violencia, el conflicto y la guerra (Ilachinski 2004; Taylor *et al.* 2004; Clements y Hughes 2004; Younger 2005), el surgimiento de la estratificación de género (Robinson-Cox *et al.* 2007), la función de los símbolos de estatus en sociedades jerárquicamente ordenadas (Pedone y Conte 2001), o las consecuencias de la distribución de la riqueza en la sociedades artificiales (Impullitti y Rebmann 2002).

Es importante remarcar que la falta de perspectivas “más sociales”, con mayor énfasis en el análisis de las interacciones y de los comportamientos humanos no es un defecto de la técnica, es más bien una decisión de la perspectiva a abordar por el modelador. Desde disciplinas como la sociología, economía o antropología ABM se ha propuesto superar los supuestos racionalistas e individualistas del comportamiento humano; desde la arqueología, como lo hemos señalado anteriormente, en la mayoría de los ejemplos utilizados sobre aplicación de ABM, se continúa enfatizando el papel de los factores externos o ambientales en las explicaciones sobre dinámicas sociales. En este sentido, tanto el análisis de los sistemas complejos y particularmente ABM constituye una excelente herramienta para poner a prueba los enfoques deterministas y unicausales preponderantes en arqueología y ABM constituye una excelente herramienta que nos permite poner a experimentar y medir la verdadera incidencia de los factores ambientales sobre las dinámicas de interacción social.

5. ¿Simulamos para predecir?

Como arqueólogos no contamos con ninguna observación ni descripción directa de las actividades en el pasado, sí contamos con evidencia material de las actividades sociales. Estas evidencias son el resultado de un reducido subconjunto del total de las actividades realizadas en la prehistoria. Como científicos sociales nos vemos obligados a explicar la dinámica de las acciones sociales en el pasado, por lo cual, no sólo debemos interesarnos en buscar las causas generadoras del registro material, también debemos estudiar las acciones sociales no observables que generan esos efectos materiales. Debemos descubrir las entidades, interacciones y acciones sociales que hayan producido en el pasado las pruebas materiales que hoy reconocemos y distinguimos en el presente. A falta de máquinas del tiempo buenos son los ordenadores, pues éstos constituyen la herramienta básica para la reconstrucción virtual.

Muchos investigadores han propuesto ABM como un laboratorio de las ciencias sociales, ¿POR QUÉ?, Porque permite la manipulación de variables, observar procesos espaciales y temporales en minutos, permite correlacionar los datos que proyectan los cálculos computacionales, establecer condiciones iniciales y experimentar con los posibles comportamientos emergentes, probar hipótesis, replicar los experimentos y correlacionar los resultados con los datos empíricos. En la modelización los supuestos no se esconden, deben explicitarse, permitiendo testear la consistencia interna del modelo, su consecuencia lógica o implicancias y las relaciones que mantienen con los datos. Por consiguiente permite experimentar virtualmente con comportamientos que de otra manera no podríamos observar, ni replicar. El plasmar en un modelo una formalización de la dinámica social facilita lograr resultados y proyecciones plausibles. Una vez puesto en marcha el programa no sólo se puede seguir la evolución de una posible configuración social, también puede modificarse y reiniciarse cambiando las condiciones iniciales y permitiendo la observación de diferentes proyecciones de una dinámica social.

La simulación social y ABM permiten hacer predicciones cualitativas o cuantitativas:

¿Pero, es posible predecir en arqueología?

Como decíamos al principio, las acciones sociales producen efectos. Cualquier consecuencia de una acción social es una evidencia arqueológica o un artefacto. El método de ingeniería inversa permite partir de los efectos e inferir las causas, pues parte del fenómeno final para luego inferir las consecuencias (Barceló 2009). Este es un razonamiento opuesto a la predictibilidad del modelo univariable clásico, que pone a prueba las causas de una teoría o una hipótesis para predecir las consecuencias lógicas de éstas. La ingeniería inversa se basa en una completa descripción de los efectos de un fenómeno, a partir del cual intentará obtener información sobre cómo, cuándo y por qué ha ocurrido.

En arqueología siempre observamos las respuestas de un sistema, no las causas. Describimos esas respuestas y por medio de analogía y experimentación inferimos las causas. Cuando las respuestas son conocidas y las causas inferidas el modelo computacional puede ejecutarse experimentalmente, cuando ambas son identificadas entonces el modelo puede predecir los efectos. Si la predicción no coincide con las respuestas observadas, puede volver a ejecutarse la experimentación computacional cambiando las hipotéticas causas del modelo. En la medida en que los resultados obtenidos a partir de la experimentación con el modelo se ajusten a los observados en el referente empírico podremos decir que el modelo ha sido validado (Moss *et al.* 1997). Si un modelo mejora nuestro conocimiento sobre el mundo real, podremos valorar su capacidad explicativa sobre un determinado segmento del mundo real.

A modo de síntesis podríamos decir que, en relación con otras técnicas de simulación, ABM tiene importantes ventajas:

- Favorece el modelado y la implementación de comportamientos pro-activos, esto es importante cuando se simulan seres humanos capaces de tomar decisiones, iniciativas, que no necesitan actuar sólo en respuesta a estímulos externos.
- Compatibiliza bien con la computación distribuida. Dado que cada agente es implementado como una pieza separada de soft-

ware correspondiente con algún proceso, esto resulta más conveniente para que diferentes agentes puedan ejecutarse en diferentes máquinas, mejorando así el rendimiento de la ejecución y la escalabilidad.

Dado que, por lo general, cada agente es implementado por separado y que puede comunicarse con cualquier otro agente mediante un lenguaje común, esto permite que durante el proceso puedan añadirse o eliminarse agentes sin interrumpir la simulación, permitiendo que los escenarios de simulación sean extremadamente dinámicos.

Podría decirse que ABM funciona más como una mente que como una tecnología. Nos permite simular sistemas sociales pasados, convirtiéndose en una nueva metodología para la investigación social e histórica. El valor de crear sociedades artificiales no es crear entidades para observar su propio funcionamiento, el valor está dado por las observaciones que se puedan realizar de los modelos teóricos sobre una plataforma experimental. Esta nueva metodología podría definirse como una simulación exploratoria, que puede contribuir de la siguiente manera:

- Permite identificar y detectar los efectos desconocidos y los efectos analíticos derivados del modelo hasta el momento no previstos.
- Da la oportunidad de descubrir alternativas posibles a las observadas en el mundo real.
- Puede observarse detalladamente el funcionamiento de un fenómeno social.

Cuando se ejecuta una simulación el sistema funciona de una determinada manera y muestra cierto comportamiento. La simulación o bien puede constituir una prueba de modelo y teorías o simplemente permite al experimentador observar y registrar el comportamiento del sistema ejecutado. No se pretende simular la acción social como un ejercicio libre, el objetivo es crear sociedades artificiales de acuerdo a la teoría social, poniendo a prueba las consecuencias observables de las teorías, ser capaces de crear instrumentos de medición adecuados y poner a prueba la teoría en el mundo real. En arqueología lo que interesa es crear una sociedad artificial a partir de los datos conocidos de sociedades

prehistóricas; la etnoarqueología nos provee datos sobre la relación entre la evidencia arqueológica y las acciones observables etnográficamente. La etnografía nos brinda información sobre las motivaciones, intenciones y la aparente falta de racionalidad económica de las sociedades cazadoras recolectoras, mientras que la arqueología nos ofrece la posibilidad de introducir temporalidad, cambio y evolución en los modelos explicativos.

Mediante la simulación de las sociedades prehistóricas podemos acercarnos a la comprensión de las actividades sociales en el pasado en términos de ejecución de un sistema "puro", para analizar así el espacio de posibilidades que se abren al sistema. Mediante la introducción de "restricciones" al sistema, logramos aproximarnos al comportamiento del modelo simulado al comportamiento de un sistema social real. Por lo tanto, el punto de partida del análisis de sistemas sociales por medio de simulación computacional no es la simulación de un sistema en particular, es el análisis de la evolución lógica y de los desarrollos estadísticos posibles del sistema modelo. Puesto que estos sistemas suelen generar evoluciones y desarrollos muy diferentes a los conocidos a través de la historia, se vuelve necesario limitar estas posibilidades mediante restricciones sociales conocidas a través de la realidad social. Por lo tanto, la introducción de restricciones es una herramienta metodológica utilizada para limitar las posibilidades lógicas y al mismo tiempo es una forma de validar los modelos cuando se los confronta con la realidad social.

Obviamente, no todo se puede simular con un ordenador debido a las muchas limitaciones del enfoque, en particular, porque las descripciones de los mecanismos sociales no son unívocos. Esto significa que una verdadera cartografía de entrada-salida no puede ser seleccionada entre un gran conjunto de asignaciones posibles y sin restricciones adicionales impuestas. Este comportamiento no deseado puede ser debido a diferentes factores, entre ellos: el ruido en las mediciones, el número insuficiente de medidas, pero sobre todo, a causa de la no linealidad de la actividad social en sí misma: acciones diferentes pueden producir las mismas características observables a nivel arqueológico, o una

misma acción puede no producir siempre las mismas características arqueológicamente observables.

Sin embargo, afortunadamente, las simulaciones de ordenador pueden dar en ocasiones los efectos resultantes de los mecanismos sociales, cuyas operaciones son demasiado irregulares para que el arqueólogo o científico social pueda predecir de forma fiable sus resultados futuros, o explicar de manera sistemática por qué a veces no se producen los efectos que se producen en otras ocasiones.

6. Implicancias arqueológicas

¿Cómo sabemos en arqueología que los modelos utilizados son correctos? Un buen modelo no es una verdad científica universal. Un buen modelo debe ajustarse razonablemente bien a una parte del mundo real, en ciertos aspectos y objetivos específicos. El grado en que un modelo se ajusta a la realidad está determinado por la investigación empírica y el cumplimiento de los objetivos pautados. Las hipótesis pueden contrastarse, pero en arqueología la contrastación de hipótesis nunca es directa (al igual que en la simulación computacional). Contamos con restos materiales del pasado pero este registro siempre se nos presenta de forma parcial e incompleta, es por ello que los restos arqueológicos pueden ser considerados como un reflejo indirecto de un conjunto de procesos causales responsables de la forma en que se presenta el registro. Este punto nos interesa particularmente porque demuestra la existencia o la ausencia de procesos ya no perceptibles en el presente. Los procesos causales pueden definirse como hipótesis, por lo tanto, es la teoría quien integra el registro dentro de un marco conceptual, en la medida que el proceso causal (hipotéticamente definido), sea verificado. Esto significa, que al explicar satisfactoriamente las transformaciones perceptibles en el presente, se podrá establecer si estos "pasados" son verídicos y reales.

Es por esto importante tener en cuenta que la simulación nunca producirá respuestas definitivas o concluyentes, sino explicaciones de naturaleza probabilística. Ni las acciones sociales ni sus consecuencias son totalmente predecibles, pero su ocu-

rrencia en unas circunstancias concretas sí pueden ser más o menos probables en función de lo que sepamos de las circunstancias (calibración) y los agentes que en ellas participan (Barceló 1999, 2009). De ahí que cualquier comparación que hagamos entre los mecanismos implementados y los procesos del mundo real, entre los datos empíricos y los resultados de la simulación no hagan más que aumentar el nivel de confianza del modelo. Cuanta mayor confianza se pueda establecer entre el modelo y sus resultados, mayor el grado de validez, antes que auténtica verificación, pues la verdad absoluta de un modelo no es posible de demostrar. La probabilidad permite medir la intensidad y la tendencia de los resultados de acuerdo a determinadas circunstancias causales (Popper 1957; Salmon 1984; Bunge 1985; Cartwright 1989; Eells 1991; Rivadulla 1991). Es por esto que debe insistirse en que los modelos pueden ser falsables en el sentido Popperiano del término, demostrando la falsabilidad del modelo y evaluando si este resulta incorrecto a partir de múltiples pruebas estadísticas que refuerzan o debilitan el grado de verosimilitud del mismo y la confianza a posteriori que tengamos en él, en un sentido bayesiano. Los modelos se corroboran sobre los datos resultantes de la simulación, comparando los datos obtenidos con los datos reales, otorgando así una mayor o menor certeza al modelo. Cuando los modelos son altamente abstractos los experimentos permiten generar y no testear hipótesis empíricamente, es por esto necesario que la utilización de los datos empíricos en ABM pueda habilitar la calibración y validación de los resultados.

En realidad, lo que hacemos en una simulación no es programar de manera determinista las causas de las acciones cuya ocurrencia en el pasado nos interesa predecir, sino que pretendemos llegar a entender el pasado de acuerdo a sus potencialidades apriorísticas o *affordance*¹. El término *affordance* hace

¹ Aunque no existe una traducción exacta (o generalmente aceptada) al castellano del significado de este concepto, algunos autores le han otorgado significados variados, por lo que este concepto ha sido interpretado como “permissividad”, “habilitación” y “oportunidades ambientales”, o “invitaciones al uso”. La contracara del término *affordance* se denomina *constraints* (restricciones o

referencia a las posibilidades de acción que un agente es consciente de poder realizar (Gibson 1979). Este término fue definido por el psicólogo James Gibson para indicar el uso potencial de un objeto en su relación con el entorno. De este modo la función de una acción podría reflejar las situaciones en las que la acción puede tener lugar y los posibles resultados que daría cuando esta se realiza. Conjuntamente los agentes y las acciones especifican esa potencialidad constituyendo las causas inmediatas de la función percibida. Los arqueólogos no observamos el pasado de forma directa, pero sí utilizamos explicaciones potenciales para describir los fenómenos que han tenido lugar en el pasado. Los datos que son percibidos no deberían considerarse como una abstracción semántica pero sí pueden ser comprendidos como un conjunto habilitado de oportunidades dentro de un contexto. La interpretación del registro debe basarse en la comprensión tanto de los eventos sociales como naturales que han influido en la presencia, alteración, ubicación tanto de los componentes individuales como del conjunto como un todo. En una simulación histórica las actividades sociales se describen en términos de disposiciones o capacidades, basadas en una serie de supuestos previos sobre los agentes, relaciones y entorno (Barceló 2010; Barceló *et al.* 2010). Así los observables arqueológicos pueden describirse en términos de *affordances* apriorísticos: las relaciones entre las propiedades observadas y las propiedades inferidas de los agentes que han generado esas propiedades. Los *affordances* de cualquier acción social que tuvo lugar en el pasado se vuelven evidentes al documentar empíricamente su uso y/o proceso de formación.

Por otro lado, en muchas ocasiones es más simple poder determinar con ayuda de una simulación las restricciones necesarias que la ocurrencia de las acciones sociales tuvo que haber afrontado. Debemos considerar que una “restricción” es en realidad, el exacto opuesto de una *affordances*. Las restricciones más

limitaciones): los objetos no solamente comunican su función sino que también nos dicen lo que no podemos hacer con ellos.

relevantes en arqueología pueden agruparse en tres categorías (Bicici y St. Amant 2003):

- Restricciones Espaciales: describen las relaciones espaciales asociadas con una acción y con su ocurrencia en un determinado ambiente.
- Restricciones Físicas: describe las relaciones físicas en la ocurrencia de una acción.
- Restricciones Dinámicas: describe la cinemática de la acción y sus consecuencias en la movilidad de los agentes.

Es necesario enfatizar el hecho de que entender las acciones sociales realizadas en el pasado significa entender la probabilidad de que esas acciones pudieran haber ocurrido en ese momento y en ese lugar, en esas circunstancias concretas. Esta implementación de las potencialidades o de las *affordances* causales en una computadora es lo que caracteriza la simulación computacional de los procesos causales (Doran y Gilbert 1994; Gilbert 1996, 1998, 2000; Davidsson 2001; Goldspink 2002; Axelrod 2005; Becker *et al.* 2005). Para explicar el pasado mediante una simulación computacional es necesario conocer las potencialidades de las acciones sociales del fenómeno analizado y hacerlas explícitas en el modelo de simulación utilizado. Por lo tanto una teoría computacional nos permite describir un problema; mediante el uso de algoritmos, se describen las posibles soluciones y ejecutando la simulación se produce una historia dinámica del proceso estudiado (Epstein y Axtell 1996; Ossowski 1999; Axtell 2000; Wooldridge 2000; Davidsson 2000, 2001; Inverno y Luck 2003; Mainzer 2004; Sawyer 2005; Sun 2006).

En consecuencia, la simulación computacional nos permite explorar diferentes estrategias que permitan encontrar y extraer datos de la realidad para poder integrar ABM con los métodos empíricos tradicionales de las ciencias sociales, como los métodos cualitativos, cuantitativos, experimentales y participativos (Boero y Squazzoni 2005). De acuerdo a los objetivos propuestos para ABM pueden diferenciarse diferentes tipos de modelos que estén de acuerdo a los casos particulares de estudio, a las tipificaciones y a las abstracciones teóricas. Estas diferencias imponen también desafíos diferentes para la recolección de datos e

implican el uso de diferentes estrategias de validación. Los modelos abstractos se caracterizan por ser más pequeños, modulares y simples, es por esto que requieren niveles más bajos de validación pues su objetivo es poner a prueba conceptos o demostrar el impacto relativo de los mecanismos básicos de explicación. Al utilizar pocos parámetros e interfaces simples aumenta la generalización y disminuye la capacidad de generar resultados de aplicación específica o predicciones específicas, es por esta razón que la validación resulta en cierto modo algo “menos crítica”. En cambio los modelos más empíricos requieren un mayor nivel de validación pues son utilizados para responder a problemas y resoluciones específicas. Consecuentemente es importante tener en cuenta la diferencia entre simplicidad del modelo y veracidad, pues ambas dependen de los objetivos del problema modelado (Burton y Obel 1995). Cuanta más veracidad se planteen para los resultados del modelo, a mayores etapas y niveles de validación se deberán someter sus resultados. Según Troitzsch (1997), las simulaciones con objetivos históricos basadas en observaciones pasadas constituyen una excelente forma de validación porque permiten experimentar modelos teóricos cuyas consecuencias empíricas nos son conocidas y sirven además como herramientas útiles para modelos teóricos cuyo objetivo es la predicción de fenómenos sociales.

Las simulaciones computacionales modelan la experiencia como un efecto acumulativo y contextual y no de forma discreta (Clancey 1997). Los resultados de la simulación conforman el entramado de relaciones resultantes entre los agentes y el “mundo” dentro del cual se desarrollaron las acciones, por lo tanto deben ser comprendidas como relaciones históricas. Los agentes a través de la interacción modifican sus propias acciones y percepciones dando como resultado nuevas acciones y nuevas percepciones. Estos reconocen y actúan, en cada nueva circunstancia de interacción, en base a sus experiencias previas de aprendizaje y experimentación, dando como resultado “posibilidades de explicación”. El contexto de interacción también es un sistema dinámico complejo en el cual la procedencia los datos de entrada de la simulación, tanto como los resultados, se encuen-

tran fuertemente acoplados. A medida que va aumentando la complejidad del sistema los resultados se vuelven más dependientes de la historia de las interacciones previas. Como postula Jacob, un reconocido genetista molecular: “*simpler objects are more dependent on physical constraints than on history. As complexity increases, history plays the greater part*” (citado por Clark 1997: 88).

Agradecimientos

Esta investigación ha sido financiada por el Ministerio de Ciencia e Innovación, a través del Subsidio de Investigación No. HAR2012-31036 and Project CSD2010-00034 «*Social and environmental transitions: Simulating the past to understand human behaviour (SimulPast)*» (CONSOLIDER-INGENIO 2010 Program by Spanish Ministry of Science and Innovation: <http://www.simulpast.es>).

Bibliografía

- Altaweel, Mark, Tate Paulette y John Christiansen. 2006. Modeling Dynamic Human Ecologies: Examples from Northern Mesopotamia. *BANEA conference*, Edinburgh <http://oi.uchicago.edu/OI/PROJ/MASS/papers/PresentationBanea.pdf>. Consultado Abril 2010.
- Altaweel, Mark y John Christiansen. 2004. Simulating a Bronze Age City State Under Stress. Modeling Long-Term Culture Change. Workshop at the Santa Fe Institute, October 2004. http://oi.uchicago.edu/OI/PROJ/MASS/papers/SFI2004_MASS_2.pdf Consultado Abril 2010.
- Axelrod, Robert. 1997. Advancing the Art of Simulation in the Social Sciences. En R. Conte, R. Hegselmann y P. Terna (eds.). *Simulating Social Phenomena, Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*. Pp. 21-40. Springer. Berlin.
- 2005. Advancing the Art of Simulation in the Social Sciences. En J. P. Rennard (ed.). *Handbook of Research on Nature Inspired Computing for Economy and Management*. pp. 90-100. Hersey (PA): Idea Group.

- Axelrod Robert y Michael D. Cohen. 2001. Harnessing Complexity: *Organizational Implications of a Scientific Frontier*. Free Press. New York.
- Axtell, Robert. 2000. Why agents? On the varied motivations for agent computing in the social sciences. *Center on Social and Economic Dynamics Working Paper*, 17.
- Axtell, Robert, Joshua M. Epstein, Jeffrey S. Dean, George J. Gumerman, Alan C. Swedlund, Jason Harburger, Shubha Chakravarty, Ross Hammond, Jon Parker y Miles Parker. 2002. *Population growth and collapse in a multiagent model of the Kayenta Anasazi in Long House Valley*. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 99(3): 7275–7279.
- Bankes, Steven C. 2002. Agent-based modeling: A revolution?. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 99(10): 7199-7200.
- Barceló, Juan A. 1999. Verdader o Fals? La necessitat de la filosofia en Arqueologia. *Cota zero: revista d'arqueologia i ciència* 14: 30-40.
- 2009. *Computational Intelligence in Archaeology*. Information reference Source -The IGI Group. Hershey. New York.
- 2010. Sociedades artificiales para el análisis de procesos sociales en la prehistoria. *Cuadernos de Prehistoria de la Universidad de Granada* Vol. 20.
- Barceló, Juan A., José Cuesta, Florencia del Castillo, José M. Galán, Laura Mameli, Francesc Miguel, José I. Santos y Xavier Vila. 2010. Simulating Social, Economic and Political Decisions in a hunter-Gatherer group. The case of prehistoric Patagonia. *Computer Applications in Archaeology Conference*. Granada.
- Becker, Joerg, Bjoern Niehaves y Karsten Klose. 2005. A Framework for Epistemological Perspectives on Simulation. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 8(4). <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/8/4/7.html>. Consultado Enero 2010.
- Bentley, R. Alexander, Mark W. Lake y Stephen J. Shennan. 2005. Specialization and Wealth Inequality in a Model of a Clus-

- tered Economic Network. *Journal of Archaeological Science* 32: 1346-1356.
- Bicici, Ergun y Robert Sant Amant. 2003. *Reasoning about the functionality of tools and physical artifacts*. Technical Report TR-2003-22, Department of Computer Science, North Carolina State University.
- Boero, Ricardo y Flaminio Squazzoni. 2005. Does empirical embeddedness matter? Methodological Issues on Agent-Based Models for Analytical Social Science. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 8(4).
- Bonabeau, Eric. 2002. Agent-based Modeling: Methods and Techniques for Simulating Human Systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 99 (suppl. 3): 7280-7287.
- Brantingham, Jeffrey. 2003. A Neutral Model of Raw Materials Procurement. *American Antiquity* 68: 487-509.
- Brown, Courtney. 1995. *Chaos and Catastrophe Theories*. Sage Publications. Thousand Oaks. California.
- Buchanan, Mark. 2007. *The Social Atom. Why the Rich Get Richer, Cheaters Get Caught, and Your Neighbor Usually Looks Like You*. Bloomsbury. New York.
- Bunge, Mario. 1985. *Racionalidad y Realismo*. Alianza Editorial. Madrid.
- Burton, Richard y Borge Obel. 1995. The Validity of Computational Models in Organization Science: From Model Realism to Purpose of the Model. *Computational and Mathematical Organization Theory* 1 (1): 57-71.
- Caldas, José C. y Helder Coelho. 1999a. "Agents, Groups and Institutions", Working Paper, DINAMIA/ISCTE.
- 1999b. The Origin of Institutions: Socio-economic Processes, Choice, Norms and Conventions. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 2(2).
- Cartwright, Nancy. 1989. *Nature's Capacities and Their Measurement*. Clarendon Press. Oxford.
- Christiansen, John y Mark Altaweel. 2006. Understanding Ancient Societies: A New Approach Using Agent-Based Holistic

- Modeling. *Structure and Dynamics: Journal of Anthropological and Related Science*, 1(2): Article 7.
- Clancey, William J. 1997. *Situated Cognition: On Human Knowledge and Computer Representations*. Cambridge University Press. Cambridge.
- Clark, Andy. 1997. *Being there, putting brain, body, and world together*. MIT Press. Cambridge.
- Clements, Richard R. y Roger L. Hughes. 2004. Mathematical Modelling of a Mediaeval Battle: The Battle of Agincourt, 1415. *Mathematics and Computers in Simulation* 64(2): 259-269.
- Conte, Rosaria, Rainer Hegselmann y Pietro Terna. 1997. Simulating Social Phenomena. *Social Simulation - A New Disciplinary Synthesis*. Springer Verlag. Berlin.
- Ch'ng, Eugene y Robert J. Stone. 2006. Enhancing Virtual Reality with Artificial Life: Reconstructing a Flooded European Mesolithic Landscape. *Presence: Teleoperators & Virtual Environments* 15(3): 341-352.
- Croon, Marcel A. y Fons J. R. Van De Vijver. 1994. *Viability of Mathematical Models in the Social and Behavioral Sciences*. Swets & Zeitlinger B.V. Lisse Berwyn PA.
- Davidsson, Paul. 2000. Multi Agent Based Simulation: Beyond Social Simulation. En S. Moss y P. Davidsson (eds.). *Multi-Agent-Based Simulation*. Springer-Verlag. Berlin.
- 2001. Categories of artificial Societies. En A. Omicini, P. Petta y R. Tolksdorf (eds.). *Engineering Societies in the Agents World II*. Springer. Berlin.
- Dean, Jeffrey S., George J. Gumerman, Joshua M. Epstein, Robert L. Axtell, Alan C. Swedlund, Miles T. Parker y Stephen McCarroll. 2000. Understanding Anasazi Culture Change through Agent-based Modeling. En T. A. Kohler y G. J. Gumerman (eds.). *Dynamics in Human and Primate Societies: Agent-based Modeling of Social and Spatial Processes*. pp. 179-205. Oxford University Press. Oxford.
- Doran, Jim E. 1997. Distributed Artificial Intelligence and Emergent Social Complexity. En S.E. van de Leeuw y J. McGlade

- (eds.). *Time, Process and Structured Transformation in Archaeology*. Routledge. Londres.
- 1999. Prospects for Agent-Based Modelling in Archaeology. *Archeologia e Calcolatori* 10: 33-44.
- 2000. Trajectories to Complexity in Artificial Societies. En A. Kohler y G. Gumerman (eds.). *Dynamics in Human and Primate Societies*. Pp. 89-106. Oxford University Press. Oxford.
- Doran, Jim y Nigel Gilbert. 1994. Simulating societies: An introduction. En G. N. Gilbert y J. Doran (eds.). *Simulating societies: The computer simulation of social phenomena*. Pp. 1-18. UCL Press. London.
- Doran, Jim, Mike Palmer, Nigel Gilbert y Paul Mellars. 1994. The EOS Project: Modelling Upper Paleolithic Social Change in Simulating Societies. En G. N. Gilbert y J. Doran (eds.). *The Computer Simulation of Social Phenomena*. pp. 195-221. UCL Press. London.
- Drechsler, Phillip y Dirk Tiede. 2007. The Spread of Neolithic Herders –A Computer Aided Modeling Approach. En A. Figueiredo y G. Velho (eds.). *The World is in your eyes. Computer Applications in Archaeology*. pp.231-236. CAA Portugal. Tomar.
- Eells, Ellery. 1991. *Probabilistic Causality*. Cambridge University Press. Cambridge.
- Epstein, Joshua M. 2006. *Generative Social Science. Studies in Agent-Based Computational Modeling*. Princeton University Press. Princeton.
- 2007. *Generative Social Science: Studies in Agent-Based Computational Modeling*. Princeton University Press. Princeton.
- Epstein, Joshua M. y Robert Axtell. 1996. *Growing Artificial Societies: Social Science from the Bottom up*. Brookings Institution Press MIT. Cambridge.
- Figueiredo, Alexandra y Gonçalo Leite Velho. 2001. Complexity in Action: The Emergence of Agro-Pastoral Societies. En Z. Stancic y T. Veljanovski (eds.). *Computing Archaeology for Understanding the Past*. pp. 272-278. ArchaeoPress. Oxford.

- Gershenson, Carlos. 2002. Philosophical Ideas on the Simulation of Social Behavior. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 5(3): 1-12.
- Gibson, James J. 1979. *The Ecological Approach to Visual Perception*. Mifflin. Boston.
- Giere, Ronald N. 1988. *Explaining Science: A Cognitive Approach*. The University of Chicago Press. Chicago.
- Gilbert, Nigel 1996. Environments and Languages to Support Social Simulation. En K.G. Troitzsch, U. Mueller, G. N. Gilbert y J. E. Doran (eds.). *Social Science Microsimulation*. pp.457-458. Springer. Berlin.
- 1998. Simulation: An Introduction to the Idea. En P. Ahrweiler y N. Gilbert (eds.). *Computer Simulations in Science and Technology Studies*. pp. 1-14. Springer Berlín.
- 2000. The Simulation of Social Processes. En N. Ferrand (ed.). *Modèles et Systèmes Multi-Agents pour la Gestion de l'Environnement et des Territoires*. pp. 121-137. Cemagref Editions. Clermont-Ferrand.
- 2008. *Agent-Based Models*. Sage Publications Ltd. London.
- Gilbert, Nigel y Andrew Abbott. 2005. Introduction. *American Journal of Sociology*, 110(4), 859-863.
- Gilbert, Nigel y Klaus G. Troitzsch. 1996. *Simulation for the Social Scientist*. U.K. Open University Press. Buckingham.
- Goldspink, Chris. 2002. Methodological Implications of Complex Systems Approaches to Sociality: Simulation as a foundation for knowledge. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 5(1).
- Griffiths, H. Brian y Adrian Oldknow. 1993. *Mathematics of Models*. Ellis Horwood. Nueva York.
- Gumerman, George J., Alan C. Swedlund, Jeffrey S. Dean y Joshua S. Epstein. 2003. The Evolution of Social Behavior in the Pre-historic American Southwest. *Artificial Life* 9(4): 435-444.
- Heisenberg, Werner. 1927. Über den anschaulichen Inhalt der quantentheoretischen Kinematik und Mechanik. *Zeitschrift für Physik* 43(3-4): 172-198.
- Helbing, Dirk. 1985. *Quantitative Sociodynamics*. Academic Publishers. Dordrecht. Kluwer.

- Holland, John. 1995. *Hidden Order: How Adaptation Builds Complexity*. Perseus books. Reading, Massachusetts.
- Ilachinski, Andrew. 2004. *Artificial War: Multiagent-Based Simulation of Combat*. World Scientific Publishing. Singapore.
- Impullitti, Giammario y C. Matthias Rebmann. 2002. An Agent-Based Model of Wealth Distribution. CEPA Working Paper 2002-15 <http://www.newschool.edu/cepa/papers/archive/cepa200215.pdf>. Consultado Julio 2008.
- Inverno, Mark D' y Michael Luck. 2003. *Understanding Agent Systems*. Springer. Berlin.
- Johnson, C. David, Timothy A. Kohler y Jason A. Cowan 2005. Modeling Historical Ecology, Thinking about Contemporary Systems. *American Anthropologist* 107: 96-108.
- Kohler, Timothy. 2003. Agent-Based Modeling of Mesa Verde Region Settlement Systems: Introduction. Presentado en *Symposium Building Models for Settlement Systems in the Late Prehispanic Mesa Verde Region: An Interdisciplinary Approach* 68th Annual Meeting of the Society for American Archaeology, Milwaukee, April. <http://www.wsu.edu/%7Evillage/Kohler%20SAA%20%2703.pdf>. Consultado Enero 2008.
- Kohler, Timothy y George Gummerman. 2000. *Dynamics in Human and Primate Societies*. Santa Fe Institute Studies in the Sciences of Complexity. Oxford University Press. Oxford.
- Kohler, Timothy A., George J. Gumerman y R. G. Reynolds. 2005. Simulating Ancient Societies. *Scientific American* 293(1): 76-83.
- Kohler, Timothy A., C. David Johnson, M. Varien, S. Ortman, Robert Reynolds, Ziad Kobti, Jason Cowan, Kenneth Kolm, Schaun Smith y Lorene Yap. 2007. Settlement Ecodynamics in the Prehispanic Central Mesa Verde Region. En T. Kohler y S. E. van der Leeuw (eds.). *Model-Based Archaeology of Socionatural Systems*. Pp. 61-104. SAR Press. Santa Fe.
- Kohler, Timothy A. y Lorene Yap. 2003. Modeling Reciprocal Exchange in Southwestern Societies. Presentado en *68th Annual Meeting of the Society for American Archaeology*. Mil-

- waukee. WI. <http://www.wsu.edu/%7Evillage/Kohler%20&%20Yap%20SAA%202003.pdf> Consultado Enero 2008.
- Kuznar, Lawrence A. y Robert Sedlmeyer. 2005. Collective Violence in Darfur: An Agent-Based Model of Pastoral Nomad/Sedentary Peasant Interaction. *Mathematical Anthropology and Cultural Theory: An International Journal* 1 (4).
- Lake, Mark W. 2000a. MAGICAL Computer Simulation of Mesolithic Foraging. En T. A. Kohler y G.J. Gumerman (eds.). *Dynamics in Human and Primate Societies: Agent-Based Modelling of Social and Spatial Processes*. pp. 107-143. Oxford University Press. Oxford.
- 2000b. MAGICAL Computer Simulation of Mesolithic Foraging on Islay. En S. J. Mithen (ed.). *Hunter-Gatherer Landscape Archaeology: The Southern Hebrides Mesolithic Project, 1988-98*. pp. 465-495. Mc Donald Institute for Archaeological Research. Cambridge.
- Mainzer, Klaus. 2004. *Thinking in Complexity. The Computational dynamics of Matter, Mind and Mankind*. Springer. Berlin.
- Miller, John H. y Scott E. Page. 2007. *Complex Adaptive System. An Introduction to Computational Models of Social Life*. Princeton University Press. Princeton.
- Mithen, Steven J. 1990. *Thoughtful Foragers: A Study of Prehistoric Decision Making*. Cambridge University Press. Cambridge.
- 2003. *After The Ice: A Global Human History, 20.000-5.000 BC*. Weidenfeld & Nicolson. London.
- Moss, Scott, Bruce Edmonds y Steve Wallis. 1997. *Validation and Verification of Computational Models with Multiple Cognitive Agents*. Centre for Policy Modelling Report CPM-97-25. Manchester: Centre for Policy Modelling (accessible at: <http://www.cpm.mmu.ac.uk/cpmrep25.html>) Consultado noviembre 2010.
- Ossowski, Sascha. 1999. *Co-ordination in Artificial Agent Societies. Social Structures and Its Implications for Autonomous Problem-Solving Agents*. Springer. Berlin.
- Parisi, Domenico y Stefano Nolfi. 2005. Sociality in Embodied Neural Agents. En R. Sun (ed.). *Cognition and Multi-Agent*

- Interaction*. pp. 328-354. Cambridge University Press. Cambridge.
- Pedone, Roberto y Rosaria Conte. 2001. Dynamics of Status Symbols and Social Complexity. *Social Science Computer Review* 19(3): 249-262.
- Popper, Karl. 1957. *El objetivo de la ciencia*. En D. Miller (ed.). *Popper: escritos selectos*. pp. 178-187. Fondo de Cultura Económica. México.
- Premo, Luke. 2005. Patchiness and Prosociality: An Agent-based Model of Plio/Pleistocene Hominid Food Sharing. En P. Davidsson, K. Takadama y B. Logan (eds.). *Multi-Agent and Multi-Agent-Based Simulation*. Lecture Notes in Artificial Intelligence, vol. 3415. pp. 210-224. Springer-Verlag. Berlin.
- Robinson-Cox, James F., Richard F. Martell y Cinthya G. Emrich. 2007. Simulating Gender Stratification. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 10(3).
- Rivadulla, Andrés. 1991. *Probabilidad e Inferencia Científica*. Editorial Anthropos. Barcelona.
- Saam, Nicole J. y Andreas Harrer. 1999. Simulating Norms, Social Inequality, and Functional Change in Artificial Societies. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2 (1).
- Salmon, Wesley. 1984. *Scientific Explanation and the Causal Structure of the World*. Princeton University Press. Princeton.
- Sawyer, R. Keith. 2005. *Social Emergence: Societies As Complex Systems*. Cambridge University Press. Cambridge.
- Seror, Ann C. 1994. Simulation of Complex Organizational Processes: A Review of Methods and their Epistemological Foundations. En N. Gilbert y J. Doran (eds.). *Simulating Societies*. pp. 19-40. UCL Press. London.
- Shubik, Martin. 1992. *Teoría de los juegos en ciencias sociales*. Fondo de Cultura Económica. México.
- Starfield, Anthony M., Karl A. Smith y Andrew L. Bleloch. 1990. *How to Model it: Problem Solving for the Computer Age*. McGraw-Hill. New York.
- Suleiman, Ramzi e Ilan Fischer. 2000. When One Decides for Many: The Effect of Delegation Methods on Cooperation in

- Simulated Inter-group Conflicts. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 3(4).
- Sun, Ron. 2006. *Cognition and Multi-Agent Interaction: From Cognitive Modeling to Social Simulation*. Cambridge University Press. Cambridge.
- Taylor, Glenn, Richard Frederiksen, Russell R. Vane y Edward Waltz. 2004. Agent-based Simulation of Geo-Political Conflict. Presentado en Innovative Applications of Artificial Intelligence (IAAI) July 2004. <http://www.soartech.com/pubs/IAAI04-GTaylor-AGILE.pdf>. Consultado en julio 2009.
- Thom, René. 1975. *Structural Stability and Morphogenesis*. Addison Wesley. Reading. Massachusetts.
- Troitzsch, Klaus G. 1997. Social Simulation - Origins, Prospects, Purposes. En R. Conte, R. Hegselmann y P. Terna (eds.). *Simulating Social Phenomena*. pp. 41-54. Springer-Verlag. Berlin.
- Vaart, Elske Van Der, Albert Hankel, Bart De Boer y Bart Verheij. 2006. Agents Adopting Agriculture: Modeling the Agricultural Transition. *From Animals to Animats 9, 9th International Conference on Simulation of Adaptive Behavior. Rome. Italy*. Lecture Notes in Computer Science (vol. 4095). pp. 750-761. Springer-Verlag. Berlin.
- Verhagen, Harko. 2001. Simulation of the Learning of Norms. *Social Science Computer Review* 19: 296-306.
- Ware, John A. 1995. *George Gumerman: The Long View*. The Bulletin of the Santa Fe Institute. New Mexico.
- Wooldridge, Michael. 2000. *Reasoning about Rational Agents*. The MIT Press. Cambridge.
- Younger, Stephen. 2005. Violence and Revenge in Egalitarian Societies. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 8(4).

Recibido: 15 de septiembre de 2013.

Aceptado: 31 de octubre de 2013.