



Cuadernos de Administración

ISSN: 0120-4645

cuadernosadm@correounivalle.edu.co

Universidad del Valle

Colombia

Martínez Díaz, Rodrigo; Zapata Domínguez, Álvaro
Las ciencias sociales y los dispositivos de la complejidad
Cuadernos de Administración, vol. 29, núm. 50, julio-diciembre, 2013, pp. 123-131
Universidad del Valle
Cali, Colombia

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=225029797002>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica
Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

Las ciencias sociales y los dispositivos de la complejidad

Social sciences and Complexity Devices

Les sciences sociales et les dispositifs de la complexité

Rodrigo Martínez Díaz

Profesor Titular (I). Escuela de Ingeniería Eléctrica y Electrónica,
Facultad de Ingenierías, Universidad del Valle, Cali - Colombia.
Integrante del Grupo de Investigación Humanismo y Gestión
categoría A1 de COLCIENCIAS, Universidad del Valle. Estudiante del
Doctorado en Administración Universidad del Valle.
E-mail: rodrigo.martinez.diaz@correounivalle.edu.co

Álvaro Zapata Domínguez

Director de Investigaciones, Escuela de Negocios, Universidad del
Norte, Barranquilla - Colombia. Director Grupo de Investigación
Innovar del Caribe, Categoría A de COLCIENCIAS. Ph.D. en
Administración. École des Hautes Commerciales (HEC), Universidad
de Montreal, Canadá. Magister en Administración. Universidad del
Valle, Cali - Colombia.
E-mail: alvaroz@uninorte.edu.co

Artículo de investigación científica y tecnológica

Según clasificación COLCIENCIAS

Recepción: 15/06/2013

Corrección: 21/10/2013

Aprobación: 29/10/2013

Resumen

Se presenta una perspectiva de comparación entre los métodos cualitativos y cuantitativos tradicionales de la investigación y las potencialidades del nuevo paradigma del modelamiento y simulación para la investigación en ciencias sociales, sus diferentes métodos y herramientas. Se revisan los criterios de la simulación dinámica, de los autómatas celulares y los agentes y se esbozan las concepciones provenientes de la inteligencia artificial como la vida artificial, las sociedades artificiales y la cultura artificial, que conducen hacia una ciencia social computacional explicativa. El estudio se centra en el Modelamiento y Simulación Basado en Agentes (ABMS), como el dispositivo por excelencia que permite la comprensión y explicación de los fenómenos sociales, su emergencia, evolución y adaptación más que la predicción típica de los demás tipos de simulación. La metodología de los modelos ABMS se posiciona como laboratorio para modificar las condiciones de simulación de los fenómenos reales, y permite construir sociedades artificiales en donde es posible realizar experimentos impedidos por la moral, la ética y/o los costos en la vida real.

Palabras clave: complejidad, no linealidad, modelamiento, simulación, inteligencia artificial, agentes.

Clasificación JEL: C63, C70, D23

Abstract

This paper presents a comparative perspective among traditional methods of qualitative and quantitative research and the potential of the new modeling and simulation paradigm for social science research, the different methods, and tools. We reviewed the criteria for the dynamic simulation of cellular automata and agents and outlined the concepts from artificial intelligence and artificial life, artificial societies and artificial culture, leading to a computational social science explanation. The study focuses on the Modeling and Agent-Based Simulation (ABMS, for the term in Spanish) as the quintessential device that allows understanding and explaining the emergence, evolution, and adaptation of social phenomena, rather than the typical prediction of other types of simulation. The ABMS methodology is positioned as a laboratory to modify the conditions of simulation of real phenomena, and allows constructing artificial societies where it is possible to perform experiments prevented by morals, ethics and/or costs in real life.

Keywords: complexity, nonlinearity, modeling, simulation, artificial intelligence, agents.

JEL Classification: C63, C70, D23

Résumé

On présente une perspective de comparaison entre les méthodes qualitatives et quantitatives traditionnelles de la recherche et les potentialités du nouveau paradigme de la modélisation et de la simulation pour la recherche dans les sciences sociales, ses différentes méthodes et outils. On fait une révision des critères de la simulation dynamique, des automates cellulaires et des agents, et on expose les conceptions provenant de l'intelligence artificielle telles que la vie artificielle, les sociétés artificielles et la culture artificielle, qui mènent vers une science sociale computationnelle explicative. L'étude se centre sur la Modélisation et Simulation Basée en Agents (ABMS ses initiales en anglais), comme dispositif qui permet par excellence la compréhension et l'explication des phénomènes sociaux, son émergence, son évolution et son adaptation au lieu de la prédiction typique des autres modèles de simulation. La méthodologie des modèles ABMS peut

être considérée comme un laboratoire pour modifier les conditions de simulation des phénomènes réels, et permet de construire des sociétés artificielles où il résulte possible le développement d'expérimentations interdites par la morale, l'éthique et/ou les coûts dans la vie réelle.

Mots clef: complexité, non linéarité, modélisation, simulation, intelligence artificielle, agents.

Classement JEL: C63, C70, D23

1. Introducción

Desde el punto de vista académico, las teorías clásicas y modernas han brindado un desarrollo importante en el entendimiento de los fenómenos sociales, pero en el mundo globalizado de hoy con cambios acelerados, de naturaleza turbulenta e incertidumbre creciente que a menudo producen comportamientos contraintuitivos (Forrester, 1971) las herramientas disponibles no están proporcionando buenos resultados. Este estudio busca aportar nuevas visiones desde el paradigma de la complejidad que proporcionen una concepción ampliada de una ciencia social explicativa o generativa donde la habilidad para generar el fenómeno social computacionalmente llegue a ser la norma para evaluar las pretensiones de verdad (Epstein, 2008).

Los conceptos presentados en este trabajo soportan su importancia fundamentados sobre el paradigma de complejidad, un área del conocimiento relativamente joven y de escasa aplicación en Colombia. Se apropia el modelamiento y la simulación como un tercer paradigma para la investigación en ciencias sociales, resaltando sobre todo las potencialidades del área del Modelamiento y Simulación Basada en Agentes (AMBS). Se adoptan criterios inherentes a la perspectiva de la transdisciplinariedad y se aporta al entendimiento, comprensión y explicación del fenómeno social como un suceso de complejidad creciente. El estudio se desarrolla en Colombia en donde apenas empiezan a abrirse campo los temas referentes a la complejidad y sus potenciales aportes a las ciencias sociales (Maldonado, 2011).

El documento se estructura de la siguiente forma: primero se refiere al modelamiento y simulación como un tercer paradigma para la investigación en ciencias sociales soportado en las ciencias de la complejidad. Luego se presentan sintéticamente los conceptos de la inteligencia artificial (IA), la vida artificial, las sociedades artificiales y la cultura artificial. Se continúa enfatizando sobre los avances en IA en especial el ABMS y su potencial para la explicación del fenómeno cultural.

2. Marco teórico

2.1 El modelamiento y la simulación

La ciencia ha fundamentado su desarrollo con base en la ciencia inductiva que trata de hacer generalizaciones a partir de un número de observaciones consideradas como

suficientes y la ciencia deductiva que formula un conjunto de suposiciones, principios o axiomas y pretende la demostración de diversos fenómenos. Los supuestos, principios y axiomas por lo general se definen como relaciones matemáticas y sus efectos se deducen a través de pruebas matemáticas (Maldonado y Gómez Cruz, 2010; Harrison, 1999).

Ha surgido una tercera clase de ciencia que corresponde al modelamiento y la simulación y que ha logrado su reconocimiento (Waldrop, 1992) en asocio con las ciencias de la complejidad (Maldonado y Gómez Cruz, 2010). Las simulaciones se fundamentan en modelos formales que corresponden a formulaciones rigurosas “de las relaciones entre las variables incluyendo la formulación de los procesos a través de los cuales los valores de las variables cambian con el tiempo, basándose en razonamiento teórico” (Harrison, Ling, Carroll y Carley, 2007, p. 1232). Los modelos están dirigidos a explicar más que a predecir, en este sentido hay una diferencia crucial entre los dos términos. Epstein (2008) menciona 16 motivos a favor de la característica explicativa de los modelos.

Macal (2006) indica:

“...estamos limitados por el pensamiento lineal: no podemos entender como las diferentes partes de un sistema interactúan y suman al total. No podemos imaginar todas las posibilidades que el sistema real puede exhibir. Nuestros modelos mentales limitados no nos permiten prever los efectos totales de eventos en cascada. No podemos anticipar eventos que nuestros modelos mentales no pueden incluso imaginar” (Macal, 2006, p. 3).

Aunque la investigación utilizando simulaciones computarizadas es de larga data (Harrison, 1999), su uso solo se ha popularizado a partir de la década de 1990. Esta técnica tiene un magnífico potencial de aplicación en las investigaciones en ciencias sociales. La simulación corresponde a una nueva mentalidad en relación con el funcionamiento y evolución de la vida económica y social, fundamentada en el comportamiento complejo que puede provenir de eventos simples (Gilbert y Troist, 2006).

2.2 La inteligencia artificial

Son variadas las definiciones de la IA. Russell y Norvig (2004) incluyen algunas: “la automatización de actividades que vinculan con procesos de pensamiento humano, actividades como la toma de decisiones, resolución de problemas, aprendizaje... El estudio de las facultades mentales mediante el uso de modelos computacionales”. “La inteligencia computacional es el estudio del diseño de agentes inteligentes” (Russell y Norvig, 2004, p. 2). Para Nilsson (2001) la definición de la IA resulta amplia y difícil: “tiene como finalidad el estudio del comportamiento inteligente en las máquinas. El desempeño inteligente considera percibir, razonar, aprender, comunicarse y actuar en entornos complejos” (Nilsson, 2001, p. 1). Lo que se busca es que la IA pueda en un futuro diseñar máquinas

que realicen estas actividades con desempeño igual o mejor que los humanos.

2.2.1 La vida artificial

La definición de vida se ha resistido a una respuesta definitiva; identificar las condiciones apropiadas de la vida no es una tarea fácil. Caracterizar la vida se debe hacer desde las propiedades de los sistemas vivos (Kaneko, 2006). La biología es la ciencia que estudia la vida en la tierra basada en el carbono, como la única forma de vida conocida. La vida artificial, partiendo de un enfoque sintético, complementa el enfoque analítico de la biología tratando de colocar juntos sistemas que se comportan como organismos vivos. La vida artificial (ALife) es un campo de estudio dedicado a entender la vida como un proceso a través de la estructuración de teorías generales que subyacen en los fenómenos biológicos, recreando esos fenómenos en otros medios físicos, por ejemplo, los computadores, con lo que se pueden realizar nuevos tipos de manipulaciones y pruebas experimentales. La vida artificial es “vida hecha por el hombre más que por la naturaleza” en donde se utilizan células artificiales en lugar de células vivas (Langton, 2000). El propósito de esta disciplina consiste en crear modelos y simulaciones y crear vida como sistemas, elaborando aplicaciones mediante la intuición y los métodos que utilizan los sistemas vivos (Bedau). Para la vida artificial la evolución es importante, ya que permite la adaptación a las dinámicas del entorno.

2.2.2 Las sociedades artificiales

Las sociedades artificiales corresponden a modelos de computador de procesos sociales basados en agentes en donde las estructuras y los comportamientos colectivos emergen desde las interacciones de los individuos que se desenvuelven dentro de un entorno bajo unas reglas de comportamiento y decisión preestablecidas. Los agentes se comportan como las *personas* de las sociedades artificiales. Los experimentos tienen tres componentes básicos: agentes, entorno y reglas (Epstein y Axtell, 1996).

A partir de la concepción de la vida artificial nace la posibilidad de abstraer *sociedades artificiales* que están directamente vinculadas con el uso de simulaciones computarizadas mediante la utilización de *agentes* que son entidades autónomas, que actúan en paralelo, se comunican entre ellas y toman decisiones, buscando alcanzar un objetivo. En la simulación se activan todos los agentes que participan en la sociedad y se observa el macro-comportamiento que emerge desde el comportamiento de los agentes individuales. A partir de la década de 1990 las técnicas de modelamiento y la potencia computacional han tenido un desarrollo espectacular que ha permitido la manipulación de grandes cantidades de datos y la construcción de algoritmos de alta complejidad, lo que convierte estas técnicas en formidables dispositivos para la investigación en las ciencias sociales (Sawyer, 2003). La implementación de las sociedades artificiales se realiza aplicando las técnicas de la IA.

2.3 La dinámica de sistemas

La dinámica de sistemas utiliza sistemas de ecuaciones en diferencias finitas y ecuaciones diferenciales como los elementos matemáticos que conforman los modelos que pueden dar información del estado futuro del sistema a partir del estado actual. La utilización de la dinámica de sistemas se limita al nivel macroscópico porque lo que se modela corresponde a un fragmento de la realidad como un todo homogéneo (Gilbert y Troist, 2006). Se han utilizado simulaciones dinámicas en el examen de la cultura organizacional para contrastarla con efectos sobre el desempeño (Trivelals, Reklitis y Konstantopoulos, 2007). Otros avances que permiten observar los comportamientos emergentes de los sistemas sociales, culturales, políticos, etc., desde los comportamientos de cada individuo, se describen en los siguientes apartados.

Entre las herramientas apropiadas para simular sistemas complejos, se destacan los sistemas multi-agente y los autómatas celulares. En la actualidad estas estrategias son utilizadas para explicar el funcionamiento de diferentes clases de sistemas complejos que se presentan en otras disciplinas incluidas las ciencias sociales (Fromm, 2004). Lo que se desea realizar consiste en el diseño de programas que se interrelacionen de manera inteligente con su entorno; estos programas han sido objeto de trabajo de la inteligencia artificial y han sido tratados por una rama denominada inteligencia artificial distribuida (Gilbert y Troist, 2006).

2.4 El autómata celular

Este mecanismo corresponde a dispositivos de modelización del mundo en donde el espacio se representa como una rejilla. El tiempo transcurre a través de pasos, las leyes del mundo se definen mediante un conjunto uniforme de reglas que determinan el estado de una celda tomando en cuenta el estado de las celdas vecinas y su estado anterior propio. Estos modelos, además de su uso en las ciencias sociales, han tenido gran aplicación en ciencias como la física, la biología, las matemáticas.

Existen diferentes modelos de autómatas celulares que difieren en las reglas para la actualización de las celdas: el modelo de paridad que es apropiado para la simulación de sistemas físicos; los modelos de una sola dimensión que alinean las celdas a lo largo de una línea única con la posibilidad de solo 32 reglas diferentes; los modelos de interacción que se pueden utilizar en la modelización de fenómenos sociales, entre estos es común el modelo de chismorreos que tiene una naturaleza determinística y mediante el cual es posible explorar los efectos de la probabilidad de transferencia del chismorreos; el modelo de mayoría que corresponde a una variante del modelo de chismorreos en donde se han modificado las reglas de manera que la transmisión del chismorreos depende de los estados conjuntos de las celdas vecinas, etc. (Gilbert y Troist, 2006; Boccara, 2010). Existen ampliaciones de los modelos básicos revisados atrás como los modelos de migración y el de vecindarios ampliados.

2.5 Los agentes

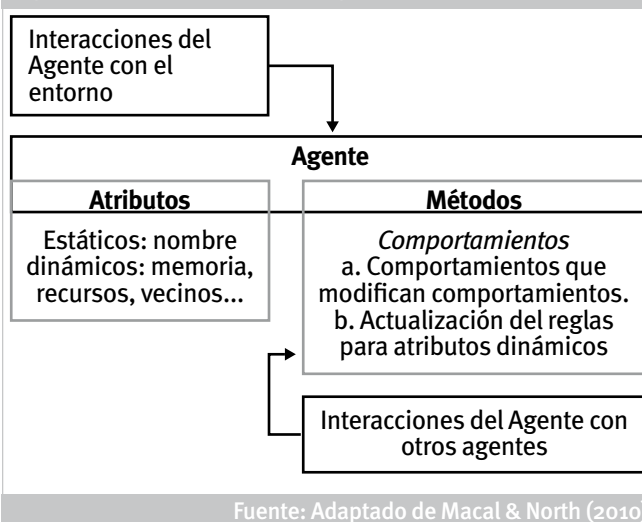
Se pueden desarrollar unos autómatas un tanto más complejos que los autómatas celulares para la simulación de sistemas sociales; estos son los llamados agentes que corresponden a programas con autonomía que pueden auto-controlar sus respuestas en función de lo que ocurre en su entorno. La intención última del diseño de agentes consiste en implementar programas que interactúen inteligentemente con su entorno. Este tipo de programas se encuentra vinculado con el campo de la inteligencia artificial, que permite diseñar agentes con diferentes propiedades, lo cual resulta importante para la simulación de sistemas sociales. Los agentes tienen la propiedad de la *agencialidad* que se utiliza para conocer la naturaleza de la actividad humana en el sentido del libre albedrío, y el poder para lograr los fines propios. La agencialidad de los agentes computarizados se limita pero mantiene las propiedades de autonomía, habilidad social, reactividad y proactividad. Estos agentes se convierten en programas computarizados (Gilbert y Troist, 2006).

Las características fundamentales que poseen los agentes se refieren a su autonomía, capacidad social, reactividad y proactividad (Harper, 2012). La *autonomía* significa que el agente desempeña sus tareas sin intervención humana o con muy poca supervisión (agente software semiautónomo). La *reactividad* se interpreta como la capacidad del agente para percibir su entorno y responder oportunamente a los cambios. La proactividad se refiere a la propiedad del agente para tomar la iniciativa dentro de su entorno con el fin de lograr sus objetivos (Nienaber y Barnard, 2007). Los agentes pueden poseer una combinación de diferentes atributos como interface de usuario, inteligencia, adaptabilidad, flexibilidad y actividades colaborativas (Wooldridge, 2009). La adaptabilidad se relaciona con la inteligencia del agente aunque no es indispensable para determinar la inteligencia, indica la propiedad del agente para crear su propia personalidad basándose en su experiencia previa (Nienaber y Barnard, 2007). La flexibilidad indica la capacidad de escogencia dinámica de las acciones que el agente adoptará y el orden de ejecución, respecto con el estado de su entorno exterior (Pai, 2000, citado por Nienaber y Barnard, 2007).

La estructura típica de un agente se muestra en la Figura 1. En los modelos basados en agentes se asocia con el agente, bien sea un atributo o un método que opera sobre el agente; los atributos pueden ser estáticos o dinámicos en la medida en que la simulación avanza (Macal y North, 2010).

La técnica ABMS se fundamenta sobre la demostración de técnicas altamente exitosas que incluyen la simulación de eventos discretos y programación orientada a objetos. La simulación de eventos discretos consiste en un mecanismo para coordinar la interacción de los componentes individuales o agentes a través de simulaciones computarizadas. La programación orientada a objetos consiste en un marco de trabajo que ha sido probado y sirve para determinar la evolución de los agentes con base en su comportamiento.

Figura 1. Interacciones del agente



Fuente: Adaptado de Macal & North (2010).

2.5.1 Los modelos multi-agente

Los agentes poseen diversas características de comportamiento, desde reglas de decisión hasta la posibilidad de selección de la acción que pueden ser diferente para cada uno de los agentes, tratando de acercarse a lo que ocurre en la realidad. Dependiendo de la jerarquía de los agentes, podrán “poseer reglas para cambiar las reglas” y de acuerdo con esas reglas podrán interactuar y comunicarse con otros agentes. Los agentes pueden ser simples o proto-agentes, que han sido limitados en cuanto a las características que definen a un agente estándar. Los agentes complejos pueden cambiar o adaptar las reglas de decisión durante el transcurso del tiempo; estos agentes pueden medir el desempeño de sus decisiones y de las decisiones de su entorno y tienen reglas que pueden mejorar el detalle, la fidelidad y la expresividad de los modelos con respecto al trabajo con reglas simples (North y Macal, 2007).

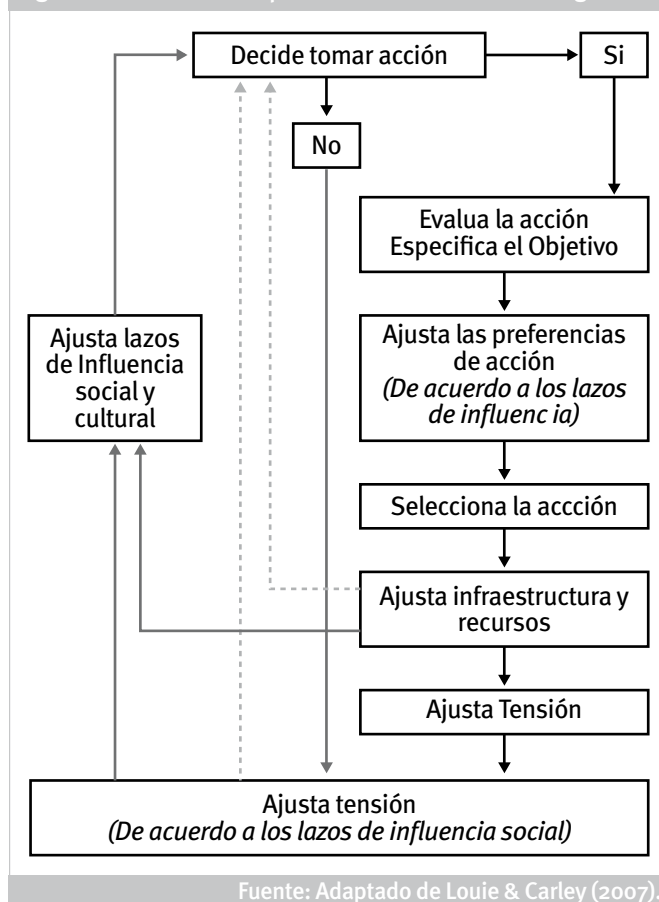
Diversos investigadores en ciencias sociales utilizan la modelización de la cultura organizacional basada en agentes. Los patrones de las respuestas muestran intercambio de información, confianza, cooperación y competencia. La repetición de estas interacciones en el tiempo entrega información sobre las normas de comportamiento y como estas se relacionan con los individuos y los grupos. La comprensión de las características de desempeño de estos modelos ha demostrado ser de utilidad en la explicación de múltiples problemas sociales (Funderburk, 2004).

La Figura 2 corresponde a la dinámica de un agente propuesto por Louie y Carley (2007). Funciona a grandes rasgos de la siguiente manera: 1) al inicio el agente decide si toma o no una acción; 2) dependiendo de su decisión, la simulación continúa siguiendo la flecha apropiada; 3) el agente realiza una evaluación de la acción y el objetivo; 4) ajusta las preferencia de acción; 5) selecciona la acción; 6) ajusta la tensión; 7) de acuerdo con el nivel de tensión actual, selecciona si decide tomar otra acción inmediatamente o ajustar la influencia social antes de tomar la nueva acción. El ciclo se repite de

manera recursiva. Los agentes poseen diferentes atributos como diferentes niveles (empresa, provincia, estado), tipo (gobierno, militar), fines, etc. Cada tiempo los agentes toman decisiones de acuerdo con sus reglas. Todos los agentes funcionan en paralelo. Cuando un agente toma su decisión, consume algunos recursos propios del agente, impacta la tensión del agente y de los otros agentes impactados y modifica su influencia en los demás agentes. Los agentes pueden involucrarse en actividades múltiples cada vez (Louie y Carlie, 2007).

En este modelo cada agente decide sobre una serie de aspectos de significancia en la vida real como el tipo de acción (política, militar, diplomática, social, económica), la dirección de la acción (hacia otro agente o hacia un objetivo físico, -hostil, neutral o amistosa), los recursos que emplea, el impacto social, económico y simbólico, etc. Se aplica un modelo de influencia de manera que el deseo para ejecutar una acción está en función del nivel de tensión del agente y de la influencia de otros que alientan o impiden la toma de acción (Carley y Heinz, 2000).

Figura 2. Modelo conceptual de la dinámica de un agente



A través de la repetición de los ciclos, el agente puede actualizar su nivel de tensión, que depende del estado de tensión de otros agentes con los cuales se asocia, lo que define si toma o no acción durante un período, modificando su propio espacio de creencias. La actualización

de las creencias se denomina como un *proceso social* que depende de las circunstancias propias del agente y las influencias de los demás agentes (Ross, Morris y Ulieru, 2011). Este tipo de algoritmos permite la construcción de una cultura organizacional dinámica que *evoluciona* y *emerge* de las decisiones de los agentes individuales cumpliendo con la incorporación de las características esenciales de los sistemas complejos adaptativos.

A modo de ilustración se presenta una perspectiva del modelo cultural de Axelrod que inicia con la pregunta inspiradora:

“si las personas tienden a volverse más semejantes en sus creencias, actitudes y comportamientos, cuando interactúan ¿Por qué no desaparecen en algún momento todas esas diferencias?” (Axelrod, 2004/1997, p. 183).

Para Axelrod (1997) la cultura corresponde a un conjunto de *rasgos culturales* como el lenguaje, la religión, la filiación política, etc., que toman valores no necesariamente binarios. De esta forma se permite que los rasgos culturales de cada individuo puedan tomar valores de un rango predeterminado, es decir, un individuo se podría definir como un vector que determina un determinado atributo para un determinado agente. El primer sufijo *i* indica la identificación del agente y el valor del segundo sufijo indica el tipo conglomerado al que pertenece el agente (el tipo de religión, por ejemplo) (San Miguel, Toral y Eguíluz, 2005).

Una cultura se expresa por un grupo de valores (F) para cada rasgo cultural y un número de opciones posibles (q), lo que implica que existen (q^F) posibles culturas. El modelo también considera el concepto de vecindad que sirve para establecer el grado de influencia de un agente sobre otro. La simulación a medida en que transcurre el tiempo y el programa computarizado va iterando, posibilita el cambio de creencias y criterios de cada agente para la toma de decisiones de manera autónoma con lo que se establece cada vez un tipo de cultura colectivo que emerge de los comportamientos individuales que han sido previstos por el sistema (San Miguel, Toral y Eguíluz, 2005).

La diversidad de maneras de desarrollo del sistema ABMS es grande, por esto la selección de la forma de los algoritmos y la utilización de plataformas con librerías aplicadas a este fin depende de la experiencia y preferencias del programador de software.

2.5.2 Los tipos de agente

Existen cuatro tipos básicos de agentes que cumplen con los principios de la IA: 1) *Agentes reactivos simples*. Seleccionan sus acciones sobre la base de las percepciones actuales, sin tomar en cuenta las percepciones históricas. 2) *Agentes reactivos basados en modelos*. Manejan alguna visibilidad parcial, es decir, almacenan

información de las partes del mundo que no pueden apreciar. 3) *Agentes basados en objetivos*. Requieren alguna información adicional, más que los agentes basados en modelos. 4) *Agentes basados en utilidad*. Además de las funciones de los agentes mencionados deben garantizar la obtención de felicidad por sus acciones. La función de utilidad representa un estado de felicidad en forma numérica y les permite tomar decisiones cuando las metas son inadecuadas (Russell y Norvig, 2004).

2.5.2 El proceso de desarrollo del sistema de modelamiento y simulación basado en AMBS

La estructura típica de un modelo basado en agentes (Macal y North, 2010) contiene:

1. Un conjunto de *agentes*, sus atributos y comportamientos.
2. Un conjunto de relaciones del agente y los métodos de interacción.
3. El *entorno* del agente: lo agentes actúan en relación con su entorno y con la influencia de otros agentes.

El desarrollo de un agente requiere conocer la teoría y el marco del modelo correspondiente al entorno que se desea estudiar, establecer un proceso para el desarrollo del modelo del agente y apropiar una plataforma para construir el modelo.

2.5.3 La computación evolutiva

La computación evolutiva es el nombre que se ha asignado a la resolución de problemas computacionales que han sido planeados e implementados fundamentándose sobre modelos de procesos evolutivos, que de una forma general imitan los paradigmas biológicos y las ideas de la selección natural, la mutación y la reproducción (Franklin y Bergerman, 2000). Los métodos de la computación evolutiva han sido exitosos para la resolución de diferentes problemas en la investigación y la optimización si se tiene en cuenta que despliegan una naturaleza insesgada que puede proporcionar un buen desempeño a pesar de tener poco dominio del conocimiento (Fogel, 1985; Reynolds, 2005). La computación evolutiva avanza hacia la incorporación de la propiedad de adaptabilidad propia de los sistemas humanos. Así emerge la computación evolutiva adaptativa que adiciona a la computación evolutiva la facultad de incorporar la información en la idea de dinamizar la poda y la implementación de las actividades mencionadas antes asociando el principio de auto-adaptación. La auto-adaptación puede convertirse en una fuerza poderosa para los modelos de computación evolutiva basados en la población, y puede suceder en los diferentes niveles de un sistema por ejemplo a nivel de población, a nivel de individuo y a nivel de componentes.

A nivel de población los parámetros del sistema pueden ser modificados, a nivel individual los dispositivos de control específico pueden cambiarse. Si los individuos se han detallado como un conjunto de componentes, la adaptación a nivel de componentes puede ocurrir (Fogel, 1995).

2.6 La cultura artificial

Gessler (1995) ha realizado desde tiempo atrás diversas contribuciones al tema de la cultura artificial y destaca los beneficios de la utilización del paradigma de la vida artificial con el estudio científico de la evolución cultural que denomina como el programa de la *cultura artificial*. Desde esta posición, la cultura se presenta como un fenómeno que integra los procesos cognitivos, los comportamientos y los productos del trabajo individuales (Gessler, 1995). La cultura artificial puede proporcionar nuevas metáforas y analogías para trabajos en computación evolutiva y puede proporcionar teoría cultural mediante un marco computacional realista para visualizar los comportamientos de los sistemas humanos complejos (Sharma, 2006).

El tema de la cultura artificial ha sido ampliamente tratado por Gessler en múltiples publicaciones (Gessler, 1994, 1995, 1996, 1998, 2003, 2004). Gessler (2004, p. 3) sostiene una postura crítica a las pretensiones de algunos estudiosos de lo que ellos llaman “*estudios culturales de la ciencia*” pretendiendo ocupar un terreno “de la más alta intelectualidad, pero sus planteamientos sobre la cultura resultan en gran parte discursivos y su postura epistemológica a menudo pre-evolutiva y pre-computacional”. Gessler (2004, p. 3) sustenta su argumentación hacia la pertinencia de la cultura artificial anotando que “mientras ellos usan mentalidades tradicionales para estudiar a las personas que escriben y utilizan simulaciones, nuestro fin es el uso de mentalidades evolutivas y computacionales para estudiar a las personas mediante la escritura y el uso de simulaciones”.

Según Gessler (2004) hay antropólogos que no están de acuerdo con una ciencia de la cultura quienes se autodenominan *postmodernistas* pero que no están conscientes de que el postmodernismo no siempre descarta el conocimiento. El programa de la cultura artificial está estrechamente vinculado con la visión post-humanista (Hayles, 1999, citado por Gessler, 2004). La cultura artificial puede proporcionar nuevas metáforas y analogías para trabajos en computación evolutiva y puede proporcionar teoría cultural mediante un marco computacional realista para visualizar los comportamientos de los sistemas humanos complejos.

La cultura artificial y otros fenómenos sociales pueden instrumentalizarse a través de programas de computador llamados algoritmos culturales que simulan la evolución cultural superando los procesos de la evolución biológica, y se pueden aplicar en diferentes contextos tanto estáticos como dinámicos y sobre multiagentes

complejos con el objetivo de lograr simulaciones de alta representatividad sobre el aprendizaje (Sharma, 2006). Existen limitantes a lo que podemos capturar en una simulación porque solo se dispone de tres dimensiones.

2.7 Modelos de evolución y aprendizaje

Los modelos enunciados antes tienen la peculiaridad de conservar su estructura inalterada durante la simulación. Otros tipos de modelos pueden modificar los parámetros y hasta la estructura del modelo durante la simulación dependiendo de las variaciones en su ambiente. Existen técnicas variadas de construcción de estos modelos; las más populares corresponden a las redes neuronales artificiales y los correspondientes a la denominada programación evolutiva; ambos se fundamentan en la biología (Boccaro, 2010; Gilbert y Troist, 2006). Las redes naturales artificiales tratan de emular el funcionamiento del cerebro humano a través de neuronas simuladas dispuestas en varias capas y conectadas entre capas. A cada conexión se le asigna una ponderación numérica. Las principales capas se denominan como capa de entrada que recibe señales desde el entorno y la capa de salida que entrega el resultado del procesamiento de la información recibida. En el espacio entre estas dos capas pueden encontrarse varias capas ocultas que reciben señales, las procesan y entregan resultados a la siguiente capa y así sucesivamente hasta llegar a la capa de salida. Las redes neuronales artificiales siguen un proceso de aprendizaje que puede ser: supervisado, no supervisado o de una tercera clase denominada aprendizaje reforzado (Pham y Xiu, 1995).

Los *modelos evolutivos* hacen referencia, por una parte, a teorías de corte social darwinista que en más de una ocasión han perdido su interés histórico y las analogías que propusieron entre individuos, estados o empresas e individuos y especies en biología aparecen sin justificar; por otro lado aparecen las teorías socio-biológicas que intentan dar claridad a comportamientos referidos a lo social desde el punto de vista de la genética; en un tercer lugar se encuentran teorías que tratan con el cambio y el cambio a largo plazo. Los modelos evolutivos fundamentan su aprendizaje en el desarrollo de la evolución por selección natural a través de algoritmos que pretenden funcionar mediante la imitación de este proceso, los más comunes son los llamados algoritmos genéticos que representan a cada individuo en términos genéticos como una cadena de números que se generan de forma aleatoria (Chattoe, 1998).

Los algoritmos genéticos poseen un desempeño robusto y han sido utilizados en múltiples aplicaciones de investigación; en esta técnica las unidades de sintaxis se pueden tomar como rasgos, genes, memes, valores, atributos, etc. Los algoritmos genéticos se apartan de los métodos mecanicistas o estadísticos de los procesos clásicos deductivos o inductivos (Reynoso, 2006).

2.7.1 Genes y memes

La evolución cultural de las organizaciones, interpretada como una analogía de la biología con procesos de aprendizaje a través de herencia, imitación, experiencias de ensayo y error conduce a la estructuración de lo que se define como *memes* de acuerdo con Sahrov (2009) citado por Morris y otros como “códigos mentales que son transferidos a través de un sistema de comunicación, interpretados por un sistema receptor y transformados en funciones/acciones” (Morris, Whitacre, Ross y Ulieru, 2011, p. 4). Los memes se transmiten entre dos agentes en un sistema social y pueden darse a través de auto-comunicación, comunicación con estados futuros a través de la memoria y por comunicación directa por medio de procesos verbales entre los agentes (Morris, Whitacre, Ross y Ulieru, 2011).

Los rasgos culturales son trasladados entre personas de una manera parecida a como lo hacen los genes y los virus. A la unidad de transmisión cultural que realiza esta función se le ha denominado *meme* que consiste en un patrón de información que se encuentra en la memoria de los individuos y que puede ser copiado a la memoria de otro individuo. Los memes más aptos serán más exitosos para ser comunicados, de manera que infectan la mayor cantidad de individuos y se difunden a través de la población, siguiendo los conceptos y teorías de la evolución (Weeks y Galunic, 2003).

De acuerdo con Dawkins (1989, citado por Heylighen y Chielens, 2006) un meme es un replicador, es decir, un sistema que puede hacer copias de sí mismo con el auxilio de otros sistemas; un meme se refiere a ideas, frases hechas, ropa de moda y formas de construir artefactos o arcos entre otros aspectos. Para la implementación de los memes los estudiosos han elaborado algoritmos *meméticos* (Gabora, 1995). Existen diferencias de fondo entre el comportamiento de los genes y los memes; los genes pueden transmitirse únicamente de padres a descendientes. Los memes se pueden transmitir de un individuo a otro. Para la transmisión de los genes se requiere un cambio de generación, pero los memes se pueden difundir en cuestión de minutos con lo que la evolución cultural resulta mucho más rápida que la evolución genética (Heylighen y Chielens, 2006).

3. Discusión

La empresa del modelamiento se extiende más atrás de Arquímedes. Sin embargo, hay quienes se rehúsan al uso de estos dispositivos. Cuando cerramos los ojos y pensamos en los problemas del tránsito que no esperan, lo que hacemos es ejecutar un modelo *implícito*, así no este escrito. Permanentemente estamos ejecutando modelos de diferente categoría. Otro de los cuestionamientos a esta disciplina tiene ver con la *validación* del modelo, esta situación se resuelve si se construyen modelos *explícitos*. El procedimiento consiste en pasar

cuidadosamente del modelo implícito al modelo explícito (Epstein, 2008). La construcción de cualquier modelo tiene que estar cerradamente basada en teoría consolidada de los campos del conocimiento sobre los cuales se pretende indagar. Por tanto, hay que precisar que el modelo se constituye en un fiel reflejo riguroso de la teoría, de otra manera resulta irrelevante y hasta pernicioso.

Una diferencia fundamental entre la simulación a través de la metodología de dinámica de sistemas y la simulación a través de agentes, consiste en que en la primera el modelo se refiere a un *todo* inmodificable (las ecuaciones), lo cual no permite explorar la emergencia. Además, como los parámetros del modelo no se modifican, el sistema mismo no evoluciona. Estas deficiencias de la simulación dinámica se superan con el modelamiento y simulación multi-agente.

Hay dos movimientos que reviven dos conexiones entre la simulación computarizada y las teorías e investigación en las ciencias sociales: la primera consiste en la representación basada en interacciones entre los agentes y no en interacciones entre las variables de la ciencia de la computación y por otra parte, una postura hacia un entendimiento más constructivo de las estructuras y los procesos organizacionales en las sociedades. Los dos movimientos confluyen hacia un punto de encuentro entre los métodos de simulación y las ciencias sociales (Fioretti y Lomi, 2011).

4. Conclusiones

El modelamiento y la simulación aportan a la comprensión del fenómeno bajo estudio, específicamente de los sistemas complejos y no solo a su visualización (Maldonado y Gómez Cruz, 2010). El mundo cada vez es más complejo por lo que los sistemas que se requiere analizar también incrementan su complejidad. Las herramientas clásicas de análisis resultan agotadas para el diagnóstico y diseño de los sistemas complejos de la contemporaneidad. El paradigma de la modelización y simulación basada en agentes (Agent-Based Modeling and Simulation-ABMS) puede proporcionar nuevas estrategias de solución a los problemas de hoy (North y Macal, 2007).

El modelamiento y simulación basados en agentes proporciona explicación más que predicción. Existen fuertes argumentos en favor de la explicación que no trata de predecir el futuro como a través de una bola de cristal. Epstein (2008) menciona 16 razones para construir modelos para otros fines mejores que la predicción y expresa la *crucial* distinción entre explicación y predicción. Propone avanzar hacia una *explicación generativa* para las ciencias sociales en donde la *explananda* macroscópica emerge en poblaciones de individuos, software interactuando localmente bajo reglas de comportamiento verosímiles (Epstein, 2008). Por tanto, las ventajas del enfoque *bottom-up* (de abajo-arriba) que se logra al

diseñar modelos desde la perspectiva de los agentes, resulta en un entendimiento a fondo de cómo evolucionan los sistemas sociales en razón a la pregunta ¿Qué pasaría si...? Resultados muy superiores a otros tipos de diseño en donde con base en datos y estadística se desarrollan modelos que extrapolan el comportamiento de la data y predicen los valores de las variables pero en donde no se pueden conocer las características de emergencia, evolución y adaptación de los fenómenos sociales.

Finalmente, es digno de destacar que los modelos ABMS sirven como laboratorios para modificar los atributos y reglas de los agentes y el entorno, los parámetros y variables de los modelos basado en datos reales, pero además permiten construir sociedades artificiales donde se pueden realizar ejercicios que no se permiten en vida real bien sea por razones de ética o de costos.

5. Referencias

- Axelrod, R. (2004/1997). *La Complejidad de la Cooperación: Modelos de Cooperación y Colaboración Basados en Agentes*. Buenos Aires, Argentina: Fondo de Cultura Económica de Argentina.
- Bedau, M. (s.f.). *Artificial Life*. [Versión electrónica]. Recuperado de <http://people.reed.edu/~mab/publications/papers/bgpci.pdf>
- Boccara, N. (2010). *Modeling complex systems*. New York, USA: Springer.
- Carley, K. M., & Heinz, H. J. (2000/12). *Intra-organizational complexity and computation*. [Versión electrónica]. Recuperado de <http://core.ecu.edu/BIOL/luczkovichj/Biocomplexity/carley.pdf>
- Chattoe, E. (13/06/1998). *Just how (Un) realistic are evolutionary algorithms as representation of social processes?* [Versión electrónica]. Recuperado de <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/5/3/2.html>
- Epstein, J. M. (2008/10/31). *Why Model?* [Versión electrónica]. Recuperado de <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/11/4/12.html>
- Epstein, J. M., & Axtell, R. (1996). *Growing artificial societies: social science from the bottom-up*. Washington D.C., USA: The Brookings Institution.
- Fioretti, G., & Lomi, A. (2011/04/28). *Agent-based simulation models in organization science*. [Versión electrónica]. Recuperado de http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1874885
- Fogel, D. B. (1995). *The Advantages of Evolutionary Computation*. [Versión electrónica]. Recuperado de <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.39.9827&rep=rep1&type=pdf>
- Forrester, J. W. (1971/01). Counterintuitive behavior of social systems. *Technology Review*, 73 (3), 52-68. Recuperado de <http://constitution.org/ps/cbss.htm>
- Franklin, B., & Bergerman, M. (2000). *Cultural algorithms: concepts and experiments*. [Versión electrónica]. Recuperado de http://ieeexplore.ieee.org/xpl/login.jsp?tp=&arnumber=870793&url=http%3A%2F%2Fieeexplore.ieee.org%2Fxppls%2Fabs_all.jsp%3Farnumber%3D870793
- Fromm, J. (2004). *The emergence of complexity*. [Versión electrónica]. Recuperado de <http://www.uni-kassel.de/upress/online/frei/978-3-89958-069-3.volltext.frei.pdf>
- Funderburk, F. R. (2004). *Organizational culture from a complex dynamic systems perspective: moving from metaphor to action*

- healthcare. [Versión electrónica]. Recuperado de <http://www.necsi.edu/events/iccs/openconf/author/papers/f183.pdf>
- Gabora, L. (1995). *Meme and variations: a computational model of cultural evolution*. [Versión electrónica]. Recuperado de <http://cogprints.org/531/1/mav.htm>
- Gessler, N. (1995). *Etnography of artificial culture: specifications, prospects, and constrains*. [Versión electrónica]. Recuperado de <http://www.duke.edu/web/isis/gessler/cv-pubs/95ethnoac.htm>
- Gessler, N. (2004/09/04). *The emergence of reputation in natural and artificial cultures*. [Versión electrónica]. Recuperado de <http://www.duke.edu/web/isis/gessler/cv-pubs/04reputation.pdf>
- Gilbert, N., & Troist, K. G. (2006). *Simulación para las Ciencias Sociales*. Madrid, España: McGraw-Hill/Interamericana de España.
- Harper, T. J. (2012/02). *Agent based modeling and simulation framework for supply chain risk management*. [Versión electrónica]. Recuperado de <http://www.dtic.mil/cgi-bin/GetTRDoc?AD=ADA557536>
- Harrison, J. R. (1999). *The concept of simulation in organizational research*. Dallas (TX), USA: School of Management, University of Texas at Dallas.
- Harrison, J. R., Ling, Z., Carroll, G., & Carley, K. (2007). *Simulation modeling in organizational and management research*. [Versión electrónica]. Recuperado de [http://www.utdallas.edu/~zlin/AMR\(2007\).pdf](http://www.utdallas.edu/~zlin/AMR(2007).pdf)
- Heylighen, F., & Chielens, K. (2006). *Cultural evolution and memetics*. [Versión electrónica]. Recuperado de <http://pespmc1.vub.ac.be/Papers/Memetics-Springer.pdf>
- Kaneko, K. (2006). *Life: an introduction to complex systems biology*. Tokyo, Japan: Springer-Verlag.
- Langton, C. G. (2000). *What is artificial life?* [Versión electrónica]. Recuperado de <http://www.biota.org/papers/cglalife.html>
- Louie, M. A., & Carley, K. M. (2007/01). *The role of dynamic-network multi-agent models of socio-political system in policy*. [Versión electrónica]. Recuperado de <http://www.casos.cs.cmu.edu/publications/papers/CMU-ISRI-07-102.pdf>
- Macal, C. (2006). *Introduction to Modeling*. [Versión electrónica]. Recuperado de http://www.slidefinder.net/i/introduction_modeling_charles_macal_workshop/intro_to_modeling%28cmm%29/28651404/p2
- Macal, C., & North, M. J. (2010a). *Tutorial on agent-based modelling and simulation*. [Versión electrónica]. Recuperado de <http://www2.econ.iastate.edu/tesfatsi/ABMTutorial.MacalNorth.JOS2010.pdf>
- Macal, C., & North, M. J. (2010b). *Toward Teaching Agent-Based Simulation*. [Versión electrónica]. Recuperado de <http://repast.sourceforge.net/docs/TowardTeachingABS.pdf>
- Maldonado, C. E. (2011). *El mundo de las ciencias de la complejidad: una investigación sobre que son, su desarrollo y posibilidades*. Bogotá, Colombia: Editorial Universidad del Rosario.
- Maldonado, C. E., y Gómez-Cruz, N. A. (2010). *Modelamiento y simulación de sistemas complejos*. [Versión electrónica]. Recuperado de <http://repository.urosario.edu.co/bitstream/10336/3782/1/01248219-2010-66.pdf>
- Morris, A., Whitacre, J., Ross, W., & Ulieru, M. (2011). *The evolution of cultural resilience and complexity*. [Versión electrónica]. Recuperado de <http://necsi.edu/events/iccs2011/papers/343.pdf>
- Nienaber, R. C., & Barnard, A. (2007). *A generic agent framework to support the various software project management processes*. Recuperado de <http://www.ijikm.org/Volume2/IJIKMv2p149-162Nienaber205.pdf>
- Nilsson, N. J. (2001). *Inteligencia artificial: una nueva síntesis*. Madrid, España: McGraw-Hill.
- North, M. J., & Macal, C. (2007). *Managing business complexity*. New York, USA: Oxford University Press, Inc.
- Pham, D. T., & Liu, X. (1995). *Neural networks for identification, prediction and control*. London, UK: Springer-Verlag.
- Reynolds, R. G. (2005). *Emergent social structures in cultural algorithms*. [Versión electrónica]. Recuperado de http://www.casos.cs.cmu.edu/events/conferences/2005/2005_proceedings/Reynolds.pdf
- Reynoso, C. (2006). *Complejidad y caos: una exploración antropológica*. Buenos Aires, Argentina: Editorial Tapeyu.
- Ross, W., Morris, A., & Ulieru, M. (2011). *Exploring the impact of network structure on organizational culture using multi-agent systems*. [Versión electrónica]. Recuperado de <http://necsi.edu/events/iccs2011/papers/369.pdf>
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2004). *Inteligencia artificial un enfoque moderno*. Madrid, España: Pearson Educación.
- San Miguel, M., Toral, R., & Eguíluz, V. M. (2005). *Redes complejas en la dinámica social*. [Versión electrónica]. Recuperado de http://www.ifisc.uib.es/raul/publications/O/O8_steo6.pdf
- Sawyer, K. R. (2003). *Artificial societies: multiagent systems and the micro-macro link in sociological theory*. [Versión electrónica]. Recuperado de <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.87.6349>
- Sharma, S. (2006). *A survey on the use of cultural algorithms in multi-agent systems*. [Versión electrónica]. Recuperado de http://cs.uwindsor.ca/richard/cs510/survey_sharma.pdf
- Trivelals, P., Reklitis, P., & Konstantopoulos, N. (2007). *A dynamic simulation model of organizational culture and business strategy effects on performance*. [Versión electrónica]. Recuperado de <http://www.scribd.com/doc/56125383/A-Dynamic-Simulation-Model-of-Org-Culture-and-Bus-Strategy-Effect-on-Performance>
- Waldrop, M. (1992). *Complexity: the emerging science at the edge of order and chaos*. New York, USA: Touchstone.
- Weeks, J., & Galunic, C. (2003). *A theory of cultural evolution*. [Versión electrónica]. Recuperado de <http://www.oss.sagepub.com/content/24/8/1309>
- Wooldridge, M. (2009). *An introduction of multiagents systems*. London, UK: John Wiley & Sons.

