



Economía artificial: una valoración crítica

IZQUIERDO, SEGISMUNDO S.

Departamento de Organización Industrial

Universidad de Valladolid (España)

Correo electrónico: segis@eii.uva.es

IZQUIERDO, LUIS R.

Departamento de Ingeniería Civil

Universidad de Burgos (España)

Correo electrónico: lrizquierdo@ubu.es

GALÁN, JOSÉ M.

Departamento de Ingeniería Civil

Universidad de Burgos (España)

Correo-e: jmgalan@ubu.es

SANTOS, JOSÉ I.

Departamento de Ingeniería Civil

Universidad de Burgos (España)

Correo-e: jisantos@ubu.es

RESUMEN

La *economía artificial* es uno de los métodos o enfoques de investigación para el estudio de sistemas socioeconómicos complejos con mayor crecimiento durante los últimos años. Este artículo presenta una visión crítica sobre sus características, su potencial y los riesgos relativos al uso de esta metodología. Para ello, encontramos útil relacionar y comparar a la *economía artificial* con la *economía teórica* más tradicional. Desde nuestro análisis, la *economía teórica* y la *economía artificial* comparten los mismos objetivos, presentan menos diferencias metodológicas de las que a primera vista pudiera parecer, y sus aproximaciones son sin duda complementarias.

Palabras claves: economía artificial; economía computacional; economía computacional basada en agentes.

Clasificación JEL: B41; C15; C63.

MSC2010: 91B02; 91B69; 91B70.

Artificial Economics: A Critical Review

ABSTRACT

Artificial Economics is one of the fastest growing approaches to analyse complex socio-economic systems. In this paper we present our views on the distinguishing features of Artificial Economics and on its relation with Theoretical Economics – the field that in our opinion lies closest to Artificial Economics. In this context, we discuss various reasons why conducting research on Artificial Economics may be worthwhile, and provide general guidelines on how to go about it. Our view is that Artificial Economics and Theoretical Economics share the same goals, do not differ conceptually as much as it is sometimes perceived, and their approaches are certainly complementary.

Keywords: artificial economics; computational economics; agent-based computational economics.

JEL classification: B41; C15; C63.

MSC2010: 91B02; 91B69; 91B70.



Introducción

Habitualmente el proceso de modelado formal de sistemas complejos requiere un difícil compromiso entre (a) la creación de modelos que puedan analizarse deductivamente usando las matemáticas y (b) la creación de modelos más realistas (en el sentido de que las hipótesis resulten más fieles a las características observadas del sistema), pero que no pueden resolverse matemáticamente: realismo frente a manejabilidad analítica.

En el campo del análisis de procesos socioeconómicos, la economía teórica (ET) se ha centrado en la aproximación matemático-deductiva –hasta el punto de que podríamos definir la ET precisamente como el método de investigación económica que sigue esta aproximación¹. Este enfoque matemático-deductivo tiene numerosas ventajas, pero no está libre de inconvenientes. A menudo, los límites de validez y utilidad de los resultados obtenidos en ET se deben precisamente a la imposición de condiciones que carecen de un referente claro en el sistema real, pero que se aplican igualmente para conseguir que el modelo pueda resolverse analíticamente. Así pues, podría decirse que, en el dilema entre realismo y manejabilidad analítica, la economía teórica opta por garantizar la manejabilidad analítica antes que nada, incluso aunque esto pueda comportar una importante pérdida de realismo.

La economía artificial² (EA) supone un método alternativo (y a menudo complementario) al análisis matemático-deductivo de modelos formales simplificados que caracteriza a la ET. Al igual que la ET, la EA trata de mejorar nuestra comprensión de procesos socioeconómicos reales a través de la construcción y el análisis de modelos formales (Amblard, 2010). Sin embargo, frente a la ET, la EA está dispuesta a renunciar a la manejabilidad analítica –al menos parcialmente– para conseguir un mayor realismo y utilidad. Así pues, la economía artificial adopta principalmente el enfoque de establecer vínculos lo más directos posible entre las hipótesis del modelo formal y las relaciones observadas en el sistema real; y si esta correspondencia conduce a un modelo difícil de abordar matemáticamente –pero más realista y potencialmente más útil–, la EA recurre a la simulación computacional para analizarlo rigurosamente.

Al plantearse la utilización de metodologías como la EA, frente a la corriente imperante y más aceptada de la ET, surgen diversas cuestiones: ¿en qué difieren realmente ambas aproximaciones? ¿Es la EA una metodología sólida? ¿Cómo interpretar los resultados de la EA? ¿Cuáles son sus ventajas e inconvenientes respecto a la ET? Estas son algunas de las cuestiones sobre las que trataremos de arrojar luz en este artículo.

El artículo está estructurado en tres secciones³, que buscan responder a las siguientes tres preguntas:

¹ En este artículo utilizamos los términos “economía teórica” y “economía matemática” como sinónimos.

² El término de “economía artificial” corresponde con la traducción del término en inglés “artificial economics” y no con “artificial economy”.

³ Una aproximación a los contenidos aquí desarrollados se expuso en sesión plenaria en la conferencia *Artificial Economics 2015*.

¿**Qué** es la economía artificial?

Al abordar esta pregunta, nuestro objetivo será proporcionar una visión general de la EA que nos permita compararla con la ET, la disciplina que consideramos más cercana a la EA. Dentro de este marco, incidiremos tanto en las facetas en las que estas dos disciplinas son similares como aquéllas en las que son claramente diferentes.

¿**Por qué** utilizar la economía artificial?

Los sistemas socioeconómicos, por su naturaleza de sistemas complejos, son a menudo difíciles de abordar desde la perspectiva matemático-deductiva. En general, el enfoque teórico requiere realizar simplificaciones que frecuentemente conllevan un notable riesgo de desvirtuar la correspondencia entre el mundo real y el modelo estudiado. El motivo principal de utilizar la EA es que puede ayudarnos a comprender mejor el comportamiento de un sistema socioeconómico real, y a ser conscientes del efecto que las simplificaciones requeridas por el enfoque teórico pueden suponer. Al desarrollar este apartado seremos más específicos sobre las razones por las que, con frecuencia, el enfoque computacional es definitivamente una herramienta útil.

¿**Cómo** hacer economía artificial?

En este apartado discutiremos algunos de los enfoques, herramientas y métodos que a nuestro entender presentan mayor rigor y mayor potencial para que la disciplina pueda avanzar en sus objetivos y, consecuentemente, en su reconocimiento como metodología útil y globalmente aceptada.

¿**Qué** es la economía artificial?

De forma simplificada, entendemos por *economía artificial* un método de investigación que trata de mejorar nuestra comprensión de un sistema o proceso socioeconómico mediante simulaciones computacionales. Esta definición, al considerar tanto un medio (la simulación) como un objetivo (la comprensión), deja fuera algunos otros potenciales usos de la simulación en economía, como puede ser la predicción pura tipo “caja negra”. Sin menospreciar la utilidad potencial de la predicción pura sin comprensión –o de otros objetivos alternativos–, nuestra definición nos permitirá mantener la discusión en un ámbito específico y claramente delimitado. En la práctica, esta definición supone que exigimos a la metodología ir más allá de la mera generación de datos mediante simulación computacional; requerimos además un análisis de los datos generados que nos proporcione explicaciones, es decir, que nos permita encontrar relaciones causales entre variables del sistema. Aunque una buena predicción puede no ir acompañada de una explicación, una buena explicación sí debería poderse traducir en predicciones falsables ante nuevas situaciones (Hassan *et al.*, 2013; Troitzsch, 2009).

Metodológicamente, la economía artificial se puede situar dentro de la economía computacional (*computational economics*). Esta subdisciplina de la economía es, conforme a la *Computational Economics Society*, el campo encargado de “*explorar la intersección entre la economía y la computación*”. Hoy en día la utilización de la computación en ciencia en general, y en economía en particular, es tan ubicua que dentro de esta definición se enmarcan cuestiones tan diversas como la utilización de herramientas computacionales para la enseñanza de conceptos económicos, el diseño de herramientas computacionales para mercados automáticos *online* o la estadística y la econometría computacional. En consecuencia, resulta difícil describir la economía computacional como un campo unificado y homogéneo – a pesar de que existan cursos y libros específicos (Kendrick *et al.*, 2006; Kendrick, 2007) – debido a la heterogeneidad de problemas económicos y métodos computacionales que abarca. En nuestra opinión, resulta más útil desagregar esta disciplina en subdisciplinas estructuralmente más próximas. Aparte de las áreas ya mencionadas, desde el punto de vista metodológico se consideran dentro de la economía computacional la economía computacional basada en agentes o ACE (Tsfatsion y Judd, 2006; Tsfatsion, 2003), el desarrollo de herramientas de programación específicas para la economía (Kendrick y Amman, 1999) o las aplicaciones de la inteligencia artificial en economía y gestión, entre otras muchas (Chen *et al.*, 2006); desde el punto de vista de la aplicación a áreas económicas concretas, se incluyen, por ejemplo, las finanzas computacionales y el modelado computacional de sistemas macroeconómicos dinámicos (Amman *et al.*, 1996; Schmedders y Judd, 2014).

Consideramos especialmente relevante matizar las relaciones entre ACE y EA, ya que son conceptos cercanos y con frecuente solapamiento. Una de las definiciones más extendidas y aceptadas de ACE es la proporcionada por Leigh Tsfatsion: *el estudio computacional de procesos económicos modelados como sistemas dinámicos de agentes que interactúan* (Tsfatsion, 2006). Si bien esta definición encaja en general con la economía artificial, consideramos que los aspectos más característicos de la economía artificial están tanto en el enfoque de definición de modelos (basado en establecer vínculos directos con el sistema real de estudio, ya sea a través de agentes o no) como en el objetivo del modelo centrado en mejorar la comprensión del sistema bajo estudio y el método de obtención de conclusiones o hipótesis finales relativas al sistema real, que detallaremos posteriormente. Así, atendiendo al objetivo y la metodología de modelado, es posible encontrar modelos basados en agentes utilizados para entender procesos socioeconómicos – y que por tanto encajarían bajo ambas definiciones –, modelos con el mismo objetivo pero que no utilizan agentes – que estarían solamente bajo la clasificación de la EA –, o modelos basados en agentes utilizados exclusivamente como herramientas de predicción, los cuales sí pertenecerían al dominio de ACE pero no encajarían en el ámbito del presente trabajo (véase Figura 1).

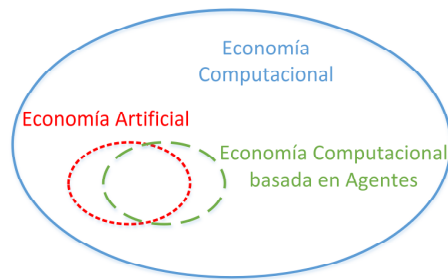


Figura 1. Diagrama de Euler de algunas subdisciplinas de la economía computacional.

Comprensión

Nuestra definición de economía artificial contiene dos elementos que requieren un mayor desarrollo: el objetivo de *mejorar nuestra comprensión* y el método basado en la *simulación computacional*. Entendemos que “*mejorar nuestra comprensión*” es descubrir relaciones causales entre variables observables del sistema real objetivo. El camino para conseguir este propósito en EA, al igual que en ET, es la construcción de modelos, puesto que los modelos son: i) la herramienta con que contamos para expresar relaciones entre variables, y ii) un instrumento para descubrir o guiarnos en el descubrimiento de nuevas relaciones.

Un modelo es una abstracción de un sistema real que se centra en algunas de las características o variables del mismo, generalmente eliminando de forma intencionada otras características para reducir la complejidad, esperando que las características eliminadas no sean relevantes para el proceso estudiado. Los modelos desarrollados en EA (al igual que en ET) son modelos formales, es decir, modelos expresados en un marco o sistema formal que permite extraer nuevas relaciones entre variables a partir de unas relaciones de partida o hipótesis⁴. En el caso de la EA, estos modelos son implementados en un ordenador para estudiar su comportamiento⁵.

Así pues, en EA se construyen modelos formales de determinados aspectos de un proceso socioeconómico real con el objetivo de comprender mejor el proceso.

El salto de un sistema real a un modelo formal suscita la siguiente pregunta: ¿en qué sentido una mejor comprensión del modelo formal puede conducir a una mejor comprensión del modelo real? Esta no es una cuestión particular de la EA, sino compartida con la ET, y –de hecho– una cuestión clave en filosofía de la ciencia (Rosen, 2012).

En algunos campos de la ciencia, como en la física, el paralelismo existente entre las conclusiones obtenidas mediante un análisis formal de un modelo y, una vez interpretadas estas conclusiones, el comportamiento del sistema real que sirvió de base al modelo, es a

⁴ Asumiendo que se dota a los símbolos del lenguaje formal de una interpretación como variables, los sistemas formales de interés son herramientas específicamente diseñadas para obtener de forma válida unas relaciones a partir de otras (Mendelson, 1997).

⁵ Un modelo computacional es un caso particular de sistema formal.

menudo tan preciso que puede resultar ciertamente sorprendente, e incluso conducir a la idea de que “las matemáticas son el lenguaje con el que Dios ha escrito el universo” (atribuida a Galileo). En muchos aspectos del mundo físico, este método ha demostrado empíricamente su validez por encima de cualquier alternativa. Sin embargo, en el caso de los procesos socioeconómicos, el paralelismo entre los modelos formales y el mundo real no resulta en general tan preciso. Así por ejemplo, a finales del siglo XX no resultaba extraño encontrar entre matemáticos de prestigio la opinión abierta de que “la mayoría de la economía matemática es irrelevante matemáticamente e inútil económicamente” (Putnam, 1975, sección de debate).

Entrando en más detalle, el objetivo que perseguimos con un modelo formal es llegar a una inferencia del tipo:

“Las hipótesis del modelo tienen como consecuencia lógica: [proposiciones derivadas del modelo]”.

En un modelo formal, o sistema formal interpretado, las hipótesis del modelo son axiomas y reglas de inferencia. Los axiomas son proposiciones –sentencias con una propiedad asociada: la de ser ciertas o falsas en el sistema– que se postulan como ciertas. Las reglas de inferencia permiten generar nuevas proposiciones a partir de otras, de forma que si las proposiciones de partida son ciertas, las proposiciones obtenidas se consideran ciertas.

Un ejemplo particularmente relevante de regla de inferencia es la conocida como *modus ponens*. *Modus ponens* parte de una proposición p , llamada antecedente, y de otra proposición llamada implicación material $p \rightarrow q$ (en palabras, “Si p es cierto, entonces q es cierto” o “ p implica q ”). A partir de ambas proposiciones p y $p \rightarrow q$, *modus ponens* genera la proposición q , llamada consecuente.

A partir de los axiomas, podemos derivar secuencialmente nuevas proposiciones ciertas (teoremas) aplicando las reglas de inferencia sobre los axiomas y sobre teoremas ya derivados. Este procedimiento deductivo nos permite encontrar *consecuencias lógicas* de las hipótesis del modelo. El procedimiento de aplicación sucesiva de las reglas de inferencia a los axiomas y a los teoremas previamente derivados se lleva a cabo normalmente (aunque no necesariamente) por una persona en el caso de la ET, y por un ordenador en el caso de la EA. En cualquier caso, el resultado es conceptualmente el mismo: una proposición que constituye una consecuencia lógica del modelo, y que podemos considerar como una relación de implicación inferida en el modelo.

Podemos utilizar un ejemplo práctico para centrar estas ideas. Consideremos la siguiente versión del modelo de segregación espacial de Schelling-Sakoda (Sakoda, 1971; Schelling, 1971)⁶, al que nos referiremos por M (de modelo). De forma simplificada, las hipótesis de M son (véase Figura 2):

- Se parte de una cuadrícula de 20x20 celdas y de 266 agentes: 133 rojos y 133 verdes.

⁶ Este modelo puede verse y descargarse de Izquierdo *et al.* (2009, appendix B).

- Inicialmente los agentes se distribuyen aleatoriamente por celdas distintas de la cuadrícula.
- Cada uno de los agentes pueden estar en uno de dos estados posibles: satisfecho o insatisfecho.
- Un agente está satisfecho si al menos el 40% de sus vecinos (los agentes que habitan en una de las 8 celdas adyacentes a la suya propia) son de su mismo color. En caso contrario, el agente está insatisfecho.
- En cada iteración del modelo, un agente insatisfecho elegido al azar se traslada aleatoriamente a alguna de las celdas libres de la cuadrícula. Si no hay agentes insatisfechos, el proceso se da por finalizado.

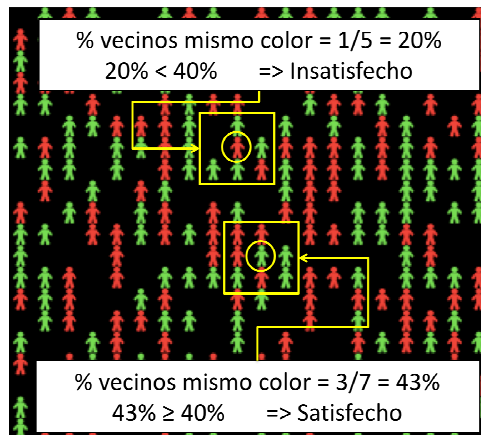


Figura 2. Ilustración de la cuadrícula del modelo de Schelling-Sakoda.

Aplicando el análisis de cadenas de Markov, se puede probar que cualquier realización del proceso estocástico definido por \mathbf{M} finaliza necesariamente en uno de los posibles estados absorbentes en los que todos los agentes se encuentran satisfechos (Izquierdo *et al.*, 2009). La disposición espacial resultante en estos estados finales presenta típicamente un alto grado de agrupamiento entre agentes del mismo color y de segregación entre agentes de distinto color (véase Figura 3).

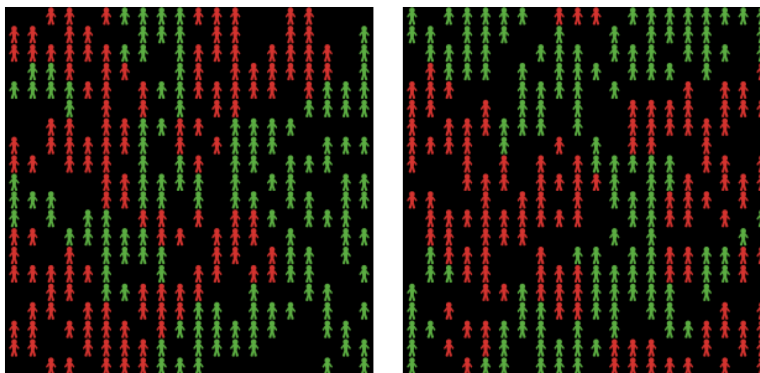


Figura 3. Ilustración de dos estados finales representativos del modelo de Schelling-Sakoda.

Para cuantificar el grado de segregación podemos definir el índice de segregación como el porcentaje medio de vecinos del mismo color que el propio. El índice de segregación final del modelo estocástico de Schelling-Sakoda (el obtenido cuando el proceso alcanza un estado absorbente) presenta una determinada distribución de probabilidad, que denominaremos X . Esta distribución X podría –al menos en teoría– ser calculada analíticamente, y puede aproximarse tanto como se desee utilizando la simulación computacional (véase Figura 4).

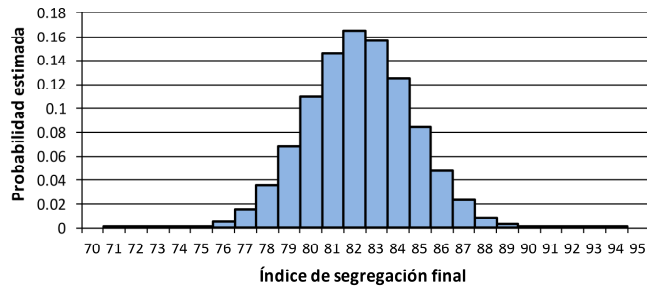


Figura 4. Estimación de la distribución de probabilidad del índice de segregación final, calculada corriendo el modelo 10^6 veces. Todos los errores estándar son inferiores a 10^{-3} .

En consecuencia, como se indicó anteriormente, se puede establecer una implicación de la forma *Antecedente* \rightarrow *Consecuente*, donde el *Antecedente* son las hipótesis de \mathbf{M} y donde el *Consecuente* es “la distribución de probabilidad del índice de segregación final es X ”.

Frente a la implicación obtenida *en el modelo formal*, nuestro objetivo es encontrar relaciones de causalidad (*Causa* \Rightarrow *Efecto*) *en el mundo real* dentro de un contexto específico (Edmonds, 2011). Una de las relaciones de causalidad que el modelo de Schelling-Sakoda sugiere podría ser formulada como “Preferencias segregacionistas individuales leves \Rightarrow Patrones agregados de segregación fuertes”.

¿Cómo podemos extraer causalidad a partir de una implicación derivada (obtenida) en el modelo? La clave para establecer una correspondencia entre una relación de causalidad en un sistema real y una proposición de implicación derivada en un sistema formal es forjar un vínculo entre las siguientes entidades:

- Los *antecedentes* del sistema formal con las *causas* en el sistema real. Es decir, se busca establecer una correspondencia entre a) las proposiciones o axiomas de partida utilizadas en el modelo formal y b) determinadas variables o relaciones entre variables observables en el sistema real.
- Los *consecuentes* en el modelo formal con los *efectos* en el sistema real. Se busca establecer una correspondencia entre a) las proposiciones o teoremas derivados en el sistema formal y b) el comportamiento de determinadas variables observables en el sistema real.
- El proceso de inferencia u obtención de *implicaciones* en el modelo formal con la *causalidad* en el sistema real.

La interpretación de los símbolos y las proposiciones del sistema formal constituye entonces un elemento clave para la correspondencia entre éste y el sistema real. Esta correspondencia a menudo se hace explícita (o se impone) dando a los símbolos del sistema formal el mismo nombre que el de las variables del sistema real con las que se busca establecer una correspondencia. Un ejemplo sería un modelo formal que se presenta diciendo que contiene agentes que *van al trabajo*, obtienen *dinero* y pagan *impuestos*.

Cuanto más sólida sea la relación entre las entidades de los sistemas formal y real, más confianza podremos depositar en las conclusiones obtenidas en todo este proceso de modelado. Desafortunadamente, no parece haber un procedimiento claramente especificado para derivar implicaciones formales que capturen o se traduzcan en relaciones de causalidad de interés en un sistema real. A menudo esta habilidad, que tiene un cierto componente de arte y creatividad, se adquiere de forma implícita durante la formación científica, en vez de constituir una rama explícita de estudio (Edmonds, 2007). No obstante, sí que es posible considerar una serie de criterios que nos pueden ayudar a valorar la utilidad de implicaciones formales (*Antecedente* → *Consecuente*) y de relaciones de causalidad (*Causa* ⇒ *Efecto*).

- Los *Antecedentes* deben ser generales. Cuanto menos restrictivos sean los axiomas de partida, mayor será su potencial de aplicación.
- La *Implicación Formal* (→) debe ser válida, es decir, debería ser imposible encontrar un caso en que se cumple el antecedente y no se cumple el consecuente.
- Los *Consecuentes* deben ser específicos; es decir, deben corresponder a condiciones lo más restrictivas posibles dentro del sistema formal.
- Las *Causas* identificadas deben tener un alcance amplio, en el sentido de que existan muchas situaciones en el mundo real en las que uno pueda establecer la presencia de las causas con confianza.
- Los *Efectos* deben ser concretos y precisos.
- La relación causal debe ser falsable experimentalmente, y no haber sido falsada en observaciones previas.
- La relación causal debe ser esclarecedora o significativa, en el sentido de ser relevante y no ser obvia, o –mejor aún– resultar contraintuitiva.

Hay dos cuestiones importantes que conviene resaltar en este punto. La primera es que los criterios de utilidad hacen referencia a la implicación formal y a la relación de causalidad inferida sobre el sistema real, pero no al propio modelo. Los modelos son medios, no fines en sí mismos; son herramientas que nos permiten derivar implicaciones que esperamos que se correspondan con relaciones de causalidad en el mundo real. La segunda cuestión a resaltar es que el único punto de todo el proceso de modelado en el que la ET y la EA difieren es en el procedimiento utilizado para inferir las implicaciones lógicas de los antecedentes. La generación de implicaciones es deductiva en el primer caso, y deductiva-inductiva en el segundo. Desarrollaremos con más detalle esta diferencia en la siguiente sección.

Inferencia basada en la simulación computacional

Llegados a este punto, podemos establecer con mayor claridad lo que a nuestro entender son las dos características que diferencian la economía artificial de la economía teórica: el enfoque de modelado y el método de inferencia.

La Figura 5 trata de representar visualmente estas diferencias. Consideramos que un modelo directo de un proceso real es un modelo formal que se genera tratando de establecer un vínculo o paralelismo lo más directo posible entre las entidades observadas en el proceso real y las variables e hipótesis del sistema formal. Este concepto no deja de tener un cierto carácter subjetivo y gradual, pero nos resultará útil para la discusión posterior.

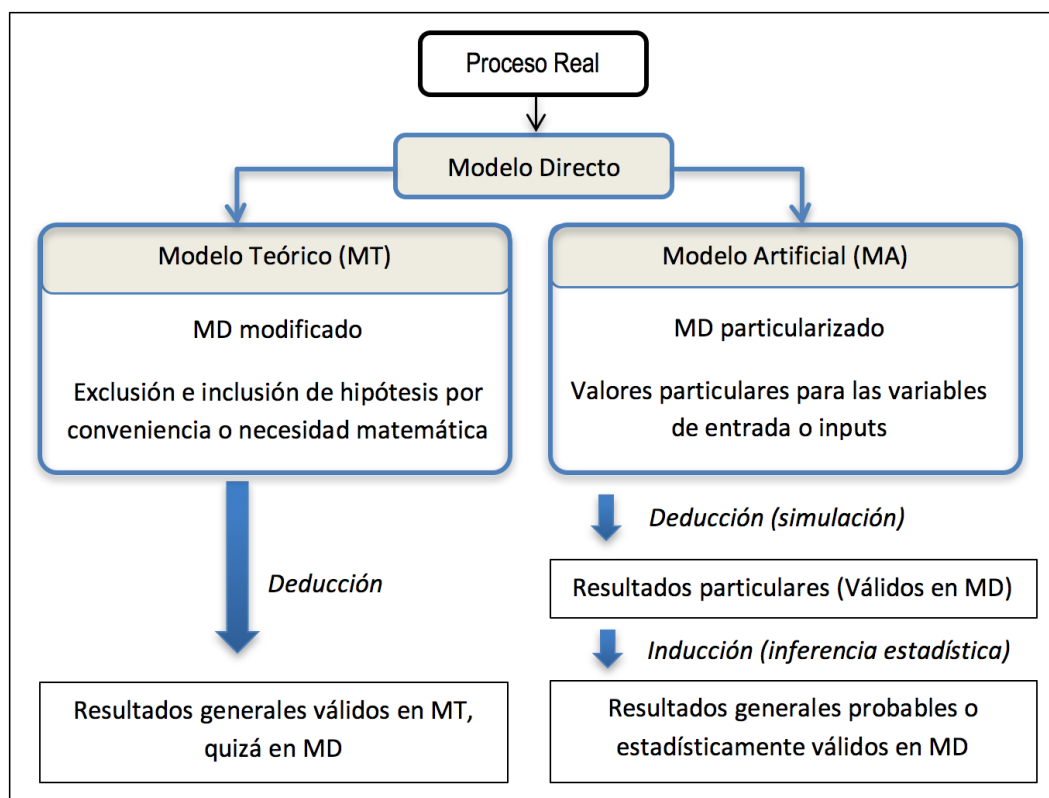


Figura 5. Diferencias metodológicas entre la economía teórica y la economía artificial.

En general, los modelos de economía teórica se pueden considerar modificaciones de un modelo directo realizadas por conveniencia o necesidad matemática (en nuestro marco el modelo directo –normalmente no explícito– se acercaría a un modelo final de acuerdo a la metodología propuesta por Cioffi-Revilla (2010)). Algunos ejemplos de este tipo de simplificaciones que se han venido realizando tradicionalmente en ET son: redes de interacción global (cualquier agente puede interaccionar con cualquier otro agente), información perfecta, y conocimiento común de racionalidad. Las modificaciones impuestas en ET pueden verse reducidas o incluso eliminadas en la medida en que las técnicas matemáticas progresan, o en la medida en que el investigador sea capaz de llevar a cabo el análisis deductivo del modelo

directo, o de determinados aspectos del mismo. En los últimos años se han producido numerosos avances teóricos que permiten analizar matemáticamente modelos que no eliminan el carácter local de las interacciones (y consideran diferentes tipos de redes de interacción), o que no imponen la existencia de información perfecta o conocimiento común de racionalidad. Estos avances se encuadran de forma natural en este marco de acercamiento del modelo teórico hacia un modelo más directo, con una correspondencia más clara con el proceso de estudio real.

Frente a este enfoque de alteración del modelo directo, la EA trata de estudiar modelos directos sin alterarlos. Si las características de un modelo directo hacen que éste no se pueda abordar mediante un análisis matemático-deductivo, o si las técnicas que permitirían realizar ese análisis aún no se han desarrollado, el análisis computacional constituye una alternativa a considerar.

El análisis computacional en economía artificial consta de dos fases: la simulación y la inferencia estadística.

La simulación es el resultado de aplicar en el modelo directo⁷ las reglas de deducción, utilizando valores particulares para las variables que se consideran entradas o antecedentes. En este sentido, los resultados de una simulación pueden considerarse teoremas del modelo artificial (Richiardi, 2012; Axtell, 2000; Leombruni y Richiardi, 2005; Richiardi *et al.*, 2006; Epstein, 2006b; Epstein, 2006a), es decir, teoremas del modelo directo cuando este incluye además como axiomas valores particulares para algunas variables. Es un enfoque paralelo al del análisis matemático-deductivo, pero si en ese caso se incluían en el modelo directo hipótesis generales para facilitar el tratamiento deductivo general (y quizá también se excluían), en este caso se incluyen hipótesis particulares (valores concretos de algunas variables) para posibilitar la deducción computacional de casos particulares.

La segunda fase utilizada en economía artificial para la búsqueda de relaciones de implicación es la inferencia estadística, es decir, un proceso por el cual, a partir de determinadas propiedades de una muestra aleatoria extraída de una población, se obtienen determinadas conclusiones sobre la población⁸. Esta fase corresponde a un proceso de inducción entendido en sentido amplio (véase Czerwiński, 1958 para una discusión más detallada), un proceso de búsqueda de relaciones generales a partir de simulaciones particulares. Excluyendo el caso –normalmente anecdótico– en el que las simulaciones permiten explorar toda la población de valores, el proceso de inducción no genera relaciones *necesariamente* válidas, pero sí *probablemente* válidas, con unos niveles de confianza que

⁷ En ocasiones resulta imposible implementar el modelo directo en un ordenador, por lo que puede ser que la implementación computacional constituya tan sólo una aproximación al modelo directo. Esta situación se daría, por ejemplo, si el modelo directo hace uso de aritmética real. La aritmética real se aproxima en modelos computacionales mediante el uso de aritmética de punto flotante, lo cual puede dar lugar a efectos indeseados (Galán *et al.*, 2009; Polhill *et al.*, 2006; Izquierdo y Polhill, 2006).

⁸ El proceso combinado de deducción mediante simulación computacional e inducción para la generalización de patrones a partir de los resultados de las simulaciones es a veces considerado como una tercera vía particular de hacer ciencia (Axelrod, 1997; Squazzoni, 2010).

pueden calcularse (una discusión más detallada de la relación entre la simulación computacional y el análisis matemático deductivo puede encontrarse en Izquierdo *et al.* (2013)).

¿Por qué utilizar la economía artificial?

Básicamente, la simulación computacional nos permite explorar las consecuencias lógicas de hipótesis que no se pueden abordar desde la perspectiva matemático-deductiva. El precio a pagar es una cierta pérdida de confianza en la validez de las conclusiones obtenidas.

De forma más concreta, la Tabla 1 ilustra algunas de las diferencias habituales entre la hipótesis utilizadas en economía teórica y en economía artificial. Estas diferencias son a veces tan notables que podrían considerarse los rasgos que definen la economía artificial o la economía computacional basada en agentes (Batten, 2000; Tesfatsion, 2002; Tesfatsion, 2006; Richiardi, 2012). Aquí nos centramos sin embargo en el enfoque metodológico porque parece evidente que la economía teórica avanza hacia el estudio del mismo tipo de hipótesis más realistas, si bien dentro del enfoque matemático deductivo general.

Restricciones habituales en economía teórica	Factores que pueden explorarse mediante simulación computacional (EA)
Agentes homogéneos representativos	Representación individual y explícita de los agentes (agent-based modelling)
Racionalidad (a veces también conocimiento común de racionalidad)	Adaptación individual (aprendizaje) o poblacional (evolución). Decisiones satisfactorias frente a óptimas
Información perfecta	Información local y asimétrica
Equilibrios estáticos	Dinámica del proceso
Aproximaciones deterministas y límites	Estocasticidad y parámetros finitos.
Aproximación “Top-down”	Construcción “Bottom-up”
Redes de interacción completas o formadas conforme a reglas fijas.	Redes de interacción concretas y arbitrarias,
Eliminación del efecto del espacio físico	Representación explícita del espacio físico
Poblaciones infinitas	Poblaciones finitas
Continuidad. Preferencia por las soluciones únicas	Discontinuidades. Efectos de dependencia histórica y condiciones iniciales.

Tabla 1. Restricciones habituales en economía teórica (ET) frente a factores que pueden explorarse mediante simulación computacional (EA).

Distintos autores han resaltado el papel de la aproximación computacional en sus vertientes tanto de complemento como de alternativa al enfoque teórico (Axtell, 2000; Richiardi, 2012; Gotts *et al.*, 2003). Por un lado, puede argumentarse que la validez de unas conclusiones debería contrastarse en el proceso real que sirvió de base al modelo. La economía teórica cuenta con la ventaja de la necesidad lógica de sus conclusiones mientras no se abandone el plano formal, pero normalmente de poco servirán las conclusiones formales si

de partida no hay una buena correspondencia con el proceso real. En palabras de Keynes (Keynes, 1936, traducción propia) :

Una parte excesiva de la economía "matemática" reciente son simplemente historias inventadas, tan imprecisas como las hipótesis iniciales en las que descansan, que permiten al autor perder de vista las complejidades e interdependencias del mundo real desde un laberinto de símbolos pretenciosos e inútiles.

La economía artificial permite abordar modelos más realistas, pero sus conclusiones en el plano formal son solo probables, no necesarias. En ambos casos, los resultados obtenidos pueden considerarse conjeturas educadas sobre el proceso real que sirvió de base de modelado. A priori, nada parece indicar que uno de los métodos deba funcionar mejor que el otro.

Con independencia de su posible utilidad como metodología independiente para abordar el estudio de modelos inabordable desde el análisis teórico, una de las aplicaciones más interesantes de la economía artificial está precisamente en permitir el avance, la mejora y un mejor entendimiento de los modelos teóricos. A menudo, el enfoque teórico solo es capaz de caracterizar determinados aspectos muy restrictivos de un modelo (por ejemplo, los equilibrios estáticos del mismo, frente a la dinámica evolutiva). Los modelos artificiales permiten explorar aspectos que sólo se pueden caracterizar parcialmente desde el punto de vista deductivo, así como realizar un análisis de robustez y generar conjeturas que constituyen retos para el avance del tratamiento teórico.

La Figura 5 permite situar estas relaciones y utilidades, que elaboramos a continuación. Por un lado, la comparación entre los resultados generales del modelo teórico y los particulares del modelo artificial permite realizar un análisis de robustez. Una concordancia de resultados indica que el modelo teórico es robusto a relajaciones en las hipótesis que se introdujeron por conveniencia matemática. Por el contrario, si los resultados particulares no concuerdan con los generales teóricos, alguna de las hipótesis introducidas por conveniencia en el modelo teórico resulta tener implicaciones clave en los resultados del mismo.

Por otro lado, la obtención de resultados de apariencia general a partir del modelo artificial permite generar conjeturas que guíen los avances en los modelos teóricos. En general, resulta mucho más fructífero y sencillo tratar de probar una conjetura que se sospecha cierta, que partir del desconocimiento de qué es lo que se pretende probar.

Un modelo artificial puede incluso constituir una justificación del interés y posibles aplicaciones de un modelo teórico. Por ejemplo, las famosas simulaciones computacionales llevadas a cabo por Robert Axelrod (Axelrod, 1984) sobre la evolución de la cooperación generaron resultados que podrían considerarse poco sorprendentes e incluso en gran medida previsibles por los expertos en Teoría de Juegos (véase la excelente discusión de Binmore,

1998 al respecto). Sin embargo, al presentar un proceso físico real⁹ para el que la Teoría de Juegos evolutiva ofrece resultados altamente relevantes (pese a que esta teoría a menudo parte de hipótesis tan alejadas del mundo físico como la existencia de poblaciones infinitas), Robert Axelrod, intencionalmente o no, ha jugado un papel fundamental en extender la apreciación y el interés por la Teoría de Juegos.

¿Cómo practicar la *economía artificial*?

En esta sección proporcionamos tres indicaciones que consideramos útiles para el objetivo de *mejorar nuestra comprensión de un sistema o proceso socioeconómico*.

1. *Partir de los hombros de los gigantes que nos preceden*. A menudo, las hipótesis de la ET no son tan restrictivas como quizá se presupone, y sus métodos y resultados –desarrollados y acumulados durante muchos años por muchas mentes brillantes– pueden ser de aplicación al problema concreto bajo estudio. Por ello, consideramos muy útil conocer las aportaciones de la ET y, en cualquier caso, evitar realizar críticas *infundadas* a esta disciplina, ya que criticar a alguien por algo que no hace es bastante inútil. En particular, a continuación indicamos algunos ejemplos de críticas infundadas pero escuchadas con cierta frecuencia y con las que los investigadores en EA deberíamos ser cuidadosos (Binmore, 2011):

- *La hipótesis del agente económico egoísta*. La economía neoclásica no asume que los individuos formen sus preferencias sin considerar el efecto de sus decisiones sobre otros. Muy al contrario, las preferencias consideradas en el enfoque neoclásico dominante pueden provenir perfectamente de motivaciones altruistas y principios morales o sociales (Colman, 1995, p. 301; Vega-Redondo, 2003, p. 7; Gintis, 2014, p. 7; Binmore, 2011, p. 8).
- *La maximización de utilidad como causa del comportamiento*. La economía neoclásica no asume la existencia de ninguna función de utilidad en la mente de los individuos. La base de partida de la economía neoclásica (materializada en la teoría de la preferencia revelada) es el comportamiento observado, las decisiones tomadas por los individuos. Si estas decisiones son estables y coherentes, pueden *resumirse* en unas preferencias completas y transitivas¹⁰, y estas preferencias se pueden representar mediante una función de utilidad. Así pues, una función de utilidad es simplemente una forma matemáticamente conveniente de representar elecciones estables y coherentes. Por ello, no es cierto que un agente elige A frente a B *porque* la utilidad que le reporta A es mayor de la utilidad que le reporta B. La lógica va en el sentido contrario: Decimos que el agente prefiere A a B –y consecuentemente asignamos una utilidad mayor a A que a B– *porque* el agente ha elegido A frente a B (Binmore 2011, p. 19).

⁹ Un proceso computacional también pertenece al mundo físico.

¹⁰ En realidad, asumir lo contrario respecto a las preferencias, es decir, asumir que las preferencias son intransitivas, hace que éstas resulten difíciles de justificar, al menos desde un punto de vista de supervivencia económica o evolutiva (Binmore 2011, 13-4).

- *La creencia de que ser racional implica ser capaz de optimizar complejas funciones de utilidad.* En condiciones de certeza, un agente es considerado racional en economía neoclásica si sus decisiones son estables y coherentes (es decir, si se comporta *como si* tuviera un conjunto de preferencias completo y transitivo). Sus decisiones coincidirían entonces con las de “otro” agente hipotético que maximizara una cierta función de utilidad, sin que esto suponga asumir ninguna capacidad de cálculo de funciones de utilidad ni de optimización en el agente original.
- *La creencia de que ningún concepto proveniente de la ET puede ser útil en EA.* Muchos de los conceptos desarrollados dentro de la ET (como el equilibrio de Nash) tienen utilidad en modelos evolutivos o de aprendizaje que no utilizan las hipótesis simplificadoras que se utilizaron originalmente para desarrollar esos conceptos.

2. *Buscar un equilibrio entre realismo y trazabilidad desde las hipótesis a los efectos.* Recordemos que entendemos los modelos formales como herramientas para derivar implicaciones que puedan corresponder a mecanismos causales en el mundo real. El enfoque computacional permite explorar hipótesis más allá de los límites impuestos por las herramientas teóricas, pero un modelo que no permita trazar o aislar qué hipótesis son responsables de los efectos encontrados y cómo afectan los cambios en dichas hipótesis, difícilmente podrá traducirse en relaciones de causalidad interesantes y contrastables en el mundo real.

Por ello, consideramos que es improbable que modelos excesivamente complejos sean útiles para inferir implicaciones formales que capten de manera adecuada relaciones causales en el mundo real. En una sección anterior hemos resumido varios criterios que nos permiten valorar la utilidad de implicaciones formales y relaciones causales, y que, por tanto, pueden ser útiles a la hora de barajar si incluir mayor o menor complejidad en un modelo.

3. *Combinar la simulación computacional con el análisis matemático.* Las dos técnicas constituyen herramientas muy útiles para explorar modelos formales. A menudo, pueden proporcionar información complementaria sobre distintos aspectos de un mismo modelo, y existen claras sinergias en su utilización combinada (Izquierdo *et al.*, 2013). A continuación indicamos algunas de las teorías matemáticas que a menudo resultan útiles para el análisis de modelos computacionales (Izquierdo *et al.*, 2009; Izquierdo e Izquierdo, 2013):

- *Cadenas de Markov*, para el análisis de procesos estocásticos en tiempo discreto (Kulkarni, 2009).
- *Teoría de redes*, para el análisis de interacciones con carácter local o basadas en las conexiones de los individuos (Jackson, 2010; Newman, 2010).
- *Teoría de juegos evolutiva y aprendizaje*, para investigar procesos que incluyen adaptación a nivel individual (aprendizaje) o poblacional (evolución), y su relación con la optimización y la racionalidad (Sandholm, 2010; Vega-Redondo, 2003; Weibull, 1995).

- *Aproximación estocástica*, para analizar e interpretar regularidades en procesos estocásticos dinámicos (Kushner y Yin, 1997; Sandholm, 2010).

Conclusiones

En este artículo hemos presentado una valoración crítica de las características, el potencial y los riesgos relativos al uso de la metodología de estudio de procesos socioeconómicos conocida como *economía artificial*. Desde nuestro análisis, la *economía teórica* y la *economía artificial* comparten los mismos objetivos, presentan menos diferencias metodológicas de las que puede parecer a primera vista, y sus aproximaciones son sin duda complementarias.

Agradecimientos

Los autores queremos agradecer a Nick Gotts, Bruce Edmonds, Francisco Fatás-Villafranca, Fernando Vega-Redondo, Koen Frenken, Isabel Almudí, Gary Polhill, Frederic Amblard y Cesáreo Hernández por sus valiosos comentarios y discusiones. También queremos agradecer el apoyo recibido del Ministerio de Ciencia e Innovación del Reino de España a través del proyecto CSD2010-00034 (SIMULPAST).

Bibliografía

- Amblard, F. (2010) "Construire des sociétés artificielles pour comprendre les phénomènes sociaux réels," *Nouvelles perspectives en sciences sociales: Revue internationale de systémique complexe et d'études relationnelles*, 5(2), 69–77.
- Amman, H. M., Kendrick, D. A. and Rust, J. (1996) *Handbook of Computational Economics*, Vol. 1. Amsterdam: Elsevier.
- Axelrod, R. (1984) *The Evolution of Cooperation*, New York: Basic Books.
- Axelrod, R. (1997) "Advancing the Art of Simulation in the Social Sciences," in R. Conte, R. Hegselmann and P. Terna (eds.), *Simulating Social Phenomena*. Springer, pp. 21–40.
- Axtell, R. (2000) "Why agents?: On the varied motivations for agent computing in the social sciences," *Proceedings of the Workshop on Agent Simulation: Applications, Models and Tools*: 3-24. Argonne National Laboratory, IL.
- Batten, D. F. (2000) *Discovering Artificial Economics: How Agents Learn and Economies Evolve*. Boulder, Colorado: Westview Press.
- Binmore, K. (1998) "Robert Axelrod - The Complexity of Cooperation (Book review)", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 1(1). Retrieved from <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/1/1/review1.html>
- Binmore, K. (2011) *Rational Decisions*. Princeton University Press.
- Chen, S.-H., Jain, L. and Tai, C.-C. (2006) *Computational Economics: A Perspective from Computational Intelligence*. Idea Group Publishing.

- Cioffi-Revilla, C. (2010) "A methodology for complex social simulations", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 13(1), 7. Retrieved from <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/13/1/7.html>
- Colman, A. M. (1995) *Game Theory and its Applications: In the Social and Biological Sciences*, 2nd edition. Routledge.
- Czerwiński, Z. (1958) "On the relation of statistical inference to traditional induction and deduction", *Studia Logica*, 7(1), 243–264.
- Edmonds, B. (2007) "The practical modelling of context-dependent causal processes – A recasting of Robert Rosen's thought", *Chemistry & Biodiversity*, 4(10), 2386–2395.
- Edmonds, B. (2011) "Context in social simulation: why it can't be wished away", *Computational and Mathematical Organization Theory*, 18(1), 5–21.
- Epstein, J.M. (2006) "Remarks on the Foundations of Agent-Based Generative Social Science," in L. Tesfatsion and K.L. Judd (eds.), *Handbook of Computational Economics, Vol. 2*, pp. 1585–1604.
- Epstein, J.M. (2006) *Generative Social Science: Studies in Agent-Based Computational Modeling*, STU - Stud. Princeton University Press.
- Galán, J.M., Izquierdo, L.R., Izquierdo, S.S., Santos, J.I., Olmo, R. del, López-Paredes, A. and Edmonds, B. (2009) "Errors and Artefacts in Agent-Based Modelling", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 12(1), 1. Retrieved from <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/12/1/1.html>
- Gintis, H. (2014) *The Bounds of Reason: Game Theory and the Unification of the Behavioral Sciences* Revised edition. Princeton University Press.
- Gotts, N.M., Polhill, J.G. and Law, A.N. R. (2003). "Agent-Based Simulation in the Study of Social Dilemmas", *Artificial Intelligence Review*, 19(1), 3–92.
- Hassan, S., Arroyo, J., Galán, J.M., Antunes, L. and Pavón, J. (2013) "Asking the Oracle: Introducing Forecasting Principles into Agent-Based Modelling", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 16(3), 13. Retrieved from <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/16/3/13.html>
- Izquierdo, L.R., Izquierdo, S.S., Galán, J.M. and Santos, J.I. (2009) "Techniques to Understand Computer Simulations: Markov Chain Analysis", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 12(1), 6. Retrieved from <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/12/1/6.html>
- Izquierdo, L.R., Izquierdo, S.S., Galán, J.M. and Santos, J.I. (2013) "Combining Mathematical and Simulation Approaches to Understand the Dynamics of Computer Models," in B. Edmonds and R. Meyer (eds.), *Simulating Social Complexity*. Berlin, Heidelberg: Springer, pp. 235–271.
- Izquierdo, S.S. and Izquierdo, L.R. (2013) "Stochastic Approximation to Understand Simple Simulation Models", *Journal of Statistical Physics*, 151(1-2), 254–276.
- Izquierdo, L.R. and Polhill, J.G. (2006) "Is Your Model Susceptible to Floating-Point Errors?", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 9(4), 4. Retrieved from <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/9/4/4.html>
- Jackson, M.O. (2010) *Social and Economic Networks*. Princeton University Press.
- Kendrick, D.A. and Amman, H.M. (1999) "Programming Languages in Economics", *Computational Economics*, 14(1/2), 151–181.
- Keynes, J.M. (1936) *The General Theory of Employment, Interest and Money*. London: Macmillan.
- Kulkarni, V.G. (2009) *Modeling and Analysis of Stochastic Systems*, 2nd edition. Chapman & Hall/CRC Texts in Statistical Science.

- Kushner, H.J. and Yin, G.G. (1997) *Stochastic Approximation Algorithms and Applications*. New York, NY: Springer.
- Leombruni, R. and Richiardi, M. (2005) "Why are economists sceptical about agent-based simulations?", *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 355(1), 103–109.
- Mendelson, E. (1997) *Introduction to Mathematical Logic*, 4th edition. CRC Press.
- Newman, M. (2010) *Networks. An Introduction*. Oxford University Press.
- Polhill, J.G., Izquierdo, L.R. and Gotts, N.M. (2006) "What every agent-based modeller should know about floating point arithmetic", *Environmental Modelling & Software*, 21(3), 283–309.
- Putnam, H. (1975) "What is mathematical truth?", *Historia Mathematica*, 2(4), 529–533.
- Richiardi, M. G. (2012) "Agent-based computational economics: a short introduction", *The Knowledge Engineering Review*, 27(02), 137–149.
- Richiardi, M., Leombruni, R., Saam, N. and Sonnessa, M. (2006) "A Common Protocol for Agent-Based Social Simulation", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 9(1), 15. Retrieved from <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/9/1/15.html>
- Rosen, R. (2012) *Anticipatory Systems: Philosophical, Mathematical, and Methodological Foundations*, 2nd edition. New York, NY: Springer.
- Sakoda, J.M. (1971) "The checkerboard model of social interaction," *The Journal of Mathematical Sociology*, 1(1), 119–132.
- Sandholm, W.H. (2010) *Population Games and Evolutionary Dynamics*. The MIT Press.
- Schelling, T.C. (1971) "Dynamic models of segregation", *The Journal of Mathematical Sociology*, 1(2), 143–186.
- Schmedders, K. and Judd, K.L. (2014) *Handbook of Computational Economics*, Vol. 3. Amsterdam: North Holland.
- Squazzoni, F. (2010) "The impact of agent-based models in the social sciences after 15 years of incursions", *History of Economic Ideas*, 18(2), 197–233.
- Tesfatsion, L. (2002) "Agent-based computational economics: growing economies from the bottom up", *Artificial Life*, 8(1), 55–82.
- Tesfatsion, L. (2003) "Agent-based computational economics: modeling economies as complex adaptive systems", *Information Sciences*, 149(4), 262–268.
- Tesfatsion, L. (2006) "Agent-Based Computational Economics: A Constructive Approach to Economic Theory", in L. Tesfatsion and K.L. Judd (eds.), *Handbook of Computational Economics*, Vol. 2, pp. 831–880.
- Tesfatsion, L. and Judd, K.L. (2006) *Handbook of Computational Economics*, Vol. 2: Agent-Based Computational Economics. Amsterdam: Elsevier.
- Troitzsch, K.G. (2009) "Not All Explanations Predict Satisfactorily, and Not All Good Predictions Explain", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 12(1), 10. Retrieved from <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/12/1/10.html>
- Vega-Redondo, F. (2003) *Economics and the Theory of Games*. Cambridge University Press.
- Weibull, J.W. (1995) *Evolutionary Game Theory*. The MIT Press.