

FENÓMENOS COMPLEJOS EN ECONOMÍA: MÁS ALLÁ DE LA CAJA NEGRA NEOCLÁSICA

COMPLEX PHENOMENA IN ECONOMY: BEYOND THE BLACK NEOCLASSIC BOX

Pedro P. Romero

Universidad San Francisco de Quito
promero@usfq.edu.ec

Resumen

El objetivo de este artículo es proponer una nueva herramienta metodológica a los economistas, a saber, los modelos de agentes computacionales aplicados a la Economía. Existe una gran oportunidad después de las críticas de destacados economistas y otros pensadores a la teoría económica convencional por no haber previsto la última crisis financiera internacional. Aquí se describe el origen y las principales características de esta metodología y, además, se presentan cuatro casos donde se ha aplicado la misma: la teoría de la firma, formación de clusters industriales, valoración de activos y burbujas financieras, y los teoremas de bienestar. Las ventajas de esta metodología son que permite un análisis más realista sin perder la formalidad necesaria para generalizar los resultados de estos modelos. Asimismo, estos modelos permiten integrar de mejor manera los procesos microeconómicos con los resultados agregados de la interacción de los distintos tipos de agentes.

Palabras clave:

complejidad; modelos de agentes computacionales; redes sociales; desequilibrio.

Abstract

The main goal of this paper is to propose a new methodological tool for economists, namely, agent-based computational models applied to Economics. There is a great opportunity after the severe criticisms by renowned economists and thinkers to the conventional economic theory due to its incapability to predict the last international financial crisis. Here, we describe the origins and main characteristics of this approach, and present four cases with relevant applications for economic theory: the theory of the firm, industrial clusters, asset valuation and financial bubbles, and the welfare theorems. This approach has the advantage of allowing us to model in a more realistic vein without losing the necessary rigorousness to generalize results. Moreover, we can better integrate the microeconomic processes with the aggregate results out of the interaction of different agent types.

Keywords:

Complexity; Agent-based Models; Social Networks; Disequilibrium.

JEL Código: C63



1. Introducción

La actual crisis ha provocado serias declaraciones de parte de destacados economistas que precisamente han contribuido enormemente al desarrollo del paradigma neoclásico en Economía. Así, Kenneth Arrow (*The Guardian*, 15 de Octubre, 2008) mencionó que está crisis financiera plantea retos a la teoría económica estándar. Por su parte, Vernon Smith publicó un artículo en el *Wall Street Journal* conjuntamente con Steven Gjerstad donde enfáticamente exclaman: “Nosotros los economistas estuvimos equivocados: Incluso si los negociadores en un mercado de activos conocen el valor del mismo, las burbujas pueden formarse” (WSJ, 6 de abril de 2009). Aparte de la dosis de humildad que expresan están palabras, también señalan la enorme oportunidad que existe hoy en día para explorar nuevas herramientas teóricas y empíricas que contribuyan al esclarecimiento de fenómenos recurrentes de mercado que han escapado al análisis convencional.

No sólo las depresiones económicas, sino también otros fenómenos como el desarrollo de clusters tecnológicos en determinadas regiones, las distribuciones empíricas del tamaño de las empresas, la diseminación de normas sociales que fomentan la confianza entre individuos, la formación endógena de instituciones económicas como el dinero o el mismo mercado, son algunos de los ejemplos a discutirse. Con respecto a lo último Ronald Coase dijo lo siguiente: “Aunque los economistas dicen que estudian el mercado en la teoría económica moderna el mercado mismo tiene incluso un papel más sombrío que el de la empresa” (Coase, 1988, p. 7) Tal vez lo que subyace a todos los comentarios expresados por estos economistas hasta aquí, es que las herramientas convencionales para hacer teoría económica están en una etapa de rendimientos decrecientes ante los nuevos y viejos fenómenos de mercado que no han podido explicar. Toda herramienta analítica impone restricciones al creador de modelos y/o teorías, de tal manera que ciertas preguntas podrán ser respondidas con unas determinadas herramientas, mientras que otras no, y quizás ni siquiera surjan

ciertas preguntas. Uno de los puntos a enfatizarse aquí será que el uso de modelos económicos basados en agentes computacionales, al menos expanden los temas que se pueden explorar (Miller y Page, 2007, pp. 26-27).

No existe una definición consensuada de complejidad. En un reciente sumario (Miller y Page, 2007) de los últimos avances en este campo por dos contribuidores como John Miller y Scott Page se explican los resultados y las herramientas utilizadas por los modelos más reconocidos pero no hay ningún esfuerzo por dar una definición última. En términos amplios no sólo economistas han contribuido a la literatura de complejidad. Existen médicos como Stuart Kauffman (Kauffman, 1993), físicos como Phillip Anderson (Anderson et al., 1988), politólogos como Robert Axelrod (Axelrod, 1997), especialistas en computación como John Holland (Holland, 1995) que han contribuido al estudio de los fenómenos complejos más allá del mercado (ver Mitchell (2011) para una introducción reciente). Algo que se puede inferir de estos trabajos es que complejidad es aquello que no es ni absolutamente caótico, ni sencillamente simple o inerte. La complejidad está entre estos dos tipos de fenómenos, esto es, entre lo absolutamente aleatorio y lo absolutamente determinístico y estático.

Para evitar confusiones con una palabra relacionada, complejidad no se reduce a lo complicado. Esto último implica que las partes constitutivas de un evento complicado de dilucidar puede llegar a entenderse una vez que se lo reduce a sus partes las mismas que son independientes, mientras que en un fenómeno complejo la forma en que las partes constitutivas del mismo interactúan es parte importante para obtener su comprensión. No son, pues, independientes sus partes constitutivas (Miller y Page, 2007, p. 27). Otra forma de pensar en complejidad es de aquellos fenómenos que presentan no linealidades, retroalimentación positiva, desequilibrios, resultados que dependen de las condiciones iniciales y su trayectoria (*path-dependency*), interacción a nivel micro que genera resultados macro que no se pueden reducir o no corresponden a sus elementos micro de forma aislada.



Existen dos tipos de complejidad atribuidas a Warren Weaver (1958) estas son: *complejidad desorganizada* y *complejidad organizada*. Por complejidad desorganizada se entiende aquellos fenómenos que poseen retroalimentación negativa; p. ej., como la ley de termodinámica, donde las desviaciones positivas se cancelan con las negativas del cual; otro buen ejemplo es la Ley de los Números Grandes. En cambio, complejidad organizada comprende aquellos fenómenos donde la retroalimentación es positiva, esto quiere decir que las interacciones entre sus elementos no se cancelan entre ellas sino que se refuerzan o amplifican en determinada dirección. Estas interacciones son descentralizadas y, como dijimos previamente, no independientes. Además, los patrones estadísticos que resultan en el agregado de estas interacciones micro no suelen presentar distribuciones normales, sino distribuciones de Pareto donde la probabilidad de eventos raros es positiva y no despreciable (más conocidas en inglés como *power laws*, Cioffi-Revilla, en evaluación). Es en este segundo tipo de complejidad que nos enfocaremos aquí.

Gran parte de la literatura económica, aun la más técnica, está inspirada o ha sido influenciada por dos destacados economistas, a saber Friedrich Hayek y Herbert Simon. Los trabajos más relevantes de Hayek para el desarrollo de la teoría de los fenómenos complejos son: 'Degrees of Explanation' (1955), y 'The Theory of Complex Phenomena' (1964). En estos dos artículos Hayek plantea que en las ciencias sociales muchas veces nos enfrentamos con la incapacidad de predecir eventos específicos y que, en tales situaciones, es mejor recurrir a lo que el denomina como *explicaciones de principio*, donde sólo podemos predecir los patrones globales de un fenómeno. También ofrece un criterio para determinar el grado de complejidad de un fenómeno como "el número mínimo de elementos del cual un ejemplo de la regularidad debe consistir para que exhiba todas los atributos característicos de la clase de regularidades de que se trata" (Hayek, 1964, p. 25). El mismo mejoraría este criterio para enfocarse más bien no sólo en el número de elementos de un fenómeno sino en sus interacciones o conexiones

entre cada uno. Estas ideas le sirvieron a Hayek para desarrollar su idea de que los mercados son *órdenes espontáneos*. Esto quiere decir que las acciones descentralizadas de millones de individuos desarrollan de forma auto-organizada un orden agregado que nos permite a cada uno llevar a cabo nuestros fines sin un coordinador o planificador central (o de un subastador walrasiano; Hayek, 1973).

Por su parte, Herbert Simon contribuyó de forma más prolífica a la ciencia de la complejidad. Esto se debe a que los modelos actuales de complejidad de forma explícita contienen agentes con limitadas capacidades de racionalidad (*bounded rationality*; Simon, 1955). En sus trabajos seminales como 'The Architecture of Complexity' (1962) y 'The Sciences of the Artificial' (1969, primera edición), donde presentó conceptos que ahora son un lugar común en esta literatura. Por ejemplo, que los agentes económicos interactúan no sólo entre ellos sino también con su medio ambiente y que adaptan sus estrategias según el ambiente. Que los sistemas complejos poseen como una propiedad importante el ser jerárquicos, i.e. organismos se forman de moléculas, y estas a su vez de células. Otro concepto relacionado al último es el de 'near-decomposability', que expresa que para comprender o estudiar un sistema complejo se puede determinar que elementos o conjunto de relaciones pueden aislarse sin caer en un falso reduccionismo que no arrojará luces sobre el fenómeno en cuestión.

Existe en realidad más de una herramienta para modelar fenómenos complejos. Desde las estrictamente formales como matemáticas recursivas, álgebra combinatorial, teoría de grafos, procesos markovianos, teoría de juegos evolutiva, métodos de campo medio (*mean-field approach*); hasta las menos formales como declaraciones verbales prolíficas (Arthur, 1989). Aquí se enfatiza los modelos de agentes computacionales (Epstein y Axtell, 1996; Tesfatsion y Judd, 2006). Estos últimos presentan, al menos, las siguientes características: (a) los agentes presentan comportamiento adaptativo puesto que la optimización es local y con información asimétrica,



lo que implica racionalidad limitada; (b) se introduce heterogeneidad en los agentes en la medida en que sea necesaria; (c) el número de agentes es discreto, dado que cada agente es un pequeño programa en sí mismo con sus propios parámetros y reglas de comportamiento no hay necesidad de reducir un sistema ya sea a un agente representativo ni a un continuo infinito de los mismos; (d) se explicita la(s) forma(s) en que los agentes interactúan entre ellos y con un ambiente (v. gr. negociadores en una subasta de tipo doble); (e) se estudia por medio de la simulación la dinámica fuera de equilibrio tanto en sistemas que convergen a un equilibrio o que poseen múltiples equilibrios (equilibrio puntuado); (f) es susceptible de repeticiones bajo diferentes condiciones, en caso de encontrarse resultados empíricos relevantes se puede recuperar las condiciones iniciales y reglas de interacción que determinaron tal resultado; (g) de tal manera que se pueden falsar hipótesis y hasta probar la suficiencia de teoremas.

En las secciones siguientes se presentan varios modelos elegidos porque tratan sobre temas típicos en Economía como son la teoría de la firma, organización industrial, burbujas financieras y los teoremas de bienestar pero con la metodología propuesta aquí. Asimismo, todos ellos son ejemplos de modelos de agentes computacionales de fenómenos que no han sido fácilmente capturados en modelos neoclásicos de Economía. Pero antes de presentarlos la siguiente sección describe lo que entendemos por modelos de agentes computacionales en general.

2. ¿Qué son los modelos basados en agentes computacionales?

Las presentaciones básicas que describen las características así como los orígenes de los modelos de agentes computacionales se encuentran en Epstein y Axtell (1996), Tesfatsion y Judd (2006), Edmonds (2001), el volumen 99 suplemento 3 del Proceedings of the National Academy of Sciences de mayo del 2002 (<http://www.pnas.org/content/99/suppl.3.toc>), y en español Quesada y Hassan (2012). Existe una excelente página web mantenida por Leigh Tesfatsion de la Universidad Estatal de Iowa sobre los distintos programas computacionales e investigación aplicada realizada con este tipo de modelos, ver <http://www2.econ.iastate.edu/tesfatsi/ace.htm>.

Para empezar no existe un consenso definitivo todavía dentro de esta comunidad de autores en cuanto al nombre de su herramienta. Por ejemplo, una de las pioneras Leigh Tesfatsion la denomina 'agent-based computational economics' abreviado como ACE. Otros como Scott Moss la denomina 'multi-agent systems' abreviada como MAS; mientras que Robert Axtell y Joshua Epstein la denominan 'agent-based modelling' de forma genérica por sus aplicaciones más allá de Economía, de donde proviene la abreviatura ABM. Esta última denominación es más usada por quienes diseñan este tipo de modelos. Pero una vez que uno acepta la última nomenclatura surge otra incomodidad al momento de describir las diferencias de éste método con otros más convencionales, a saber, que aunque haya un solo agente en la mayoría de modelos de Microeconomía y Macroeconomía; i.e. el agente representativo sea un consumidor o una empresa o gobierno; igualmente la teoría neoclásica descansa sobre la concepción de agencia. En este sentido sería más distinguible denominar a esta nueva herramienta como 'multi-agent (social/economical/political/religious/...) computational modelling'. Para enfatizar que son modelos computacionales con varios agentes aplicados a la Economía, Ciencias Políticas, Sociología, Química u otras ciencias.

De allí que un elemento básico en la definición de modelos basados en agentes es que son varios, específicamente más de tres ya que muchos modelos de teoría de juegos utilizan éste número como cantidad de agentes. Hay que aclarar que pueden haber muchos; 100 o 1000 más agentes; en un modelo pero todos pueden ser clasificados dentro de un mismo tipo. Es decir, puede tratarse de un modelo con 1000 consumidores que explícitamente interactúan. Ya que pueden haber varios tipos de agentes; por ejemplo vendedores, compradores o prestamistas; y para cada tipo 1000 o más agentes. Al ser agentes discretos no se puede hablar en ningún momento de un continuo de agentes para agregar o sumar alguna función que describa el comportamiento de los agentes (Aumann, 1964).

Un agente o tipo de agente computacional es un programa escrito en Java, C++, Fortran o Logo, entre otros lenguajes. El hecho de requerir saber programar puede ser una de las razones que no es tan popular su uso en las ciencias sociales. Programación en un lenguaje en particular no es una materia común en el currículo de estas carreras. Es más un tema de Ingeniería, Ciencia Computacional y otras relacionadas a las anteriores. En otras palabras existe un costo elevado para aprender esta herramienta. Aunque con la proliferación de software libres que exigen cierta programación puede ser que en el futuro este costo se reduzca porque sería más común programar para cualquier académico.

Un agente computacional es un programa que posee variables y métodos. La definición de las variables depende del agente que se está modelando. Por ejemplo, un consumidor puede tener al menos dos variables: billetera y nombre. En billetera se define la cantidad de dinero con que cuenta el consumidor en nombre obviamente su identidad particular. Los métodos son las cosas que puede hacer el consumidor como: comprar, reclamar, consumir, guardar, etc. Por lo tanto, si el ambiente en que se coloca a este programa es un mercado de compra y venta de manzanas esta clase o tipo de agente denominado consumidor puede permitir que existen miles de

ellos cada uno distintos en su identidad, dinero y lo que está haciendo en momento en particular de la simulación. Asimismo, puede construir el tipo de agente vendedor, intermediario, entre muchos otros. Cada tipo de agente puede tener más de dos variables de estado y los métodos necesarios para desarrollar el modelo. Volviendo al tema del ambiente donde los distintos tipos de agentes interactúan es parte de la programación y puede contener características como el límite a las transacciones que se pueden realizar en un mismo momento o período, número de productos transados, tipo de productos, puede ser aún más específico y establecer reglas de precios, así como puede ser un mercado laboral. De allí que los agentes pueda o deban interactuar tanto entre ellos como con el ambiente definido por el investigador.

Algunos dirán que así es como se construyen modelos matemáticos en Economía. Sí es similar, pero hay diferencias. La más importante es que un modelo matemático reduce el comportamiento de los agentes a ecuaciones que a veces exigen un nivel de abstracción que restringe la capacidad de estudio de ciertos fenómenos reales. Otra es que, al menos, en Economía para poder resolver el sistema de ecuaciones se tiene que encontrar uno o varios equilibrios, pero ¿qué pasa si lo interesante del fenómeno siendo estudiado sucede en desequilibrio? Por supuesto, el resultado de modelos de multi-agentes computacionales puede ser estudiado con matemáticas e incluso su representación (Leombruni y Rlchiardi, 2005).

Estos modelos de multi-agentes computacionales, por lo tanto, son un conjunto de tipos de agentes discretos con variables de estado y reglas de comportamiento (métodos), para cada tipo existen muchos agentes que interactúan entre ellos y su medio ambiente. De esta interacción que se produce a lo largo de varios períodos de una simulación se arrojan resultados que pueden ser estudiados con métodos estadísticos apropiados. Luego, estos resultados estadísticos pueden ser comparados con observaciones estadísticas de fenómenos reales para determinar si el modelo computacional logra explicarlo. Un modelo que



logre pasar este filtro podría ser usado para realizar ejercicios de escenarios posibles variando tanto los métodos como las variables de los agentes y/o ambiente a valores y comportamientos que no se pueden observar en la realidad. Esto último justificaría todavía más el uso de éste y cualquier otro tipo de modelo, por supuesto. Pero el uso de estos modelos no sólo se propagará más cuando sea más fácil o más común programar sino, además, cuando se puedan explicar mejor ciertos fenómenos sociales y naturales con este tipo de modelos antes que con otros.

3. Modelos de agentes computacionales en Economía

3.1. Axtell (1999): la emergencia de las empresas

Tomando como punto de partida que la mayoría de transacciones de mercado se realizan por medio de empresas, Axtell replantea en dicho trabajo la pregunta de Coase (1937) en esta forma: '¿cuáles son los límites entre cooperación y competencia en el mercado?' La empresa, en este enfoque, no es más una caja negra de minimización de costos sino más bien una organización de distintos individuos que tratan de batir a empresas competidoras. Siguiendo la línea coasiana este modelo trata de explicar cómo individuos aislados deciden juntarse para cooperar en una empresa y cuando renunciar para empezar otra o unirse a otra en proceso de expansión. Su objetivo último es demostrar que este modelo reproduce hechos estilizados relacionados a la distribución de tamaños de empresas, y sus ingresos.

El primer paso es plantear un modelo del tamaño óptimo de una coalición y analizar su equilibrio. Así tenemos que hay un conjunto finito y fijo de agentes, A , cada uno realizando trabajos con un determinado nivel de esfuerzo $e \in A \in [0, 1]$.

En un grupo representativo con N agentes, el esfuerzo total del grupo es:

$$E = \sum_{i=1}^N e_i \quad (1)$$

El producto generado, O , es determinado por E , de la siguiente manera:

$$O(E) = aE + bE^2 \quad (2)$$

Esta es la función de producción de todo el grupo. Cuando $b = 0$ tenemos rendimientos constantes a escala, mientras que cuando $b > 0$ tenemos rendimientos crecientes a escala. Esto último quiere decir que los agentes producen más en grupo que como sujetos aislados. También la suma de lo que cada individuo produce no es igual a lo que ambos producen en conjunto. Por otro lado, $a \neq 0$ precisamente para poder realizar comparaciones entre rendimientos constantes y crecientes a escala.

El producto total se reparte equitativamente. Esto quiere decir que al final de cada periodo cada agente recibe una parte dada por O/N . Cada agente posee preferencias del tipo Cobb-Douglas para ingreso y ocio. De tal manera que el balance entre ingreso y disfrute de tiempo ocioso puede expresarse como una función que depende del nivel de esfuerzo individual así:

$$U^i(e_i; \theta_i, E_{-i}, N) = \left(\frac{O(e_i, E_{-i})}{N} \right)^{\theta_i} (1 - e_i)^{1-\theta_i} \quad (3)$$

El producto total, O , aquí depende del esfuerzo individual e_i y del esfuerzo agregado del resto de participantes del grupo, E_{-i} , que se conoce por parte del individuo, θ_i representa la preferencia por ingreso del agente.

Para determinar el equilibrio en esta versión inicial del modelo, se asume que cada agente conoce sus preferencias, θ_i , el tamaño del grupo al que pertenece, N , y el producto total del grupo, O , de donde puede encontrarse E y también E_{-i} . El esfuerzo individual no se puede observar o



monitorear. No existe ningún agente con el rol de jefe que maximice el producto total del grupo sino que cada agente, i , maximiza su nivel de esfuerzo para maximizar su propia utilidad, esto es:

$$e_i^* = \arg \max_{e_i} [U^i(e_i; \theta_i, E_{-i}, N)] \quad (4)$$

Existen dos soluciones a la expresión anterior determinadas por rendimientos constantes a escala, $b = \theta$, o crecientes, $b > \theta$. En el primer caso tenemos:

$$e_i(\theta_i, E_{-i}) = \max [0, \theta_i - E_{-i}(1 - \theta_i)] \quad (5)$$

y mientras que en el segundo caso tenemos una expresión larga que aquí sólo presentaremos de forma implícita:

$$e_i(\theta_i, E_{-i}) = \max [0, (a; b; \theta_i; E_{-i})] \quad (6)$$

En ambos casos el tamaño del grupo, N , no influye en la decisión del nivel de esfuerzo individual óptimo. Sin embargo, los resultados si dependen del esfuerzo agregado del resto de miembros del grupo, E_{-i} .

Axtell es capaz de demostrar por medio de un análisis numérico que el nivel óptimo de esfuerzo individual se reduce monotónicamente, en la medida en que el esfuerzo agregado del resto de miembros del grupo de incrementa. Además, de que para diferentes valores de $\theta_i < 1$, siempre existirá un máximo valor de E_{-i} más allá del cual es racional para el agente i no dedicar ningún esfuerzo a la producción del grupo. Una vez que cada agente ha determinado su nivel de esfuerzo, este es un equilibrio Nash, del cual no existen incentivos para cambiar de estrategia puesto que ninguno de ellos mejoraría su utilidad al hacerlo.

Por medio de un ejemplo con dos agentes en una caja de Edgeworth donde los esfuerzos de cada agente se miden en los ejes y con los siguientes parámetros; preferencias por ingreso, $\theta, 5$, y con $a = b = 1$. Axtell demuestra que el equilibrio de Nash es dominado por el equilibrio de Pareto.

Esto simplemente significa que los esfuerzos individuales óptimos no son eficientes, de modo que ambos agentes podrían mejorar su bienestar pero tal decisión no es individualmente racional (Axtell, 1999, pp. 11-12). Cuantos más agentes se agregan al grupo, menores son los niveles de esfuerzo individual, reduciendo por lo tanto las asignaciones en equilibrio de Nash y Pareto.

Aunque existe un único equilibrio en este modelo, el mismo no es dinámicamente estable. Esto se debe a que desde el punto de vista individual es racional solo lo realizar esfuerzos hasta donde el equilibrio de Nash lo determina. Pero a nivel de todo el grupo tal resultado no es un óptimo paretiano. En el mismo trabajo Axtell concluye que para un grupo de cinco agentes que el único equilibrio es inestable (Axtell, 1999, p. 17).

A lo largo de estas secciones donde se discute el modelo presentado aquí, Axtell realiza distintas modificaciones de los parámetros y diferentes supuestos con respecto al tamaño de las empresas, y el grado de homogeneidad de los agentes. Todo para demostrar de varias maneras que el equilibrio de este modelo no es estable. Se concluye que con una preferencia por ingresos de 0,85 sólo se formarían grupos de no más de diez individuos, y que con preferencias más altas no más de 200 agentes homogéneos conformarían una empresa.

El modelo presentado aquí puede también ser interpretado con un ejemplo más general. Suponga que un pescador ha llegado a una playa donde todavía no está desarrollada ni siquiera la pesca artesanal. Como él hay otros que han llegado al mismo lugar. Cada día cada uno trabajando por su propia cuenta se dedica a pescar ostras por ser fácilmente alcanzable. Sin embargo, cada pescador también está enterado de que colaborando con otros (a quienes no conoce bien) pueden lanzarse a pescar a mar abierto, y así mejorar sus posibilidades de ingreso. En este último caso también el producto total de la pesca se dividirá en partes iguales entre los pescadores que colaboren. Cada mañana un grupo de pescadores



(v. gr. cinco) tiene que ponerse de acuerdo para compartir costos y esfuerzos para salir a pescar, el problema surge cuando algunos en la mañana repentinamente (por cuestiones de clima, por ejemplo) prefieren pescar ostras individualmente. Es una pesca de menor ingreso, pero más segura y menos costosa. De tal manera que, aunque es Pareto óptimo desde el punto de vista de la sociedad de pescadores cooperar con otros, individualmente cada pescador decide sólo pescar ostras disminuyendo así la producción total.

Este resultado formal es el que el modelo de Axtell trata de resolver. Puesto que la moraleja del juego presentado antes nos conduciría a pensar que no sólo que no surgirá la pesca artesanal en este lugar pero tampoco la pesca industrial. No obstante, la pesca tanto artesanal como industrial existe en el mundo. Entonces, ¿cómo podemos desarrollar un modelo que sí explique esos hechos?

Un modelo basado en agentes computacionales es diferente de un modelo basado en ecuaciones. Suponga que desea realizar una simulación de autos en una autopista. Al pensar en un auto tenemos los siguientes atributos: chasis color azul, volante y asientos interiores negros, caja de cambio de cinco velocidades, motor con cuatro válvulas, acelerador, etc. Una forma de modelar esta simulación es pensar de cada auto como un pequeño programa. Así le otorga a cada agente u objeto denominado auto los siguientes atributos: color del chasis, color interior, caja de cambio, acelerador, frenos, embrague, motor, entre sus principales elementos. También reglas de 'comportamiento' (o funcionamiento) pueden ser asignadas, por ejemplo: que el motor no puede ir a más de siete mil revoluciones por minuto, que cada cierto kilometraje hay que reemplazar el aceite, que no puede haber más de cinco cambios, que sólo las llantas delanteras giran. Así tenemos que este pequeño programa consta de atributos fijos y unas reglas de 'comportamiento'. Para realizar tales modelos es mejor utilizar programación orientada en objetos (Weiss, 2000), antes que una mega-ecuación u ecuaciones para cada proceso.

Un modelo de agentes computacionales de formación de empresas

La principal motivación en Axtell (1999) para utilizar un modelo computacional es que el modelo de la sección anterior presenta un equilibrio inestable y no puede explicar hechos estilizados de las empresas como la distribución de sus tamaños. Entonces la meta es estudiar el proceso de desequilibrio y ver si se replican los hechos estilizados.

Aquí los agentes son trabajadores o empresarios con los mismos atributos individuales descritos en la sección previa. Existen 1,000 agentes al inicio de la simulación, que se desarrolla en tiempo discreto. Los parámetros para cada agente según ecuación (3) son: coeficiente de retornos constantes, $a = 1$, coeficiente de retornos crecientes, $b = 1$, preferencias por ingreso, θ_i , variando en el rango $[0,1]$, este es uno de los elementos de su heterogeneidad puesto que cada agente potencialmente posee una preferencia por ingreso diferente. En cuanto a sus reglas de interacción cada agente posee una red social de hasta dos vecinos. De estos vecinos el agente se entera de nuevas y mejores oportunidades de trabajo. El producto total de una empresa conformada por más de un agente se reparte en partes iguales.

Un periodo es definido como aquel donde al menos 1.000 agentes están activos. Es decir, monitoreando el producto total y tamaño de la firma, su nivel de esfuerzo del periodo anterior, y si esta o no maximizando su utilidad para hacer los reajustes necesarios. Esta valoración que el agente realiza antes de actuar le permite establecer si es mejor continuar en la firma actual, cambiarse a otra existente, o fundar una nueva empresa. La mejor opción en términos de utilidad es seleccionada. No todos los agentes se activan al mismo tiempo para realizar esta operación, sino que siguen una distribución Poisson para activarse. Nótese que estas características; auto-evaluación de su condición y activación aleatoria, ofrecen dos reglas de interacción que introducen también heterogeneidad en el modelo.



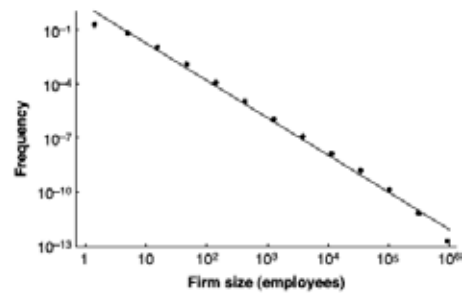
Al inicio de la simulación cada agente está trabajando por aislado, luego se corre el modelo repitiendo en cada periodo el proceso de evaluación descrito arriba. Cada agente registra su nivel de ingreso y utilidad alcanzado en el último periodo, a que empresa pertenece (así como las características de la misma), sus vecinos, además de sus atributos individuales privados. De esta forma, las empresas en este modelo nacen, se desarrollan, y perecen.

Nótese que las únicas ecuaciones en este modelo pertenecen al agente individual quien las usa como herramientas de valoración para tomar acciones. La interacción entre agentes no está predeterminada por ninguna ecuación, ni tampoco los resultados agregados o macro de este modelo están supeditados a ecuaciones macro. Las empresas una vez formadas también se convierten en un programa. Asimismo, con atributos fijos como su tamaño, el fundador de la firma; y con reglas de comportamiento para contratar o despedir un agente determinado, y para registrar el producto total de la firma, el esfuerzo total y promedio y asignar ingresos a los miembros de la firma. A partir de aquí se deja que la simulación arroje resultados a nivel individual y de la población de agentes y firmas.

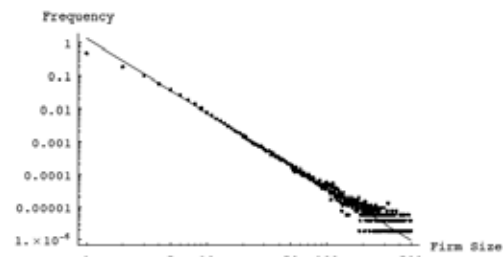
Axtell (1999, pp. 31-69) presenta datos en series temporales y sección cruzada a nivel de los agentes y las firmas. Presentando hechos estilizados de empresas, pero también datos novedosos como las historias de agentes particulares. Sus dos hechos estilizados más importantes y reproducidos por el modelo son la distribución estadística de las empresas según su tamaño e ingreso (gráfico 1). Estas distribuciones no son normales sino paretianas, las cuales se distinguen de las normales por tener colas 'pesadas' y la (cuasi) ausencia de un segundo momento.

Una de las características de los sistemas complejos organizados era la ausencia de distribuciones normales, así que este modelo de agentes computacionales es capaz de explicar como tales patrones agregados pueden surgir.

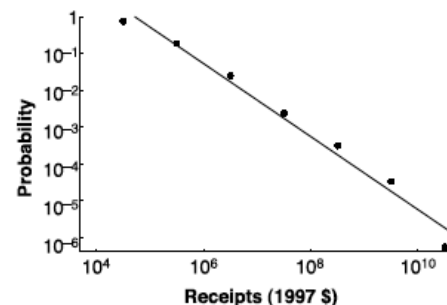
Gráfico 1



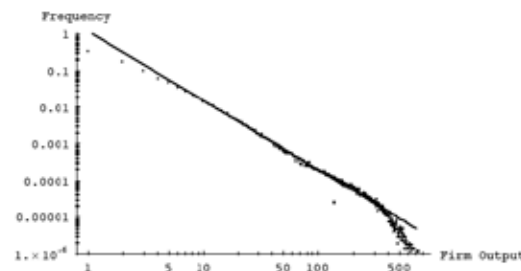
(a) Tamaños de Empresas por nº de empleados de EE. UU., 1997. US Census Bureau. Axtell (2001)



(b) Tamaños de Empresas por # de empleados, datos en Silycom Valley. Axtell (1999)



(c) Tamaños de empresas en EE UU, por ventas 1997, US Census Bureau. Axtell (2001)



(d) Tamaños de Empresas por producción, datos en Silycom Valley. Axtell (1999)

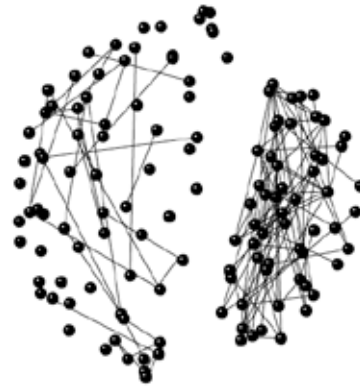


3.2. Romero (2012): clusters industriales

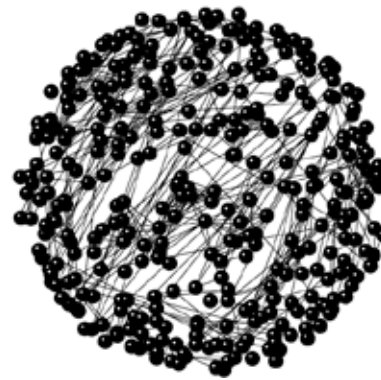
El florecimiento de regiones altamente productivas en cuanto a la cantidad y calidad de nuevos productos y/o software ha llamado la atención de académicos del globo y con distintas formaciones (Sorenson y Fleming, 2001). Uno de los casos más estudiados es el del Valle de Silicio en EE. UU. (Castilla et al., 2000; Castilla, 2003). Varios son los factores que al parecer contribuyen al florecimiento de estas regiones de gran productividad tecnológica como su: flexibilidad laboral, acceso a flujos de capital globales, servicios legales transparentes y expeditos, certidumbre en las leyes y códigos tributarios, colaboración científica para desarrollar invenciones, son las que se destacan.

La colaboración científica trae como consecuencia la difusión de conocimiento relacionado con los inventos y nuevos métodos o procesos de producción. Esta difusión usualmente se refleja en publicaciones técnicas y populares que distribuyen los nuevos hallazgos y hacen su adopción o imitación por otros más factible. Una de las características de esta colaboración científica es la cooperación en el proceso de Investigación y Desarrollo que suele registrarse y medirse por quienes contribuyen a una patente (Fleming y Sorenson, 2001). En otras palabras, detrás de un sinnúmero de proyectos de I+D en regiones como la del Valle de Silicio existen redes sociales de científicos, inversores, banqueros, abogados, etc. Castilla et. al. (2000), describen algunas de estas redes sociales en Valle Silicio. En el gráfico 2 se presentan algunos de sus resultados.

Gráfico 2



(a) Conexiones entre empresas de inversiones de capital (VC), 1958-1983.



(b) Fundadores de la Industria del Semiconductor, 1947-1986.

En el panel superior del gráfico 2 tenemos empresas representadas por nodos en el gráfico, mientras que en el panel derecho cada nodo representa uno de los fundadores de las distintas empresas en la industria del semiconductor entre un periodo de 25 a 40 años, respectivamente. Los vínculos o conexiones entre los nodos de cada gráfico representan en el primer caso que dos empresas comparten al menos un fundador. En el otro caso, una conexión existe si dos personas fueron co-fundadores de la misma empresa en algún momento. Asimismo, Fleming y Frenken (2006) presentan redes de inventores en el Valle



Silicio entre 1986 y 1995.

En todas estas redes de empresas de capital de inversión, fabricantes de semiconductores, e inventores en general reportadas para esta región no todas las conexiones que se observan se establecieron directamente. Lo que recoge cada una de ellas es que dos personas o empresas conectadas entre sí, a su vez están conectadas a otras. Por cada conexión establecida directamente existe al menos una conexión indirecta a la cual las dos partes se vinculan también.

El modelo de agentes computacionales en Romero (2012), tiene como objetivo estudiar la formación endógena de estas redes de difusión de conocimiento en un mercado tecnológico. A diferencia del modelo de Axtell (1999) no realiza una replicación cuantitativa exhaustiva, sino más bien cualitativa. También se diferencia del análisis estático de redes sociales y económicas que es ubicuo en la literatura empírica (Uzzi, 1999). La pregunta a responder es: ¿cómo las empresas coordinan para producir tecnología a través de redes económicas y sociales?

Cada nodo representa una empresa que a parte de sus propios beneficios también incrementa su valor por las externalidades obtenidas al colaborar con otras empresas. Una empresa con ninguna conexión no recibe ninguna externalidad, mientras que otras empresas pueden estratégicamente convertirse en actores importantes en la red; v. gr. IBM, Windows, etc. Cada conexión directa formada de forma bilateral y voluntaria tiene un costo para ambas empresas.

El proceso de formación de conexiones de par en par (*pairwise*) es miópicamente dinámico con las empresas tomando en cuenta sólo la información del último periodo. Una empresa forma una conexión con otra empresa seleccionada aleatoriamente, que se asemeja a un proceso real de búsqueda. De tal forma, que una nueva conexión es formada siempre y cuando ambas empresas no empeoran con el intercambio, y al menos una de ellas queda estrictamente mejor después del mismo. Es decir, se sigue un proceso paretiano en

la formación de conexiones. En cambio, se elimina una conexión o se termina una cooperación si al menos una de las empresas formándola sale del mercado debido a bancarrota. Algo importante al inicio de la simulación es que existe sólo una empresa, y cada periodo o iteración una nueva empresa entra al mercado. Pero su permanencia en el mismo depende del número de conexiones directas formadas mientras no sale del mercado. De esta forma el modelo es capaz de endogeneizar no sólo la formación de conexiones sino también el número de empresas en cada periodo, a diferencia de otros modelos como el de Jackson y Wolinsky (1996).

El hecho de que el número de empresas no es constante a lo largo de la simulación, es una razón por la cual herramientas convencionales no podrían ser usadas. Otra es que versiones estáticas de este juego arrojan equilibrios múltiples. Estas dificultades, sin embargo, pueden ser introducidas de forma flexible en un modelo de agentes computacionales.

En el gráfico 3, se presenta la evolución de la red económica en diferentes periodos. La densidad promedio de la red mide el número (promedio) de vecinos directos de las empresas conformándola. Esta densidad ha sido reportada para varias regiones tecnológicas, en el caso del Valle Silicio es de 2,8 (Castilla, 2003, p. 125). En contraste con lo reportado en el gráfico 2, el modelo nos permite observar la versión dinámica de la formación de la red.



Gráfico 3

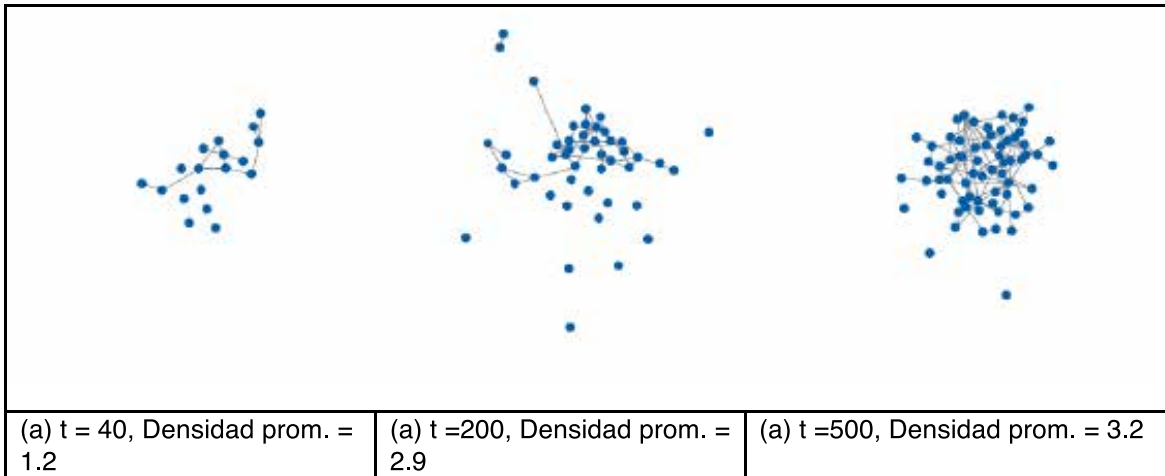
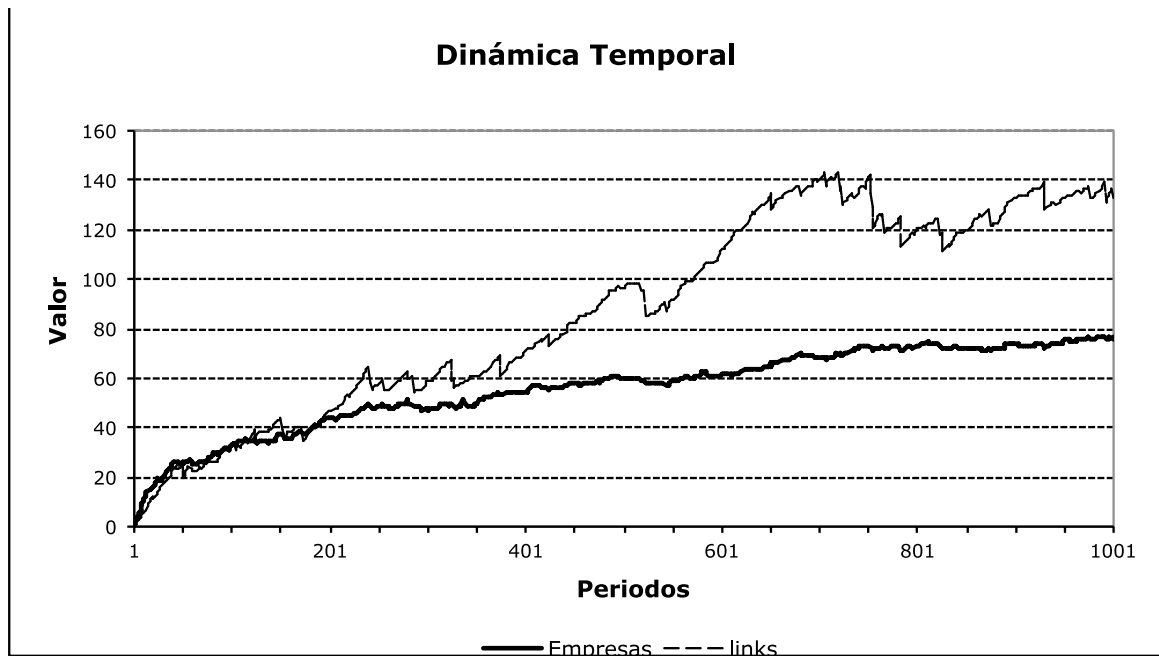


Gráfico 4



En el gráfico 4, Romero presenta las series temporales para el número de empresas y conexiones durante una simulación de 1.000 periodos. El número de empresas crece monótonicamente. Algo interesante es observar la evolución de las conexiones, las cuales fluctúan en distintos periodos. Como si reflejaran fluctuaciones económicas similares a las del producto bruto de una economía real. Los periodos en que se observan serias depresiones suceden cuando empresas grandes o altamente conectadas salen

del mercado. En Romero (2012) se presentan otras series temporales para variables específicas a nivel agregado, así como los resultados de pruebas de hipótesis específicas. Estas demuestran, por ejemplo, que si la regla para entrar en bancarrota es muy estricta, esto es, no más de cuatro periodos consecutivos con beneficios negativos, los beneficios son mayores y las empresas tienden a conectarse más. Cuando se relaja esa condición los beneficios caen y ciertas empresas trabajan aisladas.

3.3. Arthur et al. (1997): valoración de activos y burbujas especulativas

Una de las teorías económicas que ha recibido bastante atención no sólo de la academia sino también de la prensa es la hipótesis de los mercados eficientes (EMH, por sus siglas en inglés). Según esta teoría (Samuelson, 1965) los inversores con idénticas características, entre ellas expectativas racionales acerca del precio futuro de un activo financiero, instantáneamente descontarán toda la información necesaria en el precio. El arbitraje eliminaría toda oportunidad de obtener beneficios por 'especulación' sin bases o predicción solamente técnica. De ahí que burbujas especulativas y repentinas caídas de precios sólo serían una consecuencia de cambios racionales en las valoraciones de mercado, antes que en pesimismo u optimismo sin bases racionales. Una predicción empírica de esta teoría es que las variaciones en los precios de los activos financieros seguirían un paseo aleatorio a lo largo del tiempo. Sin embargo, como se observa en el gráfico 5 en el panel superior el índice bursátil Dow Jones presenta volatilidad aglomerada en ciertos periodos que coinciden con la Gran Depresión de 1930 y el *crash* bursátil de 1987 la bolsa de valores de Nueva York.

Arthur et al. (1997) fue uno de los primeros modelos de agentes computacionales que se puso como objetivo ofrecer una teoría del comportamiento del inversor que arroje resultados similares a los observados empíricamente. En el mismo se proponen agentes con racionalidad 'local' y expectativas heterogéneas, es decir las expectativas de los demás agentes o de mercado no son de conocimiento público. Asimismo, cada uno busca o descubre cuales reglas de formación de expectativas rinden mayores beneficios. Esto implica a su vez que los agentes aprenden de su propia experiencia. De esta manera, el proceso de formación de expectativas sobre los precios de los (dos) activos en este mercado se endogeniza. Así las oportunidades de beneficios en este mercado surgen cuando la heterogeneidad de las expectativas permiten explotar tendencias en los precios que no corresponden a los fundamentales. Esto se debe a que las expectativas de precios son recursivas, es decir cada agente forma sus expectativas en base a anticipar las expectativas de los otros. Esta auto-referencia provoca que la formación de expectativas sea inductiva mas no deductiva como en los modelos de expectativas racionales.

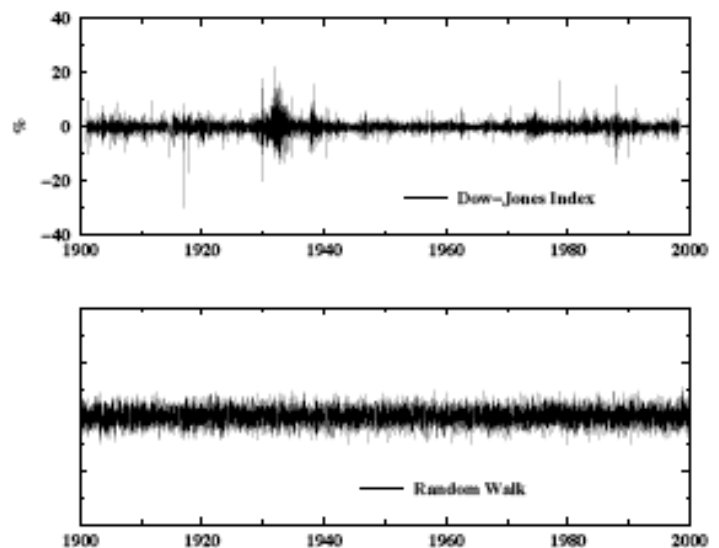


Gráfico 5

Rendimientos del Dow Jones versus un paseo aleatorio



¿Por qué el razonamiento inductivo? Suponga que un inversor i esta formando su expectativa en el siguiente periodo sobre el precio de un activo, p_{t+1} . La misma depende de un conjunto de información actual I_t , de un factor de descuento β , del dividendo a dos periodos del presente d_{t+2} que otros inversores j esperan. La regla iterativa que sigue el agente i es la siguiente:

$$E_i(p_{t+1}|I_t) = \beta E_i \left(\sum_{j=1}^N \{w_{j,t+1} (E_j [d_{t+2}|I_t] + E_j [p_{t+2}|I_t])\} | I_t \right) \quad (7)$$

Aquí $w_{j,t+1}$ es un factor de ponderación. El inversor i tiene que tomar en cuenta las expectativas de precios y dividendos de otros, a dos periodos del presente. La naturaleza iterativa de este problema implica que $E_j [p_{t+2}|I_t]$ no es conocida en este periodo. Es como si el inversor i tuviera que conocer las expectativas que otros tienen de las expectativas de otros. Una forma de salir de esta lógica regresiva sin solución es utilizar un modelo inductivo de formación de expectativas donde cada agente esta realizando hipótesis de los futuros precios y dividendos de los activos y descartando las que no le funcionan.

Otros detalles del modelo incluyen un activo libre de riesgo (bono) que paga una tasa de interés constante r_f . El otro activo con riesgo paga un dividendo estocástico de acuerdo a este proceso auto-regresivo:

$$d_t = \bar{d} + \rho(d_{t-1} - \bar{d}) + \mu_t \quad (8)$$

Donde el último término μ sigue una distribución normal con $(0, \sigma^2)$. El precio p_t de este activo se determina endógenamente en este mercado. Por otro lado, la demanda de un inversor para el activo riesgoso (acción) viene dada por:

$$x_t^i = \frac{\hat{E}_t^i (p_{t+1} + d_{t+1}) - (1 + r_f) p_{t+1}}{\gamma \hat{\sigma}_{p+d,i}^2} \quad (9)$$

Esto sigue una preferencia estándar por el activo de aversión al riesgo absoluto constante (CARA), siendo γ el coeficiente de aversión al riesgo relativo. Los agentes pronostican los retornos futuros de forma lineal así:

$$\hat{E}_t^i (p_{t+1} + d_{t+1}) = a_k (p_t + d_t) + b_k \quad (10)$$

Donde el subíndice k denota la regla de pronóstico que el agente ha escogido. Una vez que se establece el precio, los agentes actualizan sus portafolios y se registra el volumen intercambiado.

Lo novedoso de este modelo es que los agentes poseen hasta 100 reglas para estimar a y b , de tal forma que cada agente puede estar usando una regla de pronóstico diferente al resto. La idea es que son estos pronósticos los que están compitiendo entre uno y otro por anticipar mejor el precio del activo. Este es un claro caso en que las estrategias predictivas de cada agente está co-evolucionando durante la simulación. Es así que las mejores reglas sobreviven por ser las más exitosas pronosticando precios.

En el análisis experimental del modelo se realizan dos experimentos. El primero es de control con agentes homogéneos y parámetros fijos para ver si la especificación microeconómica del modelo replica el equilibrio de expectativas racionales, lo cual se consigue. El segundo introduce la heterogeneidad en los parámetros del modelo y las reglas de predicción se dejan evolucionar. Esto último arroja resultados agregados que cualitativamente producen periodos en que el precio se desvía de los fundamentales del mercado dando pie a expansiones y caídas repentinas de precios que describen mejor al mercado real (Arthur et al., 1997, p. 15).



3.4. Axtell (2005): teoremas del bienestar en mercados no walrasianos

Los modelos presentados hasta aquí se caracterizan por ser de equilibrio parcial. En Axtell (2005) se presenta uno de los primeros modelos del mercado en general basado en agentes computacionales. El modelo plantea el siguiente ambiente. Existe una población heterogénea de agentes que buscan satisfacer sus deseos. Cada agente tiene un conjunto de atributos fijos e interactúa con otros agentes por medio de reglas de interacción de mercado. Asimismo, cada uno de ellos puede acceder a información local por medio de sus vecinos, y a cierta información global en el mercado. El escenario es de intercambio, donde cada agente revela sus preferencias verdaderas si es cuestionado por otro. Estos agentes comercian con sus dotaciones con otros k comerciantes en cada periodo. Este número k de comerciantes es menor al número total de comerciantes en la población. Aceptan un intercambio siempre y cuando mejoren su utilidad. De tal forma que cada agente en cualquier periodo puede mejorar su situación por medio de una maximización local, mas no global.

El intercambio en este mercado surge de forma descentralizada porque el subastador walrasiano está ausente. Surgen o emergen entonces los precios en esta economía, los cuales se agregan en una distribución en lugar de un precio único. Estos agentes actuando como comerciantes e interactuando con uno y otro de forma continua y mejorando sus estrategias que co-evolucionan dando lugar a ecologías de estrategias más o menos estables. Un análisis de la existencia del equilibrio general en este modelo no se da, porque en su versión analítica los puntos fijos de Brouwer y Kakutani señalan la existencia del equilibrio pero no como se convergió al mismo. Esto último es parte de que lo que el modelo de agentes computacionales más bien se enfoca.

Por otro lado, Axtell (2005) sostiene que la computabilidad requerida para el subastador walrasiano; es decir, todos los precios que tiene que calcular demandan una capacidad computacional

exponencial en el número de bienes en la economía. Scarf (1973) concluyó que el algoritmo para que un modelo de equilibrio general computable encuentre el equilibrio requiere de una capacidad de cálculo a la cuarta potencia sobre el número de bienes. Por ejemplo, una economía con 1.000 bienes requiere de 10.000 calculaciones más que el de una economía con 100 bienes. Existen problemas de cálculo bien conocidos que se conocen como problemas NP (*non-polynomial*) que no pueden ser resueltos por medio de computadoras. Lo que Axtell recalca es que computacionalmente el trabajo que supuestamente realizaría un subastador walrasiano es de este tipo. Pero que el modelo alternativo basado en intercambio descentralizado y con información local realizado por agentes con limitada racionalidad, es un problema que computacionalmente se puede resolver.

Su primera proposición resume este punto. *Proposición 1 (Axtell, 2005): Los equilibrios Arrow-Debreu son suficientemente difíciles de calcular así que la descripción walrasiana del mercado es simplemente implausible.*

Luego de demostrar la existencia de equilibrio en su modelo por medio de una función Lyapunov, también reporta que la tasa de convergencia del proceso de intercambio k -lateral es geométrica, y además globalmente estable. A continuación los dos teoremas del bienestar en un mercado descentralizado.

Proposición 5. Primer teorema de bienestar en un mercado descentralizado (Axtell, 2005): los equilibrios en el intercambio k -lateral son óptimos de Pareto si una de estas dos condiciones se cumplen (i) existe al menos un comerciante que posee inventarios positivos de todos los bienes, o (ii) existe al menos un bien que todos los comerciantes poseen.

En un mercado descentralizado entonces, al menos un comerciante se convertirá en intermediario. Y en el segundo caso al menos un bien tendrá el rol de medio de intercambio, i.e. dinero. Este resultado provee de mejor manera una prueba de que cada quien cuidando por su propio interés;



dadas ciertas condiciones; contribuye al bienestar de la sociedad. Puesto que no requiere de un mega subastador que al centralizar el intercambio, en realidad propone una institución muy costosa en términos de cálculo económico.

Proposición 6. Segundo teorema de bienestar en un mercado descentralizado (Axtell, 2005): *Cualquier asignación que es óptimo de Pareto e individualmente racional puede alcanzarse a través de algún proceso descentralizado de intercambio.*

Este resultado es diferente al arrojado por el modelo walrasiano convencional, porque a parte de que las preferencias y dotaciones de cada agente también la historia de la interacción determina los precios finales y asignaciones. Pero si se la misma se puede cambiar entonces el equilibrio puede ser modificado. También a diferencia del resultado convencional que señala que un 'planificador social' puede seleccionar una determinada asignación de recursos y alterar las dotaciones de los individuos para alcanzarla por medio de impuestos, este modelo sostiene que la computabilidad de tal política está fuera de lo computacionalmente posible.

Del segundo teorema de bienestar en un mercado descentralizado también se sigue que las asignaciones de equilibrio no terminan en el 'core' desde las dotaciones iniciales. En otras palabras, el modelo de mercado descentralizado produce *efectos riqueza*. También ausentes en la versión walrasiana convencional de equilibrio general. Para este último punto existe una gran evidencia acumulada de que la distribución de riqueza en una sociedad no es uniforme sino que sigue también una distribución paretiana.

4. A modo de conclusión

Se han presentado algunos modelos que destacan algunas de las contribuciones a la teoría económica con modelos de agentes computacionales. En todos subyace la proposición de que un enfoque que considera al mercado como un sistema adaptativo complejo (CAS) puede explicar mejor los hechos estilizados del mercado que no pueden explicarse con herramientas solamente neoclásicas.

Todos los modelos presentaban resultados agregados que emergían del ambiente microeconómico que cada uno planteaba. Estos resultados fundamentalmente se referían a distribuciones estadísticas de variables que eran el resultado de la interacción de los agentes. Esto puede denominarse *Emergencia tipo I*. Mientras que en el caso de Axtell (2005) es también una institución, la empresa, la que emerge de ese proceso. En este último caso estamos hablando de la emergencia de instituciones económicas. Lo que se denominara *Emergencia tipo II*.

Asimismo, en cada uno de ellos se evitó de cualquier manera hacer uso de agentes representativos donde el sistema macro se asume se reduce a este agente. También en estos modelos neoclásicos el agente representativo no interactúa con otros agentes sino con factores exógenos. Los modelos de agentes computacionales también ofrecen un excelente método para falsar hipótesis y teorías, porque entregan series temporales y de sección cruzada a nivel de los agentes y de los patrones regulares que surgen de su interacción y no solamente un punto en la distribución con modelos que se basan sólo en promedios.

Otros autores en España se destacan, también, por sus contribuciones a la ciencia de la complejidad. Existen varios grupos en distintas universidades que han hecho esfuerzos por desarrollar modelos basados en agentes computacionales pero con un alto contenido empírico, para poder mejorar la predicción y robustez de los mismos (ver Hassan et al.,



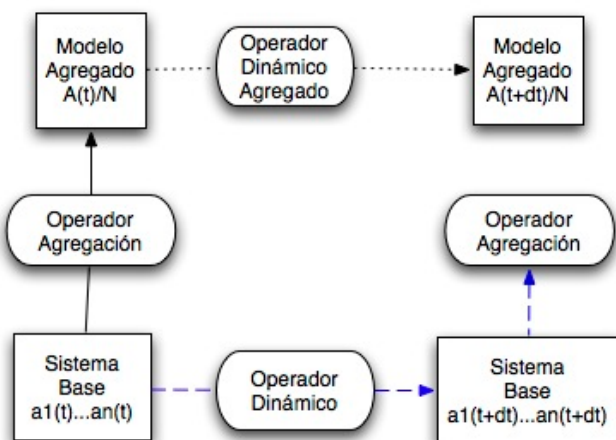
2013). En otras colaboraciones han discutido las implicaciones epistemológicas de modelar la sociedad, o aspectos de ésta, como un sistema complejo (Izquierdo et al., 2008). Otros esfuerzos incluyen aplicaciones de econofísica, complejidad, y teoría de juegos evolutiva. Algo importante de resaltar es que estas publicaciones son el fruto de la investigación financiada por agencias estatales de España, lo cual no es común en Latinoamérica. Más detalles sobre estos grupos españoles se pueden encontrar aquí, <http://www.futurict.es/futurict/page/show/id/8>.

En el gráfico 6 se presenta un esquema que resume la diferencia entre modelos tanto neoclásicos como keynesianos con los de agentes computacionales. En la parte inferior de la misma se observa como el sistema micro (base) y heterogéneo evoluciona de forma dinámica a lo largo del tiempo. Opuesto en la parte superior está el modelo agregado usualmente keynesiano que aunque introduzca factores dinámicos en modelos intertemporales no necesariamente implica que el mismo se corresponda con la agregación del sistema micro (por eso no existe una flecha cerrando el ciclo). En el mejor de los casos un modelo neo-keynesiano, por ejemplo, toma en cuenta el sistema micro pero lo reduce a su agente promedio donde se implica que el modelo macro es la multiplicación por N del sistema micro. Algunos de los modelos descritos como Axtell (2005) incluso plantean modelos microeconómicos alternativos a los tradicionales.

Otra forma de apreciar esta tradición de modelar fenómenos económicos es la de considerar a los mercados como procesos evolutivos donde las estrategias individuales interactúan, organizaciones compiten, e instituciones emergen (Farmer y Lo, 1999). Esto no implica el criterio popular de que la competencia en el mercado sólo produce que los grandes se coman a los pequeños. Sino por el contrario que sistemas abiertos de interacción individual generan endógenamente patrones recurrentes de comportamiento que no siempre son óptimos, efectivamente, pero que tampoco el tratar de manipularlos conduce inevitablemente a mejorarlos.

Finalmente, el poder y el alcance de la metodología de las simulaciones de sistemas sociales complejos mediante agentes computacionales es ampliamente reconocido por Borrill y Tesfatsion (2011). Estos autores van más allá de lo que hemos argumentado en este artículo, hasta proponer que la metodología de los modelos basados en agentes (ABMs) es una forma alternativa matemática relacionada a lo que se conoce como 'matemáticas constructivas.' Esto consiste en que; a diferencia de matemáticas clásicas donde una proposición P puede ser verdadera o su negación ($\neg P$) es verdadera; una proposición cualquiera P requiere una prueba directa de que es verdadera en forma de un proceso computacional que pruebe su existencia y que excluya tanto la falsedad como la indecibilidad de P . Basados en estos argumentos estos autores proponen, además, que esta metodología sirve para estudiar fenómenos complejos tanto en las ciencias sociales como en las naturales.

Gráfico 6





Bibliografía

Anderson, P. W.; Arrow, K. J. y Pines, D. (eds.) (1988): *The Economy as an Evolving Complex System*, volumen 1, Addison Wesley, Redwood.

Arrow, K. (2008): "Risky business", *The Guardian*, 15 de octubre.

Arthur, W. B. (1989): "Competing Technologies, Increasing Returns, and Lock-In by Historical Events", *Economic Journal*, vol. 99, pp. 116-131.

Arthur, W.B.; Durlauf, S. N. y Lane, D. A. (eds.) (1997): *The Economy as an Evolving Complex System II*, Addison-Wesley, Reading, pp. 125-302.

Arthur, W. B.; Holland, J. H.; LeBaron, B.; Palmer, R. y Tayler, P. (1997) "Asset Pricing Under Endogenous Expectations in an Artificial Stock Market", en Arthur, W. B.; Durlauf, S. N. y Lane, D. A. (eds.), *The Economy as an Evolving Complex System II*, Addison-Wesley, Reading, pp. 15-44.

Aumann, R. (1964) "Market with a continuum of traders" *Econometrica* Vol. 32, No. 1-2, January-April, pp.39-50.

Axelrod, R. (1997): *The Complexity of Cooperation: Agent-Based Models of Competition and Collaboration*, Princeton University Press, Princeton, pp. 40-180.

Axtell, R. (1999): "The Emergence of Firms in a Population of Agents: Local Increasing Returns, Unstable Nash Equilibria and Power Law Distributions", *Santa Fe Institute Working Paper 99-03-019E*.

Axtell, R. (2001): "Zipf Distribution of U.S. Firm Sizes", *Science*, vol. 293, pp. 1818-1820.

Axtell, R. (2005): "The Complexity of Exchange", *Economic Journal*, vol. 115, n° 504, F193-210.

Borrill, P. y Tesfatsion, L. (2011): "Agent-based modeling: the right mathematics for the social sciences?", en Davis, John B. y Hands, D. Wade (eds.), *The Elgar Companion to Recent Economic Methodology*, Edward Elgar, Cheltenham, pp. 228-258.

Castilla, E. (2003): "Networks of venture capital firms in Silicon Valley", *International Journal of Technology Management*, vol. 25, n°1/2, pp. 113-135.

Castilla, E.; Hwang, H.; Granovetter, E. y Granovetter, M. (2000): *Social networks in Silicon Valley*, capítulo 11, Stanford University Press, pp. 218-247.

Cioffi-Revilla, C. (ed.) (2009): *Power Laws in the Social Sciences: Discovering Complexity and Non-Equilibrium Dynamics in the Social Universe*, Cambridge University Press, en evaluación.

Coase, R. (1937): "The Nature of the Firm", *Economica*, n.s., vol. 4, pp. 386-405.

Coase, R. (1988): *The Firm, the Market and the Law*, University of Chicago Press, Chicago, pp. 33-156.

Edmonds, B. (2001) "The Use of Models - making MABS actually work." En Moss, S. y Davidson, P. (Eds.) *Multi-Agent-Based Simulation, Lecture Notes in Artificial Intelligence 1979: 15-32*. Berlin: Springer-Verlag.

Epstein, J. M. y Axtell, R. (1996): *Growing Artificial Societies - Social Science from the Bottom Up*, MIT Press, Cambridge, pp. 1-152.



- Farmer, J. D. y Lo, A. (1999): "Frontiers of finance: Evolution and efficient markets", *Proceedings of the National Academy of Sciences USA*, vol. 96, pp. 9991-9992.
- Fleming, L. y Frenken, K. (2006): "The Evolution of Inventor Networks in the Silicon Valley and Boston Regions", *Papers in Evolutionary Economic Geography*, nº 09, Utrecht University.
- Fleming, L. y Sorenson, O. (2001): "Technology as a complex adaptive system: evidence from patent data", *Research Policy*, vol. 30, pp. 1019-1039.
- Ghoulmie, F.; Cont, R. y Nadal, J-P (2005): "Heterogeneity and feedback in an agent-based market model", *Journal of Physics: Condensed Matter*, vol. 17, pp. 1259-1268.
- Gintis, H. (2007): "The Dynamics of General Equilibrium", *Economic Journal*, vol. 117, pp. 1280-1309.
- Gjerstad, S. y Smith, V. (2009): "From Bubble to Depression?", *The Wall Street Journal*, 9 de abril.
- Hassan, S.; Arroyo, J.; Galán, J. M.; Antunes, L. y Pavón, J. (2013): "Asking the Oracle: Introducing Forecasting Principles into Agent-Based Modelling", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 16, nº 3, p. 13.
- Hayek, F. (1955): "Degrees of Explanation", en Hayek, F. A., *Studies in philosophy, politics and economics*, University of Chicago Press, Chicago, 1967, pp. 3-21.
- Hayek, F. (1964): "The Theory of Complex Phenomena", en Hayek, F. A., *Studies in philosophy, politics and economics*, University of Chicago Press, Chicago, 1967, pp. 22-42.
- Hayek, F. (1973): *Law, legislation and liberty*, vol. 1: *Rules and order*, University of Chicago Press, Chicago, pp. 1-105.
- Hayek, F. (1974): "The Pretence of Knowledge", *Nobel Memorial Lecture*.
- Holland, J. H. (1995): *Hidden order*, Addison-Wesley, Reading, pp. 35-124.
- Izquierdo, L.; Galán, J. M.; Santos, J. y del Olmo, R. (2008): "Modelado de sistemas complejos mediante simulación basada en agentes y mediante dinámica de sistemas", *EMPIRIA: Revista de Metodología de Ciencias Sociales*, nº 16, julio-diciembre, pp. 85 -112.
- Jackson, M. O. y Wolinsky, J. (1996): "A Strategic Model of Social and Economic Networks", *Journal of Economic Theory*, vol. 71, nº 11, pp. 44-74.
- Janicki, H. y Prescott, E. (2006): "Changes in the Size Distribution of U.S. Banks: 1960-2005", *Federal Reserve Bank of Richmond Economic Quarterly*, vol. 92, nº 4, otoño, pp. 291-316.
- Kauffman, S. (1993): *The Origins of Order: Self-Organization and Selection in Evolution*, Oxford University Press, Oxford, pp. 95-220.
- Leijonhufvud, A. (1997): "Models and Theories", *Journal of Economic Methodology*, vol. 4, nº 2, pp. 193-198.
- Leombruni, R. y Richiardi, M. (2005) "Why are economists sceptical about agent-based simulations?" *Physica A* 355:104-109.
- Miller, J. y Page, S. (2007): *Complex Adaptive Systems: An Introduction to Computational Models of Social Life*, Princeton University Press, Princeton, pp. 33- 140.



Mitchell, M. (2011) *Complexity: A guided tour*. Oxford University Press.

Quesada, M. y Hassan, S. (2012) "La investigación mediante la simulación social multi-agente." En Arroyo, M. y Sábada, I., (Eds.) *Metodología de la investigación social, innovaciones y aplicaciones*. Madrid, Síntesis.

Romero, P. P. (2012): *Banking Crises and Industry Formation: Networks of Multi-agent Systems*, capítulo 3, Lambert Academic Publishing.

Samuelson, P. (1965): "Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly", *Industrial Management Review*, vol. 6, pp. 41-49.

Scarf, H. (con T. Hansen) (1973): *Computation of Economic Equilibrium*, Yale University Press, New Haven, pp. 1-86.

Simon, H.A. (1955): "A behavioral model of rational choice", *Quarterly Journal of Economics*, vol. 69, pp. 99-118.

Simon, H. A. (1962): "The Architecture of Complexity", *Proceedings of the American Philosophical Society*, vol. 106, pp. 467-482.

Simon, H. A. (1969): *The Sciences of the Artificial*, tercera edición, MIT Press, Cambridge, pp. 41-130.

Sorenson, O. y Fleming, L. (2001): "Science and the Diffusion of Knowledge", *Harvard Business School, Working paper*.

Tesfatsion, L y Judd, K. (eds.) (2006): *Handbook of Computational Economics, Vol. 2: Agent-Based Computational Economics*, North-Holland, Amsterdam, pp. 30 -166.

Uzzi, B. (1999): "Embeddedness in the making of financial capital: How social relations and networks benefit firms seeking financing", *American Sociological Review*, vol. 64, n° 4, pp. 481-505.

Wasserman, S. y Faust, K. (1994): *Social Network Analysis: Methods and Applications*, Cambridge University Press, Cambridge, pp. 103-232.

Weaver, W. (1958): "A Quarter Century in the Natural Sciences", *The Rockefeller Foundation Annual Report*, Rockefeller Foundation, Nueva York, pp. 7-15.

Weiss, G. (ed.) (2000): *Multi-agent Systems: A Modern Approach to Distributed Artificial Intelligence*, MIT Press, Cambridge, pp. 50-145.