



Contaduría y Administración

ISSN: 0186-1042

revista_cya@fca.unam.mx

Universidad Nacional Autónoma de México

México

Rojí Ferrari, Salvador

La complejidad: un nuevo enfoque de la economía financiera

Contaduría y Administración, núm. 216, mayo-agosto, 2005, pp. 73-100

Universidad Nacional Autónoma de México

Distrito Federal, México

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=39521604>

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

redalyc.org

Sistema de Información Científica

Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal

Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

La complejidad: un nuevo enfoque de la economía financiera

Salvador Rojí Ferrari*

Resumen

Este trabajo ofrece una pequeña guía de las últimas tendencias en la investigación acerca de los mercados financieros. Partiendo de la hipótesis de que los mercados son sistemas complejos en evolución, consideramos dos perspectivas. Por un lado, comentamos la aplicación de modelos provenientes de la física, tanto basados en agentes representativos homogéneos, como si fuesen partículas de gas, como agentes heterogéneos con algunas características y estrategias básicas que aproximan a las hipótesis más comunes sobre el comportamiento de los agentes en un entorno de simulación de los mercados financieros. Estos dos tipos de modelos basados en la física conforman lo que ha empezado a llamarse econofísica. Por otro lado, definimos la teoría de la complejidad desde varias perspectivas, y describimos los modelos de simulación de los mercados financieros más populares basados en dicha teoría.

Palabras clave: complejidad, econofísica, modelos de simulación basados en los agentes, sistemas “adaptativos” complejos.

1. Introducción

Este trabajo parte de la hipótesis de que los mercados financieros son sistemas dinámicos complejos; sin embargo, esta hipótesis necesita de una clarificación de principio, pues realmente existen dos visiones sobre ella, y cada una sigue unos postulados parcialmente diferentes, compartiendo, no obstante, puntos en común. A esto hay que añadir una utilización algo arbitraria por parte de ambas visiones de términos prestados de diferentes disciplinas, lo que da lugar a cierta confusión¹.

* Profesor investigador de la Facultad de Ciencias Económicas Empresariales de la Universidad Complutense de Madrid. Correo electrónico: srojifer@ccee.ucm.es

¹ Por ejemplo, en economía, accidentes helados, externalidades de red, o efecto cerrojo; en teoría de control, autorregulación reforzadora; en química, autocatalización; en ecología, efecto panda.

Este trabajo no solamente intenta dar a conocer un camino de investigación de los mercados financieros desde el marco común de los estudios de la complejidad, sino aclarar y separar las dos visiones parcialmente solapadas, mostrando los puntos comunes y diferentes.

Por un lado, vamos a analizar la perspectiva proporcionada por la mecánica estadística, donde el elemento base por investigar es un inversor representativo medio, como si fuese una partícula de gas. La otra perspectiva viene representada por la generación de modelos basados en los agentes o simulación artificial de los mercados financieros; es decir, parte de la consideración del agente como un inversor autónomo e independiente cuya conducta es el resultado de un conjunto de hipótesis cuya generación depende de la complejidad asignada a dicho agente. Así, se pueden generar conductas simples con base en hipótesis sencillas (análisis técnico, fundamental, mercado eficiente) o en más complejas, basadas en un razonamiento inductivo que utilice una cesta de algoritmos que repliquen un comportamiento cercano al observado en los mercados financieros del mundo real.

Utilizando elementos de las dos aproximaciones se encuentra la nueva disciplina de la econofísica. Al ser una nueva disciplina, muchos investigadores, especialmente del campo de la física, incluyen tanto modelos propios de diversas subdisciplinas de la física aplicados a series temporales financieras como modelos que recogen muchos elementos de la simulación artificial de los mercados financieros. De ahí que veamos conveniente considerar *bajo el mismo paraguas* de econofísica a las dos aproximaciones, siempre que la metodología utilizada sea común a la física, y dejar un apartado propio para incluir modelos de simulación que sigan los postulados propios de la complejidad; lo anterior se debe a que se ha producido otro tipo de confusión, y no sólo de términos, con respecto a este concepto.

Como hemos comentado en el párrafo anterior, entre las opciones posibles de simulación de los mercados existen muchas hipótesis sobre la conducta de los agentes, algunas de ellas altamente complejas. Sin embargo, una hipótesis que destaca principalmente es la de considerar a los mercados financieros como sistemas “adaptativos” complejos con unas características que la hacen valedora de un apartado propio. Esto es debido al desarrollo de las ciencias de la complejidad aplicada a los sistemas, entre ellos, el económico y el financiero, cuyas características difieren en un alto grado de las consideradas en las demás hipótesis de conducta en la simulación de los mercados. Estas características —muy específicas y que han sido establecidas por varios autores (ver Waldrop, 1992; Lewin, 1999; Holland,

1995; Kauffman, 1995)—acotan el nuevo campo de la complejidad. Sin embargo, no se corresponden totalmente, aunque sí parcialmente, con algunas de las características que definen la complejidad en los mercados financieros, según vienen definidas por los autores que enmarcan la disciplina de la econofísica.

Estas confusiones no son sino el resultado del proceso de clarificación de ambas disciplinas de generación reciente: la econofísica, como caja de Pandora que recoge infinidad de propuestas con base en modelos provenientes de la física, cualesquiera que sean, y la teoría de la complejidad, todavía en un proceso de formación, con base en disciplinas tan dispares como la inteligencia artificial, la biología y la química. En definitiva, en este trabajo vamos a utilizar la etiqueta de econofísica para incluir dos aproximaciones: agente representativo homogéneo, como si fuese una partícula de gas, y agente heterogéneo, autónomo e independiente, según varias hipótesis de conducta en modelos de simulación. Posteriormente, describiremos los sistemas “adaptativos” complejos como tipo especial de mercado cuyos agentes siguen unas pautas descritas como complejas según la teoría de la complejidad e integrados en los modelos de simulación; para ello, esta segunda parte se divide en dos: analizaremos el concepto de complejidad bajo los prismas computacional y organizativo de sistemas en un apartado, para centrarnos en la descripción de los sistemas adaptativos complejos, y su potencial similitud con los mercados financieros en otro. Véase en el siguiente cuadro la relación que existe entre la econofísica, la complejidad y los modelos basados en los agentes:

Disciplina	Tipo de agente	
	Homogéneo (como partícula de gas)	Heterogéneo (modelos de simulación)
Econofísica	Modelos de la dinámica estadística, electrodinámica, teoría de redes, cuántica	1. Dependiente del recorrido, basados en normas fijas (modelo LLS) 2. N-P completos, con normas que incluyen diversos tipos de aprendizaje (modelo SFI)
Complejidad	Teoría de redes	1. N-P completos, con normas que incluyen aprendizaje (Sistemas adaptativos complejos—ECHO, NK)

Los predecesores de la formalización matemática de la economía como Walras (teoría del equilibrio general) y Pareto (distribución de la riqueza) utilizaron, formalizaron y propagaron los métodos de la física en la ciencia económica. Incluso el econométra Georgescu-Roegen —padre de la llamada bioeconomía, que presenta en 1971 una ruptura con respecto a la economía ortodoxa— liga la ley de la entropía con el proceso económico, considerándola la ley de la naturaleza más afín a dicho proceso. Otros investigadores económicos, sin embargo, pensaron que la ciencia más próxima a la economía no es la física. Marshall intuyó que la biología es la verdadera Meca del economista y Lotka definió el proceso económico como una continuación del biológico. Después de todo, Darwin citaba a Malthus y a Adam Smith en su teoría sobre la selección natural. Para Menger, sin embargo, es la psicología la hermana de la economía. Por último, Medawar ofrece una síntesis al definir la economía como una ciencia que puede ser tratada con principios biológicos, la cual es el resultado de procesos químicos básicos, y la física es la que describe las relaciones esenciales de todos los fenómenos observables. Otras disciplinas vistas como espejo económico son la ecología y la teoría de redes; sin embargo, debemos considerar las críticas sobre el peligro de una introducción excesiva del antropomorfismo en las ciencias.

2. La econofísica

No podemos preguntar si es realmente factible utilizar modelos prestados de la mecánica estadística (Ingber, 1990), la electrodinámica (Ilinsky, 2001), la biología (Kauffman, 1995), la teoría de redes (Watts, 2004; Barabasi, 2002) e incluso la teoría cuántica (Schanden, 2002), simplemente porque pueden reflejar algunas de las características más importantes de las series temporales bursátiles, como son los extremos abultados o las autocorrelaciones (Fama 1963; Mandelbrot, 1963). Los proponentes de la econofísica alegan que esta nueva disciplina utiliza un procedimiento más adecuado de cómo debería llevarse a cabo la investigación que el llevado hasta ahora por la econometría o por disciplinas tradicionalmente más emparentadas con los hechos económicos. Según sus proponentes, todos los fenómenos son considerados desde una perspectiva comparativa, que busca regularidades empíricas “con sentido” con la finalidad de ofrecer un marco teórico y no al contrario.

Existe una reciente tendencia a que un número creciente de físicos se involucren en el análisis de los sistemas económicos y financieros, como lo demuestra el incremento de trabajos de investigación y revistas especializadas interdisciplinarias

que han surgido en los últimos años. Este neologismo fue popularizado por Mantegna y Stanley (2000)² siguiendo el patrón de aunar disciplinas relativamente dispares con la física, como son la neurofísica y la biofísica. La razón para ello descansa en la hipótesis de que algunas teorías desarrolladas en la física para tratar problemas complejos se puedan aplicar a la economía y las finanzas.

Independientemente de levantar alguna susceptibilidad entre miembros de la profesión y considerarlo un intrusismo en la economía y, específicamente, en la econometría, los trabajos de estos físicos se publican tanto en revistas especializadas financieras como en sus propias revistas, e incluso algunas le dedican números enteros a la investigación de los mercados financieros (ver *Physica A* 287, 2000). La econofísica considera que los sistemas económicos y financieros son sistemas abiertos en los que sus elementos se relacionan siguiendo pautas de retroalimentación no lineal y otras características comunes, por lo que es posible desarrollar modelos y verificar su poder de predicción o, al menos, intentar explicar ciertos fenómenos que se dan en series temporales financieras. Como hemos indicado en la introducción, la econofísica distingue dos aproximaciones a los problemas económicos y financieros: una aproximación basada en agentes homogéneos y otra en agentes heterogéneos que utilizan algún tipo de hipótesis sobre el futuro y/o parten de diferentes niveles de riqueza.

2.1. Agentes homogéneos

Esta aproximación (Arthur *et al.*, 1997; Stanley *et al.*, 2000; Dechert y Hommes, 2000; Johnson *et al.*, 2003; Bouchaud, 2004) utiliza principalmente métodos de la mecánica estadística no lineal, generalmente aplicados a problemas de la física de sistemas de gran escala y utilizada en los mercados financieros; es decir, proporciona una media genérica y típica estadística³ de propiedades que representan descripciones compactas de los sistemas complejos. Así, se pueden construir teorías sobre estos sistemas que son insensibles a los detalles. El abanico de modelos formales que utiliza la mecánica estadística no lineal recibe el nombre de mecánica estadística de los mercados financieros o, según sus siglas en inglés, SMFM.

² Existe en español *Introducción a la econofísica*, de R. Mansilla (2003), profesor de la UNAM, ed. Sirious.

³ Como si fuese una molécula de gas con velocidad —temperatura— media.

Los más utilizados son los modelos de la familia del tipo “Enfriamiento Simulado” o *Simulated Annealing* (Ingber, 1990) en su versión adaptada, ASA o rápida, VFSR, los que, junto con los indicadores de momentos canónicos CMI, se utilizan para generar códigos de conducta en el sistema de compraventa bursátil. Otros modelos utilizan los vidrios de espín (*spin glass*, utilizados en la física de los modelos desordenados) (Chowdhury y Stauffer, 1998), la teoría de medición (*gauge theory*) de la electrodinámica según modelos matemáticos del manojo de fibra (*fibre bundle*) (Ilinsky, 2001), la familia de modelos de percolación⁴ Cont-Bouchaud (Castiglione y Stauffer, 2001), modelos cuánticos (Schaden, 2002) y algunos tipos de modelos basados en la teoría de redes y las matrices aleatorias (Mantenga y Stanley, 2000; Johnson *et al.*, 2003; Laloux *et al.*, 1999; Mantenga, 1999; Bonanno *et al.*, 2004). Sin embargo, esta “cuantificación” de la realidad social formalizada estadísticamente con matrices de correlaciones y ecuaciones diferenciales o en diferencias estocásticas no lineales continúa una línea de investigación que empezó con la formalización matemática de la realidad económica, muy alejada de los experimentos propios aplicados sistemáticamente a la física, y que su aplicación a un entorno social ha sido cuestionada.

Así, Roehner (2002) estudia un supuesto “reduccionismo”⁵ exportado a la ciencia económica y encuentra menos similitudes de las hasta ahora asumidas. Para ello, compara la observación de una manzana al caer de un árbol con la dinámica diaria de un índice bursátil. Para estudiar la caída de la manzana, el acontecimiento se divide en fases y, para cada fase, intervienen diferentes campos de la física, como son los estudios sobre materiales, la dinámica de fluidos y los astros. En la disciplina económica, una causa (supongamos el dato de inflación) produce un resultado (la caída de la Bolsa) a través de una cadena de mecanismos, algunos de los cuales son muy complejos. La información causante del evento puede tener raíces económicas, sociológicas y/o psicológicas, relacionadas todas ellas, pero no existe un campo de conocimiento organizado, como en la física, sobre el que nos podamos basar para investigar cada fase.

⁴ Trata sobre los efectos de variar la riqueza de las interconexiones en un sistema aleatorio.

⁵ El Premio Nobel de Física, Philip Anderson (1972), en su artículo “More is different”, considerado como el que inició el desarrollo posterior de las ciencias de la complejidad, critica el reduccionismo epistemológico en el sentido de la capacidad de reducirlo todo a leyes simples fundamentales, pues cada nivel de complejidad posee sus propias leyes.

Roehner saca a la luz algunas lagunas básicas en la generación de modelos económicos. De ahí que —mientras que la física pudo resolver problemas del tipo de dos cuerpos, por ejemplo, el sol y cada planeta, o el protón y el electrón— en economía, generalmente, se hayan llevado a cabo estudios de dos mercados, dos empresas, dos sectores o dos países. Pero, en contraposición a lo que ocurría en la física, estos modelos de dos cuerpos no podían compararse con evidencia empírica porque no existe ningún sistema económico real que iguale el requisito del tipo de dos cuerpos. A un nivel más complejo, una colonia de hormigas, por ejemplo, constituye un ejemplo de un sistema económico simple y, en estos casos, sería posible generar datos dignos de confianza al observar las colonias de hormigas en el laboratorio.

Sin embargo, hasta muy recientemente, no se han hecho estudios comparativos de este tipo de sociedad; pero algo se ha avanzado tanto en el campo de la investigación operativa como en el nuevo de la complejidad aplicado al sistema económico y financiero. Así, tenemos los modelos metaheurísticos de optimización ACOs (*Ant Colony Optimization*) o modelos computacionales sobre las colonias de hormigas basados en las feromonas como MANTA (*Modelling an Anthill Activity*). Además de los modelos simples de dos cuerpos, se puede incrementar la complejidad añadiendo N cuerpos idénticos en interacción vecinal. En este caso, obtenemos un mercado de competencia perfecta. Por último, se pueden tratar problemas de N cuerpos diferentes con varias interacciones, por ejemplo, interacciones entre N genes o interacciones entre varios tipos de inversores.

En resumen, la teoría económica ha estado excesivamente separada de los experimentos; es extremadamente refinada, teórica y autoconsistente. Es decir, en vez de observar cómo se comportan los agentes, se estudia cómo se deberían comportar y, desgraciadamente, existe una gran diferencia entre lo esperado y la conducta real. En concreto, los modelos analíticos en finanzas y en economía, generalmente, postulan un conjunto de axiomas que conducen a unos resultados obtenidos analíticamente, como, por ejemplo, precios en equilibrio de activos con riesgo. Ello requiere ciertas suposiciones poco realistas, como son normas de decisión fijas, agentes representativos racionales, restricciones de mercado en equilibrio, inexistencia de costos de transacción, no impuestos, y expectativas homogéneas. Sin embargo, la nueva economía experimental intenta avanzar en el conocimiento de lo observado en los mercados reales o, al menos, en los artificiales creados en la pantalla de un ordenador.

2.2. Agentes heterogéneos

La otra aproximación a los problemas económicos, según la econofísica, utiliza modelos de simulación basados en los agentes, es decir, se experimenta con diferentes tipos de agentes en un entorno artificial como es un ordenador. Esta aproximación parte de la economía experimental, evolutiva y computacional, subdisciplinas muy interrelacionadas que engloban a todo un conjunto de propuestas experimentales dentro de las ciencias sociales. Así, han surgido la ACE o *Agent-Based Computational Economics* para las ciencias económicas y, como subconjunto, la ACF o *Agent-Based Computational Finance* para la disciplina financiera (Levy *et al.*, 2000; Axtell, 2000; Lebaron, 2001; Tesfatsion, 2002), analizándose posteriormente los resultados con métodos estadísticos.

En general, los modelos basados en los agentes aplicados a los mercados financieros consisten en modelos dinámicos generados en un ordenador donde los agentes poseen diferentes estados y normas de conducta (micromotivos), interactuando en un proceso iterativo. Se basan en el supuesto de que los sistemas económicos de mercado descentralizados son sistemas complejos en evolución. El proceso dinámico se expresa algorítmicamente de tal manera que, a través de un proceso selectivo, se van creando nuevas conductas. Los resultados surgen simplemente por medio de ejecutar el programa de *software*, produciéndose una macroconducta. Se trata de entender las regularidades globales emergentes que surgen de abajo hacia arriba a través de las interacciones locales (vecindad) repetidas de agentes egoístas.

El código informático incluye un análisis estadístico; las interacciones entre los agentes se efectúan en secuencia, aunque se intenta desarrollar *software* y *hardware* para que los agentes-objeto actúen en paralelo, como puede ocurrir en un sistema real. La finalidad consiste en ofrecer decisiones óptimas de distribución de carteras o cierta predicción cualitativa. Los modelos basados en los agentes poseen las ventajas de facilidad para modelar el nivel de racionalidad de los agentes, de crear agentes heterogéneos, de poder observar la dinámica histórica del proceso en estudio y de relacionar interacciones y redes sociales con el espacio físico. Como desventajas se incluyen la dificultad de programación, la sensibilidad a pequeños cambios en un parámetro y la inclusión de variables no definidas adecuadamente.

Los modelos más avanzados incluyen una gran variedad de fenómenos observables en las economías de mercado descentralizadas como son el aprendizaje inductivo, competencia imperfecta, formación de redes de negociación endógena, la coevolución de las conductas de los agentes y las instituciones económicas. Distingue entre un enfoque descriptivo sobre la emergencia de conducta global, es decir, por qué surge una macroconducta general de un conjunto de micromotivos particulares, y otro enfoque normativo sobre las consecuencias de diferentes diseños del modelo. El generador del modelo empieza con la construcción de una economía que incluye una población de agentes económicos, sociales e institucionales, a los que se les especifica el estado inicial por medio de atributos de partida de los agentes. Estos atributos pueden ser normas de conducta, de comunicación, aprendizaje, almacenamiento de datos sobre el propio agente y los demás y otras características que definan a los agentes.

Esta aproximación basada en los agentes se puede subdividir en dos grupos. Por una parte nos encontramos con modelos basados en dinámicas que dependen del recorrido (*path-dependent dynamics*), representadas por conjuntos de normas o estrategias fijas. Por el otro lado, tenemos modelos más complejos cuyos agentes evolucionan a través de un proceso de aprendizaje dinámico en un espacio muy amplio de posibilidades, por lo que su resolución requiere procedimientos llamados N-P completos, es decir, muy difíciles de resolver.⁶

El diseño más simple dependiente del recorrido consiste en modelarlos como normas operativas dinámicas y rígidas que sean lo más aproximado posible a las estrategias utilizadas en el mundo real. Así, el modelo LLS (Levy, Levy, Solomon, 2002) sigue un proceso parecido al análisis de sensibilidad al hacer variar el nivel de riqueza y las estrategias básicas de los agentes, observando, tras un proceso de iteración, el resultado final. Este modelo varía la normativa aplicada a los agentes dependiendo de las tres hipótesis (análisis fundamental, técnico y mercado eficiente) de la que se parta. Por ejemplo, un agente que utilice un modelo de predicción basado en una media ponderada por el tiempo de las rentabilidades pasadas debido a una cierta rentabilidad por encima de la media (análisis fundamental), o que su conducta dependa de que el RSI (índice de fuerza relativa)⁷ se sitúe por encima o

⁶ Véase el conocido ejemplo del “viajante de comercio”, incluido en cualquier manual avanzado de investigación operativa.

⁷ Índice del análisis técnico según el cual, si $RSI < 30$, entonces el valor podría estar infravalorado; si > 70 , entonces, sobrevalorado.

debajo de una cantidad determinada. Otro tipo de agente es el de inteligencia cero; es decir, que actúa de una manera aleatoria, solamente con una restricción presupuestaria, y generan unos resultados muy eficientes.

El otro tipo de agente posee un nivel de complejidad alto, por lo que hay que diseñarlo con técnicas de investigación operativa o inteligencia artificial para que tengan la capacidad de aprendizaje y adaptación, y así poder explotar las ventajas potenciales de mercados ineficientes. Concibe el mercado en un estado de no-equilibrio, con agentes con información limitada que utilizan una ecología en evolución de estrategias de negociación. Cada estrategia es percibida como una especie biológica y el capital utilizado en cada estrategia como la población de cada especie. Éstas desaparecen y son reemplazadas por otras, según den buenos o malos resultados para los inversores. Al evolucionar las estrategias, el mercado tiende a hacerse más eficiente; entonces, los precios fluctúan debido a la dinámica interna creada por la interacción compleja de la población de estrategias. El mercado más conocido es el mercado artificial SFI (*Santa Fe Institute*) de Arthur *et al.* (1997). En este modelo, los agentes empiezan con similares habilidades y estrategias. Al iterarse el modelo, van surgiendo endógenamente diferencias en conducta y estrategia, por lo que se forman agentes heterogéneos desde dentro.

A través de algún procedimiento de aprendizaje, como pueden ser los algoritmos genéticos u otros modelos de algoritmos evolutivos en entornos inestables, el agente, a través de un proceso iterativo, va mejorando —realmente—, aprendiendo a optimizar los resultados, a “mejorar su espacio de adecuación”, según la terminología en uso. Por ejemplo, empezar con una norma fija de predicción, basada en una media histórica ponderada de rentabilidades, e ir variando la norma según vaya mejorando su capacidad de predicción. Debido a la utilización de una población grande de elementos, agentes o conductas, con sus interacciones dinámicas respectivas, las normas de decisión deben agruparse en elementos fundamentales. Así, los agentes u operadores financieros se dividen en grupos según los modelos utilizados, que se basan en el análisis fundamental (relación precio-rentabilidad, modelo Gordon, descuento de flujos de tesorería, etc.), técnico (ondas de Elliot, índice RSI, bandas de Bollinger, etc.), imitación (seguir la tendencia del mercado, replicar el índice general), contraria y computacional (teoría del caos y otros modelos matemáticos). Al utilizar un código de programación corto y ejecución larga (iteración) da lugar a una conducta global determinada.

Para que el modelo tenga realmente alguna utilidad, los procesos de mercado deben permitir que los agentes basen sus expectativas de acuerdo con la manera en que los inversores reales forman sus expectativas y, según un acuerdo cada vez más aceptado, se utiliza el razonamiento inductivo⁸. Ahora bien, el problema consiste en desarrollar un modelo que genere dicho razonamiento. Hasta ahora, el modelo más avanzado es el sistema clasificador de Holland (1996), pero adaptado a lo que se llama “genética borrosa” o mezcla de algoritmos genéticos y lógica borrosa; de esta manera, y a través de una modificación del conocido modelo del mercado de valores artificial de Santa Fe, el inversor puede formar sus expectativas inductivamente.

Los trabajos más recientes sobre los modelos basados en los agentes hacen hincapié sobre el hecho de que no existe una completa adecuación entre la conducta real de los agentes económicos y los agentes artificiales que utilizan un modelo de conducta basada en la teoría de los juegos o en los algoritmos genéticos clásicos. Por lo tanto, se necesita generar modelos más efectivos y que se enmarquen en un proceso de interacción de estrategias, de tal manera que los agentes evolucionen; es decir, mejoren su habilidad para poder afinar su capacidad de decisión, como ocurre en el mundo real.

Existen varios tipos de mecanismos de negociación en los modelos basados en los agentes; el más complejo es aquel que copia el mecanismo real del mercado con todas las características de éste, utilizándose modelos que intentan simular la conducta del mercado (el juego minoritario⁹ y el conocido problema del prisionero de la teoría de juegos¹⁰), pero establecer conexiones entre estos mecanismos y el mercado real es algo forzado.

Hasta ahora, como hemos visto y por razones de manejo, los modelos utilizaban algún mecanismo sencillo que recogía los precios de los títulos como el valor fundamental o el análisis técnico; también se utilizaban solamente renta fija y variable, aunque en el mundo real existen los derivados e híbridos que habría que conside-

⁸ En contraposición a la hipótesis de la elección racional y su procedimiento deductivo, véase el problema del Farol de B. Arthur (1994).

⁹ Representa un juego dinámico simple binario según el cual N jugadores deben escoger entre dos posiciones, ganando aquéllos con la posición minoritaria. Ver Weibull (1995).

¹⁰ Ver los trabajos de Axelrod (1997) y Axelrod y Cohen (1999) sobre la teoría de los juegos dinámica.

rar. Sin embargo, si a la heterogeneidad de los agentes se le añade otra heterogeneidad de valores, entonces la complejidad del sistema puede ser extrema.

Acercándonos más a la realidad de los mercados, los modelos artificiales podrán admitir que el agente también pueda variar su función de utilidad según la actitud ante el riesgo y las expectativas de rentabilidad; asimismo, considerar el horizonte de inversión y diferentes memorias de retardos en un proceso asincrónico, por lo cual todo ello necesita de un procesamiento de computación paralelo no factible actualmente. También el nivel de velocidad de adaptación de las normas de conducta es de gran importancia en los resultados. Así, según los resultados de Arthur *et al.* (1997), si la coevolución de los mercados es lenta, entonces los agentes encuentran un equilibrio Nash óptimo que corresponde a un mercado eficiente. Si, por el contrario, es rápida, entonces, el resultado es caótico, por lo que encontrar la velocidad adecuada es otro de los innumerables problemas a los que se enfrentan los creadores de los mercados financieros dinámicos artificiales.

A pesar de toda la complejidad que conlleva definir y estructurar un mercado artificial financiero, el número de variables utilizadas no necesariamente debe corresponderse totalmente con el número de variables reales que intervienen en el proceso dinámico del sistema real. El objetivo, entonces, es desarrollar modelos cuya conducta sea robusta con respecto a los detalles de las interacciones; además, que produzca una amplia gama de tipos de conductas, aunque tales modelos no produzcan predicciones cuantitativas precisas. Lo que sí es importante es que las variables utilizadas sean clave en dicho proceso dinámico y que, al variar únicamente una variable se pueda conjeturar sobre la validez de diferentes hipótesis: la hipótesis del mercado eficiente, burbujas especulativas, anomalías o correlaciones; es aquí donde reside su principal aplicación práctica. En definitiva, estos modelos pueden ayudar a resolver algunos tipos de problemas para los que el desarrollo de ecuaciones diferenciales no es útil.

3. La complejidad

Podemos preguntarnos, utilizando la terminología de Sokel y Bricmont (1998), si se puede considerar a este nuevo paradigma de la complejidad como “impostura intelectual”, cháchara posmoderna o es realmente un nuevo paradigma (Horgan 1995). Ya previó Morin (1990) que, junto al concepto de información, representa una palabra problema y no una palabra solución. A veces se confunden los términos caos y complejidad. Axelrod y Cohen (1999) nos dan la clave para distinguirlos: el

caos trata situaciones como la turbulencia que rápidamente se convierte en inmanejable, mientras que la complejidad trata sistemas compuestos por muchos agentes en interacción, cuya conducta, sin ser predecible, sí es al menos manejable. En cierta manera, la teoría del caos es una teoría matemática, mientras que la complejidad está más relacionada con la teoría de sistemas; así, la teoría del caos es un subconjunto de la teoría de la complejidad.

Existen muchas formalizaciones sobre diferentes interpretaciones de lo que representa el término complejidad dependiendo del enfoque del que se parta. Podemos distinguir tres grupos de interpretaciones: la algorítmica (Kolmogorov) e “informacional” (Shannon) (ver Resnick, 1994; Atlan, 1979; Fernández Díaz, 1994; Gell-Mann, 1994-5; Arthur *et al.*, 1997), la definida por la nueva disciplina de la econofísica (Johnson *et al.*, 2003; Mantenga y Stanley, 2000) y la estructural u organizada (Kauffman, 1995; Prigogine, 1983; Holland, 1995-1998). Las interpretaciones algorítmica e “informacional” se refieren a la mínima extensión de la descripción de un sistema o a la mínima cantidad de tiempo para describirlo. Sin embargo, la descripción del sistema depende de otro sistema que puede conllevar arbitrariedad y subjetividad, tanto con respecto al lenguaje empleado, la resolución del detalle o proceso de medición, como en el entendimiento compartido. Para que tenga un valor apreciable, el contenido de información no debe ser ni demasiado bajo ni alto; es decir, el sistema no debe ser ni demasiado ordenado ni desordenado. Para Penrose (1989), sin embargo, el problema no es tanto de complejidad, sino de cálculo.

Estas definiciones de lo que ha venido a llamarse complejidad no organizada parten de una perspectiva matemática que no corresponden totalmente con el concepto de sistemas complejos dinámicos que nos ocupa. Desde una perspectiva de sistemas, que es la que interesa en el entorno económico y empresarial, el problema es la complejidad organizada; sin embargo, para resolver algunas tareas de los sistemas complejos conviene conocer el concepto de complejidad algorítmica e “informacional”, por ejemplo, en sistemas redundantes. Para describir la complejidad de los sistemas financieros también se han utilizado conceptos como la entropía de información, los diferentes tipos de medición de fractales y los exponentes Lyapunov (teoría del caos), los “pequeños mundos” de la teoría de redes y otras mediciones como los procesos Levy y las leyes potenciales (Mandelbrot, 1963; Johnson *et al.*, 2003; Peters, 1993) y otros métodos de modelos dinámicos no-lineales (Arthur *et al.*, 1997).

La teoría de la complejidad que nos interesa trata de contestar a la pregunta de cómo leyes simples pueden explicar la complejidad *organizada*. Como sugieren Cohen y Stewart (1994), tal vez la pregunta no sea de dónde viene la complejidad, sino por qué existe la simplicidad. La definición de un sistema complejo más sencilla, intuitiva y fácil de manejar es la que nos dice que un sistema es complejo cuando sus propiedades no están totalmente explicadas por la comprensión de las partes que la componen. El desarrollo de la teoría de la complejidad aplicado al sistema económico y financiero se basa principalmente en principios de la evolución genética del estructuralista biólogo Kauffman (1995), los sistemas “adaptativos” complejos de Holland (1995, 1998) y la teoría de redes de Barabasi (2003) y Watts (2004). Esta última teoría, comentada en la aproximación de agentes representativos medios, tiene también su campo de actuación en la teoría de la complejidad, de ahí su inclusión en ambos apartados. Volveremos a ella más adelante.

La metáfora evolucionista genética está basada en la teoría de redes aleatorias y los paisajes de adecuación. Su hipótesis puede servir de guía para poder entender los procesos de generación de estructuras en cualquier sistema abierto, complejo y evolutivo como son el sistema económico, los mercados financieros y las mismas empresas, tanto con respecto a las operaciones productivas, las series temporales bursátiles y de divisas, como a la red de rutinas organizacionales en las empresas. Las sociedades, los sistemas económicos —como los organismos— y los ecosistemas no son sistemas aleatorios simples, sino sistemas heterogéneos altamente complejos que han evolucionado durante miles o millones de años. Lo que pretende realmente la teoría de la complejidad es poder caracterizar clases de propiedades de los sistemas que sean genéricas y que no dependan de los detalles, una especie de Teoría del Todo de la complejidad.

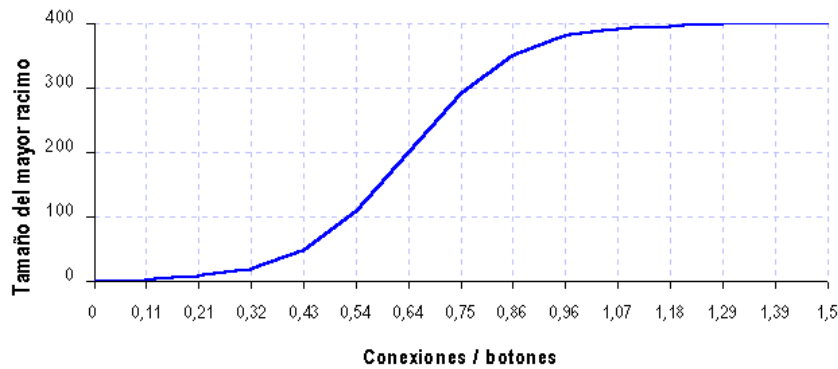
El biólogo estructuralista Kauffman define el cierre catalítico (efecto cerrojo) como propiedad emergente de un sistema molecular, donde se forma una ecología o economía de competidores y mutualistas, y lo extrapola a la economía, a los mercados, a las empresas y a las innovaciones tecnológicas y culturales, conformando lo que algunos definen como una especie de holismo kantiano pseudocientífico y otros como el auténtico paradigma científico del siglo XXI. El orden, entonces, podría no ser accidental, sino generado como combinación de la autoorganización y la selección natural, la cual refina y moldea el proceso. Estas leyes generales gobiernan procesos de adaptación de muy distinto carácter, como pueden ser la evolución tecnológica, de los mercados financieros y de productos, o de los ecosistemas.

Mientras que cada especie o agente se adapta según su propia ventaja egoísta, el sistema en su totalidad evoluciona hacia ese estado límite entre el orden y el desorden, donde la dinámica de adaptación genera avalanchas de generación de especies (estrategias, agentes) y su extinción. El sistema se dirige hacia el borde del caos como si fuese conducido por una mano invisible. Kauffman utiliza la teoría de redes aleatorias para mostrar la formación espontánea de orden. Veámoslo con un ejemplo.

Figura 1

Relación sigmoideal del grafo

Transición de fases



Imaginemos 10,000 botones esparcidos en el suelo y conectemos dos de ellos al azar. Dejémoslos en el suelo y escojamos otros dos, y así sucesivamente. Al principio será casi imposible que elijamos alguno unido, pero poco a poco irán apareciendo botones ya conectados, formándose grupos en parejas, triples, etc. Al incrementarse la tasa de hilos con respecto a los botones se van formando pequeños grupos interconectados, incrementándose su tamaño. Cuando la tasa sobrepasa el umbral de 0,5 se forma un gigantesco grupo interconectado que cubre toda la estructura. En ese momento nos encontramos en una transición de fase. Si elegimos un botón al azar, existe una alta probabilidad de que levantemos entre 8.000 y 10.000 botones. Al seguir cogiendo botones, la estructura seguirá creciendo, pero

su tasa de crecimiento disminuye al quedar ya pocos botones en el suelo. Al final, se establece una relación sigmoïdal cuya pendiente se incrementa a una tasa creciente para, alrededor de la abscisa con un valor de 0,5, cobrar un fuerte impulso, seguida de una disminución hasta alcanzar un valor de cero (llamado “efecto precolación”).

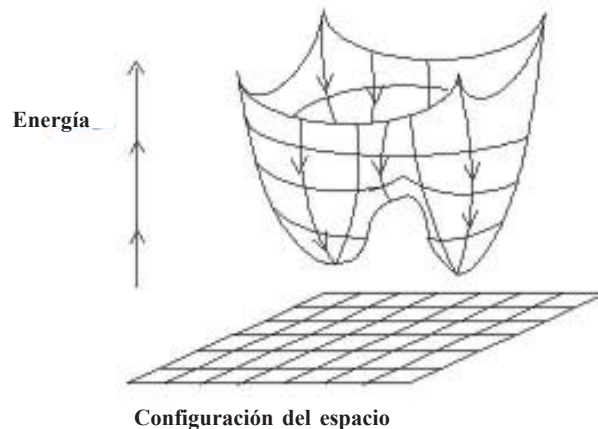
Cuando cada elemento en la red tiene solamente una conexión de otros elementos, el sistema se encuentra en equilibrio excesivamente ordenado. Si el número de conexiones es de cuatro o cinco, entonces el sistema se convierte en inestable, caótico, impredecible. Sin embargo, si el número de conexiones es de dos, se generan ciclos de estado o atractores, que bajo las condiciones correctas “entramparán” el sistema en pequeñas regiones de su espacio de estados. Es decir, entre el inmenso rango de posibles conductas, el sistema descansará en unos pocos ordenados que serán fuente de orden.

Esta estabilidad no puede imponerse desde fuera, sino que surge desde dentro como una condición de la misma evolución en forma de autoorganización que crea a los pequeños tractores ordenados y, en suma, la estabilidad. Las normas locales, el número de *inputs* que cada agente recibe y las normas de respuesta generan el orden global del sistema a través de un proceso de lo que en física se llama la transición de fases o “borde del caos”. Representa el “lugar” donde se da la mayor riqueza de capacidad de computación, donde las normas del sistema son más eficientes.

Mientras que cada especie o agente se adapta según su propia ventaja egoísta, sea éste un entorno económico o ecológico, el sistema en su totalidad evoluciona hacia ese estado límite entre el orden y el desorden, donde la dinámica de cambio genera avalanchas de generación de entes (véase la avalancha de productos financieros desarrollados en los ochenta a partir de los híbridos y derivados) y su extinción. El sistema se dirige hacia el borde del caos como si fuese conducido por una mano invisible. Ahora bien, cada ente, agente, objeto u especie, no sabe si el siguiente paso le lleva a un cambio moderado y continuo o a un cambio abrupto; esto es debido al concepto de la “criticalidad autoorganizada” de Bak (1996), cuya teoría básicamente se refiere a que al verter un flujo constante y pequeño de arena sobre una superficie se crea un montículo de arena en el que se generan avalanchas de diferentes tamaños. El tamaño de estas avalanchas sigue una ley potencial, pero ésta no implica capacidad de predicción. Sin embargo, algunos autores critican la facilidad en encontrar leyes potenciales en cualquier sucesión de acontecimientos.

Kauffman utiliza el paisaje de adecuación como marco conceptual para poder entender la autoorganización, la selección y los accidentes históricos en los procesos evolutivos. Consiste en un escenario montañoso “adaptativo” con picos, que representan una alta adecuación, es decir, los mejores resultados posibles y valles, un empeoramiento de estos últimos. Tanto el paisaje como los organismos que lo pueblan, cambian y evolucionan en un proceso coevolucionario, influyéndose mutuamente. Los organismos evolucionan o se adaptan a través de los operadores genéticos de la mutación, la recombinación y la selección natural para subir los picos más altos, los cuales también están en continuo cambio.

Figura 2
Paisaje de adecuación en tres dimensiones con dos óptimos locales



La adaptación es un proceso según el cual las poblaciones, sean éstas agentes, soluciones, organismos, programas, algoritmos, estrategias o rutinas, escalan (descienden) a través de pequeñas variaciones hacia los picos (profundidades) de mayor adecuación o rendimiento (menor costo). El problema surge cuando pequeñas variaciones causan cambios catastróficos en la conducta del sistema, transformándose el paisaje de adecuación en aleatorio, por lo que la única manera de encontrar el pico más alto es buscar todo el espacio y esto, como ya sabemos, puede requerir un tiempo excesivo. Entonces se pueden utilizar los procedimientos del tipo N-P fuerte, ya comentados previamente.

Supongamos que un agente tiene una característica determinada que confiere una ligera ventaja selectiva, por ejemplo, una determinada estrategia bursátil. Entonces, la selección natural podría actuar sobre la población completa para incrementar la frecuencia de esta estrategia, dependiendo de la estructura del paisaje de adecuación. Cambiar un único factor en el modelo, pongamos por caso variar la decisión de comprar títulos de una empresa cuando su PER¹¹ sea inferior que el PER de la media del sector de un 20% a un 10%, tiene unos efectos que se extienden por todo el sistema.

También la mejor adecuación de un organismo o agente al entorno depende de sus características, las cuales están relacionadas; por ejemplo, las variaciones de los tipos de interés influyen en diferente grado a la gran diversidad de activos financieros. De ahí que el agente se encuentre en una red de restricciones conflictivas, y cuanto mayor sean las interconexiones, mayores son las restricciones, por lo que el paisaje se hace más rugoso y la adaptación se hace más difícil. En el caso de un inversor en un entorno de bajos tipos de interés, aquél puede utilizar sus recursos en invertir en renta fija con mínima rentabilidad o en renta variable con precios ya muy elevados con una rentabilidad esperada baja; es decir, el paisaje inversor es rugoso y restrictivo; en otras palabras, la tasa de mejoras se ralentiza exponencialmente.

Partamos de que se da un proceso de coevolución entre el depredador y la presa (dos agentes, dos estrategias). Cada movimiento “adaptativo” de la presa deforma el paisaje del depredador y viceversa. Lotka y Volterra ya establecieron en los años treinta el marco conceptual de la dinámica de poblaciones con el modelo clásico no-lineal predador-presa. En tal modelo, las poblaciones muestran oscilaciones persistentes llamadas ciclos límite; es decir, la población de predadores alcanza un límite al disminuir la población de presas más allá de un punto crítico, por lo que al faltarles recursos proteínicos la población de predadores empieza a disminuir al mismo tiempo que el de presas resurge.

Existen dos limitaciones a la utilización del modelo lineal predador-presa a situaciones más complejas: la capacidad de aprendizaje y la mayor complejidad del entorno (muchas especies). Así, las especies o agentes pueden ser mutualistas, competidoras, anfitrionas, parásitas y otros tipos de relaciones, formándose tanto patrones

¹¹ *Price-Earning Ratio*, o relación entre el precio de mercado y las ganancias contables.

invariables como ciclos límite o conductas caóticas en una dinámica de lo que ha venido denominándose “carrera de armamentos”. Esta dinámica genera procesos de coevolución donde el mismo proceso cambia, formándose una especie de mano invisible que dirige el sistema. Pensemos, por ejemplo, en las carreras de armamentos en que se involucran los bancos en un “de facto” duopolio cuando ofrecen mejoras a sus ofertas de instrumentos de ahorro al gran público en respuesta a cambios en el paisaje financiero bancario. El mecanismo de respuesta ante un incremento de rentabilidad financiera de un certificado de depósito de un banco podría consistir en la oferta de un aparato electrónico de consumo o la contraoferta de un producto estructurado por la banca de la competencia. La coevolución es una historia de paisajes cambiantes.

Si en vez de dos grupos bancarios o estrategias bursátiles incluimos una gran variedad, el juego interactivo puede terminar en una especie de borde del caos donde la adecuación se encuentra en zona de optimización. En ese estado crítico se da la propiedad de la ley potencial de las avalanchas de Bak. En el ejemplo bancario, un banco puede obtener mejoras financieras, de imagen o de cuota en el espacio de adecuación, mientras que otros productos obsoletos ofrecidos por la competencia desaparecen del mercado, haciéndose todo el sistema más eficiente.

Por lo tanto, los sistemas complejos dinámicos siguen un proceso de búsqueda de la mejor adecuación, mayor habilidad de computación y mayor capacidad evolutiva. Al principio con cambios bruscos para que, más adelante, una vez que el sistema se acerca al borde del caos, las innovaciones, como respuestas a las perturbaciones, se hagan más suaves. Estos patrones de innovación, además de la reducción del espacio de posibilidades de cambio debido a los atractores, son un factor fundamental en cualquier sistema “adaptativo” complejo. Sin embargo, los operadores de la mutación y selección natural, como motores de búsqueda de la mejor adecuación, están limitados a buscar localmente en el espacio de posibilidades. Un tercer operador, la recombinación, puede dar a una población una visión general del paisaje para ver por dónde evolucionar en vez de escalar ciegamente y quedarse atrapada en picos locales pobres. Volviendo a nuestro caso bancario, un mínimo cambio en un producto financiero bancario explora un paisaje local; sin embargo, a través de la recombinación de productos financieros, se puede investigar paisajes alejados de altos picos (*warrants*, convertibles o amortizables) a través de la utilización de la tecnología de las opciones financieras.

4. Los sistemas “adaptativos” complejos (SACs)

Podemos definir a un sistema complejo como un sistema formado por interacciones no lineales entre sus componentes dando lugar a conductas emergentes no anticipadas; mientras que un sistema “adaptativo” complejo SAC es un sistema complejo cuyos componentes pueden cambiar sus especificaciones o evolucionar en el transcurso del tiempo. Un SAC consiste básicamente en un sistema formado por agentes interactivos, los cuales están descritos en términos de normas. Al acumularse la experiencia, los agentes cambian sus normas y, como el entorno está formado generalmente por otros SACs, todos los agentes se adaptan a todos los demás, generando los patrones complejos observados en estos sistemas. El procedimiento que sigue Holland (1995 y 1998) es extraer de los SACs, la economía¹² y los mercados financieros, puntos en común para poder entender la dinámica de dichos sistemas; además, desarrollar una teoría que proporcione una guía y puntos de referencia para poder explicar conceptos propios de la teoría de la complejidad.

La conducta de los agentes está formada por una serie de normas básicas tipo estímulo-respuesta codificadas como cadenas de bits, siguiendo la forma clásica “si / entonces” que pueden generar cualquier conducta. De esta manera, se establecen el rango de estímulos y el conjunto de respuestas de un agente, determinándose así la normativa del agente y, al observar las normas en secuencias, surgen las conductas posibles del agente. Aquí es donde la adaptación entra en escena; es decir, el proceso según el cual un organismo se adecua a su entorno al acumularse su experiencia. Holland (1995) distingue entre propiedades y mecanismos, donde la característica principal es la emergencia de una macroconducta desde las interacciones y microconductas de los agentes.

Por una parte, las propiedades son 1) la agregación, formándose conductas complejas a gran escala debido a la interacción agregada (local) de agentes menos complejos; 2) la no-linealidad, donde la conducta de lo agregado es más complicada que la simple media estadística; 3) los flujos a través de interconexiones; 4) la diversidad, a través de la cual si desaparece un agente que ocupa un nicho en el sistema, se genera una avalancha de adaptaciones tal que otro agente ocupa el nicho.

¹² En cierta manera se podría considerar a Hayek como el primer investigador de la economía considerada como sistemas adaptativos complejos o SACs. Un resumen del concepto de mercados financieros como SACs puede verse en Mauboussin (2002).

Por otra parte, los mecanismos son 1) la etiquetación, que facilita la agregación a través de la interacción selectiva; 2) los modelos internos, generados para anticipar consecuencias futuras; 3) bloques de construcción, utilizados para generar los modelos internos; es decir, para encontrar regularidades en un mundo muy complejo.

El sistema de comportamiento que especifica las capacidades de los agentes en un momento determinado está formado por: 1) un conjunto de “detectores” que extraen información del entorno, es decir, codifican el entorno en formato de mensaje estandarizado (por ejemplo, bajo PER); 2) un conjunto de normas “si/entonces” básicas y adaptables; y 3) un conjunto de “efectores” que representan la capacidad de enfrentarse al entorno (por ejemplo, si el entorno es de bajo PER, entonces compra).

Posteriormente, se asigna o da crédito a partes del sistema, según si los resultados son éxitos o fracasos, con la finalidad —en el último paso— de potenciar las normas más eficientes y descartar las ineficientes. Se trata de proporcionar al sistema hipótesis que anticipan consecuencias futuras y fortalecer las hipótesis más efectivas; es decir, además de asignar crédito o dar valor a una acción en particular se trata de anticipar el futuro valor. Así, la generación de hipótesis posibles incorpora la experiencia pasada y la innovación se centra en la utilización de los tres operadores de los algoritmos genéticos, mutación, selección natural y combinación.

Por último, se analiza las interacciones entre los agentes. Una vez conocidos los puntos en común de los SACs, los agentes, las interacciones de éstos y unificándolos en un modelo único, entonces se podrían entender mejor patrones de comportamiento. Siguiendo un criterio flexible, y vistas las dos perspectivas de los SACs según Kauffman y Holland, veamos sus características fundamentales.

- 1) Emergencia. Surge una macroconducta colectiva de un conjunto de agentes independientes en interacción; es decir, la emergencia de una conducta coordinada sin coordinador (la mano invisible de Adam Smith).
- 2) Complejidad. Depende del nivel de detalle requerido en su descripción.
- 3) No-linealidad. El proceso interactivo de los agentes produce un efecto no lineal.

- 4) Autoorganización. Cada agente sigue un conjunto de normas simples y locales, reaccionando a los agentes más cercanos. Del conjunto surgen patrones y estructuras en los precios y en la conducta colectiva.
- 5) Relaciones vecinales (no necesariamente espaciales) entre los agentes.
- 6) Normas de decisión “adaptativas”. Las normas de decisión compiten entre ellas según su efectividad o adecuación: imitación, reacción, aprendizaje reactivo, aprendizaje anticipatorio y evolución. Aquellas ineficientes se destruyen, adaptan o fusionan con otras. Así, surge la toma de decisiones inductiva¹³.
- 7) Procesos de retroalimentación positiva (amplificación) y negativa (amortiguación). Un ejemplo de la amplificación sería el efecto de la profecía autocumplida del análisis técnico¹⁴.
- 8) Expectativas heterogéneas de los agentes.
- 9) Las partes no contienen al todo, pero cada elemento es en sí otro SAC.

Los modelos que más características recogen de los SACs son el modelo ECHO de Holland (1995) y el modelo NK de Kauffman (1995). Ambos son modelos de optimización combinatoria fuerte o modelos NP-fuerte comentados previamente. Mientras que el modelo de Kauffman hace uso de los paisajes de adecuación y el borde del caos, el modelo ECHO extiende los algoritmos genéticos a un entorno ecológico. Así, añade los conceptos de localización, competición por los recursos y coevolución o interacciones entre los individuos o agentes. Pretende capturar propiedades genéricas de los sistemas ecológicos, por lo que, en principio, puede ser útil en su aplicación a una “ecología financiera”. Existen tres formas de interacción: comercio (intercambio de recursos), combate (la riqueza se transfiere del perdedor al ganador) y reproducción (combinación de recursos creando híbridos). Potencialmente tienen una gran aplicación en la economía y las finanzas, requiriendo la formación de grupos interdisciplinarios entre expertos en economía e inteligencia artificial, computación e investigación operativa.

Por último, la teoría de redes empieza a ser un elemento fundamental en las ciencias de la complejidad, especialmente el concepto de distribuciones libres de escala.

¹³ En contraposición a la hipótesis de la elección racional y su procedimiento deductivo véase el problema del Farol de B. Arthur (1994).

¹⁴ Basado en las profecías dictadas por las pitonisas griegas: si auguraban que los guerreros iban a perder la batalla ya iban dispuestos a perderla, y perdían. Si los analistas auguran una subida en la bolsa, muchos inversores comprarán títulos y la bolsa subirá (aunque posteriormente baje) cumpliéndose la predicción del analista técnico.

Así, en el ejemplo sobre el efecto precolación al levantar botones e hilos en forma de una relación sigmoideal; este fenómeno es una propiedad de las redes aleatorias y su distribución de probabilidad es gaussiana. Esto quiere decir que la probabilidad de eventos o situaciones extremas decae rápidamente. Por ejemplo, la distribución de la altura de las personas sigue la campana de Gauss (distribución de escala), pero existen muchas situaciones donde esta relación no se cumple. Este tipo de distribuciones se dice que son libres de escala (Watts, 2004; Barabasi, 2003) y siguen leyes potenciales. Existen muchos tipos de redes económicas que siguen esa ley. Su topología está formada no por nodos aleatorios iguales e independientes, sino por unos pocos grupos de nodos con muchos vínculos y por muchos nodos con pocos vínculos, formándose una jerarquía, de tal manera que el comportamiento de la red no se corresponde con la forma sigmoideal y de transición de fases propia de las redes aleatorias.

Su potencial aplicación práctica en el campo específico financiero cubre campos tan diversos como son las relaciones de propiedad que emparejan a las empresas y las entidades bancarias, las redes de vínculos entre los miembros de los consejos de administración, la diseminación de la información financiera y la dinámica de precios en el mercado bursátil. El descubrimiento de leyes potenciales en los mercados bursátiles (Boginski *et al.*, 2003; Newman *et al.*, 2001) basadas en correlaciones entre pares de precios bursátiles podrían tener consecuencias importantes para la teoría de cartera, la hipótesis del mercado eficiente, las diversas teorías sobre la conducta financiera, estrategias de inversión, etcétera.

5. Conclusión

En definitiva, gracias al incremento del poder de computación y al desarrollo de enormes bases de datos financieras se están creando nuevas maneras de acercarnos a la economía financiera. Para poder llevar a cabo estos estudios, y debido a su complejidad, se hace necesaria la formación de equipos interdisciplinarios entre expertos informáticos, físicos y economistas que conjunten sus conocimientos con el objetivo de mejorar el entendimiento y comprensión de los mercados financieros. La simulación de los mercados financieros a través de un análisis de sensibilidad al variar parámetros (riqueza, utilidad, hipótesis del mercado, etc.) según diversos modelos (dependientes del recorrido, complejos) es el camino más prometedor en la nueva frontera de la economía y las finanzas, además, es un campo abierto a la investigación.

Bibliografía

- Anderson, P. W. (1972): “More is Different”, *Science*, 17, pp. 393-396.
- Atlan, H. (1979): *Entre le cristal et la fumée*, Ediciones del Sol. (Existe traducción al español, *Entre el cristal y el humo* (1990), editorial Debate).
- Arthur, B., (1994): “Inductive Reasoning and Bounded Rationality”, *American Economic Review*, 84, pp. 406-411.
- Arthur, B., Holland, J., LeBaron, Palmer, R., Tayler, P., (1997): “Asset Pricing Under Endogenous Expectations in an Artificial Stock Market”, en Arthur, B., Durlauf, S., Lane, D., *The Economy as an Evolving Complex System II*. Reading, MA: Addison-Wesley.
- Axelrod, R. (1997): *The Complexity of Cooperation*, Princeton, Nueva Jersey.
- Axelrod, R., y Cohen, M. (1999): *Harnessing Complexity*, The Free Press, NY.
- Axtell, R. (2000): *Why Agents? On the Varied Motivations for Agent Computing in the Social Sciences*, Working Paper 17, CSED, The Brookings Institution, DC.
- Bak, P. (1996): *How Nature Works: The Science of Self-organized Criticality*, Copernicus Press para Springer, NY.
- Barabási, A-L. (2002): *Linked*, Penguin, Londres.
- Bertalanffy, V. (1968): *Teoría General de Sistemas*, Fondo de Cultura Económica.
- Bonnano, G., Vandewalle, N., Mantenga, R. (2000): “Taxonomy of Stock Market Indices”, *Physical Review E*, vol. 62, núm. 6.
- Bouchaud, J_Ph. (2004): “Power Laws in Economy and Finance: Some Ideas from Physics”, www.science-finance.fr, consulta: otoño 2004.
- Castiglione, F., Stauffer, D. (2001): “Multi-scaling in the Cont-Bouchaud Microscopic Stock Market Model”, *Physica A*, 300.

- Chowdhury, D., y Stauffer, D. (1998): "A Generalized Spin Model of Financial Markets", *Condensed Matter*, v. 2.
- Cohen, J. y Stewart, I. (1994): *The Collapse of Chaos*, Penguin, Nueva York.
- Dechert, W., Hommes, C. (2000): "Complex Nonlinear and Computational Methods", *Journal of Economic Dynamic & Control*, 24, pp. 651-662.
- Fama, E. (1963): "Mandelbrot and the Stable Paretian Hipótesis", *Journal of Business*, 36.
- Fernández Díaz, A. (1994): *La economía de la complejidad*, McGraw-Hill, Madrid.
- Gell-Mann, M. (1994): *El quark y el jaguar*, Metatemas, Tusquets, Barcelona.
- (1995): "What is Complexity?", *Complexity*, 1, pp. 16-19.
- Georgescu-Roegen, N. (1971): *The Entropy Law and the Economic Process*, Harvard Univ. Press, Cambridge.
- Gleick, J. (1987): *Chaos: Making a New Science*, Viking Press, NY.
- Holland, J., (1995): *Hidden Order*, Helixbooks, Cambridge.
- (1998): *Emergence*, Perseus, Cambridge.
- Horgan, J.(1995): "From Complexity to Perplexity", *Scientific American*, junio.
- Ilinski, K. (2001): *Physics of Finance: Gauge modelling in non equilibrium pricing*, Wiley & sons., NY.
- Ingber, L. (1990): "Statistical Mechanical Aids to Calculating Term Structure Models", www.ingber.com, fecha consulta: mayo 2004.
- Johnson, N., Jefferies, P., Ming Hui, P. (2003): *Financial Market Complexity*, Oxford U. Press.

- Kauffman, S., (1995): *At Home in the Universe*, Oxford University Press, Oxford.
- Kaufmann, A., Gil Aluja, J. (1995): *Grafos neuronales para la economía y la gestión de empresas*, Pirámide, Madrid.
- LeBaron, B. (2001): “A Builder’s Guide to Agent Based Financial Markets”, *Quantitative Finance*, vol. 1, núm. 2, pp. 254-261.
- Levy, M., Levy, H, y Solomon, S. (2000): *Microscopic Simulation of Financial Markets*, Academic Press, NuevaYork.
- Lewin, R. (1992): *Complexity*, U. of Chicago Press.
- Mandelbrot, B. (1963): “The Variation of Certain Speculative Prices”, *Journal of Business*, 36.
- Mansilla, R. (2003): *Introducción a la econofísica*, Sirious, Mexico.
- Mantegna, R. y Stanley, E., (2000): *An Introduction to Econophysics. Correlations and Complexity in Finance*, Cambridge U. Press.
- Maturana, H. y Varela, F. (1973): *De máquinas y seres vivos. Autopoiesis. La organización de lo vivo*, Universitaria, Santiago de Chile.
- Mauboussin, M. (2002): “Revisiting Market Efficiency: The Stock Market as a Complex Adaptive System”, *Journal of Applied Corporate Finance*, 14, núm. 4.
- Morin, E. (1990): *Introducción al pensamiento complejo*, Gedisa, Barcelona.
- Mitchell, M. (1998): *An Introduction to Generic Algorithms*, The MIT Press, Londres.
- Nieto de Alba, U. (1998): *Historia del tiempo en economía*, McGraw Hill, Madrid.
- Penrose, R. (1989): *The Emperor’s NewMind*, Oxford U. Press.

- Peters, E. (1993): *Fractal Market Analysis*, Wiley & Sons, G.B.
- Prigogine, I. (1983): *¿Tan solo una ilusión?*, Tusquets Barcelona.
- Resnick, M. (1994): *Turtles, Termites & Traffic Jams: Explorations in Massively Parallel Microworlds*, Cambridge, Mass., MIT Press.
- Roehner, B., (2002): *Patterns of Speculation*, Cambridge U. Press.
- Schaden, M. (2002): "Quantum Finance", *Physics*, v. 2, agosto.
- Sokel, A., y Bricmont, J. (1998): *Intellectual Impostures*, Profile Books, Londres.
- Stanley, H., Gopikrishnan, P., Plerou, V., Amaral, LAN, (2000): "Quantifying Fluctuations in Economic Systems by Adapting Methods of Statistical Physics", *Physica A*, 287, pp. 339-361.
- Tesfatsion, L. (2002): "Agent-Based Computational Economics: Growing Economies from the Bottom Up", *Iowa State University, Economic Working Paper n° 1*.
- Vriend, N. (1999): "Was Hayek an ACE?", *Queen Mary and Westfield College, Working Paper 403*, Reino Unido.
- Waldrop, M. (1992): *Complexity*, Penguin, Londres.
- Watts, D. (2004): *Six Degrees*, Vintage, Londres.