

TÍTULO: “El modelo SFI: propuesta de inclusión de variables informacionales y adaptación de la función de utilidad”.

AUTOR: Salvador Rojí Ferrari

INSTITUCIÓN: Departamento de Economía Financiera y Contabilidad III  
Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales  
Universidad Complutense de Madrid

DIRECCIÓN: Departamento de Economía Financiera y Contabilidad III,  
despacho 107, pabellón 4º  
Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, Campus de  
Somosaguas, 28223 Madrid

TELÉFONO: 91-394-25-60

FAX: 91-394-25-31

CORREO ELECTRÓNICO: [srojifer@ccee.ucm.es](mailto:srojifer@ccee.ucm.es)

## **EL MODELO SFI: PROPUESTA DE INCLUSIÓN DE VARIABLES INFORMACIONALES Y ADAPTACIÓN DE LA FUNCIÓN DE UTILIDAD**

**Resumen:** Este trabajo propone adaptar el modelo bursátil artificial de Santa Fe en varios puntos resumidos en: sustitución de la función de utilidad exponencial por la potencial, heterogeneidad parcial de dicha función, mejora del proceso de aprendizaje, inclusión de normas de contagio, de creencias, y de influencia informacional, y heterogeneidad de horizontes temporales. El trabajo ofrece una introducción a la Econofísica, las disciplinas ACE y ACF, y los sistemas adaptativos complejos, e incluye otro modelo representativo basados en los agentes como marco para poder analizar el modelo de Santa Fe.

**Palabras clave:** Modelos de simulación basados en los agentes, sistemas adaptativos complejos, procesos de aprendizaje.

# EL MODELO SFI: PROPUESTA DE INCLUSIÓN DE VARIABLES INFORMACIONALES Y ADAPTACIÓN DE LA FUNCIÓN DE UTILIDAD

## 1. Introducción

Dentro de lo que, en términos generales, llamamos Econofísica (Mantegna y Stanley, 2000), podemos distinguir principalmente dos aproximaciones<sup>1</sup> muy divergentes a los problemas económicos y financieros. Una aproximación utiliza principalmente métodos de la mecánica estadística no lineal aplicados a problemas de la física de sistemas de gran escala en los mercados financieros, recibiendo el nombre de la Mecánica Estadística de los Mercados Financieros ó, según sus siglas en inglés, SMFM . Tal vez, la mecánica estadística pueda inspirar a los investigadores, físicos ó economistas, a intentar formular una teoría dinámica de algunos procesos económicos. Sin embargo, esta nueva disciplina utiliza el concepto de “*mean field*”, es decir, una media genérica y típica estadística de partículas u agentes obedientes de la termodinámica, mientras que los elementos fundamentales económicos, especialmente en los mercados financieros, son agentes pensantes o, más específicamente, expectantes. De hecho, los agentes-partículas solamente reaccionan a cambios en el entorno, siendo su conducta reactiva, mientras que los agentes-inversores poseen otras dos conductas: la interacción con otros agentes, y la conducta dirigida a la consecución de objetivos, que se corresponde con la maximización de la utilidad.

Se podría encontrar un equilibrio entre estas tres conductas (Anderies, 2002), sin embargo, debido a que los agentes poseen una racionalidad limitada, es decir, satisfacen y no maximizan, y a otras construcciones como son las emociones, motivaciones, y percepciones (sensibilidad decreciente, niveles de referencia, etc.), hacen que las funciones de utilidad normativa consideradas hasta ahora (potencial, exponencial, etc.)

---

<sup>1</sup> Otras aproximaciones marginales o en desuso son los métodos de matrices y la matemática caótica, cuya conducta general es contemplada como una conducta media de los agentes. Como señalan Dechert y Hommes (2000), la teoría caótica ha quedado estancada en la investigación de las series temporales financieras, debido fundamentalmente a la nula validación empírica de los modelos caóticos, además de su extrema complejidad y, debido a esta razón, a su casi único enfoque en modelos unidimensionales, cuando existe unanimidad en la necesidad de explorar modelos de dimensiones más altas.

puedan revisarse a la luz de los nuevos modelos basados en agentes heterogéneos. En consecuencia, no se puede obtener una teoría tan cuantitativa y con poder de predicción, como ocurre con las leyes físicas. De ahí que algunos fenómenos básicos sólo puedan entenderse a través de la experimentación –de campo ó artificial (a través de la subrogación por ordenador)-, con una finalidad más explicativa que predictiva y, por lo tanto, básicamente, en términos más cualitativos y ambiguos, sin que por ello se descarte la utilización de modelos formales normativos estadísticos, lógicos, evolucionarios, etc.

La segunda aproximación, por lo tanto, 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, de ahí que se consideren “modelos juguete” como representantes estilizados de situaciones sociales complejas. Parte de la economía experimental, evolucionaria y computacional, subdisciplinas muy interrelacionadas que engloban a todo un conjunto de propuestas experimentales dentro de las ciencias sociales y la economía informática, llamándose “*Agent-Based Computational Economics*” o ACE para las ciencias económicas y, como subconjunto, tenemos la “*Agent-Based Computational Finance*” ó ACF, para la disciplina financiera, analizándose, posteriormente, los resultados con métodos estadísticos. Estos modelos intentan explicar diferentes mecanismos evolutivos económicos de los agentes basados en normas partiendo de algunas premisas, como pueden ser la metáfora biológica aplicada al sistema social y económico, u otras interpretaciones de aprendizaje, tanto social como individual<sup>2</sup>. De ahí que, con base a dichas interpretaciones, esté muy relacionada o reciba también el nombre de Teoría de los Juegos Evolutivo, Teoría de la Vida Económica Artificial, o incluso Teorías neo-Schumpeterianas.

La teoría económica está todavía excesivamente separada de los experimentos, siendo extremadamente refinada, teórica y auto-consistente. Es decir, en vez de observar cómo los agentes se comportan, se estudia cómo se deberían de 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,

---

<sup>2</sup> También se ha dado un acercamiento al estudio del comportamiento humano. Ver el trabajo de Rabin (1998) sobre Psicología y Economía.

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 costes de transacción, no impuestos, y expectativas homogéneas. Los modelos basados en los agentes, sin embargo, son modelos experimentales<sup>3</sup>. Es decir, siguen el principio de observar cómo los agentes u objetos realmente se comportan, como haría cualquier físico en un laboratorio. Esta diferencia fundamental en el tratamiento de la materia prima con la que se enfrentan las dos disciplinas ha propiciado la formulación de modelos en los que se puedan experimentar con base a la construcción artificial de situaciones de tal manera que podamos construir o producir “hechos reales” ya conocidos. Tanto estos modelos como los basados en el agente medio conllevan el problema de la validación (Bergh et al, 2001), sin embargo, a través de un proceso de experimentación por partes, se puede conocer la conducta del mercado dentro de los límites impuestos por el experimentador. Otro problema todavía sin resolver por razones técnicas (procesamiento paralelo de los ordenadores) es el de la secuencia de los pasos a realizar en los experimentos, en vez de realizarlos de forma simultánea, como ocurre en los mercados reales (Roth, 1994).

Una de las vías abiertas en la investigación financiera es utilizar suposiciones más realistas de los mercados, los agentes y las instituciones. Según la HME, éste es racional y eficiente. Según muchos inversores y operadores, el mercado es psicológico e imperfectamente eficiente. Ha quedado sobradamente demostrado la existencia de una cierta autocorrelación en la volatilidad de los precios, y una importante correlación en serie en las rentabilidades, generando lo que ha venido en llamarse efecto ARCH, extremos abultados, leptocurtosis, etc. Sin embargo, los beneficios extra de un inversor no tienen porqué ser el resultado de una ineficiencia del mercado, sino que pudiera ser la recompensa obtenida por la utilización de un modelo ó hipótesis sobre la dirección del mercado que los demás no poseen.

El primer intento serio de encontrar las causas de los desajustes entre teoría y práctica proviene del campo de la conducta financiera a través del inversor ruidoso. Sin embargo, al menos en sus comienzos, esta teoría partía de considerar a los inversores en

---

<sup>3</sup> Roth (1994) distingue dos métodos experimentales en la Economía: el método de ensayo, según el cual, cada ensayo es un experimento, y el método del diseño planificado, en el que, se diseña especificando las condiciones del experimento, y las observaciones se analizan juntas. Éste es el método utilizado en los modelos basados en los agentes.

dos grupos diferenciados, los racionales con un conocimiento completo, tanto de las expectativas de los no racionales como de su propio grupo, y los no racionales, los cuales no aprenden de sus errores en la predicción de los futuros precios, así que el grupo “inteligente” puede obtener unas rentabilidades superiores que la media. Por otro lado, en el mercado real, algunos inversores irracionales “aprenden” de sus errores, formulando expectativas más inteligentes, por lo que el otro grupo tendrá que ajustar también sus expectativas. De esta manera, los dos grupos evolucionan constantemente, por lo que estas teorías no son muy robustas, aunque esta disciplina está incorporando rápidamente la dinámica de aprendizaje. Así tenemos que los estudios sobre la conducta de rebaño, las cascadas y el contagio informativo, el aprendizaje social, etc., se van incorporando a los modelos. Específicamente, por ejemplo, si, como arguye Laibson (1997), los agentes utilizan un tipo de descuento inferior en un futuro lejano que en un tiempo cercano, entonces, en el proceso de simulación dinámico, se puede incluir este factor en el modelo.

Los modelos de simulación basados en los agentes se pueden 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 con diferentes grados de ponderación, según un proceso de aprendizaje; por ejemplo, un agente que utilice un modelo predictivo basado en una media ponderada por el tiempo de las rentabilidades pasadas debido a una cierta rentabilidad por encima de la media. 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 hard* (en tiempo no polinómico). Entre estos dos subgrupos existen modelos dinámicos dependientes del recorrido que recogen algunos elementos de los modelos más complejos.

Los modelos computacionales dinámicos (Swarm, Echo, etc.) utilizan lenguajes de programación basados en objetos (Java, C++...). Éstos objetos-agentes tienen diferentes estados privados (información, almacenamiento de datos, preferencias, riqueza), y públicos (precio de compra, riqueza), además de normas de conducta sobre el propio agente y los demás, (aprendizaje, valoraciones internas, elección comparativa), y públicas (negociación, comunicación), interactuando en un proceso iterativo

(Tesfatsion, 2002). Se basan en el supuesto de que los sistemas económicos de mercado descentralizados son sistemas complejos en evolución, por lo que el enfoque se refiere al estudio de interacciones endógenas abstractas y generales, como son la cooperación, competición, imitación, etc., en un entorno de precios y cantidades. 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. Esta conducta o resultado final depende de las creencias de los participantes en el mercado sobre las creencias de los demás (Econometría Auto-referencial). Se trata de entender las regularidades globales emergentes que surgen de abajo arriba a través de las interacciones locales (vecindad) repetidas de agentes egoístas. Cuando decimos relaciones de vecindad, no necesariamente implican relaciones espaciales, sino de grupo con características determinadas.

El código informático puede incluir un análisis estadístico, y 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. Los modelos basados en los agentes poseen unas ventajas y algún inconveniente con relación a las teorías matemáticas más convencionales e incluso con las prestadas de la mecánica estadística. Según Tesfatsion (2002) y LeBaron (2001) los modelos ofrecen facilidades de modelar el nivel de racionalidad de los agentes, de crear agentes heterogéneos, de poder observar la dinámica histórica del proceso a estudio y de relacionar interacciones y redes sociales con el espacio físico. Como desventajas tenemos la dificultad de programación y la sensibilidad a las condiciones iniciales. Esto es debido a la utilización de un código de programación corto y ejecución larga, y a su carácter sistémico, dinámico y relacional, donde pequeños cambios en un parámetro, o la inclusión de una variable no definida adecuadamente puede causar grandes cambios en el resultado.

Se empieza con la construcción de una población de agentes, que pueden ser económicos, sociales, ó institucionales, a los que se les especifica el estado inicial de la economía por medio de atributos ó estados de partida de los agentes. La economía entonces, evoluciona, sin que el creador del modelo tenga que intervenir. De esta manera surgen regularidades globales de abajo-arriba por medio de las interacciones

locales de agentes autónomos a través de un proceso de iteración continuo. El resultado que se busca es desarrollar teorías coherentes que sean comprensibles globalmente.

Se modelan normas simples operativas dinámicas que sean lo más aproximado posible a las estrategias utilizadas en el mundo real. Pueden operar con una función objetiva bien definida, como por ejemplo, el modelo LLS (Levy, Levy, Solomon, 2000), que utiliza agentes racionales relativamente homogéneos, y conductas DARA y CRRA<sup>4</sup>. 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 en un entorno de mecanismos de negociación que reflejan a los actuales mercados. Un tercer tipo de agente (modelo SFI) posee un nivel de complejidad alto, por lo que hay que diseñarlo con técnicas de la inteligencia artificial para que tengan la capacidad de aprendizaje y adaptación, y así poder explotar las ventajas potenciales de entornos de mercados ineficientes. Conciben el mercado en un estado de no-equilibrio, con agentes con información limitada que utilizan una ecología en evolución de estrategias de negociación.

Existen diferentes mecanismos ó funciones de adaptación de estrategias, siendo las más estudiadas: la imitación de otros agentes en objetivos, acciones, modelos, etc. , normas tipo “si..., entonces”, modificación de los parámetros basándose en la experiencia, anticipación de objetivos, intenciones, y acciones y, por último, la selección natural evolutiva, por ejemplo, eliminar aquellas estrategias que producen pobres resultados. La evolución de las estrategias y las normas que utilizan los agentes en los modelos suelen consistir en el darwinista “supervivencia de la más fuerte”, es decir, en una especie de selección natural, según el planteamiento de los algoritmos genéticos.

Al evolucionar las estrategias, el mercado tiende a hacerse más eficiente, y los precios fluctúan debido a la dinámica interna creada por la interacción compleja de la población de estrategias. El mercado más conocido es el del modelo SFI (Santa Fe Institute). En este modelo, los agentes empiezan con similares habilidades y estrategias.

---

<sup>4</sup> CRRA ó Aversión constante de riesgo relativo: los inversores mantienen una proporción constante de su riqueza invertida en activos de riesgo al variar su nivel de riqueza; DARA ó Aversión Decreciente del Riesgo Absoluto: los inversores están dispuestos a invertir en términos absolutos en proyectos de riesgo al variar su riqueza. Está ampliamente demostrado (Levy, Levy, Solomon, 2000) que estas dos conductas prevalecen en el mercado. La única función de utilidad con ambas propiedades es la potencial.

Al iterarse el modelo, van surgiendo endógenamente diferencias en conducta y estrategia, por lo que se forman agentes heterogéneos desde dentro. Es decir, este modelo se distingue de aquellos otros que utilizan agentes heterogéneos con expectativas racionales (modelo LLS), por lo que esta modelización implica un incremento en la complejidad computacional. Para que el modelo tenga realmente alguna utilidad, los procesos de mercado deben de permitir que los agentes basen sus expectativas de acuerdo con la manera en que los inversores reales forman sus expectativas: a través de un razonamiento inductivo basado en la contrastación y mejora de hipótesis (Arthur, 1994).

Cada agente obtiene y filtra la información de diferente manera y, dependiendo de las percepciones, preferencias, y objetivos, elige una opción determinada que, a través de la interacción en el mercado, produce la correspondiente dinámica de precios. También hay que considerar diferentes niveles de certidumbre, información, agentes y mecanismos. Se han desarrollado una gran cantidad de algoritmos que representan el proceso de aprendizaje de los agentes artificiales (algoritmos genéticos estándar, programación genética, aprendizaje de reforzamiento, aprendizaje-Q, sistemas clasificadores, aprendizaje local, etc.) para que el modelo posea un cierto poder de predicción que incorpore las características más importantes del proceso en la toma de decisiones reales humanas. También se pueden utilizar modelos que intentan simular la conducta del mercado, como puede ser el juego minoritario<sup>5</sup> donde los agentes intentan hacer predicciones y diseñar estrategias en el transcurso del tiempo basándose en el aprendizaje ó la teoría de juegos<sup>6</sup>, pero establecer conexiones entre estos mecanismos y el mercado real podría ser algo forzado. Se necesita un tipo de modelo más efectivo que se enmarque en un proceso de interacción de estrategias, de tal manera que los agentes co-evolucionen con el entorno, es decir, mejoren su habilidad para poder afinar su capacidad de decisión, como ocurre en el mundo real.

Hasta ahora, y por razones prácticas, los modelos utilizaban algún mecanismo sencillo que recogían los precios de los títulos, como son el valor fundamental

---

<sup>5</sup> Representa un juego dinámico simple binario según el cual, N jugadores deben de escoger entre dos posiciones, ganando aquellos con la posición minoritaria. Ver Weibull (1995). LeBaron (2001), sin embargo, hace una crítica de la utilización de este procedimiento en los modelos basados en los agentes.

<sup>6</sup> Ver los trabajos de Axelrod (1997) y Axelrod y Cohen (1999) sobre variación, interacción, selección, y teoría de los juegos dinámica.

relacionado a las expectativas de ganancia o dividendos, y el análisis técnico relacionado a alguna pseudotendencia del pasado tipo media móvil histórica. También, no se utilizaban más de dos tipos de activos, renta fija o variable y títulos sin riesgo, aunque, para imitar al mercado, se debería de incluir derivados, volumen de contratación etc. Sin embargo, si a la heterogeneidad de los agentes, se le añade otra heterogeneidad de valores, entonces, la complejidad del sistema puede ser extrema. Realmente, entran en juego una mayor exactitud a costa de la flexibilidad y viceversa.

A pesar de toda la complejidad que conlleva el definir y estructurar un mercado artificial financiero, el número de variables utilizadas no necesariamente debe de corresponderse totalmente con el número de variables reales que intervienen en el proceso dinámico del sistema real. Lo que sí es importante es que las variables utilizadas sean clave en dicho proceso dinámico. A través de experimentos, al variar únicamente una variable, se puede conjeturar sobre la validez de diferentes hipótesis: la hipótesis del mercado eficiente, burbujas especulativas, anomalías basadas en procesos endógenos o exógenos al mercado, correlaciones, etc.

Es fundamental afinar el nivel de velocidad de adaptación o actualización de las normas de conducta, pues, como muestra el modelo SFI, si la co-evolución 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 e impredecible, por lo que encontrar la velocidad adecuada es otro de los innumerables problemas a los que se enfrentan los creadores de los mercados financieros artificiales.

Algunos de los modelos que han servido como base para posteriores desarrollos son la micro-simulación de Lux y Marchesi (1999), la simulación de rebaño de Bak et al.(1997), la simulación ecológica de Farmer (1998), el modelo de filtro de Cont-Bouchaud (Castiglione y Stauffer, 2001), el FTR (*Financial "Toy-Room"*), (Chiaromonte, 1998), y el simulador implementado en Java CAFÉ (*Complex Adaptive Financial Environment*), (Even, y Mishara, 1995). Repasemos sucintamente los dos modelos más conocidos y representativos, como son el LLS y el artificial de Santa Fe.

## **2. El modelo de simulación microscópica SSL**

Tradicionalmente, ha existido un debate sobre si los modelos tradicionales (CAPM, ATP, etc.) según los cuales, los inversores racionales maximizan su utilidad esperada, reflejan adecuadamente la realidad del comportamiento de los agentes en los mercados. Aunque se pueda debatir el supuesto comportamiento irracional de estos agentes, algunos autores afirman (Tversky y Kahneman, 1992) que: 1) Los agentes no utilizan la probabilidad objetiva, sino subjetiva, dando ponderaciones a las decisiones; 2) Es el cambio en la riqueza y no la riqueza total lo que define el proceso en la toma de decisiones; 3) Utilizan, en muchos casos, información incorrecta. En otras palabras, los agentes no se comportan totalmente según la teoría de la utilidad esperada (TUE). Esto no significa “per se” irracionalidad, concepto ambiguo que requeriría un análisis mucho más profundo que el asumido tanto por los proponentes del HME como por los de la conducta financiera.

El punto a destacar aquí es que es casi imposible comprobar analíticamente los efectos de varias desviaciones de las suposiciones sobre los modelos. La metodología de la simulación microscópica u otros modelos de simulación pueden utilizarse para analizar el impacto de varias desviaciones y relajaciones del TUE, además de incluir, tanto mejoras en los mecanismos de aproximación de conductas -racionales o no- como nuevos fenómenos observables en los mercados financieros. Este modelo, desarrollado por Levy, Levy, y Solomon (LLS, 2000), está considerado uno de los pioneros en este campo y, con base a él, se han ido desarrollando adaptaciones o se ha utilizado como punto de referencia por otros modelos. La metodología de la simulación microscópica de LLS permite a los inversores con expectativas heterogéneas y diferentes niveles de ruido basarse en cambios en la riqueza en vez de la riqueza total, utilizar diferentes periodos de tenencia y distribuciones de probabilidad, y la capacidad de poder cambiar algunas o todas estas suposiciones y parámetros. Además, permite no solamente determinar los precios de equilibrio de los activos bajo situaciones de incertidumbre, sino que proporciona una conducta de precios dinámica con tendencias, burbujas especulativas y caídas en picado.

Su metodología proporciona un marco dentro del cual se puede rastrear el nacimiento o emergencia de una conducta macroscópica según leyes microscópicas simples. Es decir, modela la conducta de bloques de construcción elementales de un

sistema y sus interacciones por medio de una simulación en un ordenador con la finalidad de analizar la dinámica de las propiedades macroscópicas ó emergentes del sistema. Para ello, incorpora algunos hallazgos empíricos con respecto a la conducta de los inversores, y estudia el efecto de cada elemento de la conducta inversora sobre el precio de los activos y la dinámica del mercado.

LLS empieza con un modelo base en el que todos los inversores son racionales, informados, e idénticos (RII) para, posteriormente, añadir elementos de heterogeneidad y desviaciones de racionalidad al modelo para así estudiar sus efectos en la dinámica del mercado. En una segunda fase, se introduce una minoría de inversores que no operan como los RII, pero que creen en la hipótesis del mercado eficiente, es decir, no intentan obtener rentabilidades por medio de encontrar títulos infravalorados, sino que sus decisiones de inversión quedan reducidas al problema de diversificación de cartera óptima. El modelo general consiste en dos inversiones alternativas: un título o índice bursátil, y una obligación sin riesgo. El modelo también asume que los inversores tienen una función de utilidad potencial basada en CRRA y DARA.

El elemento microscópico en el modelo es el inversor individual que posee un nivel de memoria determinado, y puede recordar medias móviles, o eventos dramáticos que le afectaron en el pasado. En versiones más modernas, se le asocian probabilidades a acontecimientos dramáticos y métodos *charlistas* para calcular la probabilidad de que el precio varíe. También se pueden introducir creencias irracionales, y tomar en consideración a la liquidez, profundidad, y amplitud del mercado. Por último, las preferencias, estimaciones de probabilidad y procedimientos de decisión, podrían variar debido a un mecanismo de retroalimentación o de aprendizaje. Siguiendo la taxonomía generada por Bergh et al (2002), el nivel de adaptación sería débil (función estática), semi-débil (función parametrizada y adaptable), ó semi-fuerte (adaptación de los objetivos, por ejemplo, actitud ante el riesgo), dependiendo de la versión del modelo.

### **3. El modelo co-evolucionario artificial del mercado bursátil de Santa Fe (SFI)**

El modelo artificial del Instituto de Santa Fe, (SFI) es un tipo de sistema adaptativo complejo (SAC), (Holland (1995), Kauffman (1995), Waldrop (1992), y

Arthur et al. (1997))<sup>7</sup>, el cual, en su generalidad, representa una metáfora de multitud de sistemas observables en el mundo real: ecologías, economías, el sistema nervioso, el financiero, el inmunológico, etc. Ya Hayek (1948) sugirió que la economía de mercado representa un sistema descentralizado de agentes individuales que interactúan entre ellos, y que los mercados financieros dejan entrever las posibles conductas de un sistema mayor el cual puede comportarse como un mecanismo de coordinación social eficiente. Este mecanismo está organizado según un orden espontáneo de carácter evolutivo, y no en una construcción racional al servicio de ningún fin apriorístico, como puede ser la Teoría de la Utilidad Esperada, o incluso su versión subjetiva. La metáfora de SAC bien pudiera representar esa economía de mercado construida de abajo arriba.

Un sistema complejo es un sistema formado por interacciones no lineales entre los componentes del sistema dando lugar a conductas emergentes no anticipadas. Un sistema adaptativo complejo SAC es un sistema complejo cuyos componentes pueden cambiar sus especificaciones o evolucionar en el transcurso del tiempo. Construir un SAC es muy sencillo debido a que se basan en elementos y normas sencillas que generan comportamientos complejos. Sin embargo, llevar a cabo una simulación por ordenador de un SAC conlleva problemas difíciles de manejar como son la no-linealidad de las relaciones entre los elementos, las escalas espacial y temporal, y la sensibilidad a las condiciones iniciales.

Una manera de enfrentarse a ello es eliminar detalles superfluos, reteniendo solamente las interacciones esenciales. El objetivo entonces, es desarrollar modelos cuya conducta sea robusta con respecto a los detalles de las interacciones, y que produzca una amplia gama de tipos de conductas, por lo que tales modelos no pueden crear predicciones cuantitativas precisas. También, como la adaptación es crucial, las normas subyacentes del sistema cambian constantemente. Por otro lado, al ser simulaciones dinámicas, estos modelos operan en escalas temporales muy diferentes y con poblaciones infinitamente más pequeñas que la de los sistemas que modelan, por lo que la velocidad del proceso evolutivo es mucho más rápida que el que se da en el mundo real, pudiéndose perder parte de la riqueza observable en un mercado real. Los agentes o estrategias de estos modelos coinciden con el tercer tipo de agente complejo descrito por Tesfatsion al definir las características del ACE.

---

<sup>7</sup> Un resumen del concepto de mercados financieros como SACs, puede verse en Mauboussin (2002).

Desde la perspectiva de los mercados financieros, las propiedades más relevantes de los SACs son: emergencia, complejidad, no-linealidad, auto-organización, relaciones vecinales entre los agentes, normas de decisión adaptativas y competitivas, procesos de retroalimentación positiva (el efecto de la profecía autocumplida del análisis técnico.), expectativas heterogéneas de los agentes, toma de decisiones inductiva, incluyendo modelos mentales, diferentes relaciones entre la explotación y la exploración, y normas simples. Siguiendo la taxonomía de Bergh et al (2002), el tipo de adaptación de los agentes sería fuerte (los agentes pueden modificar sus intenciones, objetivos, estrategias, y acciones).

El enfoque del modelo artificial de Santa Fe, desarrollado por Arthur et al. (1997) es el concepto de co-evolución, y basa su concepción en los SACs, en el que cada inversor adapta su estrategia de inversión con la intención de explotar al máximo la dinámica de mercado generada por las estrategias de inversión de todos los demás inversores. Esto nos lleva a un mercado en constante evolución generado endógenamente por las estrategias en continuo cambio de los inversores.

Es un modelo basado en agentes heterogéneos en el que los operadores exploran y desarrollan continuamente normas con la intención de predecir precios futuros de los activos en los mercados de capitales basándose en las normas más adecuadas. Estos agentes deciden sobre la composición de su cartera entre un título bursátil que paga dividendos, y un título sin riesgo. El modelo asume que la generación de las expectativas de cada agente se realiza separadamente, sin que se genere una comunicación entre ellos sobre sus intenciones y expectativas. Utilizan una función de utilidad idéntica para todos los agentes, basada en la conducta CARA (*Constant Absolute Risk Aversion*), es decir, independientemente de los cambios en la riqueza del inversor, éste mantiene una posición constante.

En síntesis, y siguiendo a Artur et al (1997), funciona de la siguiente manera: Cada operador actúa independientemente, pero su rentabilidad depende de las decisiones tomadas en su conjunto por los demás operadores. El mercado contiene un número determinado de operadores que inician el mercado con una suma arbitraria de

dinero. Los inversores pueden invertirlo en títulos bursátiles o títulos sin riesgo con unas características determinadas.

En cada periodo, los precios y dividendos pasados están resumidos en un conjunto de información ó “descriptores” del mercado. Cada agente posee también un conjunto de modelos ó hipótesis sobre las expectativas del mercado llamados “predictores”, en el que cada “predictor” es una norma “condición / pronóstico (condición del mercado / modelo mental de predicción). Es decir, cada agente tiene un conjunto de hipótesis del mercado y utiliza aquella más “exacta” que iguale al estado del mercado, al poder reconocer los diferentes estados de éste y actuar en consecuencia. Tanto los “descriptores” como los “predictores” están formados por cadenas de bits. Así, un “estado del mercado” se describe con información técnica ó fundamental para cada bit, significando 1 la realización del estado descrito, y 0 su no-realización. La parte de “condición” de todos los “predictores” se corresponde con los correspondientes “descriptores” del mercado, teniendo ambos la misma extensión de bits, estando cada posición representada con 1, 0, y # (indiferencia).

Si el mercado encuentra ó reconoce el estado E, es decir, si todos los 0 y 1 del “predictor” se igualan con los correspondientes bits del estado del mercado, entonces la parte de la cadena del “predictor” que define la predicción (en forma de un conjunto de parámetros definidos para cada “predictor”), genera una predicción. Por ejemplo, el predictor ####1#### / (0.96,0) significa “si el precio se ha incrementado en los últimos tres periodos, entonces, la predicción del precio y dividendos para el siguiente periodo será un 96% del del periodo corriente”. Contra más # en el predictor, más estados del mercado podrán ser reconocidos, y al iterar el procedimiento, se irán generando nuevos “predictores” a través de la utilización del operador de la selección natural de los algoritmos genéticos.

En definitiva, los operadores aprenden por medio de dos procedimientos: utilizar ex-post la norma más correcta, y el mecanismo de los algoritmos genéticos para que el conjunto de normas gradualmente mejore. La dinámica genética de las normas representa un proceso de aprendizaje de los inversores, pues las nuevas normas no son otra cosa que nuevas estrategias de inversión. Los resultados más importantes de este modelo son:

- a) Cuando los cambios en los dividendos son pequeños, el número de agentes es reducido, y el cambio de reglas de conducta es lento, entonces, el precio converge hacia un precio de equilibrio muy cercano a su valor fundamental, sin anomalías ni burbujas especulativas.
- b) Cuando las condiciones son generales, el número de agentes es amplio, y el cambio en las estrategias utilizadas es alto, no existe convergencia, por lo que la dinámica es compleja, mostrando el precio desviaciones (burbujas) ocasionales.

#### 4. Sugerencias sobre el modelo artificial de Santa Fe

1) Como hemos indicado previamente, el modelo asume una función de utilidad<sup>8</sup> según la cual los agentes poseen una conducta CARA. Esta suposición sobre preferencias según la cual cada individuo se caracteriza por una función de utilidad exponencial es muy utilizada en los modelos financieros, debido principalmente a su potencial tratamiento analítico, y no porque sea representativa de la realidad de los mercados. Los modelos de simulación, especialmente los dinámicos, en esencia, pretenden, si es posible, escapar de cualquier tratamiento analítico y ofrecer otro experimental, por lo que su utilización por el modelo de Santa Fe debería de ser revisado. Esto implicaría ciertos cambios en el modelo artificial.

Aunque existen problemas en la comprobación de diferentes funciones de utilidad, como muestran los diferentes estudios empíricos llevados a tal efecto (ver Levy, Levy, Solomon, 2000), en síntesis, las conductas DARA y CRRA<sup>9</sup> reflejan más fielmente el comportamiento de los inversores. Esto significa, prácticamente que la función de utilidad exponencial de la forma:

$$U(W) = -e^{-\alpha W}$$

---

<sup>8</sup> El propósito principal de una función de utilidad consiste en proporcionar una sistema de jerarquizar diferentes alternativas que puedan recoger el significado de la aversión al riesgo. Esto se lleva a cabo siempre que la función de utilidad sea cóncava. Para más detalles, ver Luenberger (1998).

<sup>9</sup> Ver pie de página 4.

Donde  $W$  representa el nivel de riqueza,  $\alpha > 0$ , un parámetro, y cuya función tiende hacia cero desde su valor negativo no es representativa. Las conductas DARA y CRRA vienen representadas por la función de utilidad potencial de la forma:

$$U(W) = \beta W^\beta$$

Donde  $\beta \leq 1$ ,  $\beta \neq 0$ , de tal manera que si  $\beta = 1$ , entonces, la función de utilidad es neutra al riesgo. Según Tversky y Kahneman (1992), la función de valor en la toma de decisiones en un entorno de incertidumbre con preferencias homogéneas es la función potencial<sup>10</sup>. También hay que considerar, siguiendo a LeBaron (2001), que la maximización de la utilidad no es sinónimo de maximización de la riqueza y, por lo tanto, los agentes con aversión al riesgo pueden llevar a cabo decisiones óptimas ex-ante; sin embargo, a largo plazo, estas decisiones no les convertiran en los agentes que alcanzan una mayor maximización de la riqueza. LeBaron se pregunta sobre la medida correcta de adecuación: una norma que maximice las rentabilidades esperadas, riqueza, utilidad, predicción del error, o una estimación de la supervivencia. Aconseja que, sean las que sean las medidas de adecuación, éstas deben de ser robustas, de tal manera que dificulten la eliminación de estrategias a través de algún mecanismo de selección de adecuación. En este punto cobra especial importancia los parámetros de los mecanismos de los algoritmos genéticos para encontrar un equilibrio entre exploración del espacio potencial de estrategias y la explotación de aquellas aparentemente más adecuadas.

2) La función de utilidad que, según el modelo, se generaliza para todos los agentes. Sin embargo, de la misma manera que se generan diferentes agentes con diferentes expectativas, modelos mentales, aprendizaje, etc., podría generarse diferentes niveles según el parámetro de la función para otros tantos grupos de inversores. Se podría argüir que dicha aproximación a la realidad, con base a diferentes niveles de riqueza, no tiene

---

<sup>10</sup> Para la Economía de la Conducta, la cultura ejerce una influencia considerable sobre las preferencias y la conducta individual, por lo que podemos conjeturar que también lo hace sobre la relación riesgo-rentabilidad y, por lo tanto, sobre las funciones de utilidad. Parker (2000) desarrolla el concepto de utilidad homeostática, basada en que mecanismos fisiológicos y neurológicos tienen un alto impacto sobre la conducta económica. Por otro lado, Rabin (1998) demuestra que los agentes no intentan maximizar ninguna función de utilidad coherente, estable, y correctamente percibida. Esto es debido a la dificultad humana de evaluar sus propias preferencias futuras y las experiencias pasadas. Levy, Levy, y Solomon (2000) muestran que la paradoja de Allais, según la cual, en un experimento con pruebas independientes, existen algunas elecciones de riesgo para las que la teoría de la utilidad esperada no es un

validez en el sentido de mejora del modelo. Sin embargo, y a pesar de complicar el modelo, podemos considerar que:

a) Por una parte, la situación de cada agente queda desdibujada al no poseer un conocimiento bien definido de su entorno, por lo que no tiene la capacidad de deducir qué conjunto de acciones óptimas puede llevar a cabo. El mismo modelo SFI asume que, al introducir una heterogeneidad de agentes, éstos no tienen la capacidad objetiva de conocer las expectativas de los precios, por lo que si un agente supone que los demás creen que un título bursátil incrementara su precio, revisará sus expectativas con base a ese incremento esperado y viceversa, creándose una sucesión de transiciones en forma de ondas de expectativas indeterminadas. De esta manera, resulta poco verosímil proporcionar un sistema funcional que pueda jerarquizar diferentes alternativas que capturen el principio de la aversión al riesgo.

Es decir, utilizar el valor esperado de una función de utilidad como base en la toma de decisiones derivada de un conjunto de axiomas que describan la conducta racional “a lo Von Neumann-Morgenstein” está totalmente en contradicción con uno de los requisitos fundamentales del modelo SFI, consistente en el carácter inductivo<sup>11</sup> de razonar en entornos complejos. En consecuencia, el modelo podría utilizar, de la misma manera que emplea múltiples modelos ó hipótesis sobre las expectativas, diferentes funciones de utilidad, de tal manera que compitan entre ellas o varíen con base a cambios no solamente de la riqueza sino de otros parámetros.

Esto no significa utilizar tantas funciones de utilidad como agentes, pues se podría dar “la maldición de la dimensionalidad” (Sutton y Barto, 1998) que afecta a aquellos métodos que utilizan los valores de cada estado separadamente, sin interacción o generalización con los valores de otros estados. En éstos métodos, al incrementarse el espacio de estados, la complejidad del sistema se incrementa linealmente, mientras que el espacio de estados se incrementa exponencialmente. La utilización de la aproximación de funciones y muestras de los datos escapan a esta maldición por medio

---

buen pronosticador, puede desecharse por medio de sustituir la probabilidad objetiva por ponderaciones en las decisiones, es decir, por una probabilidad subjetiva.

<sup>11</sup> Ver Arthur (1994).

de reemplazar la enumeración de acciones con una muestra, una media de acciones y una función ó grupo de funciones de utilidad general.

b) En segundo lugar, una especificación apriorística de una norma fija en la forma de que todos los agentes se conformen a la misma función de utilidad, sea ésta más cercana a la realidad ó no, los resultados de la toma de decisiones tendrán un sesgo hacia una misma opción. (Vriend, (1999). Es decir, que dicho factor podrá “apalancar” los resultados del proceso hacia una dirección determinada, desvirtuando completamente los resultados.

3) Aunque generalmente se utilicen los algoritmos genéticos para eliminar normas “débiles” y generar otras probabilísticamente basadas en aquellas con más ponderación, se puede mejorar el proceso de adaptación, sustituyendo el mecanismo de los algoritmos genéticos con algún otro procedimiento de la forma del aprendizaje de refuerzo que incluya algún tipo de contagio informativo, aprendizaje social, imitación, etc. Es decir, los algoritmos genéticos pueden considerarse mecanismos de simulación de la evolución, pero no modelos de aprendizaje, confundiendo éstos con otros procedimientos, como son los sistemas clasificadores, Q-learning, o el aprendizaje de refuerzo.

La aplicación del método elitista en los algoritmos genéticos (Mitchell, 1998), genera un proceso de aprendizaje que no incluye éstas formas que influyen en el proceso de toma de decisiones, pues desarrollan y mejoran gradual y simultáneamente una población, en este caso, de “predictores”, proporcionando una herramienta poderosa de semi-optimización. Sin embargo, todos los “predictores” evolucionan siguiendo la misma función de adecuación evolucionaria, sin que proporcione la oportunidad de explorar el espacio de posibilidades desde el aprendizaje y la adaptación.

Por ejemplo, en el modelo de SFI, los agentes aprenden por medio de descubrir cual de las hipótesis sobre el mercado es la mejor según la norma condición / predicción, y al mismo tiempo, desarrollan nuevas hipótesis a través de los algoritmos genéticos, permitiendo la emergencia de expectativas individuales, en vez de ser preconcebidas de antemano. Esto ofrece la ventaja de que aquellas condiciones de "predictores" que no reconocen estados del mercado, a menudo serán utilizadas menos

veces, su mejora se realizará también menos veces, su precisión empeorará y, en definitiva, la probabilidad de sobrevivir en la competencia entre otros disminuirá. De esta manera, los agentes aprenden a utilizar mejores hipótesis o modelos, incrementando los niveles de utilidad. Por otra parte, los SACs, como el modelo SFI, están compuestos por agentes que interactúan según un conjunto de normas y, al acumularse la experiencia, cambian sus normas. Sin embargo, mientras que el modelo SFI asume que la adaptación de unos agentes con respecto a los demás está reflejada en la dinámica de precios, en un SAC, el propio entorno de un agente adaptativo consiste en otros agentes adaptativos, existiendo mecanismos de interacción que crean patrones de conducta en forma de flujo de recursos como puede ser la imitación.

El “estado del mercado” del modelo SFI especifica condiciones utilizadas en el análisis técnico (el precio se ha incrementado en los últimos tres días...) ó fundamental (el PER es superior que la media del mercado...), sin que exista un conocimiento, aparte de la información incluida en el precio, de la elección por parte de otros miembros del mercado. Es decir, que no se hacen suposiciones sobre los procedimientos de razonamiento seguido por los demás agentes. Cuando un agente tiene acceso a la información sobre la elección de los otros agentes, entonces, se producen transiciones de fase en la conducta, de la misma manera que se dan en el caso en que el agente inversor solamente aprende de la propia experiencia privada.

Esto podría hacer necesario la inclusión del nivel de éxito de las normas y de abstracción en forma de contagio y aprendizaje social. En consecuencia, según Vriend (1999), se genera una externalidad en la forma de elección añadida al sistema de información ó proceso coevolucionario sobre la que el conjunto de agentes basará sus futuras elecciones. Así, el grado de relevancia de una norma, modelo ó hipótesis cambia debido al cambio generado por los otros agentes, y lo que necesitan saber los agentes es cómo calcular las normas más positivas en cada ocasión.

Según Vriend (1999), las normas de contagio de información se generan únicamente cuando se dan ciertas normas simples de conducta individual en un proceso coevolucionario de agentes adaptativos en interacción. Representa, utilizando el lenguaje de los SACs, una conducta emergente. Y estas características son esenciales en el modelo de Santa Fe. En el modelo, Arthur et al (1997) llevan a cabo dos experimentos

que corresponden a dos tasas diferentes (baja y media) de exploración por los agentes de los que emergen otros tantos regímenes ó conjuntos de conductas características del mercado. Estos experimentos de exploración de expectativas alternativas aplican fundamentalmente normas del aprendizaje de la conducta a través de la observación de los resultados de las acciones pasadas de los agentes: el algoritmo genético utilizado para descartar "predictores" ineficientes y crear otros nuevos con una tasa determinada de combinaciones y parámetros de actualización de la exactitud de los "predictores" para cada experimento. Éste mecanismo de aprendizaje considera, por lo tanto, un conjunto pobre de información más propio de la explotación, no muy diferente que la utilizada por los procesos de aprendizaje de conducta, según un índice de utilidad que resume los resultados pasados de cada acción, una distribución de probabilidad sobre llevar a cabo una acción, y un nivel de aspiración (Laslier, Topol, Walliser, 1998).

El modelo de aprendizaje epistémico, por otra parte, representado por “el juego ficticio” y sus versiones estocásticas (Tordjman, 1998) donde se introduce la información incompleta de los agentes sobre los demás o sobre los resultados, refleja más fehacientemente un proceso de exploración del espacio de posibilidades. También, otro modelo de aprendizaje que incluya una variable que recoja la conducta de contagio de información en función de unas normas básicas de selección, en forma de otros "descriptores" del modelo<sup>12</sup> (norma de la media, mínimo-máximo, máximo-máximo, seguir a la mayoría, o una mezcla de todas) (Vriend, 1999), combinado con el proceso de aprendizaje basado en los resultados propios de cada agente del modelo del SFI, puede ayudar a generar los dos regímenes, estable y complejo del modelo, dependiendo no solamente del valor de las variables y de las normas del algoritmo genético utilizado, sino de las normas añadidas del contagio de información. Por último, puede también ayudar a organizar mas eficientemente la información de tal forma que se puedan crear diferentes tipos de agentes según diferentes tipos de conjuntos de información.

Otros mecanismos de aprendizaje a considerar son las normas Hebbianas y su modificación de inhibición de las redes neuronales (Holland, 1998), el algoritmo de la brigada del cubo de los sistemas clasificadores (Holland y Miller, 1991), y el

---

<sup>12</sup> Según el modelo del SFI, cada predictor representa una norma del tipo condición / pronóstico que contiene, además de una formula de pronóstico, una condición del mercado, por ejemplo, la norma de seguir a la mayoría.

aprendizaje de refuerzo (Sutton y Barto, 1998). En éste último modelo, el agente queda afectado tanto por recompensas inmediatas como futuras. Para incrementar la recompensa, el agente debe de encontrar un equilibrio entre la explotación (repetir estrategias que han sido efectivas en el pasado, y la exploración (intentar nuevas acciones para el futuro). Para ello, el aprendizaje de refuerzo utiliza el marco formal de los procesos de decisión de Markov, y muestras y funciones aproximadas ó formulaciones funcionales parametrizadas que representen la función de utilidad, en vez de utilizar el valor de cada estado individual y separadamente, pues esto supondría la utilización de demasiados estados para aprender. De esta manera se elimina la “maldición de la dimensionalidad” comentada previamente.

En resumen, los mecanismos de adaptación utilizados en el modelo de Santa Fe son, utilizando la clasificación de Bergh et al. (2002), las normas tipo “si, entonces”, el aprendizaje reactivo, a través de un proceso de retroalimentación que modifica los parámetros de las funciones utilizadas, y la evolución según los algoritmos genéticos. A estas estrategias de adaptación habría que añadir el aprendizaje generativo que anticipe nuevas intenciones o acciones de los demás agentes, y la imitación social de otros agentes que generan unos patrones de precios agregados observados en los mercados reales.

4) La fijación de precios se basa en asumir una estructura de mercado de tal manera que se puede encontrar, dadas unas condiciones, un precio de equilibrio. Sin embargo, el modelo no replica realmente el mecanismo de negociación real de los mercados, con órdenes cruzadas, límites, límites dinámicos, etc. La razón (LeBaron, 2001) de no utilizar realmente el mecanismo de negociación reside en la dificultad de incluir en el sistema otro agente con su propia dinámica de aprendizaje, debido a que la Bolsa de Nueva York utiliza en el proceso de liquidación y compensación la intervención de un especialista. Sin embargo, el mecanismo más común en casi todas las bolsas es la casación de órdenes a través de una red de ordenadores, como el SIBE español, por lo que el modelo puede incluir más fácilmente los límites en las órdenes de compra / venta.

5) El conjunto de estrategias de aprendizaje incluye un equilibrio Nash. Sin embargo, en la experimentación con “el dilema del viajante” de Basus, utilizando ensayos independientes, Capra et al. (2003), muestran que el equilibrio Nash, en ciertas

condiciones, no funciona adecuadamente. Para ello, proponen modelar la formación de las creencias sobre las intenciones de los demás estimando un modelo de aprendizaje dinámico en el que los agentes respondan con un cierto nivel de ruido a las creencias en evolución por medio de una norma de selección de probabilidad logit estándar. En dicho trabajo, el modelo de equilibrio logit funciona más correctamente que el de Nash, al mismo tiempo que se mantiene la condición de creencias y acciones.

6) Se podría experimentar con un proceso de aprendizaje que incluyese heterogeneidad de horizontes temporales. Es decir, sustituir alguna característica de los agentes, por ejemplo, la misma heterogeneidad de modelos mentales o estrategias por la de horizontes temporales (corto, largo), o si posible, con las dos. Por ejemplo, LeBaron (1999) utiliza un modelo en el que los agentes con horizontes a largo (corto) plazo se basan en sus predicciones en modelos mentales que utilizan datos del pasado a largo (corto) plazo.

7) Las conclusiones del estudio se refieren a la convergencia o no hacia un precio de equilibrio cercano a su valor fundamental ante variaciones de los dividendos, y a la existencia o no de tendencias en la reversión de la media. Estas conclusiones avalan parcialmente la hipótesis de que el exceso de volatilidad observada en los mercados es debido a cambios en las expectativas de los inversores, dadas unas mínimas variaciones en los valores fundamentales. Sin embargo, se ha dado una tendencia generalizada en los mercados de capitales desde finales de los años 50 del siglo pasado de reducir o anular totalmente el pago de dividendos (tendencia rota desde la crisis tecnológica), al mismo tiempo que han surgido movimientos bruscos en los precios de los activos no relacionados con las variaciones en las expectativas de los dividendos.

De ahí que el refuerzo mutuo de expectativas que genera una conducta psicológica y un mercado complejo, con burbujas especulativas, podría venir dado también por otros factores, además de las dos causas apuntadas por el modelo del SFI (Shiller, 2001): formación de hábitos, teorías del bucle de retroalimentación y de los mecanismos de amplificación, factores de precipitación, cambios en patrones culturales, etc. En definitiva, factores estructurales, culturales, y psicológicos. Factores, por otro lado, difíciles de modelar, pero que pueden formar parte de los

modelos de aprendizaje que recogen la conducta de contagio de información y otras influencias informacionales ya comentadas.

Cualquier agente puede racionalmente imitar la conducta de otros, en vez de utilizar su propia información, si calcula que la información en manos de los otros es más exacta que la suya propia. La intención a imitar mejora los resultados individuales y colectivos si ésta intención no es excesiva, pues, como apunta Orléans (1998), cuando la imitación traspasa un determinado umbral, aparecen procesos de autovalidación que convergen en elecciones erróneas (“la ambivalencia de la imitación”), por lo que la información puede ser contraproduktiva. Desde la perspectiva de los modelos basados en los agentes, las influencias informacionales secuenciales, formalizadas en un modelo, podrían ser incluidas en un posterior modelo del tipo SFI como causas adicionales de esa “rica conducta psicológica”, y no solamente como resultado de incrementar el valor de los parámetros de los mecanismos de búsqueda de pronósticos alternativos. Estos cambios o velocidad de actualización de las normas de conducta en el modelo que causan dicha conducta psicológica podrían ser atenuados, como demuestra LeBaron (2001), si se incluyeran los costes de transacción, e incluso, me atrevo a aventurar, si se incluyeran los costes de obtención de información / costes de imitación.

## **5. Conclusión**

La intención de este trabajo tiene como objetivo más en ayudar a pensar en términos de modelos basados en los agentes que en llevar a cabo un proceso de ajuste de un modelo en particular, lo que requeriría la utilización y experimentación de los nuevos mecanismos, variables, o parámetros en el modelo. Este carácter puramente especulativo e, incluso, intuitivo, es el camino propio de la búsqueda experimental, y de ahí las sugerencias del artículo. Si partimos de la base de que para resolver los problemas adecuados se necesita un estudio de las normas apropiadas, dentro de un equilibrio entre la gestión y adaptabilidad, debemos de tomar mucha precaución con respecto a utilizar variables y mecanismos que no aporten nada nuevo al modelo.

Al crecer las normas, la búsqueda de soluciones se hace mucho más compleja (la maldición de la dimensionalidad), además de que existe un conocimiento imperfecto del

conjunto de normas (en el caso del modelo SFI, “los predictores”, y su significado real) que puedan generar el resultado esperado. A pesar de ello, algunas de las propuestas podrían ser tomadas en consideración dentro del marco experimental del que partimos. Siguiendo a Ishinishi y Namatame (1999), para generar un modelo co-evolucionario basado en los agentes debemos primero entender cómo crear un agente adaptado a la evolución, y cómo cada objetivo o función de utilidad puede modificarse con base a conductas coordinadas globales en un entorno de interacciones competitivas.

Es clave entender cómo se produce, adquiere y transmite la información y el conocimiento, y cómo se forman las creencias y las representaciones colectivas. Así, el conocimiento es un factor endógeno, resultado de una acumulación de interacciones, por lo que cualquier tipo de análisis debe de ser dinámico en el sentido de que la emergencia de una macroconducta es el resultado de un proceso de aprendizaje colectivo que proporciona a los agentes creencias, conocimiento e información.

En definitiva, la función de utilidad puede ser creada internamente o, en su defecto, sus parámetros podrían adaptarse al nuevo entorno o, por último, en todo caso, debería de ser una función potencial. Los mecanismos de negociación pueden replicar a los de los mercados reales, se puede incluir una heterogeneidad de horizontes temporales y, por último, el estado del mercado también puede incorporar, a través de algún algoritmo, el contagio informacional, la imitación, y el aprendizaje social.

## **Bibliografía**

- Arifovic, J. (1996): “The Behavior of the Exchange Rate in the Genetic Algorithm and Experimental Economics”, *Journal of Political Economy*, 104, pág. 510-541.
- Anderies, J. (2002): “The Transition from Local to Global Dynamics: a Proposed Framework for Agent-Based Thinking in Social-Ecological Systems”, en: Jansen, M., *Complexity and Ecosystem Management*. Elgar Ed., MA, EE UU.

- Arthur, B., (1994): “Inductive Reasoning and Bounded Rationality”, *American Economic Review*, 84, 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*. Ed. Princeton, Nueva Jersey.
- Axelrod, R., y Cohen, M. (1999): *Harnessing Complexity*. The Free Press, NY.
- Bak, P., Peczuski, M., y Shubik, M., (1997): “Price Variations in a Stock Market with Many Agents”, *Physica A* 246.
- Bergh, W. van der, Boer, K., Bruin, A.de, Kaymak, U., y Spronk, J. (2002): “On Intelligent-Agent Based Analysis of Financial Markets”, Erasmus U. Rotterdam, Faculty of Economics, {kboer, [kaymak](mailto:kaymak@few.eur.nl)}@few.eur.nl.
- Capra, M., Goeree, J., Gomez, R., Holt, Ch. (2003): “Anomalous Behavior in a Traveler’s Dilemma”, *American Economic Review*, próxima publicación.
- Castiglione, F. y Stauffer, D. (2001): “Multi-scaling in the Cont-Bouchaud Microscopic Stock Market Model”, *Physica A* 300.
- Chiaromonte, F., y Berté, M. (1998): “Some Preliminary Experiments with the Financial”Toy-Room”. I.I.A.S.A., informe interno.
- Dechert, W., y Hommes, C. (2000): “Complex Nonlinear Dynamics and Computational Methods”, *Journal of Economic Dynamics & Control*, 24, pág. 651-662.
- Even, R. y Mishra, B. (1996): “CAFÉ: A Complex Adaptive Financial Environment”. Proceedings of the IEEE/IAFE Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering, IEEE Press, pág. 20-25.
- Farmer, J., (1998): “Market Force, Ecology and Evolution”. E-impreso [adap-org/9812005](http://adap-org/9812005).
- Hayek, F. (1948): *Individualism and Economic Order*. University of Chicago Press.
- Holland, J., (1995): *Hidden Order*. Helixbooks, Cambridge.
- Holland, J. (1998): *Emergence*. Ed. Perseus, Cambridge.
- Ishinishi, M. y Namatame, A. (1999): “Co-Evolution in a Competitive Market”, *Computing in Economics and Finance*, 1212.
- Kauffman, S., (1995): *The Origins of Order. Self-Organization and Selection in Evolution*, Oxford University Press, Oxford.

- Laibson, D. (1997): “Golden Eggs and Hyperbolic Discounting”, *Quarterly Journal of Economics*, vol. 112, ·2, pág. 443-478.
- Laslier, J-F., Topol, R., y Walliser, B. (1998): “Behavioral Learning”, en Lesourne, J. (dir.), *Advances in Self-Organization & Evolutionary Economics*. Economica, Londres.
- LeBaron, B. (2001): “A Builder’s Guide to Agent Based Financial Markets”, *Quantitative Finance*, vol. 1, n° 2, pp. 254-261.
- LeBaron, B. (1999): “Evolution and Time Horizons in an Agent-Based Stock Market”, *Computing in Economics and Finance*, 1342.
- Levy, M., Levy, H, y Solomon, S. (2000): *Microscopic Simulation of Financial Markets*. Academic Press, NuevaYork. Lo, A. (1991): “Long-Term Memory in Stock Market Prices, *Econometrica*, 59.
- Luenberger, D. (1998): *Investment Science*. Oxford University Press.
- Lux, T., y Marchesi, M., (1999): “Volatility Clustering in Financial Markets: A Micro-Simulation of Interacting Agents”, *Nature*, 397, 498.
- Mantegna, R. y Stanley, E., (2000): *An Introduction to Econophysics. Correlations and Complexity in Finance*. Cambridge U.Press.
- Mauboussin, M. (2002): “Revisiting Market Efficiency: The Stock Market as a Complex Adaptive System”. *Journal of Applied Corporate Finance*, 14, #4.
- Mitchell, M. (1998): *An Introduction to Generic Algorithms*. The MIT Press, Londres.
- Parker, P. (2000): *Physioeconomics*. The MIT Press, Londres.
- Rabin, D. (1998): “Psychology and Economics”. *Journal of Economic Literature*, vol. XXXVI, marzo, pág. 11-46.
- Roth, A. (1994): “Let’s Keep the Con Out of Experimental Econ.: A Methodological Note”, en la edición de Hey, J., *Experimental Economics*, Physica Verlag, Heidelberg, pág. 99-109.
- Shiller, R. (2001): *Irrational Exuberance*, Princeton University.
- Sutton, R. y Barto, A. (1998): *Reinforcement Learning: An Introduction*. The MIT Press, Londres.
- Tesfatsion, L. (2002): “Agent-Based Computational Economics: Growing Economies from the Bottom Up”. *Iowa StateUniversity, Economic Working Paper n° 1*.
- Tordjman, H. (1998): “Evolution: History, Change and Progress”, en Lesourne, J. (dir.), *Advances in Self-Organization & Evolutionary Economics*. Economica, Londres.

- Vriend, N. (1999): "Was Hayek an ACE?". *Queen Mary and Westfield College*, Working Paper 403, Reino Unido.
- Tversky, A., y Kahneman, D. (1992): Advances in Prospect Theory: Cumulative Representation of Uncertainty, *Journal of Risk and Uncertainty*, 5.
- Waldrop, M. (1992): *Complexity*. Penguin Books, NY.
- Weibull, J. (1995): *Evolutionary Game Theory*. MIT Press, Cambridge.