

El Exceso de Volatilidad en los Mercados Financieros: Una Aproximación Generativa-Behavioral

José A. Pascual Ruano, Javier Pajares Gutiérrez, Cesáreo Hernández Iglésias, Adolfo López Paredes

Dpto. de Organización de Empresas, Comercialización e Investigación de Mercados. ETSII. Universidad de Valladolid. Paseo del Cauce s/n. 47011 Valladolid. [pascual, pajares, cesareo, adlo}@eis.uva.es](mailto:{pascual,pajares,cesareo,adlo}@eis.uva.es)

Resumen

En este artículo sugerimos la utilidad de un enfoque generativo-conductual para abordar las limitaciones del paradigma neoclásico en finanzas. Y sostenemos que la inclusión de ciertas ideas de la economía evolucionista puede hacernos entender mejor el mercado a nivel agregado. Para demostrar los aspectos más relevantes del enfoque, proponemos un modelo basado en agentes evolucionista-conductual de un mercado financiero. En él, cada inversor es representado por un agente autónomo, interactivo que negocia un activo en bolsa. Se modelan agentes con distintos grados de racionalidad y estrategias de inversión. Con el modelo reproducimos algunas anomalías de mercado, como burbujas y exceso de volatilidad. Demostramos que la heterogeneidad es necesaria para explicar esta última y que cuanto más alejado de la racionalidad se encuentre el comportamiento de los agentes mayor será la volatilidad del mercado. Además emergen patrones evolucionistas y de dependencia histórica.

Palabras clave: Hipótesis de Mercado Eficiente (EMH), Behavioral Finance (BF), Modelado Basado en Agentes (ABM), Evolutionary Finance (EF), Evolutionary Economics (EE).

1. Introducción

La corriente dominante en finanzas basada en la hipótesis de eficiencia y los modelos de equilibrio ha aportado las bases para la elaboración de modelos elegantes y rigurosos sobre el comportamiento de los mercados financieros. Sin embargo, existen ciertas anomalías que no pueden ser completamente explicadas dentro de este marco neoclásico: burbujas, sobre-reacción, exceso de volatilidad, etc. Consecuentemente, los investigadores en finanzas han buscado nuevos enfoques que les permitan formalizar teorías y modelos que las aborden.

A nivel teórico, *Behavioral Finance (BF)* es un enfoque muy prometedor para superar las limitaciones del paradigma tradicional. A grandes rasgos, sostiene que algunos fenómenos financieros pueden ser entendidos mejor con modelos en los que ciertos agentes no son totalmente racionales. Considera sus comportamientos reales, su psicología y sus emociones, tomando ideas de la psicología, y de la *Prospect Theory* de Tversky y Kahneman (1979).

A nivel metodológico, un enfoque generativo (mediante simulación computacional) permite elaborar modelos basados en agentes que pueden reproducir el comportamiento de los mercados financieros reales. El *ABM*, permite profundizar en las relaciones entre el comportamiento microeconómico de los participantes y el agregado del mercado.

Esto es especialmente importante en los mercados financieros, donde la *EMH* nunca ha sido completamente rechazada. Se sabe que no todos los agentes son racionales; pero se afirma que, bajo condiciones generales, la diversidad de comportamientos no racionales se cancela a nivel macroeconómico, de manera que, actúan “*como si*” lo fueran. En cierto modo, uno de nuestros propósitos es encontrar bajo que condiciones la hipótesis “*como si*” desaparece.

En este artículo sugerimos como marco de trabajo para el análisis de los mercados financieros un enfoque generativo-conductual. Y proponemos la inclusión de ideas procedentes de la *Economía Evolucionista (EE)* en los razonamientos, para alcanzar un mejor entendimiento de los mercados. Luego abrimos una nueva línea de investigación: las finanzas evolucionistas.

Para mostrar las características más relevantes de este enfoque, elaboramos un modelo evolucionista-conductual basado en agentes. Los agentes pueden invertir en un activo o en bonos libres de riesgo. Además presentan racionalidad limitada, y su comportamiento está de acuerdo con algunas de las ideas más relevantes de *BF*. Los patrones evolucionistas y la dependencia histórica emergen en el modelo, como consecuencia de la competencia entre los inversores. El modelo ha sido implementado en *JAVA*, y emplea librerías de *SWARM*.

El resto del artículo ha sido organizado de la siguiente manera. La segunda sección, recoge las ideas más relevantes de *EE*, pues la visión evolucionista puede aportar un mejor entendimiento de los mercados financieros. La tercera contempla los rasgos principales del modelo propuesto y los resultados de las simulaciones. La cuarta ha sido dedicada al exceso de volatilidad. En la sección 5, investigamos sobre la emergencia de patrones evolucionistas y de dependencia histórica. Finalizamos con las conclusiones principales de nuestro trabajo.

2. Una visión evolucionista de los mercados financieros

La *EE*, tradicionalmente, se ha centrado en la dinámica industrial, el cambio tecnológico y la innovación. Dentro de la tradición iniciada por Nelson y Winter (1982), se han propuesto diferentes modelos basados en agentes, para reproducir estos hechos, como se muestra en Pajares, Hernández y López (2003).

Sin embargo, la investigación evolucionista ha abandonado las finanzas, dada la permanencia de la *EMH* a nivel agregado. Muy al contrario, nosotros sugerimos que, es posible encontrar patrones evolucionistas en los mercados financieros, observando la evolución de las estrategias tomadas por los inversores.

La visión evolucionista sostiene la presencia simultánea de dos fuerzas en cualquier sistema económico: diversidad y selección. Diversidad, indica heterogeneidad de comportamientos, empresas, estrategias, procesos, etc. Continuamente, aparece diversidad en los mercados. Sin embargo, esta diversidad creciente no conduce el sistema al caos, pues hay una selección dentro de este, de modo que a largo plazo, aparece un orden dinámico. Concepto distinto al de equilibrio, aunque el equilibrio pudiera considerarse un tipo especial de orden.

Normalmente, los mercados son la principal fuerza selectiva dentro de la libre economía. Los agentes deben aprender para adaptarse al entorno cambiante, superar la selección. Sin embargo, *ex-ante*, no podemos encontrar las mejores estrategias; dado que la selección no es exógena, sino el resultado agregado de comportamientos individuales de agentes del sistema.

En *EE*, las empresas son procesadores de conocimiento. Dentro de ellas, el conocimiento es desarrollado, procesado y difundido. Tienen un conjunto de capacidades, de manera que los desafíos a afrontar y las decisiones a tomar dependen de sus capacidades actuales, que son el resultado de sus decisiones pasadas. Luego la historia importa, y tanto las empresas como el propio sistema trazan trayectorias: la dependencia histórica es un típico patrón evolucionista.

En nuestra opinión, algunos de estos conceptos procedentes de la *EE* podrían adaptarse a las finanzas. En los mercados financieros, la diversidad está representada por el conjunto de estrategias del inversor, que juegan aquí un papel similar a las rutinas de Nelson y Winter (*op. cit.*). Los agentes pueden verse como procesadores de conocimiento, sus capacidades, aversión al riesgo y cantidad de dinero disponible también son fuentes de diversidad.

El mercado selecciona entre las estrategias pues no todas proporcionan el mismo éxito. Pero, *ex-ante*, no es posible saber cuales son las mejores. Con el paso del tiempo, cambian las condiciones de mercado, de manera que las estrategias ganadoras también lo hacen. Entonces, es posible observar diferentes patrones evolucionistas dentro de la dimensión estratégica. Además, cuándo y dónde se producen los cambios estructurales podría alterar los patrones de evolución de las estrategias exitosas. Esto significa que la dependencia histórica emergerá en los mercados financieros de un modo similar a la evolución en las industrias.

El aprendizaje juega un papel central en cualquier modelo evolucionista, dado que los agentes tienen que cambiar sus decisiones para adaptarse al entorno. Los modelos deben incorporar algún “dispositivo software” para reproducir el aprendizaje humano. En su afán por hacer el aprendizaje endógeno, la *EE* ha tomado algunas herramientas de la Inteligencia Artificial, como los algoritmos genéticos (*GA*), las redes neuronales o la programación genética.

En Pajares, Hernández y López (*op. cit.*), se propone un modelado del aprendizaje en el que los agentes económicos están dotados tanto de conocimiento declarativo como procedimental. El primero se corresponde con modelos del mundo, creencias sobre las relaciones entre las variables, hechos del entorno y el comportamiento de los otros agentes, así como las reglas y las estrategias que los agentes pueden usar. El segundo puede verse como el proceso que los agentes utilizan para cambiar sus creencias sobre la certeza de los modelos del mundo o sobre la bondad de una estrategia. Los grados de creencia se modelan según sistemas de refuerzo (propuestos por Cohen (1985) y utilizados por Moss (1995) en modelado económico).

En el modelo propuesto, hemos empleado un *GA* simple para implementar cómo aprenden y cambian sus decisiones de inversión los agentes a lo largo del tiempo. El histórico de éxitos y fracasos pasados aumenta su stock de conocimiento procedimental, mientras que la nueva información y datos normalmente incrementan el conocimiento declarativo.

La formalización de los argumentos evolucionistas, necesita de un marco metodológico adecuado. Los cálculos matemáticos neoclásicos, dadas sus hipótesis (racionalidad, agente representativo, etc.), han sido suficientes para elaborar modelos sobre el comportamiento de empresas, mercados y consumidores. Pero en *EF*, los inversores, de racionalidad limitada, cambian sus decisiones con el tiempo para adaptarse a un entorno cambiante, de modo que la simulación computacional se revela como una herramienta más adecuada. Además, como sostiene Pajares, Hernández y López (2004), la simulación basada en agentes cumple los requisitos para tener el mismo prestigio que las metodologías usadas por los neoclásicos. Por esta razón, defendemos un enfoque evolucionista y generativo para los mercados financieros.

3. Enfoque evolucionista, generativo y conductual para los mercados financieros

Para demostrar cómo trabaja la metodología propuesta, hemos construido un mercado financiero artificial. El modelo será ampliamente explicado en Pascual (2004), de modo que en este artículo preliminar solamente intentamos esbozar algunas de los rasgos principales.

Nuestro trabajo está inspirado en el modelo de Santa Fe (LeBaron, 2002). Lo primero ha sido reproducirle en JAVA, obteniendo un doble beneficio. Podemos comparar nuestros resultados con los de un modelo ampliamente reconocido y nos beneficiamos de los rasgos computacionales de JAVA. Tras esto, lo hacemos más conductual y evolucionista.

El número de agentes que forman el mercado (N) es fijo durante la simulación. Estos pueden emplear su dinero en bonos a interés libre de riesgo, r , constante, o bien invertir en un activo con riesgo (acción). Además se permite el préstamo (a r), vender en corto y no hay costes de transacción. Al comenzar la simulación, los agentes están dotados con dinero y acciones.

El número de acciones que se negocian es fijo en la simulación. El activo con riesgo paga un dividendo (d_t) al final de cada periodo, cuya cuantía cambia a lo largo del tiempo y es desconocida para los agentes. Además puede ser cambiada exógenamente por el usuario, de modo que es posible estudiar la respuesta del mercado a cambios estructurales. Por defecto, la serie temporal del dividendo se genera mediante un proceso autorregresivo de orden uno:

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

donde ρ es un parámetro exógeno, \bar{d} es la media del proceso autorregresivo, y ε_t es ruido blanco, una variable aleatoria Gaussiana $N(0,1)$.

Cada periodo, el agente decide la demanda/oferta de acciones, el dinero restante se invierte en bonos. Las demandas son enviadas a un especialista que calcula el precio que vacía el mercado de acuerdo a las ofertas y demandas recibidas. El precio no es fijado exógenamente, sino que emerge de las interacciones y expectativas de los inversores.

3.1. Heterogeneidad evolucionista

La diversidad es implementada mediante diferentes tipos de inversores, cada uno con diferente comportamiento, de modo que podemos investigar los cambios en la evolución de poblaciones de diferentes inversores. Los tipos de agentes del modelo son:

BFagent: el original del modelo de Santa Fe. Presenta una función de utilidad CARA:

$$U(W_{i,t+1}) = - \exp(-\lambda W_{i,t+1}) \quad (2)$$

Siendo $W_{i,t+1}$ es la riqueza del agente i en $t+1$, y λ el coeficiente de aversión al riesgo. A mayor λ mayor aversión al riesgo. La utilidad debe maximizarse sujeta a la restricción:

$$W_{i,t+1} = x_{i,t}(p_{t+1} + d_{t+1}) + (1+r)(W_{i,t} - p_t x_{i,t}) \quad (3)$$

Donde, $x_{i,t}$ es la demanda de acciones del inversor i , y p_t el precio, en t . Se supone que el agente predice el precio y el dividendo futuro siguiendo una distribución Gaussiana de media $E_{i,t}[p_{t+1} + d_{t+1}]$ y varianza $\sigma_{i,t,p+d}^2$, entonces $x_{i,t}$ puede calcularse como (Arthur, 1997):

$$x_{i,t} = [E_{i,t}(p_{t+1} + d_{t+1}) - p_t(1+r)] / \lambda \sigma_{i,t,p+d}^2 \quad (4)$$

KTagent: por medio de este agente, se incluyen ciertas ideas propuestas por Tversky y Kahneman. Se comporta de manera similar al BFagent, pero su aversión al riesgo cambia en función de su riqueza. λ toma dos valores: los agentes pasan al superior cuando la riqueza media de los 10 periodos anteriores es menor que la actual, se hace más adverso al riesgo.

TFagent: seguidor de tendencias. Mira el periodo anterior para calcular el retorno actual y, compra/vende acciones dependiendo de si el retorno es superior/inferior a la tasa libre de riesgo en ese periodo. La cantidad comprada/vendida es aleatoria, según sus restricciones.

Dagent: su comportamiento es aleatorio. Tanto la decisión de comprar/vender, como la cantidad es aleatoria, siempre dentro de sus restricciones. Puede verse como algo más racional que el TFagent, pues al menos acepta que los precios siguen un camino aleatorio.

3.2. Aprendizaje

BFagents y KTagents cambian sus decisiones sobre la demanda de acuerdo a sus expectativas sobre el precio y el dividendo futuro. Para ello, utilizan un conjunto de reglas de predicción. Aprenden cómo cambiar sus decisiones según la nueva información que reciben del entorno.

Las reglas toman la forma: *Si (el mundo está en D_j) entonces ($a=a_j$ y $b=b_j$)* siendo D_j un conjunto de condiciones, referentes a datos históricos que describen el estado actual del mundo: históricos de precios, dividendos, demandas, etc. Cada condición en D_j puede tomar valores 1 (se verifica), 0 (no se verifica) y # si su cumplimiento es irrelevante. a_j y b_j son constantes, y a y b son los parámetros de predicción de las expectativas, de manera que:

$$E(p_{t+1} + d_{t+1}) = a(p_t + d_t) + b \quad (5)$$

Cada regla tiene su nivel de precisión, calculado como la media móvil de la varianza de su error de predicción histórico (diferencia entre el precio real y la predicción). Si todas las condiciones en D_j se verifican, la regla se activa. Si en un periodo varias reglas están activas, será elegida una aleatoriamente, con una probabilidad proporcional a su precisión. El conjunto de reglas cambia a lo largo del tiempo por medio de un GA..

4. El exceso de volatilidad

El exceso de volatilidad es una de las anomalías más estudiadas en finanzas (Shiller 1898, Campbell y Shiller, 1988, Campbell, Lo y MacKinlay, 1996). En esencia, implica que la volatilidad de los activos es mayor de que su valor teórico sugerido desde la *EMH*.

Según la *EMH*, el precio teórico de un activo (p_t^*) debe ser igual a la esperanza condicionada a toda la información disponible, del valor actual de sus dividendos futuros. El valor actual debe predecirse dado que los dividendos futuros no son conocidos. Si el mercado es eficiente, el precio real del activo (p_t) iguala la predicción óptima; $p_t = E_t(p_t^*)$ donde E_t es la esperanza matemática condicionada a la información disponible en t (Shiller, 2003). En otras palabras, si el mercado es eficiente, el verdadero precio (que incluye toda la información) es el mejor estimador del valor actual de los dividendos. Luego, cualquier movimiento del precio debe tener su origen en nueva información sobre el valor fundamental.

Consecuentemente, $p_t^* = p_t + U_t$, donde U_t es un error de predicción. Según la EMH, los agentes realizan predicciones óptimas, entonces U_t estará incorrelada con cualquier información en t , en particular con p_t . Dado que la varianza de variables incorreladas es suma de sus varianzas, y la varianza de U_t no puede ser negativa, la varianza de p_t^* debe ser mayor que la de p_t .

Diferentes trabajos y más recientemente, Shiller (2003) han demostrado que empíricamente los precios reales son bastante más volátiles que los valores teóricos esperados. Las diferentes explicaciones dadas (ver Campbell, *et. al., op. cit*), no han satisfecho a los investigadores.

Si nuestro modelo de mercado ha de representar algún tipo de contribución, esta anomalía debe emerger en él. Hemos ejecutado simulaciones con diferentes combinaciones de inversores para verificarlo, calculando el precio teórico bajo la EMH según LeBaron (2000). Agentes idénticos, con la misma λ , y que estiman el precio según, $p_t^* = fd_t + g$. Si la estructura de dividendos es (1), la solución al equilibrio de expectativas racionales es:

$$p_t^* = \left(\frac{\rho}{1+r-\rho} \right) d_t + \frac{1}{r} \left[\left(\frac{1+r}{1+r-\rho} \right) ((1-\rho)\bar{d}) - x\lambda \left(\frac{1+r}{1+r-\rho} \right)^2 \sigma_d^2 \right] \quad (6)$$

Se han calculado las volatilidades (desviación estándar de los precios) para los 9000 últimos periodos de simulación (se eliminan los 1000 primeros para que el GA actúe adecuadamente). Para un mercado con 30 BF, la volatilidad de p_t^* es 1.67 mientras que la de p_t es 1.86; un 10.94% superior. Con 30 KT, la volatilidad teórica es 1.77 y la real 2.33, un 31.55% mayor.

La Tabla 1, recoge los resultados para diferentes combinaciones de BF y KT. Siempre hay exceso de volatilidad y es mayor cuanto mayor es la proporción de KT. Esto indica que, quizás, el exceso de volatilidad pudiera ser una consecuencia de la existencia de agentes cuyo comportamiento se aparta de la racionalidad.

Tabla 1. Volatilidades del precio real y del de “mercado eficiente. Diferentes combinaciones de BF y KT.

Mercado	vol(p_t)	Vol(p_t^*)	Exceso	Exceso(%)
25bf5kt	1.89	1.67	0.23	13.55
20bf10kt	1.90	1.66	0.24	14.49
15bf15kt	2.10	1.81	0.29	16.17
10bf20kt	2.15	1.79	0.36	20.18

Para ver si la hipótesis anterior es cierta, se han ejecutado simulaciones con agentes menos racionales que los KT. La Tabla 2, recoge los resultados de mercado con 20 BF y 10 agentes de otro tipo y la figura 1 muestra la evolución de los precios. Además de p_t^* (ahora $p_t^*(1)$), se representa otra estimación del precio teórico bajo eficiencia, suponiendo dividendos actuales constantes a lo largo del tiempo, y descontados a la tasa libre de riesgo:

$$P_t^*(2) = \sum_{i=1}^{\infty} \frac{d_{t+i}}{(1+r)^i} = \frac{d_t}{r} \quad (7)$$

Tabla 2. Relación entre racionalidad y exceso de volatilidad. 20 BFagents.

Mercado	vol(p_t)	vol(p_t^*)	Exceso	Exceso(%)
20bf10kt	1.90	1.66	0.24	14.49
20bf10d	5.67	1.67	4.00	238.93
20bf10tf	43.32	1.73	41.58	2398.61

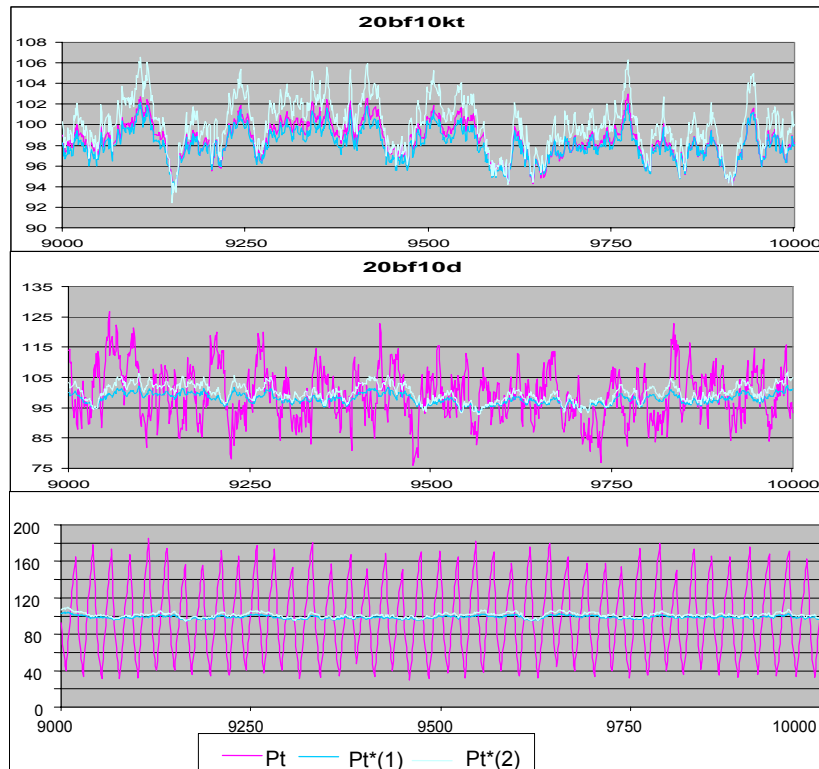


Figura 1. Precio real y de “mercado eficiente” para diferentes combinaciones de agentes.

La simple inspección sugiere la influencia de los tipos de agente en el exceso de volatilidad. Además es posible ver que tanto en el caso de los Dagent como en el de los TFagent el mercado muestra movimientos grandes similares a las burbujas financieras reales. La Tabla 3, recoge simulaciones similares, con 15 BF y otros 15 agentes de otro tipo. Los resultados sugieren la misma idea sobre la relación entre racionalidad y volatilidad.

Tabla 3. Relación entre racionalidad y exceso de volatilidad. 15 BFagents.

Mercado	vol(p_t)	vol(p_t^*)	Exceso	Exceso(%)
15bf15kt	2.10	1.81	0.29	16.17
15bf15d	6.00	1.62	4.38	269.91
15bf15tf	47.14	1.76	45.39	2584.40

La tabla 4 muestra como aumenta la volatilidad al aumentar la proporción de agentes D y TF. Otras simulaciones proporcionan valores diferentes pero resultados cualitativos similares.

Tabla 4. Relación entre el exceso de volatilidad y la proporción de agentes Dagent y TFagent

Mercado	vol(p_t)	vol(p_t^*)	Exceso	Exceso(%)
20bf10d	5.67	1.67	4.00	238.93
15bf15d	6.00	1.62	4.38	269.91
10bf20d	6.56	1.72	4.84	282.37
20bf10tf	43.32	1.73	41.58	2398.61
15bf15tf	47.14	1.76	45.39	2584.40
10bf20tf	61.42	1.69	59.74	3541.19

La Tabla 5, muestra los resultados para combinaciones (BF,KT,D), y (BF,KT,TF). La tabla 6, incluye todos los tipos, y en ésta aunque la volatilidad es alta, no es la mayor, incluso con gran proporción de TF, luego debemos investigar más la relación proporción-volatilidad.

Tabla 5. Volatilidad para diferentes combinaciones de agentes BF, KT y D. y de agentes BF, KT y TF

Mercado	vol(p_t)	vol(p_t^*)	Exceso	Exceso(%)
15bf10kt5	2.62	1.70	0.92	54.11
15bf5kt10	4.17	1.75	2.43	138.81
20bf5kt5d	2.62	1.65	0.97	58.55
10bf15kt5	3.71	1.67	2.04	122.36
10bf10kt1	4.55	1.69	2.86	169.09
5bf10kt15	5.48	1.75	3.73	213.80
5bf15kt10	5.20	1.70	3.50	205.34
5bf20kt5d	2.45	1.64	0.81	49.15
5bf5kt20d	7.60	1.67	5.93	355.27
10bf5kt15	5.85	1.57	4.29	273.87
10bf10kt1	42.50	1.74	40.76	2343.65
10bf15kt5	38.75	1.75	37.01	2120.86
10bf5kt15	47.62	1.67	45.96	2758.58
15bf10kt5	39.18	1.78	37.41	2106.25
15bf5kt10	40.96	1.66	39.31	2372.06
20bf5kt5t	45.37	1.70	43.67	2562.79
5bf10kt15	48.56	1.66	46.90	2819.90
5bf15kt10	42.60	1.72	40.87	2375.01
5bf20kt5t	41.19	1.76	39.42	2234.92
5bf5kt20t	52.90	1.80	51.11	2843.91

Tabla 6. Volatilidad para diferentes combinaciones de agentes BF, KT, D y TF.

Mercado	vol(p_t)	vol(p_t^*)	Exceso	Exceso(%)
10bf10kt5tf5d	8.29	1.78	6.51	366.67
10bf5kt10tf5d	9.52	1.71	7.80	455.52
10bf5kt5tf10d	7.05	1.72	5.33	309.47
15bf5kt5tf5d	16.80	1.70	15.11	889.05
5bf10kt5tf10d	7.55	1.76	5.79	329.47
5bf10kt10tf5d	10.14	1.69	8.44	498.35
5bf5kt10tf10d	8.49	1.69	6.81	402.90
5bf5kt15tf5d	11.92	1.71	10.22	598.42
5bf5kt5tf15d	7.65	1.75	5.90	337.47

5. Patrones evolucionistas y dependencia histórica

El modelo es evolucionista pues aborda la heterogeneidad de los mercados financieros y considera inversores de racionalidad limitada que aprenden cómo cambiar sus decisiones de inversión a lo largo del tiempo. Pero además hay selección, en el sentido de que no todas las estrategias proporcionan el mismo éxito, unos se enriquecen y otros se arruinan.

Hemos ejecutado múltiples simulaciones con diferentes combinaciones de agentes, pero en este momento, no hemos concluido relación alguna entre la evolución de la riqueza de los agentes y su proporción. Este será el propósito de una investigación futura. Aunque también es verdad que hemos encontrado algunos patrones: cuando en el mercado intervienen todos los tipos de agentes, los BF se hacen más ricos, seguidos por los KT, luego los D y finalmente los TF, que normalmente pierden todo su dinero. A la izquierda de la figura 2, se muestra una simulación con estos resultados. Sin embargo, en ocasiones, cuando la proporción de TF es pequeña, estos son capaces de hacer más dinero que cualquier otro. A la derecha de la figura 2 vemos que hay periodos en los que los TF ganan. Y permanecen en el mercado a largo plazo.

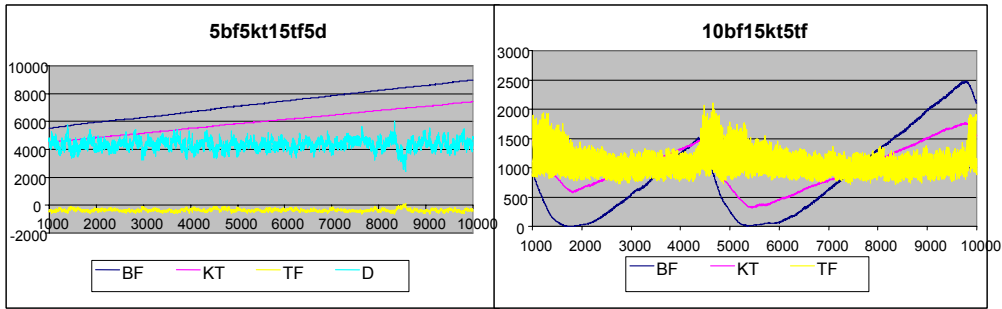


Figura 2. Evolución normal y fuera de lo normal de la riqueza para los diferentes agentes.

Hemos intentado ir un poco más allá, y nos hemos preguntado sobre la emergencia de fenómenos de dependencia histórica. Es decir, si bajo condiciones actuales similares, la evolución del sistema difiere dependiendo de lo ocurrido en el pasado. Para verlo hemos ejecutado parejas de simulaciones bajo condiciones similares, pero cambiando la estructura temporal de los dividendos. En concreto, consideramos las estructuras *A* y *B* de la figura 3.

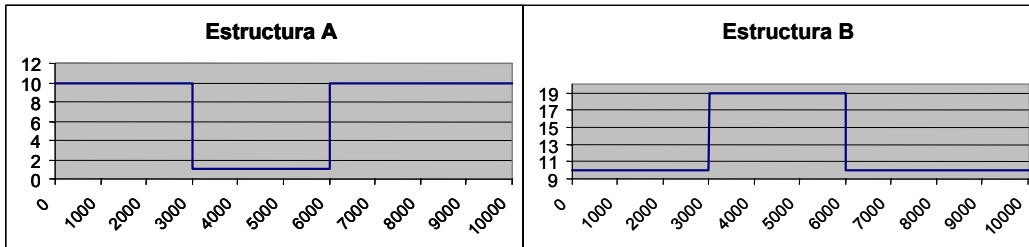


Figura 3. Estructura de dividendos A y B.

La figura 4 muestra la evolución de la riqueza para *A* y *B* en un mercado 5BF5KT5D5TF. Con *A* los BF son los más ricos durante toda la simulación; los KT no están muy lejos de los BF. A largo plazo, los D se estabilizan mientras que los TF pierden su dinero. Sin embargo, con *B*, la riqueza de BF y KT es muy similar a largo plazo, aunque el nivel de dividendos es similar al de la estructura *A*; el mismo nivel de dividendos en el largo plazo implica éxitos diferentes en las estrategias de los agentes dependiendo del histórico de los dividendos.

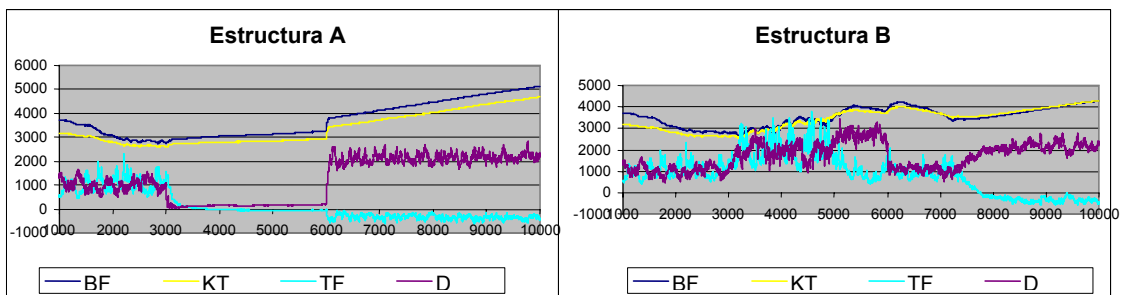


Figura 4. Riqueza con la estructura A y B.

6. Conclusiones e investigación futura

Sugerimos un enfoque generativo-evolucionista-conductual en finanzas, para elaborar nuevas teorías y modelos de los mercados financieros. De *BF*, aprendemos cómo toman sus decisiones los agentes reales en diferentes condiciones del mercado. De *EF* cómo pensar en términos de diversidad de estrategias de inversión y comprendemos cómo la selección de

mercado dirige el orden dinámico en el sistema. El enfoque generativo y la simulación social basada en agentes nos permite traducir en modelos las ideas de *BF* y *EF*.

Hemos construido un modelo basado en agentes que incluye los principales rasgos del marco de trabajo conceptual anterior. Es evolucionista porque introduce heterogeneidad cualitativa y trata con agentes de racionalidad limitada.

Hemos sido capaces de reproducir el exceso de volatilidad. Y encontramos que a mayor “irracionalidad” mayor volatilidad. Emerge en el modelo la dependencia histórica en los patrones de estrategias exitosas en el modelo y muestra patrones evolucionistas.

En el futuro, nuestro modelo debería ampliarse para incluir inversores más realistas: por ejemplo, agentes que cambien sus decisiones por medio de aprendizaje cognitivo, dentro del marco de trabajo metodológico general sugerido por Pajares, Hernández y López (2004). Este trabajo forma parte de una agenda de investigación en economía mucho más amplia, con el fin de contemplar el papel de las emociones, la racionalidad limitada, la psicología y la experimentación en economía, como sugieren López, Hernández y Pajares (2002).

Referencias

- Campbell, J.Y. y Shiller, R.J. (1988). Stock prices, earnings and expected dividends. *Journal of Finance*, 43(3), pp:661-676.
- Campbell, J.Y., Lo, A.W y Craig MacKinlay, A. (1996). *The econometrics of financial markets*. Princeton University Press.
- Cohen, P.R. (1985). *Heuristic Reasoning: An Artificial Intelligence Approach*. Pitman Advanced Publishing Program, Boston.
- Kahneman, D., y Tversky, A (1979). Prospect theory: An analysis of decisions under risk. *Econometrica*, 47, 313-327.
- LeBaron, B. (2000). Agent Based Computational Finance: Suggested Readings and Early Research, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 24, pp: 679-702.
- LeBaron, B. (2002). Building the Santa Fe Artificial Stock Market, Brandeis University. <http://people.brandeis.edu/~blebaron/wps/sfsum.pdf>
- López, A., Hernández, C. y Pajares, J. (2002). Towards a New Experimental Socio-Economics: Complex Behaviour of Bargaining. *The Journal of Socio-Economics*, 31(4), pp: 423-429.
- Moss, S. (1995). Control Metaphors in the Modelling of Economic Learning and Decision-Making Behavior. *Computational Economics*, 8, pp:283-301.
- Nelson, R.R y Winter, S.G. (1982). *An Evolutionary Theory of Economic Change*. Belknap Harvard.
- Pajares, J, Hernández, C y López, A (2003). Industry as an Organisation of Agents: Innovation and R&D Management. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 6(2)
- Pajares, J., Hernández, C. y López, A. (2004). Modelling learning and R&D in innovative environments: A cognitive multi-agent approach. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 7(2).
- Pascual, J.A. (2004). *Modelado basado en agentes de mercados financieros*. Tesis Doctoral. Dpto. de Organización de Empresas, Comercialización e Investigación de Mercados. Universidad de Valladolid. Próximamente.
- Shiller, R.J. (1989). *Market volatility*. Cambridge. MIT Press.
- Shiller, R.J. (2003). From efficient markets theory to behavioural finance. *Journal of Economic Perspectives*, 17 (1), pp: 83-104.