



Una novedosa técnica de análisis que suple ciertas carencias de la investigación teórica y la empírica con resultados satisfactorios.

Mercados de Agentes Computacionales

La microestructura de mercado analiza, entre otros aspectos, el impacto que la estructura de mercado o conjunto de reglas que gobiernan el funcionamiento de un mercado tiene sobre el comportamiento de los inversores y los costes que estos inversores sufren a la hora de realizar transacciones. Los mercados financieros de agentes computacionales o mercados financieros artificiales, basados en simulación, emergen como una novedosa y prometedora herramienta para el estudio de la microestructura. Los autores presentan la aplicación de esta técnica para el caso de un mercado financiero donde se negocia un único activo con riesgo.

Javier Gil-Bazo, David Moreno y Mikel Tapia.
Departamento de Economía de la Empresa Universidad Carlos III de Madrid

La investigación en microestructura se ha ocupado principalmente de cuatro grandes cuestiones (Madhavan, 2000):

- Cómo se produce la formación y el descubrimiento de precios.
- Cómo afectan las reglas del mercado a la formación de precios.
- Qué papel juega la transparencia del mercado.
- La relación de la microestructura con las otras áreas de investigación en Finanzas, como la valoración de activos.

Los estudios teóricos han permitido responder en gran medida a las cuestiones anteriores. Sin embargo, el análisis teórico no puede captar en su plenitud la complejidad de los mercados reales poblados por un alto número de agentes heterogéneos entre sí

que interactúan entre ellos repetidamente, y que aprenden y evolucionan con el paso del tiempo. La génesis de estas heterogeneidades pueden ser muy diversas: los agentes pueden diferir en cuanto a su grado de racionalidad, aversión al riesgo, preferencias, dotación económica o informacional, etc. En tales condiciones, los modelos se vuelven intratables y ni siquiera la existencia de equilibrio puede garantizarse.

Por otra parte, los trabajos empíricos explotan el vasto caudal de información generado diariamente en los mercados reales. El alcance de sus resultados, sin embargo, está limitado por la imposibilidad por parte del investigador de controlar las condiciones en que dichos resultados se han obtenido. Por ejemplo, en los estudios empíricos no es posible estudiar la eficiencia informacional de los precios de distintos mecanismos de negociación, dado que el verdadero valor del

activo no es observable en dos tipos de mercados distintos al mismo tiempo (Theissen, 2000).

La Economía Experimental (véase, por ejemplo, Ackert et al., 2001) ha contribuido a resolver estas deficiencias, permitiendo, por una parte, mayor realismo que los modelos teóricos, puesto que en los experimentos se emplean agentes humanos y, por otra parte, un alto grado de control sobre las condiciones del experimento inexistente en los estudios empíricos. A pesar de ello, los mercados experimentales sufren una limitación importante: ni la motivación, ni las actitudes frente al riesgo, ni las expectativas, ni la habilidad de proceso de información por parte de los agentes son controlables (Chan et al., 2001).

En este contexto, los mercados financieros de agentes computacionales o mercados financieros artificiales, basados en simulación, emergen como una novedosa y prometedora

(1) Véase LeBaron (2000) para una revisión de la literatura.

> herramienta para el estudio de la Microestructura⁽¹⁾. En concreto, se han utilizado mercados financieros artificiales para, entre otros aspectos, estudiar el efecto de la estructura de mercado sobre la eficiencia informacional de los precios (Gode y Sunder, 1993), la dinámica de los precios y su eficiencia (Chiarella y Iori, 2002), el efecto de la heterogeneidad en la formación de expectativas sobre la formación de precios (Chan et al., 2001), o, más recientemente, el efecto de la sincronización de las acciones de los agentes (Iori, 2002).

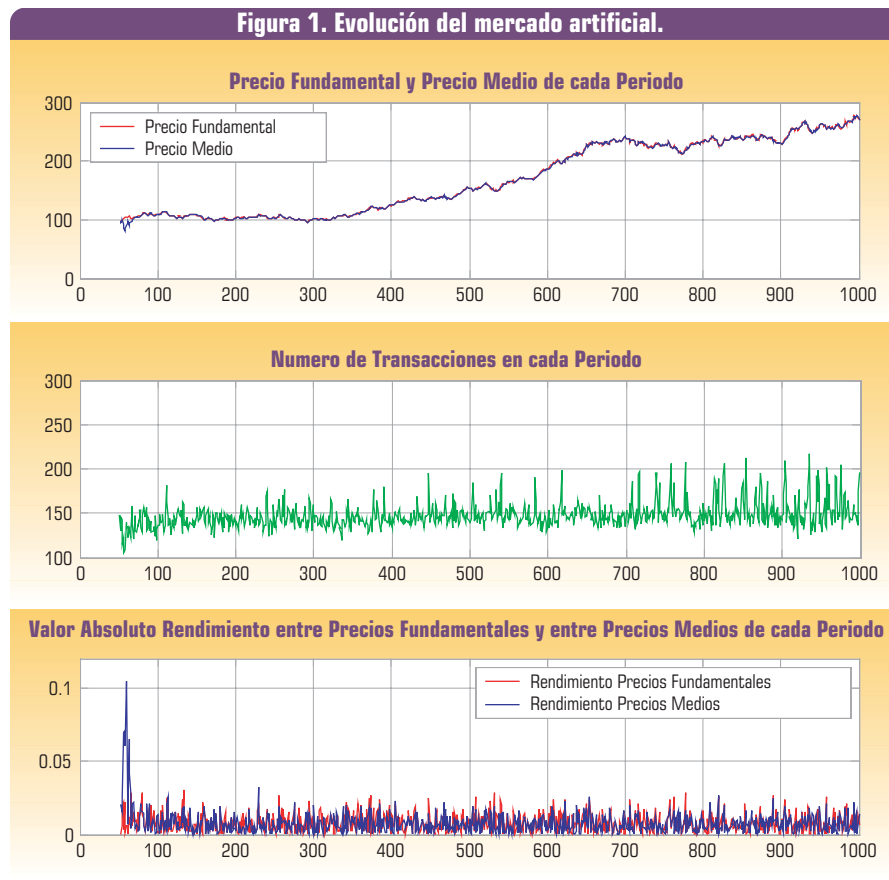
UN MERCADO FINANCIERO DE AGENTES COMPUTACIONALES.

En este trabajo presentamos un mercado de agentes computacionales para un único activo con riesgo. Dicho mercado funciona como una doble subasta continua. En concreto, este mercado artificial está basado en Chan et al. 2001, que estudian la agregación de información en un mercado de doble subasta continuo con agentes heterogéneos.

En este mercado se prescinde del papel del especialista o market maker centralizado ya que las órdenes se casan automáticamente. Cada período de negociación (que representa un día), está compuesto de 30 rondas, lo que implica que cada agente puede negociar (si lo desea) un máximo de 30 veces en un período. El orden que ocupa cada agente en cada ronda es aleatorio y sigue una distribución uniforme. Llegado su turno, cada uno de los agentes obtiene una predicción del precio fundamental de la acción en el período de negociación en que se encuentra ($P_{f,t}$). Dada esa predicción, el agente puede introducir una orden límite, es decir, enviar un precio de oferta o de demanda al sistema. El precio enviado prevalece en el sistema sólo si mejora el precio anterior, es decir, si reduce la horquilla entre el precio de demanda y de oferta. Alternativamente, el agente puede introducir una orden de mercado, es decir, comprar al precio de oferta que permanezca en el sistema, o vender al precio de demanda.

TIPOLOGÍA DE AGENTES EN EL MERCADO

Los agentes que intervienen en el mercado se diferencian entre sí en la forma en que se obtiene la predicción del precio fundamental del activo. En nuestro mercado consideramos la



existencia de cuatro clases de agentes:

1. **Agentes con inteligencia cero.** Este tipo de agentes predice el precio fundamental de la acción a partir de la realización de una variable aleatoria distribuida uniformemente (U). Un ejemplo podría ser entre el 70% y el 130% del precio de la última transacción del período anterior (P_{t-1}): $P_{f,t}RU(0.7P_{t-1}, 1.3P_{t-1})$. Este tipo de agentes resulta fundamental al jugar el papel de noise traders de la literatura de microestructura. En la literatura de microestructura los noise traders son esenciales para proporcionar cobertura al agente con información privilegiada (Kyle, 1985). Un ejemplo de este tipo de agentes en la literatura de agentes computacionales son los agentes de inteligencia cero de Gode y Sunder (1993).
2. **Agentes Fundamentales.** Observan el precio fundamental del activo más un ruido distribuido uniformemente. Estos agentes fundamentales pueden considerarse como insiders o agentes con información del verdadero valor fundamental del activo con ruido. En concreto, en este mercado los

agentes fundamentales forman sus expectativas de precios de acuerdo a:

$$P_{f,t}RU(0.9P_{t-1}, 1.1P_{t-1})$$

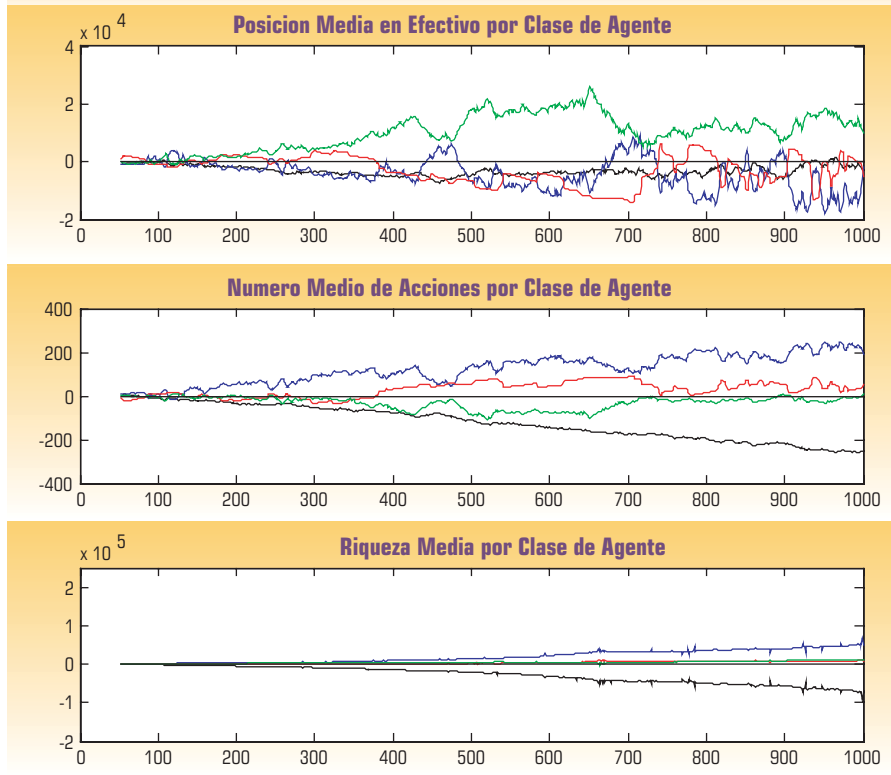
Fijémonos que una diferencia crucial con los agentes con inteligencia cero es que el agente fundamental conoce el precio en t mientras que los agentes con inteligencia cero basan su predicción en el precio en t-1.

3. **Agentes Técnicos.** Son analistas técnicos que intentan identificar tendencias a partir de los precios. Estos agentes a partir de los últimos precios de transacción calculan una media móvil larga y una media móvil corta. Los agentes técnicos sólo desean comprar (vender) si la media móvil corta es superior (inferior) a la larga, es decir si identifican una tendencia alcista (bajista) en la serie precios de transacción. Estos agentes no introducen órdenes límite.
4. **Agentes con Redes Neuronal Artificiales.** Estos agentes forman sus expectativas sobre el precio del activo con riesgo de acuerdo a un modelo no lineal: empleando Redes Neuronales Artificiales⁽²⁾. Los agentes utilizan los h últimos rendimientos ob-

(2) Este tipo de agentes emplean la clase de redes más común en la literatura, Redes alimentadas hacia-delante (FeedForward Artificial Neural Nets, Kuan y White, 1994).

Figura 2. Evolución de los agentes en un mercado artificial.

La línea negra representa la evolución de los Agentes con Inteligencia Cero, la azul, corresponde a los Agentes Fundamentales, la roja a los Agentes Técnicos, y la verde a los Agentes con Redes Neuronales Artificiales.



servados en la red neuronal y tras un proceso de aprendizaje obtienen una predicción para el próximo periodo. Si este rendimiento predicho es positivo, los agentes toman una posición de compra y viceversa si es negativo.

RESULTADOS

A continuación se muestran algunos resultados del mercado artificial propuesto en este trabajo. En el ejercicio expuesto, el verdadero valor del activo con riesgo sigue una distribución lognormal con desviación típica de los rendimientos constante del 15% y media de los rendimientos anuales también del 15%, e introducimos 5 agentes de cada tipo, para 1000 periodos de negociación.

La Figura 1 resume gráficamente la evolución de los precios de transacción (medios por periodo), del volumen de transacciones por cada periodo de negociación y del valor absoluto del rendimiento entre periodos de negociación (como medida de la volatilidad del mercado). De los resultados se confirma que el sistema de doble subasta continua es eficaz a la hora de diseminar la información privada sobre el valor fundamental del activo con riesgo. Existe una convergencia inmediata de

los precios medios de transacción a los precios fundamentales inducida exclusivamente por las demandas y ofertas de una fracción de agentes informados (agentes fundamentales). Observamos también que el volumen de negociación crece a lo largo del tiempo y se hace más volátil. Ello puede ser debido a una mayor divergencia tanto en las creencias con respecto al precio fundamental como en las dotaciones de los agentes.

En la Figura 2 se muestra la evolución de la cartera de los agentes: efectivo, activo con riesgo y riqueza total (la suma del efectivo más el número de activos con riesgo multiplicado por el precio fundamental). En general observamos como los agentes con inteligencia cero pierden riqueza frente al resto de los participantes del mercado. En este sentido, estos agentes cumplen el papel de proveedores de liquidez como señalan los trabajos de microestructura. Indicar además, que los agentes fundamentales obtienen una riqueza final en promedio 4 veces superior a la de los agentes con redes neuronales artificiales y 5,5 veces mayor que la de los agentes técnicos.

La línea negra representa la evolución de los Agentes con Inteligencia Cero, la azul, corres-

ponde a los Agentes Fundamentales, la roja a los Agentes Técnicos, y la verde a los Agentes con Redes Neuronales Artificiales.

La gran ventaja de este tipo de análisis es que permite obtener resultados en distintos entornos más realistas que los trabajos teóricos, más aplicados que los trabajos experimentales, dado que el investigador controla el factor humano, y menos condicionados al contexto que los trabajos empíricos, puesto que los resultados no dependen de la muestra, ni del mercado, ni de la disponibilidad de datos.

REFERENCIAS

1. Ackert, Lucy F., Bryan Church y Narayanan Jayaraman. (2001) "An Experimental Study Of Circuit Breakers: The Effects Of Mandated Market Closures And Temporary Halts On Market Behavior," *Journal of Financial Markets*, 4, 185-201.
2. Chan, Nicholas T., Blake D. LeBaron, Tomaso Poggio, y Andrew W. Lo. (2001) "Agent-Based Models of Financial Markets: A Comparison with Experimental Markets" MIT Sloan Working Paper No. 4195-01.
3. Chiarella, C. y G. Iori. (2002) "A Simulation Analysis of the Microstructure of Double Auction Markets" *Quantitative Finance*, 2, 346-353
4. Gode, D. K. y Sunder, S. (1993) "Allocative Efficiency of Markets with Zero Intelligence Traders" *Journal of Political Economy* 101, 119-137.
5. Iori, G. (2002) "A microsimulation of Traders Activity in the Stock Market: The Role of Heterogeneity, Agents' Interactions and Trade Frictions" *Journal of Economic Behaviour and Organization*, 49, 271-287.
6. Kuan, C.M. y H. White. (1994) "Artificial Neural Networks: an Econometric Perspective" *Econometric Reviews*, 13, 1-91.
7. Kyle, A. (1985) "Continuous Auctions and Insider Trading" *Econometrica* 53, 1315-1335.
8. LeBaron, B. (2000) "Agent-Based Computational Finance: Suggested Readings and Early Research" *Journal of Economic Dynamics and Control*, 24, 679-702.
9. Madhavan, A. (2000) "Market Microstructure: A Survey" *Journal of Financial Markets* 3, 205-258.
10. Theissen, E. (2000) "Market Structure, Informational Efficiency and Liquidity: An Experimental Comparison of Auction and Dealer Markets" *Journal of Financial Markets*, 3, 333-363. □