

Análisis de Mercados Financieros utilizando Técnicas de Inteligencia Artificial

Analysis of Financial Markets using Artificial Intelligence Techniques

José Luis Gordillo¹ y Christopher R. Stephens²

¹Dirección General de Servicios de Cómputo Académico, UNAM
Circuito Exterior s/n, Ciudad Universitaria CP 04510

²Instituto de Ciencias Nucleares, UNAM
Circuito Exterior s/n, Ciudad Universitaria
Apartado postal 70-543, CP 04510
México, DF, México

E-mail: jlgr@super.unam.mx, stephens@nuclecu.unam.mx

Artículo recibido en Junio 03, 2002; aceptado en Abril 15, 2003

Resumen

Las técnicas actuales de Inteligencia Artificial (IA), en particular los algoritmos evolutivos y los agentes inteligentes, permiten modelar sistemas de muy diversos tipos, entre ellos mercados financieros. Un modelo computacional de un mercado financiero utiliza varios elementos de AI, tales como la computación evolutiva y agentes artificiales. El resultado — un mercado financiero artificial (MFA) — sirve como un laboratorio útil para el estudio de los mercados reales. En este trabajo presentamos un nuevo MFA, construido con el objetivo de incluir elementos que han sido descartados en otros modelos, tales como diferentes modelos de organización del mercado y la presencia de participantes especiales, tales como los market makers, que son agentes especiales encargados de proveer liquidez al mercado. Los resultados presentados en este trabajo incluyen el efecto de diferentes modelos de organización, de diferentes usos de información, la eficiencia de diferentes métodos de adaptación y de la presencia de market makers. En este último caso, cabe enfatizar el hecho de tener un MFA cuya evolución es completamente autónoma.

Palabras clave: Inteligencia Artificial, Agentes, Mercados Financieros, Algoritmos Evolutivos, Market Markers

Abstract

Present day techniques from artificial intelligence (AI), in particular evolutionary algorithms and intelligent agents, can be used to model many different types of system, including financial markets. A computational model of a financial market uses various AI elements, such as evolutionary computation and artificial agents. The result — an artificial financial market (AFM) — can serve as a useful "laboratory" for studying the behavior of real financial markets. In the present work we present a new AFM, designed with the objective of including elements that have been relatively neglected in other models, such as different organizational models for the market and the presence of privileged participants such as market makers who have the task of providing market liquidity. The results we present in this article include: the effect of different organizational models, of different exploitation of information, the efficiency of different types of adaptation and the presence of market makers. In this latter case we emphasize that the resulting market has a completely autonomous evolution.

Keywords: Artificial Intelligence, Agents, Financial Markets, Evolutionary Algorithms, Market Markers.

1. Introducción

La computación ha sido de enorme utilidad en muchas áreas diferentes de la ciencia, debido a su capacidad para representar, a través de modelos sencillos, sistemas que son demasiado complicados para ofrecer soluciones analíticas exactas. Recientemente ha emergido una nueva área en este tipo de aplicaciones — los mercados financieros.

Los mercados financieros son sistemas dinámicos complejos, compuestos de muchos elementos que interactúan entre sí. Estos sistemas son difíciles de modelar dada la complejidad, tanto de sus elementos, como de las interacciones entre éstos, además de la diversidad y complejidad de los factores externos por los que se ven influenciados.

Aunque existe un gran número de datos disponibles con los que se puede estudiar a los mercados financieros, es altamente difícil formular y verificar hipótesis sobre su comportamiento. Los estudios en esta vertiente se limitan a utilizar los datos históricos de los indicadores para corroborar ciertas hipótesis, por ejemplo Gopikrishnan *et al.* (1999). Un ejemplo característico de esto es la controversia existente acerca de si los mercados son eficientes o no (ver, por ejemplo, Campbell *et al.*, 1997). Todavía no existe un consenso, aunque hoy en día la controversia se ha centrado más en si es posible aprovechar cualquier ineficiencia para obtener ganancias en el mercado.

Una de las razones por las que es tan difícil estudiar un mercado financiero es que solo existe "uno". Es decir, no es factible cambiar los parámetros que influyen el comportamiento del mercado desde el pun-

to de vista de la investigación científica. Así, para realizar estudios "experimentales", se han utilizado dos métodos distintos: la organización de *mercados de laboratorio*, o mercados experimentales (Krahnhen, 1998), y la simulación computacional.

En el primer método se organiza un pequeño "mercado", en donde un cierto número de personas realizan operaciones sobre emisoras ficticias, de acuerdo a las reglas de organización establecidas en el experimento. Este método tiene las desventajas de que la realización de un experimento toma una cantidad considerable de tiempo, además de que el número de datos generados es reducido. En las simulaciones computacionales estas desventajas son eliminadas. Por otra parte, dado que un mercado financiero es un sistema complejo adaptativo, cuyo comportamiento es el resultado neto de las actividades de un gran número de seres humanos compitiendo unos contra otros con estrategias diferentes de compra/venta, su modelación es un gran e interesante reto de la inteligencia artificial, que involucra forzosamente elementos como son los algoritmos evolutivos (Goldberg, 1989), sistemas clasificadores, redes neuronales y agentes artificiales (Bradshaw, 1997; Noriega, 1997; Wooldridge, 2000; Wooldridge, 2000a).

Dentro de este marco de estudio se han construido diversos sistemas de simulación computacional denominados mercados financieros artificiales. El Mercado Virtual de Santa Fe (Palmer *et al.*, 1994) es probablemente el ejemplo más representativo. Típicamente se modela un conjunto de inversionistas quienes pueden comprar o vender un instrumento riesgoso o mantener sus recursos en un bien sin riesgo. La modelación específica de los elementos interactuantes se realiza a través de agentes artificiales, los cuales basan sus decisiones de compra/venta en un conjunto de estrategias. Un paradigma intuitivo con el que se puede entender el comportamiento del sistema es el de una ecología de estrategias competitivas (ver por ejemplo Farmer, 1998 y Stephens *et al.*, 1998). Estas estrategias pueden ser de diversos tipos, por ejemplo, técnicas, tal como un promedio móvil, o fundamentales, como el precio por utilidad.

La decisión a tomar depende del precio actual y alguna otra información disponible según la estrategia actual del agente. Se asigna a cada estrategia un "fitness" basado en las ganancias que ha logrado. Todos estos elementos caben dentro del marco formal de un sistema clasificador, en donde una estrategia es codificada en la forma "si <condición> entonces <acción>". Por ejemplo: al usar la estrategia "promedio móvil de 30 días", se tiene que si el

precio es menor que el promedio móvil (condición) entonces el agente toma una postura de venta (acción).

Finalmente, hay que tener un mecanismo de retroalimentación entre las acciones que realizan los agentes y el precio del instrumento. Normalmente se hace esto a través de una ecuación postulada basada en la ley de oferta y demanda. Usando esta ley el precio se ajusta al nivel de oferta y demanda existentes. Después de este ajuste, los agentes otra vez pueden tomar posturas pero a un precio nuevo. Los agentes se adaptan a través de un algoritmo genético, dando así una preferencia para aquellas estrategias más exitosas, pero también introduciendo más diversidad en el conjunto de reglas usadas.

El modelo de Santa Fe ha sido usado generalmente para estudiar diferentes tipos de estrategias, su eficacia y su impacto en el mercado. Otros trabajos relevantes son: el Proyecto de Mercados Artificiales en el Laboratorio de Ingeniería Financiera del MIT, que tiene como objetivos principales el estudio de las interacciones entre agentes artificiales inteligentes y agentes humanos en un mercado estocástico, el aprendizaje artificial de dinámicas de sistemas complejos y el análisis estadístico de modelos financieros; el Proyecto de Mercados Virtuales del Centro para el Aprendizaje Biológico y Computacional, también del MIT, cuyo propósito se centra en la idea de que la mente puede ser representada por un conjunto de agentes que procesan información e interactúan entre sí, es decir, puede ser representado por un mercado de agentes financieros; ACE (Agent-based Computational Economics) de la Universidad Estatal de Iowa, cuyo principal interés es el estudio de las regularidades observadas en economías de mercado descentralizadas.

A diferencia de lo mencionado anteriormente, el mercado artificial NNCP¹ (Gordillo, 2000; Gordillo *et al.*, 2001) fue construido con el objetivo de incluir aspectos desdeñados en otros mercados artificiales: diferentes modelos de organización del mercado, el rol de la información y la presencia de especialistas o *market makers*, la cual elimina la necesidad de tener una ley *exógena* que determina la dinámica del mercado y permite una dinámica completamente *endógena*. Todos estos elementos son cruciales en la formación de la microestructura del mercado (O'hara, 1997).

¹NNCP significa Neural Networks, Chaos and Prediction y es un grupo de investigación en sistemas complejos basado principalmente en el Instituto de Ciencias Nucleares de la UNAM.

El modelo de organización de un mercado está determinado por los mecanismos de transacción y los mecanismos disponibles para ofrecer posturas; el modelo de organización es de suma importancia para el buen funcionamiento de un mercado, por ejemplo, en términos de la provisión de liquidez (la facilidad con que se puede encontrar una contraparte a una postura) y la reducción de la volatilidad (la desviación estándar de los cambios en el precio de uno o más instrumentos). La influencia de la información en el comportamiento de un mercado también es de alta importancia, dado que la teoría más aceptada de los mercados financieros — el modelo de expectativas racionales — asume que los precios se ajustan a toda la información disponible y de forma instantánea. También asume que los inversionistas son racionales y reaccionan a la información en forma homogénea. Estas hipótesis pueden considerarse como idealizaciones, pero la pregunta que queda es: ¿hasta qué punto son válidas?

Finalmente, casi todos los mercados reales importantes cuentan con *market makers* — agentes especiales encargados de proveer liquidez al mercado. A diferencia de un inversionista normal, un *market maker* actúa como un intermediario entre un comprador y un vendedor y, en el caso en que exista oferta o demanda insatisfecha, compra o vende para tratar de equilibrar el mercado.

En la Sección 2 se describirá el NNCP, en la Sección 3 se describen los diferentes tipos de agentes participantes del NNCP, mientras que en la Sección 4 se presentan los resultados de varios conjuntos de experimentos. Finalmente, la Sección 5 contiene las conclusiones.

2. El Mercado Financiero Artificial NNCP

El mercado financiero artificial NNCP está inspirado en el modelo evolutivo del Mercado Virtual de Santa Fe (SFVM). Existe una población de agentes cuyo comportamiento se define a través de un sistema clasificador. Los agentes invierten sus recursos en el mercado, el cual puede configurarse para actuar bajo diferentes reglas de organización: por doble subasta (con dos variantes para realizar la transacción) y por órdenes al mercado con y sin *market makers*. Como ya se ha mencionado, el uso de agentes que actúan como *market makers* ha sido poco explorado en mercados financieros artificiales, siendo ésta la característica más sobresaliente en el NNCP.

2.1. Dinámica del Mercado

El funcionamiento general del mercado artificial es el siguiente: una simulación transcurre durante un número determinado de periodos de tiempo, conocidos como *ticks*, en un instrumento sencillo riesgoso. Un agente puede dividir su riqueza entre este instrumento riesgoso y otro sin riesgo (“efectivo”). A cada *tick* se realiza una doble subasta o un agente emite una postura, dependiendo del modelo de organización que se esté usando. Después de cada *tick*, el precio se actualiza de acuerdo a un modelo de evolución dependiente de la organización del mercado. En el caso donde no hay *market makers*, una ecuación como la Ec. (1)

$$p(t+1) = p(t)(1+r_d)[1+\eta(B(t)-O(t))], \quad (1)$$

es usada, donde $p(t)$ es el precio al tiempo t , r_d es un incremento constante, η es un parámetro de afinación y $B(t), O(t)$, son la oferta y demanda existentes a tiempo t . Se puede pensar en r_d como un sesgo en la serie de tiempo, el cual representa un flujo continuo de dividendos reinvertidos o la compensación requerida por los inversionistas para la toma de riesgo. Por otro lado, valores grandes de η llevan a oscilaciones grandes en el precio, mientras que valores pequeños llevan a ajustes lentos. Es importante señalar que $D(t) = (B(t) - O(t))$ depende no solamente de las posturas de los agentes, sino también del mecanismo usado para satisfacer estas posturas, por ejemplo, la forma en que se determina el precio al que se realiza una transacción entre dos posturas contrarias. En este sentido, se puede pensar en un $D(t)$ “desnudo”, $D_B(t)$, que representa el imbalance en oferta y demanda asociado puramente con las posturas deseadas de los agentes, mientras que $D(t)$ representa el imbalance residuo después de igualar esas posturas bajo una cierta regla de organización.

La riqueza de un agente i a tiempo t está dada por $W_i(t) = (E_i(t) + H_i(t)p(t))$, donde $E_i(t)$ y $H_i(t)$ son la cantidad de efectivo y número de acciones que posee el agente a tiempo t . Un punto de referencia útil para medir las ganancias de un agente es el de Buy & Hold, donde el agente correspondiente mantiene la misma composición de su portafolio a través del experimento entero, es decir $W_i^0(t) = (E_i(0) + H_i(0)p(t))$. $P_i(t) = W_i(t) - W_i^0(t)$ mide la rentabilidad de la estrategia, o asignación de bienes del agente, relativa a una asignación inicial.

2.2. La Doble Subasta

Una doble subasta consiste en que, a cada *tick*, todos los agentes emiten una postura (comprar, vender o permanecer neutrales), así como el volumen de acciones que quieren intercambiar y el precio que consideran debe tener cada acción. A diferencia del SFVM, en el NNCP cada agente puede adjudicar un valor diferente a la acción; en este trabajo se ha considerado que los agentes tienen una idea similar del valor "real" y, por lo tanto, los valores que se adjudican no deben ser muy diferentes. En un mercado real, la doble subasta tendría la ventaja de que los inversionistas tienen un contacto inmediato entre sí, de modo que el precio se ve afectado solamente por la diferencia entre la oferta y la demanda. Los pasos que se siguen en el mercado artificial bajo este modelo de organización son los siguientes:

1. Se obtienen las posturas de todos los agentes participantes y el monto y volumen de acciones correspondiente. El monto de las posturas se obtiene con una distribución gaussiana centrada en el precio de la acción al iniciar el periodo.
2. Una postura de compra es satisfecha con una postura de venta sólo si existe un traslape entre ambas (es decir, si $p_c > p_v$), de modo que ningún agente acepta una postura con un precio "inferior" a la suya. Para realizar la transacción se han seguido dos variantes: la primera, denominada **subasta entre mejores**, consiste en juntar la mejor postura de compra con la mejor postura de venta, después las segundas mejores posturas y así, sucesivamente, mientras se mantenga el traslape. El precio de cada transacción es el del punto medio entre la postura de compra y la de venta. La segunda variante, denominada **subasta entre iguales**, consiste en juntar sólo las posturas que tengan el mismo monto, en donde montos iguales significa el mismo número de unidades y centavos, por ejemplo, 17.1201 y 17.1299.
3. Se actualiza el precio "real" ($p(t)$) de la acción de acuerdo a las posturas que quedaron sin satisfacer, considerando sólo las posturas que tengan traslape, es decir, sólo si $p_c > p(t)$ y $p_v < p(t)$. El modelo de actualización es el de la Ecuación (1), donde

$$B(t) = \sum_i [(b_i(t) - p(t))/p(t)] * v_i(t), \quad (2)$$

$$O(t) = \sum_i [(p(t) - o_i(t))/p(t)] * v_i(t), \quad (3)$$

y en donde $v(t)$ es el volumen de la postura y $b_i(t)$ ($o_i(t)$) es la i -ésima postura de compra (venta) que no ha sido satisfecha y que cumple con las condiciones de traslape con respecto al precio "real". Estas condiciones garantizan que un agente no puede afectar el precio de una acción ofreciendo posturas de compra que son menores al precio real o posturas de venta que son mayores. Como ejemplo, supongamos que existen 10 agentes, 5 de los cuales tienen una postura de compra y 5 una postura de venta, las cuales son

Posturas de compra	Posturas de venta
18.96	18.16
18.52	17.09
17.63	16.34
17.08	15.12
17.01	14.98

y supongamos que el precio actual es 17.1 y que el modelo usado es subasta entre mejores. En este caso, las 3 primeras posturas de compra (18.96, 18.52 y 17.63) se complementan con las 3 últimas de venta (14.98, 15.12 y 16.34, respectivamente); las últimas posturas de compra (17.08 y 17.01) no se satisfacen, pero no afectan el precio, pues son menores que el precio actual, mientras que las 2 primeras posturas de venta tampoco son satisfechas, pero sólo la segunda es considerada para actualizar el precio.

2.3. El Modelo de Órdenes al Mercado

Cuando un inversionista realiza una orden al mercado, emite su postura y espera hasta encontrar una postura complementaria. Si existen especialistas (*brokers* o *market makers*), éstos son los encargados de producir la transacción, proporcionando liquidez en el mercado; en el caso de que estos especialistas no existan, los inversionistas deben esperar un cierto tiempo hasta que su postura es satisfecha, de modo que el precio se ve afectado no sólo por la diferencia entre la oferta y la demanda, sino también por el tiempo que cada inversionista mantiene su postura, esperando que ésta sea satisfecha. El modelo de órdenes al mercado del NNCP representa esta situación; en este caso, todas las transacciones se realizan al precio actual de la acción y la mecánica seguida consiste en los siguientes pasos:

1. A cada *tick* se escoge un agente al azar y se obtiene su postura.
2. Se actualiza el precio tomando en cuenta la nueva postura del agente, de acuerdo a Ecuación (1), donde $B(t)$ ($O(t)$) es la suma de todas las posturas de compra (venta) existentes, multiplicadas por su respectivo volumen.
3. Para calcular la diferencia existente entre la oferta y demanda, se usa una cola que contiene a los agentes cuya postura no ha sido satisfecha; esta cola está ordenada de manera que el primer agente en ofrecer una postura tiene el derecho a ser atendido antes que los demás. De acuerdo al estado de la cola se pueden realizar las siguientes operaciones:
 - Si la postura del agente es neutral, se busca al agente en la cola y se retira su postura. Este caso representa la situación en la cual el agente decide retirar su postura después de un cierto tiempo.
 - Si la postura no es neutral y la cola está vacía, se añade al agente.
 - Si la postura no es neutral y la cola no está vacía, pero las posturas de los agentes en la cola son las mismas que la del agente que quiere realizar la operación, se busca a este agente en la cola. Si ya está ahí, no se hace nada (lo cual representa que el agente mantiene su postura por otro periodo de tiempo), si no estaba, se añade.
 - Si la cola no está vacía y la postura de los agentes en la cola es complementaria a la del agente que quiere realizar la operación, se busca a este último en la cola. Si ya estaba, se quita de la cola y se realiza la operación con el primer agente en ésta (lo cual representa que el agente ha cambiado su postura y ha decidido satisfacer la postura de otro agente), si no estaba en la cola, simplemente se realiza la operación con el primer agente encolado. Al realizar la transacción, se cancelan las posturas de ambos agentes, es decir, ambas posturas pasan a neutral.

2.4. El Modelo con *Market Makers*

Como se ha mencionado, los *market makers* son agentes que tienen un papel especial dentro de

un mercado financiero. Un *market maker* tiene, simultáneamente, una postura de compra (*bid*) y una postura de venta (*ask*). El *ask* debe ser mayor que el *bid*, de modo que el *market maker* compra a un precio dado y vende a un precio mayor, lo cual le proporciona una ganancia. Esta diferencia entre sus posturas es conocida como *spread*. El *montage* es el conjunto de *bids* y *asks* de todos los *market makers*. Cualquier operación se realiza con las mejores posturas del *montage*, es decir, las compras con el menor *ask*, las ventas con el mayor *bid*. En el NNCP, los pasos a seguir en este modelo son:

1. A cada *tick* se escoge un agente al azar y se obtiene su postura.
2. Se busca en el *montage* al *market maker* que tiene la mejor postura complementaria a la postura del agente (en caso de que ésta no sea neutral) y se realiza la transacción, siempre y cuando el *market maker* esté dispuesto a cubrir todo el volumen requerido por el agente.
3. El precio de la acción no se actualiza usando una ecuación de evolución como en los modelos de doble subasta y órdenes al mercado, sino que el precio corresponde al monto de la última operación. Los *market makers* modifican sus posturas después de haber realizado una operación, de modo que el precio en el siguiente *tick* estará determinado por las posturas de los *market makers*.
4. Se descuenta al *market maker* un costo de operación, el cual representa el pago del derecho a hacer operaciones dentro del mercado.

El hecho de que el precio de la acción sea determinado por las posturas de los *market makers* significa que la dinámica del mercado es totalmente autónoma, sin referencia explícita a ningún modelo externo, como lo implica el uso de la Ecuación (1). Cada *market maker* actualiza sus posturas después de realizar una operación, y los demás son libres de hacer esta actualización después de cualquier operación, lo cual dependerá de la estrategia que estén utilizando. Aquí se ha introducido una característica más a los *market makers*: los *market makers* "nerviosos" no están seguros de sus posturas, de modo que las modifican cada vez que otro *market maker* hace lo mismo, mientras que los *market makers* "tranquilos" tienen un comportamiento opuesto, es decir, sólo actualizan sus posturas después de haber realizado una operación.

3. Los Participantes del Mercado

Actualmente los agentes del NNCP son de 4 tipos diferentes: con estrategias técnicas, con estrategias fundamentales, con estrategias aleatorias y *market makers*. Los dos primeros leen el estado del mercado de acuerdo a sus estrategias y, mediante un sistema clasificador, deciden su postura. Por ejemplo, se representa el estado del mercado por una cadena binaria, tal como 101001101, y los clasificadores <condición>: <acción> de dos agentes como 10001##1# : 1 y 10##011#1 : 0. Si la condición del clasificador se iguala con el estado del mercado entonces se implementa la acción correspondiente. Dado que el símbolo # significa que no importa cual es el estado de bit correspondiente en el estado del mercado, se ve que el segundo clasificador se iguala con el estado del mercado, de modo que se implementa la acción 0, que se puede interpretar como venta. Los agentes con estrategias aleatorias deciden su postura al azar, con igual probabilidad para comprar, vender o permanecer neutrales.

La información que poseen los inversionistas es un factor muy importante en el comportamiento del mercado. Para analizar el efecto de la información y su uso heterogéneo, se han introducido tres variantes a los agentes aleatorios; estas variantes se basan en proporcionar un sesgo a favor de las posturas de compra, el cual es proporcional a un factor r . El parámetro r puede interpretarse como el conocimiento que tiene un inversionista acerca del factor de crecimiento en el precio de una acción, el conocimiento de un flujo de dividendos continuo o algún otro factor que compense el riesgo de invertir en acciones. Las tres variantes de agentes *informados* son las siguientes:

- Agentes especuladores o de corto plazo. Tienen información sobre el posible incremento en las acciones, pero su horizonte es de corto plazo, así que la probabilidad de comprar una acción es mayor a la probabilidad de vender. Su aversión al riesgo no es grande, de modo que están dispuestos a realizar operaciones en 2 de cada 3 oportunidades. El comportamiento de estos agentes es similar al de los especuladores en un mercado real, pues intentan obtener ganancias rápidas, aprovechando los movimientos en el mercado. Las probabilidades de cada postura de este tipo de agentes son

$$P(c) = 1/3(1 + r_d * D), \quad (4)$$

$$P(v) = 1/3(1 - r_d * D), \quad (5)$$

$$P(n) = 1/3, \quad (6)$$

donde r_d es el porcentaje del posible incremento de la acción en un día y D es el número de días que fijan el plazo de interés del agente.

- Agentes pasivos. Tienen información sobre el posible incremento de las acciones y deciden mantener su portafolio durante un tiempo de mediano plazo; la probabilidad de permanecer neutrales es alta, es decir, tienen una aversión al riesgo muy grande, de modo que realizan pocas operaciones durante el plazo de su interés. Las probabilidades son

$$P(c) = \frac{1}{2}(1 - x)(1 + r_d * D), \quad (7)$$

$$P(v) = \frac{1}{2}(1 - x)(1 - r_d * D), \quad (8)$$

$$P(n) = x, \quad (9)$$

donde x es proporcional al plazo del agente, r_d es el porcentaje del posible incremento de la acción en un día y D es el plazo del agente.

- Agentes de largo plazo. Tienen información sobre el posible incremento de la acción, así que deciden comprar un número dado de acciones (proporcional al incremento) lo más pronto posible y mantener ese portafolio. Las probabilidades son

$$\begin{aligned} P(c) &= 1 \text{ si } S_i < S_t, \\ P(c) &= 0 \text{ si } S_i \geq S_t \end{aligned} \quad (10)$$

$$P(v) = 0, \quad (11)$$

$$\begin{aligned} P(n) &= 0 \text{ si } S_i < S_t, \\ P(n) &= 1 \text{ si } S_i \geq S_t, \end{aligned} \quad (12)$$

donde S_i y S_t son el número actual y el número deseado de acciones que tiene el agente y

$$S_t = (1 + r_d)^x, \quad (13)$$

donde x es proporcional al plazo de interés del agente.

Cabe enfatizar la diversidad que introducen en el mercado los tres tipos de agentes informados: cada uno responde de manera diferente a la información, es decir, no son perfectamente racionales², en

²En la literatura son denominados *boundedly rational agents*.

el sentido establecido por el modelo de Expectativas Racionales. Dicho modelo supone que todos los participantes van a responder de la misma manera a la información, pues todos son capaces de calcular el comportamiento óptimo. En los experimentos descritos en la Sección 4 se presentarán los resultados de los diferentes usos de la información.

3.1. Estrategias para los *Market Makers*

No existe un mercado financiero artificial basado en agentes y ampliamente divulgado en donde se use un modelo explícito de los *market makers*. En este trabajo presentaremos algunas estrategias para éstos, de modo que, al igual que el resto de los agentes, puedan intentar maximizar sus ganancias. Para manejar las posturas de los *market makers*, supondremos que además del *bid* y *ask* (*pv* y *pc*, respectivamente), cada uno de ellos posee un precio base (*pe*), el cual es utilizado como referencia para calcular sus posturas. No resulta trivial modelar una estrategia para un *market maker*, pues éstos deben considerar varios factores para determinar sus posturas, tales como: la dinámica del mercado, el volumen óptimo de acciones que deben mantener, las posturas de otros *market makers*, etc. Además, en la práctica, los *market makers* actúan usando estrategias intuitivas, difíciles de caracterizar. Dadas estas dificultades, un buen punto de partida es analizar los resultados de estrategias sencillas de caracterizar, con efectos extremos, de modo que si existe una "señal", ésta debe poder identificarse. Estas estrategias se describen a continuación.

3.1.1. Monopolio

Dado que la ganancia de un *market maker* proviene principalmente del *spread*, es natural suponer que una buena estrategia consiste en aumentar este *spread* lo más que sea posible. Si sólo existe un *market maker* en el mercado, éste tiene el monopolio del mercado y puede aumentar su *spread* de manera arbitraria, pues al ser el único, todas las transacciones se realizan a través de él. Sin embargo, si existe más de un *market maker*, todos deben estar de acuerdo para mantener el monopolio, aumentando siempre su *spread*. Si un *market maker* rompe el pacto, tendrá el mejor *bid/ask*, lo que obligaría a los otros a disminuir su *spread* para conseguir operaciones, y el crecimiento en las ganancias se detendría. Esta estrategia puede ser representada por las siguientes

ecuaciones:

$$\begin{aligned} pc(t+1) &= \alpha pc(t) \\ pv(t+1) &= \beta pv(t) \\ pe(t+1) &= pc(t), pv(t) \end{aligned} \quad (14)$$

donde $\alpha < 1$, $\beta > 1$ y *pe* es el precio base del agente. En esta estrategia el agente sólo está interesado en aumentar su *spread*, de modo que sus posturas no dependen del precio base. Dado que el *spread* siempre aumenta, es de suponer que esta estrategia produce muy buenos resultados para el *market maker* en un plazo muy corto; sin embargo, se corre el riesgo de que el mercado se agote rápidamente; en cierto sentido, los *market makers* son parásitos que dependen de un organismo (en este caso, el mercado) y por lo tanto, la "muerte" del mercado se traduce en un perjuicio para ellos.

3.1.2. Competencia Extrema

En el extremo opuesto al monopolio está la competencia. Un *market maker*, en la presencia de otros, puede decidir que aumentar siempre su *spread* es una mala estrategia, pues esto reduce sus posibilidades de realizar una operación; de este modo, decide colocar sus posturas dentro del *spread* de todos los demás *market makers*, ofreciendo así el mejor *bid/ask* y quedándose con todas las transacciones. Si existen dos o más *market makers* usando esta estrategia, la competencia hará que el *spread* se reduzca al mínimo. Esta estrategia puede modelarse con la Ec. 14, pero con $\alpha > 1$ y $\beta < 1$.

3.1.3. Aleatoria

Las dos estrategias anteriores son extremistas: la primera provee grandes ganancias para los *market makers*, pero agota el mercado rápidamente, mientras que la segunda no provee ninguna ganancia. La siguiente estrategia a probar consiste en que el *market maker* escoge aleatoriamente su *bid/ask*, manteniéndolos siempre dentro de un *spread* máximo. Esta estrategia puede entenderse como una combinación de las anteriores, con valores de actualización (α, β) variables. Las ecuaciones son las siguientes:

$$\begin{aligned} pe(t+1) &= p(t) \\ pc(t+1) &= pe(t+1)[1 + (|\alpha|/100)] \\ pv(t+1) &= pe(t+1)[1 - (|\beta|/100)], \end{aligned} \quad (15)$$

donde $p(t)$ es el precio de la última operación, y α, β son dos números aleatorios, que en este caso repre-

sentan el porcentaje del *spread* con respecto al precio de equilibrio.

3.1.4. Manejo de Inventario

Una de las preocupaciones principales de los *market makers* es mantener un inventario de acciones que le permita permanecer en el mercado. Dado esto, una estrategia a seguir por un *market maker* puede ser poner posturas en forma aleatoria mientras su inventario está dentro de un límite aceptable, y poner posturas agresivas (de competencia extrema) cuando su inventario ha disminuido demasiado (si tiene pocas acciones o poco dinero). Esta estrategia consiste en comparar el inventario actual con un inventario ideal, y escoger una postura aleatoria o agresiva de acuerdo a la diferencia entre estos dos inventarios. En el NNCP se realiza la elección tomando un número aleatorio como el umbral de decisión.

4. Resultados

En esta sección se presentan los resultados obtenidos en una serie de experimentos realizados en el NNCP. El objetivo de estos experimentos es comparar la eficiencia de los cuatro modelos de organización descritos en la sección 2: doble subasta entre mejores, doble subasta entre iguales, órdenes al mercado y con *market makers*, así como observar los efectos de la existencia de información en el mercado y de los diferentes usos de ésta. La comparación se lleva a cabo usando los siguientes parámetros:

- Ganancias de los participantes.
- Volumen de transacciones realizadas, lo cual representa la liquidez del mercado.
- Volatilidad del precio, medida a través de la desviación estándar en los rendimientos.

Los rendimientos están definidos por

$$G_{\Delta t}(t) = \ln(p(t + \Delta t)) - \ln(p(t)), \quad (16)$$

donde Δt es un periodo dado. Las ganancias se han medido con respecto al *benchmark* proporcionado por la estrategia Buy & Hold y están dadas por $P_1(t)$ de la sección 2.

Los experimentos se dividen en dos conjuntos principales: modelos sin *market makers* y modelos con *market makers*. A continuación se describen y presentan los resultados de cada uno de los experimentos.

4.1. Modelos sin Especialistas

Los primeros experimentos corresponden a los modelos sin especialistas (doble subasta, entre mejores y entre iguales, y órdenes al mercado). En todos los experimentos se usaron 20 agentes con diferentes mezclas de agentes no informados y agentes informados (ver Tabla 1) y las simulaciones transcurrieron durante un periodo de 250 días. En los modelos con subasta se realizaron 30 subastas por día, para un total de 7500 subastas, y el valor de η para la actualización del precio (Ecuación (1)) fue 0.05. En el modelo de órdenes al mercado, existieron 200 *ticks* por cada día de simulación, es decir, un promedio de 10 operaciones al día por cada agente, y en la actualización del precio (Ecuación (1)) se usó un valor de η igual a 0.0001. Los valores diferentes de η fueron elegidos para hacer el valor promedio de $\eta D_B(t)$ aproximadamente igual en los tres casos, con el fin de hacer una comparación justa de la volatilidad entre los dos tipos de mercado.

Por cada modelo se realizaron experimentos con incrementos en el precio de la acción (r) de 7 y 100% por año. El primer caso representa una aproximación al aumento de las acciones en el mercado real. El segundo es un caso extremo útil para observar como responden los agentes a una señal evidente de alza en el precio de la acción. Los resultados representan un promedio de un conjunto de 5 simulaciones, en términos de la volatilidad (V), el volumen de transacción (VT) y la relación entre los anteriores (V/VT) que se muestran en la Tabla 2. En la tabla podemos observar que el volumen de transacción es mayor en la subasta entre mejores, seguido por las órdenes al mercado, mientras que es muy pequeño en la subasta entre iguales. La volatilidad es del mismo orden de magnitud en las subastas (siendo mayor en la subasta entre iguales), mientras que es de un orden de magnitud menor en las órdenes al mercado; sin embargo, la volatilidad por transacción es similar en las órdenes al mercado y en la subasta entre mejores, y de tres órdenes de magnitud mayor en la subasta entre iguales.

En los tres modelos de mercado, los experimentos con especuladores producen resultados similares a los experimentos sin información, lo cual se debe a que su estrategia de uso de información sólo los motiva a una pequeña preferencia por las compras. Los mercados con pasivos y de largo plazo carecen de liquidez, ya que, en el primer caso, los agentes tienen una aversión grande al riesgo y es difícil realizar una transacción, mientras que en el segundo

Tabla 1: Descripción de las poblaciones de los diferentes experimentos. Se indican los plazos de interés de los agentes en los casos en los que existen varios agentes del mismo tipo pero con diferentes plazos.

Población	Descripción	Población	Descripción
Noinfo	20 aleatorios	Spec	20 especuladores
RA	20 Pasivos	B&H	20 largo plazo
SpecNoinf	2 especuladores, 18 no informados	B&HNoinf	2 largo plazo, 18 no informados
SpecNoinfP	4 especuladores, 16 no informados	RANoinfP	4 Pasivos, 16 no informados
B&HNoinfP	4 largo plazo, 16 no informados		
HetInf	3 especuladores 1 día, 7 días y 14 días 3 pasivos 20 y 40 días 2 pasivos 60 días, 3 largo plazo	HetNoinf	13 no informados, 1 largo plazo 1 especulador 1, 7 y 14 días 1 pasivo 20, 40 y 60 días
HetP	3 especuladores 1 y 7 días, 2 no informados 2 especuladores 14 días, 3 pasivos 20 días 2 pasivos 20 y 40 días, 3 largo plazo	HetNoinfP	10 no informados, 3 especuladores 1 día 2 largo plazo, 1 especulador 1 y 7 días 1 pasivo 20, 40 y 60 días

Tabla 2: Indicadores de los experimentos de mercados sin especialistas.

Exp	r	Iguales			Mejores			Morders		
		VT	V	V/VT	VT	V	V/VT	VT	V	V/VT
Noinfo	100	164.00	0.005	29.11	22407.20	0.002	0.07	13546.00	0.0002	0.02
Noinfo	7	179.00	0.008	46.27	22632.60	0.002	0.10	13673.80	0.0002	0.02
Spec	100	182.40	0.004	21.78	22492.60	0.002	0.07	13455.60	0.0002	0.02
Spec	7	174.20	0.005	31.18	22575.20	0.002	0.09	13667.40	0.0002	0.02
RA	100	0.00	0.000	0.00	1.20	0.0002	203.33	0.00	0.000	0.00
RA	7	0.00	0.000	0.00	0.20	0.0003	1865.00	0.00	0.000	0.00
B&H	100	0.00	0.002	0.00	0.00	0.002	0.00	0.00	0.0003	0.00
B&H	7	0.00	0.002	0.00	0.00	0.002	0.00	0.00	0.0003	0.00
HetInf	100	39.00	0.001	30.10	9053.20	0.001	0.13	5371.80	0.0002	0.04
HetInf	7	39.40	0.001	37.77	9170.40	0.003	0.28	5518.80	0.0002	0.03
HetNoinf	100	117.60	0.002	16.48	17548.80	0.002	0.09	10534.20	0.0002	0.02
HetNoinf	7	111.60	0.004	36.94	17734.20	0.002	0.12	10649.40	0.0002	0.02

todos los agentes están deseosos de comprar y no hay quien produzca oferta de acciones. En los experimentos heterogéneos podemos apreciar que, a mayor información, menor liquidez en el mercado y mayor volatilidad. En la Tabla 3 se presentan las ganancias promedio obtenidas por tipo de agente: Especuladores, Largo Plazo y No Informados. Los agentes pasivos no se incluyen pues sus ganancias son, en general, nulas. En esta tabla podemos observar que los agentes de largo plazo tienen siempre las mejores ganancias, las cuales son similares en las subastas entre iguales, pero que son menores conforme disminuye la información en los otros modelos. A su vez, no existe una tendencia clara que indique que los especuladores ganan más (o pierden menos) que los agentes sin información.

4.2. Adaptación

En esta sección se presentan los resultados obtenidos de la aplicación de un algoritmo genético simplificado; el objetivo es aplicar este algoritmo para obtener la mejor estrategia en un periodo dado. La estrategia obtenida es adoptada por un número limitado de agentes. Dado que el espacio de búsqueda es pequeño, el único operador genético utilizado es el de selección, dejando a un lado la mutación y el entrecruzamiento. La selección se realiza mediante una ruleta, lo cual introduce un elemento estocástico en la evolución. La medida de adaptabilidad usada es la riqueza $P_i(t)$ (ver la Sección 2) obtenida por el agente durante el periodo de evaluación. Es importante notar que $P_i(t)$ puede tomar valores negativos, por lo cual no puede ser usada como una función de "fitness" legítima, de modo que el verdadero valor a usar es $F_i(t) = P_i(t) - P_m(t)$, donde $P_m(t)$ es

Tabla 3: Ganancias por tipo de agente en los mercados sin especialistas.

Exp	τ	Iguales			Mejores			Morders		
		E	LP	NI	E	LP	NI	E	LP	NI
HetInf	100	-313.26	939.782	0.00	-321.86	977.570	0.00	-341.13	1027.47	0.00
HetInf	7	-26.01	78.023	0.00	-1.40	0.413	0.00	-0.18	-0.06	0.00
HetNoInf	100	-137.80	772.348	-27.61	234.31	518.172	-94.23	71.65	309.60	-40.35
HetNoInf	7	-3.71	10.773	0.03	42.65	8.720	-10.50	38.78	2.29	-9.26
SpecNoInf	100	12.69	0.000	-4.23	-24.47	0.000	8.16	37.47	0.00	-12.49
SpecNoInf	7	7.00	0.000	-2.33	-0.50	0.000	0.17	15.14	0.00	-5.05
B&HNoInf	100	0.00	911.218	-101.25	0.00	432.292	-48.03	0.00	336.83	-37.43
B&HNoInf	7	0.00	20.422	-2.27	0.00	1.023	-0.11	0.00	9.26	-1.03

la pérdida mayor entre los agentes, y es 0 si ningún agente tiene pérdidas. Además, se consideraron dos variantes para el espacio de búsqueda:

1. La población evaluada para la selección está constituida por los agentes que participan en el mercado, de modo que el agente que es adaptado copia la estrategia del agente seleccionado. Este tipo de agente evolutivo es denominado *plagiador*.
2. La población evaluada para la selección consiste en un conjunto de reglas, cuyos resultados son evaluados por el agente evolutivo. Este agente adopta la regla que mejores resultados haya obtenido en el periodo de evaluación, y es denominado *analista*.

El plagiador sólo puede copiar una estrategia si existe algún agente en el mercado que la esté utilizando, mientras que el analista puede escoger cualquiera de las estrategias posibles (especulador, pasivo, de largo plazo o aleatorio). Se han realizado tres tipos de experimentos distintos: en el primero, dos de los agentes en el mercado son plagiadores; en el segundo tipo de experimento, existe en el mercado un agente analista; el tercer experimento consiste en un mercado con sólo agentes plagiadores. El objetivo de los dos primeros tipos de experimentos es observar el éxito de estos dos modelos de adaptación, mientras que el tercer tipo tiene como finalidad observar los efectos de la homogeneización del mercado. Los parámetros son los mismos que en los experimentos de las secciones anteriores, y se han utilizado dos tasas de incremento: 100% y 7%. La evolución se realiza en periodos fijos, y un parámetro añadido a estos experimentos es la frecuencia de evolución; es de suponer que el éxito de la adaptación puede depender fuertemente de este parámetro, pues si la aplicación del algoritmo genético es demasiado frecuente, habrá poca distinción entre los agentes más

exitosos, y si es aplicado sólo durante periodos largos, un agente podría aprender una estrategia que ya no es útil para obtener ganancias. Los periodos de adaptación usados fueron $\tau = 1, 20$ y 120 días. La descripción de las poblaciones iniciales se muestra en la Tabla 1, mientras que en las Tablas 4-6 se muestran los resultados de los experimentos.

En la Tabla 4 se muestra la ganancia absoluta y la ganancia relativa de los dos agentes plagiadores en los diferentes modelos de mercado. Los plagiadores fueron inicialmente agentes sin información. La ganancia relativa es la diferencia entre la ganancia promedio de los plagiadores y la ganancia promedio de los demás agentes, excepto los de largo plazo.

En la subasta entre iguales podemos observar que, en términos de ganancia absoluta, estos resultados no muestran una ganancia sistemática para los plagiadores, de modo que pueden ganar o perder no importando la tasa de incremento aplicada ni la frecuencia de adaptación; el resultado más representativo es el del último experimento, el cual combina agentes de largo plazo con agentes no informados; en los resultados anteriores se mostró que en este caso los agentes de largo plazo obtienen ganancias cuando la tasa de incremento es del 100%, lo cual no sucede con los agentes plagiadores. Esto se debe al reducido volumen de transacción de este modelo, pues los agentes de largo plazo necesitan comprar acciones para obtener una ganancia, de modo que durante varios periodos la ganancia de un agente de largo plazo puede ser comparable a la de un no informado, lo cual introduce ruido en la selección del agente plagiador. Aunque las ganancias absolutas pueden mostrar pérdidas, las ganancias relativas para los plagiadores son positivas. Estas ganancias muestran una relación directa con la frecuencia de adaptación. En el caso de un día, las ganancias relativas siempre son buenas, con excepción de los experimentos

Tabla 4: Ganancias absolutas y relativas para los agentes plagiadores. Estos agentes inicialmente eran no informados.

Exp	τ	r	Iguales		Mejores		Morders	
			Abs	Rel	Abs	Rel	Abs	Rel
HetP	1	100	219.67	471.25	1014.08	1353.64	1337.73	1832.17
HetP	1	7	27.43	67.71	95.60	110.92	58.63	69.58
HetP	20	100	26.73	311.20	589.19	880.27	245.18	527.49
HetP	20	7	17.79	46.49	38.70	44.60	-9.41	-11.22
HetP	120	100	-140.70	75.94	-309.60	-156.59	-547.44	-419.49
HetP	120	7	-16.28	-2.09	38.20	44.84	-23.48	-25.61
HetNoInfP	1	100	152.68	183.62	618.99	652.68	282.81	298.44
HetNoInfP	1	7	9.42	12.10	21.47	22.55	-22.48	-24.27
HetNoInfP	20	100	202.26	276.11	214.37	216.90	335.53	370.30
HetNoInfP	20	7	9.08	13.50	-10.76	-16.51	-36.46	-43.30
HetNoInfP	120	100	-115.25	-109.00	-186.91	-221.47	-138.51	-166.24
HetNoInfP	120	7	18.71	21.89	17.90	18.12	-12.58	-11.73
SpecNoInfP	1	100	-15.09	-25.36	104.64	88.74	77.10	70.63
SpecNoInfP	1	7	1.91	1.74	-0.98	-2.65	17.80	8.65
SpecNoInfP	20	100	-45.55	-51.81	-36.69	-69.68	102.23	119.01
SpecNoInfP	20	7	0.38	2.79	-27.98	-25.31	20.35	20.90
SpecNoInfP	120	100	31.58	30.54	-29.11	-14.11	59.33	53.87
SpecNoInfP	120	7	5.10	5.27	-2.97	-5.53	32.97	16.84
RANoInfP	1	100	-31.94	-33.08	15.79	20.00	-4.15	-5.33
RANoInfP	1	7	6.88	7.29	21.98	22.83	-0.31	-0.28
RANoInfP	20	100	30.57	31.16	26.20	27.75	-2.46	-2.42
RANoInfP	20	7	0.51	0.53	-2.77	-2.83	10.26	10.27
RANoInfP	120	100	-31.52	-32.43	6.68	8.99	-28.58	-29.79
RANoInfP	120	7	1.66	1.63	17.51	17.36	-82.71	-86.41
B&HNoInfP	1	100	48.12	257.12	708.01	856.97	265.69	341.83
B&HNoInfP	1	7	38.45	62.20	-36.13	-38.95	-12.11	-12.71
B&HNoInfP	20	100	-102.39	52.77	394.23	515.09	231.08	324.47
B&HNoInfP	20	7	15.21	31.52	-9.99	-9.88	-55.71	-59.57
B&HNoInfP	120	100	-226.95	-112.66	-224.07	-168.54	-40.91	30.36
B&HNoInfP	120	7	-23.73	-13.69	-24.61	-26.22	-2.58	-3.08

SpecNoInfP y *RANoInfP*, debido a que en estos casos no hay una buena estrategia para copiar (la de los agentes de largo plazo); si la adaptación es mensual, las ganancias relativas son mucho menores, y si es cada 6 meses, no produce buenos resultados. El precio de una acción puede subir al principio de la simulación debido a la demanda de los agentes de largo plazo³, pero una vez satisfecha esa demanda, el mercado se libera de esa presión y el precio puede empezar a bajar. En otras palabras, con la adaptación cada 6 meses, los plagiadores corren el riesgo de escoger la estrategia que ya no es correcta.

Los datos correspondientes a la subasta entre mejores también se muestran en la Tabla 4; considerando las ganancias absolutas, en prácticamente todos los experimentos la frecuencia de adaptación de 6 meses no produce resultados positivos para los agentes plagiadores. En el experimento *HetP*, los plagiadores copian buenas estrategias (dada la diversidad) y obtienen muy buenas ganancias, las cuales se incrementan con la tasa de incremento en el pre-

cio. Las ganancias son mucho mayores cuando la frecuencia de adaptación es 1 día. En el experimento *HetNoInfP*, las ganancias para los plagiadores son buenas con una tasa de incremento en el precio del 100 %, siendo mayores cuando la adaptación se realiza cada día, mientras que con una tasa del 7 % no hay ganancias sistemáticas para los dos plagiadores: esto se debe a que con esta tasa no hay una estrategia que domine a las demás, además de que el mayor número de agentes no informados introduce ruido en la selección, pues, como ya se mencionó, aunque en promedio sus ganancias son menores, algunos no informados pueden tener ganancias muy buenas, de manera que engañan a los plagiadores. En los experimentos *SpecNoInfP* y *RANoInfP*, los resultados son similares: sólo existe una ganancia cuando la tasa de incremento es 100 % y la evolución se realiza cada día; de nuevo el ruido introducido por los agentes no informados impide la selección de la estrategia correcta. En el último experimento, las ganancias son buenas sólo cuando la tasa es del 100 %, que es el caso en donde los agentes de largo plazo pueden tener ganancias más significativas. Las ganancias relativas tienen una tendencia similar al modelo de subasta en-

³curiosamente, ellos están convencidos de que el precio va a subir, y generan una demanda que en efecto hace subir el precio

tre iguales: son muy buenas cuando los plagiadores pueden copiar la estrategia de largo plazo y cuando la frecuencia de adaptación es de 1 día. En este modelo hay una mayor diferencia en las ganancias de las diferentes frecuencias de adaptación, lo cual se debe a que al existir un mayor volumen de operación, los plagiadores aprovechan mejor las ventajas de una buena estrategia o sufren con mayor severidad las desventajas de una mala elección.

En cuanto a los resultados en el modelo de órdenes al mercado, podemos observar que la adaptación cada 6 meses tampoco produce buenos resultados. En los demás experimentos se observan resultados similares a la subasta entre mejores: en el experimento *HetP*, las ganancias de los plagiadores son buenas, a excepción de la tasa del 7% y adaptación mensual, en donde no hay una estrategia que domine a las demás; en el experimento *HetNoinfP*, los plagiadores obtienen ganancias sólo con la tasa del 100%; en los experimentos *RANoinfP* y *SpecNoinfP* el ruido de los agentes no informados se manifiesta nuevamente, mientras que en el último experimento ese ruido no es determinante sólo cuando la tasa es de 100%. Las ganancias relativas muestran las mismas tendencias que en los dos modelos anteriores, con diferencias mayores entre las diferentes frecuencias de adaptación, ya que en este modelo existe una mayor liquidez.

La táctica de copiar una estrategia utilizada por un agente exitoso puede ser buena, pero los resultados dependen de la frecuencia con que se aplica esta táctica. Esto último refleja el dilema sobre explotación vs exploración; este dilema se refiere a la conveniencia de explorar en la búsqueda de una mejor solución sobre la conveniencia de explotar una solución buena, pero que no se sabe si es la óptima. En el caso de los agentes plagiadores, el periodo de adaptación de 1 día representa una exploración constante, lo cual les produce grandes beneficios para una tasa de 100%; con una tasa de 7% son engañados en la exploración, debido a que la señal de la alza del precio puede ser más pequeña que el ruido. La tasa de adaptación de 1 mes representa la explotación: los plagiadores han decidido que cierta estrategia es buena y desean aprovecharla durante un periodo más largo de tiempo. En el caso de la adaptación cada 6 meses, simplemente los plagiadores han perdido demasiado tiempo antes de copiar una estrategia, y muy difícilmente pueden recuperarse de sus pérdidas. Cabe recordar que la selección mediante ruleta aumenta las posibilidades de seleccionar una estrategia que ha tenido algún éxito gracias al ruido.

La siguiente serie de resultados corresponden a los experimentos usando un agente *analista*; aquí estamos interesados en observar cuales son los resultados de este tipo de agente en diferentes tipos de mercados, de modo que se realizaron experimentos con todos los agentes informados de diferentes tipos (*HetP*), con agentes informados de diferentes tipos y agentes no informados (*HetNoinfP*) y mercados homogéneos con agentes sin información (*Noinf*), especuladores (*Spec*), pasivos (*RA*) y de largo plazo (*B&H*). Los resultados se muestran en la Tabla 5.

En el modelo de subasta entre iguales podemos observar lo siguiente: en el experimento *HetP*, el analista obtiene buenas ganancias netas sólo cuando la adaptación se realiza cada día; esto se debe a que en este experimento el analista comienza siendo un agente no informado y es quien provee de ganancias a los agentes de largo plazo mientras no se realice la adaptación; en el caso de adaptación cada 6 meses y tasa de 7%, los agentes de largo plazo no dominan el mercado, lo cual explica que el analista haya podido obtener una pequeña ganancia; en el experimento *HetNoinfP* los resultados son similares, en el caso de adaptación de 1 día y tasa de 7% la estrategia de los especuladores obtuvo buenos resultados, lo cual introdujo ruido en la selección del analista⁴; en el experimento *Noinf* el analista siempre obtiene ganancias, y lo mismo sucede en *Spec*, mientras que en *RA* no existe ninguna ganancia; lo anterior se debe a que en los primeros dos experimentos, los agentes en el mercado están dispuestos a realizar tanto operaciones de compra como de venta, lo que permite que el analista pueda aprovechar una estrategia, en cambio los agentes pasivos no desean hacer operaciones, y por lo tanto el analista no puede hacer uso de ninguna estrategia; en el experimento *RA* el analista tiene pérdidas grandes en casi todos los casos, lo cual se debe a que este agente puede determinar la conveniencia de usar una estrategia, pero el mercado en general sólo desea realizar operaciones de compra, de modo que el analista sólo puede vender acciones, con lo que su estrategia se ve frustrada, produciendo las pérdidas observadas. Las ganancias relativas en los mercados heterogéneos son, nuevamente, mucho mejores cuando la adaptación es cada día. En los mercados homogéneos, el analista obtiene mejores ganancias siempre que la tasa de incremento es del 100%, a excepción del mercado con agentes de largo plazo, por las razones mencionadas anteriormente.

⁴cabe recordar que esta estrategia es muy parecida a la de los no informados y por lo tanto no produce ganancias sistemáticas.

Tabla 5: Ganancias relativas para el agente analista. El agente analista era no informado inicialmente en los mercados heterogéneos.

Exp	τ	r	Iguales		Mejores		Mordern	
			Abs	Rel	Abs	Rel	Abs	Rel
HetP	1	100	355.83	593.10	940.58	1159.80	986.41	1285.23
HetP	1	7	63.40	93.14	17.46	19.23	31.83	34.64
HetP	20	100	-227.16	-19.71	602.85	651.82	351.84	532.56
HetP	20	7	-29.81	-19.72	31.42	55.70	9.70	10.98
HetP	120	100	-628.65	-353.59	-570.82	-494.75	-162.85	62.21
HetP	120	7	12.37	35.39	-79.71	-15.12	152.77	154.80
HetNoInfP	1	100	306.50	464.88	600.29	675.33	382.33	415.41
HetNoInfP	1	7	-15.43	-15.04	-10.84	-9.20	35.09	35.58
HetNoInfP	20	100	-167.65	-111.60	141.26	149.66	226.32	236.79
HetNoInfP	20	7	-1.01	-1.36	33.22	42.38	42.30	44.21
HetNoInfP	120	100	8.50	69.99	127.42	125.10	-28.61	-13.83
HetNoInfP	120	7	-19.19	-10.87	24.89	26.24	20.40	27.87
NoInf	1	100	105.01	199.97	506.58	513.66	256.10	231.02
NoInf	1	7	1.14	1.17	-30.92	-31.74	66.15	60.87
NoInf	20	100	28.99	29.14	291.40	299.07	94.70	97.59
NoInf	20	7	1.11	1.14	-14.68	-15.69	-73.11	-75.03
NoInf	120	100	24.20	24.83	163.44	157.67	33.87	34.76
NoInf	120	7	-7.28	-7.68	32.61	33.30	-18.43	-19.91
Spec	1	100	40.24	48.07	444.50	472.17	354.25	372.89
Spec	1	7	0.77	0.87	-20.67	-27.97	-24.71	-26.01
Spec	20	100	129.98	136.82	189.32	199.19	203.09	219.79
Spec	20	7	-19.73	-20.77	-30.78	-32.40	0.79	7.69
Spec	120	100	82.66	87.01	267.20	261.30	15.41	13.22
Spec	120	7	-19.73	-20.77	27.17	23.24	-19.62	-20.69
RA	1	100	0.00	0.00	230.65	242.16	44.83	46.98
RA	1	7	0.00	0.00	-12.03	-13.61	4.66	4.90
RA	20	100	0.00	0.00	263.24	308.68	-0.42	-0.45
RA	20	7	0.29	0.30	5.37	5.65	7.43	7.92
RA	120	100	0.00	0.00	267.20	285.29	3.20	3.37
RA	120	7	0.00	0.00	-2.76	-2.81	0.25	0.29
B&H	1	100	-3252.37	-3252.07	-45588.69	-45589.50	-15615.79	-15615.80
B&H	1	7	-1191.68	-1191.08	-2020.62	-2020.32	-12424.66	-12422.70
B&H	20	100	-1805.74	-1805.78	-13483.96	-13499.90	-126.93	-126.83
B&H	20	7	-584.65	-594.65	-1076.31	-1078.31	-3245.37	-3245.37
B&H	120	100	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
B&H	120	7	0.00	0.00	0.00	0.00	-121.84	-121.94

Los resultados en el modelo de subasta entre mejores son un poco diferentes en cuanto a las ganancias absolutas: en este modelo, la mayor liquidez permite que el analista se recupere cuando la adaptación se realiza en periodos largos, de modo que sus ganancias son buenas en el experimento *HetP* aun cuando la adaptación es cada mes, y en el experimento *HetNoInfP* cuando la adaptación es hasta de 6 meses; en este último caso el analista aprovecha la existencia de agentes no informados para recuperarse. En los experimentos con mercados homogéneos sin información, con especuladores y con agentes pasivos, las ganancias del analista son mayores que en el modelo de subasta entre iguales, debido también a la mayor liquidez, y por la misma razón sus pérdidas son mayores en el mercado con agentes de largo plazo. Las ganancias relativas nuevamente son mejores cuando es mayor la frecuencia de adaptación, y son mejores con respecto al modelo anterior. Los resultados para el modelo de órdenes al mercado son similares a los del modelo de subasta entre mejores.

En general, el agente analista obtiene muy buenos resultados con respecto a los demás agentes, pues tiene la posibilidad de escoger una buena estrategia cuando hay una tendencia en el mercado, sin embargo, sus ganancias nunca pueden ser mejores

que las de los agentes de largo plazo; esto último se debe a que dicha estrategia es la mejor, de modo que los analistas deben dejar pasar un cierto periodo de tiempo para obtener datos que le permitan descubrir cual es la mejor estrategia, y en ese periodo los agentes de largo plazo toman la ventaja: ellos ya llegan al mercado con la mejor estrategia. En estos experimentos, al igual que en el experimento con dos plagiadores, la exploración es más ventajosa que la explotación. También es importante mencionar otro aspecto: los plagiadores copian estrategias "del mundo real", es decir, estrategias que ya han sido probadas dentro del mercado, mientras que el analista realiza su estudio suponiendo un mercado en donde nunca hay problemas de liquidez⁵.

Un punto importante a señalar con respecto al dilema de explotación vs. exploración es el efecto de la función de "fitness" utilizada, la cual es una medida acumulativa del éxito de una estrategia. Otro punto importante es el hecho de que una acumulación mayor de información estadística permite al agente adaptativo tomar mejores decisiones, de modo que la acumulación de información es un proceso importante. Dentro de este contexto, del periodo de adaptación se desprenden diversas ventajas y desven-

⁵Es un mercado virtual dentro del mercado virtual

tajas en términos de costos de oportunidad. En un momento dado, cierta cantidad de información acerca del precio y del éxito de las estrategias ha sido acumulada; la pregunta es: ¿cuál es la mejor forma de utilizar esta información?. Con una función de "fitness" acumulativa, no existe ningún castigo por usar un período muy corto de adaptación; más aún, esto minimiza los costos de oportunidad, dado que la información es procesada más rápidamente y utilizada de forma instantánea. Por ejemplo, cuando la información se procesa y utiliza diariamente, es más probable que un agente identifique una estrategia ganadora que cuando este proceso se realiza en períodos más largos, donde existe un costo asociado con el tiempo que se ha dejado transcurrir antes de procesar y usar la información.

Finalmente, puede suponerse que un período corto de adaptación puede ser perjudicial en la fase inicial, dado que no existen estadísticas suficientes para identificar una estrategia exitosa, de modo que el agente puede escoger una estrategia cuyos rendimientos sean peores que su estrategia original; sin embargo, un agente con un período mayor de adaptación no posee inicialmente un mayor conocimiento acerca de las tendencias en el mercado, de modo que no tiene ni mayores ni menores posibilidades de tener una mejor estrategia en su fase inicial.

En el siguiente conjunto de experimentos se utilizaron 20 agentes plagiadores. Los experimentos fueron: *HetP* con agentes informados de distintos tipos, *HetNoInfP* con agentes informados de distintos tipos y no informados, y *B&HNoInf* con agentes de largo plazo y no informados. Los resultados se muestran en la Tabla 6. En esta tabla se muestran los indicadores del mercado (volumen de operación y volatilidad), así como la distribución de tipos de agentes en cada experimento. El objetivo de este experimento es mostrar la tendencia que puede existir en la homogeneización de un mercado; de los experimentos de las secciones anteriores podríamos deducir que el mercado debe homogeneizarse con agentes de largo plazo, pues son los que tienen mejores ganancias. En los resultados del modelo de subasta entre iguales, podemos observar lo siguiente: en un mercado inicialmente heterogéneo con todos los tipos de agentes, la distribución final es más o menos equitativa, con excepción de tres casos, uno de los cuales presenta una distribución muy marcada hacia agentes de largo plazo aun cuando la tasa de incremento es baja. En un mercado heterogéneo con muchos agentes no informados (13), la distribución final de este tipo de agentes permanece más o menos igual, mientras

que en un mercado con 4 agentes de largo plazo y 16 no informados, la distribución final es más o menos equitativa. Esto indica que en este tipo de mercado la estrategia de largo plazo no muestra resultados positivos rápidamente, de modo que los agentes en el mercado seleccionan otras estrategias e incluso los mismos agentes de largo plazo pierden la confianza acerca de su información, de modo que la población final no contiene tantos agentes de este tipo como se esperaba. En el modelo de doble subasta entre mejores, sí existe una tendencia hacia los agentes de largo plazo cuando la tasa de incremento es de 100 %, aunque dicha tendencia es menos marcada en el experimento con 7 agentes informados y 13 no informados. En este modelo hay una mayor liquidez por lo tanto las ventajas de una estrategia pueden apreciarse más rápidamente. En las órdenes al mercado, la tendencia es otra vez hacia los agentes no informados, ya que la baja volatilidad impide que los resultados de una estrategia puedan mostrarse rápidamente. En los experimentos con 2 agentes plagiadores se mostró que la exploración tiene mayores ventajas que la explotación, pero en estos experimentos sucede lo contrario: la rápida exploración de nuevas estrategias conduce a que los resultados con que se evalúan no sean los mejores, de modo que generan poca confianza en una estrategia.

4.3. Modelo con *Market Makers*

En esta sección presentamos los resultados de una serie de experimentos, en donde se han utilizado cinco *market makers* con las estrategias discutidas en la sección 3 en un mercado de 20 agentes no informados. En total se realizaron 12 experimentos, los cuales se describen en la Tabla 7⁶. En estos experimentos, los *market makers* no pueden ofrecer una postura si no tienen recursos para cubrirla, aunque pueden permanecer en el mercado ofreciendo solamente una postura (ya sea el *bid* o el *ask*). En las Figuras 1-4 se muestran gráficas de precios correspondientes a algunos de estos experimentos. En todas las figuras la gráfica superior es para *market makers* tranquilos y la inferior para *market makers* nerviosos. En la Figura 1 se muestran los resultados con *market makers* que cuidan su inventario. Los *market makers* que tienen problemas en su inventario realizan más operaciones, de modo que son los primeros en consumir sus recursos. Las variaciones en el precio en *ticks* cercanos a los 18000 y 40000 para los *market makers*

⁶Cabe recordar que los monopolistas nunca son nerviosos y los competidores nunca son tranquilos.

THE UNIVERSITY OF CHICAGO PRESS

CHICAGO, ILL. 60607

THE UNIVERSITY OF CHICAGO PRESS

CHICAGO, ILL. 60607

THE UNIVERSITY OF CHICAGO PRESS

existencia de *market makers* tranquilos produce una inercia en el precio, de modo que es más difícil tener variaciones grandes, sin embargo, las variaciones en periodos cortos son mayores debido a las diferencias en las posturas de *market makers* que no han realizado operaciones con respecto a aquéllos que si las han realizado. Por otra parte, en la gráfica con *market makers* nerviosos, podemos observar que el precio llegó a un nivel bajo, del cual no pudo recuperarse; eso se debe a la forma en que los *market makers* calculan su postura, es decir, si el precio es muy bajo un cambio porcentual pequeño no produce cambios significativos, de modo que el tiempo que tarda en recuperar un nivel alto es mayor.

La Figura 3 corresponde a los experimentos con una mezcla de *market makers* aleatorios, de inventario y competitivos; en estas figuras pueden observarse dos fases diferentes en la gráfica de precios: en la fase "delgada", los competitivos y los de inventario compiten por el flujo de operaciones, de modo que reducen el *spread* a 0, mientras que en la fase ruidosa, los aleatorios se han quedado con el mercado, dado que los competitivos han terminado sus recursos.

La Figura 4 muestra el efecto de los *market makers* monopolistas: estos esperan pacientemente a que los demás *market makers* se acaben sus recursos, de modo que ellos se quedan con la totalidad del mercado, imponiendo su monopolio a los inversionistas. Cuando el resto de los *market makers* son nerviosos, sus recursos se agotan más rápido, y en el ejemplo mostrado, el mercado se agota antes de que el *spread* del monopolista alcance los recursos de los demás *market makers*; en el caso de *market makers* tranquilos, el *spread* monopolista al final llega a un nivel en donde los demás *market makers* pueden revivir, reactivando el movimiento del precio de la acción. En estas últimas figuras pueden observarse las diferentes etapas por las que pasa el mercado: al principio los competitivos dominan el mercado, lo que conduce al *spread* tan reducido; cuando los competitivos mueren, los aleatorios se quedan con las mejores posturas y con el flujo de operaciones, hasta que también agotan sus recursos, lo que da paso a que el monopolista se apodere del mercado.

En las Tablas 8, 9 y 10 pueden observarse los resultados promedio de 5 simulaciones de cada uno de los experimentos descritos en la Tabla 7; estos resultados consisten en las ganancias promedio por *market maker* y por inversionista (GMM y GA, respectivamente), el volumen de operación y la volatilidad, las ganancias por tipo de *market maker* y el volumen de operaciones que realiza cada uno. En

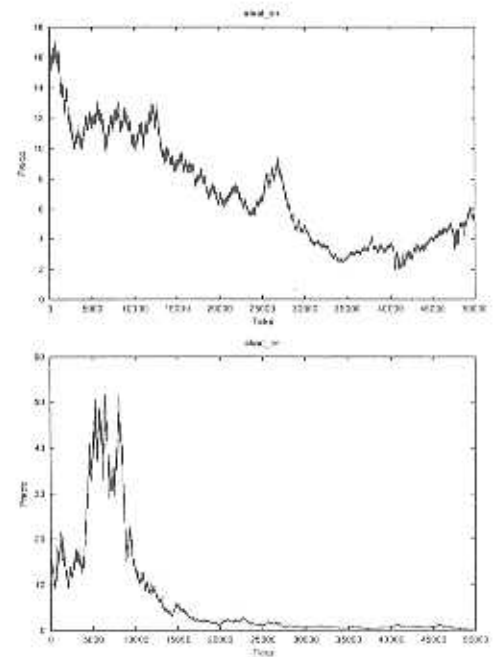


Figura 2: Gráficas de precios de los experimentos *aleat.sn* y *aleat.cn*.

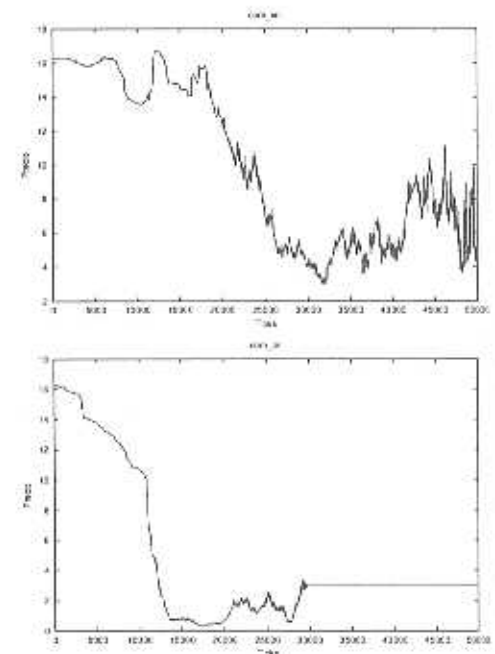


Figura 3: Gráficas de precios de los experimentos *com.cn* y *com.sn*.

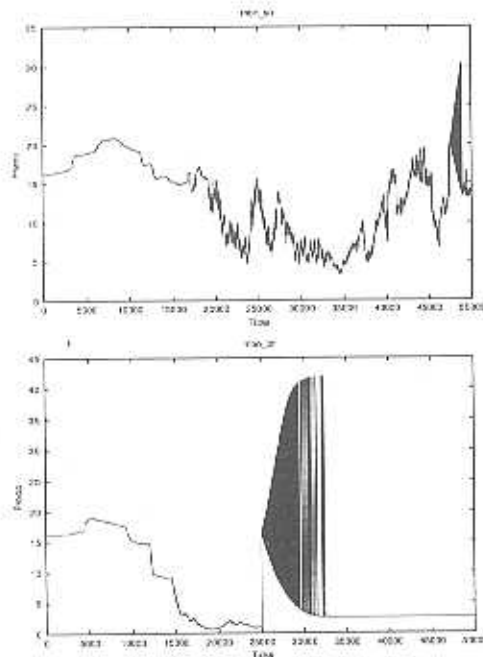


Figura 4: Gráficas de precios de los experimentos *mon_cn* y *mon_sn*.

Tabla 8: Modelo con *market makers*, resultados generales

Exp	VP	Vol	GA	GMM	$\frac{Vol}{VP}$
tin _{v.cn}	20624	0.007390	313	-1873	0.358
tin _{v.sn}	32394	0.030120	-84	-633	0.99
aleat _{.sn}	32744	0.011876	-112	-530	0.363
aleat _{.cn}	30597	0.012507	-58	-682	0.409
inv _{.sn}	32718	0.011858	-123	-487	0.362
inv _{.cn}	29425	0.012352	-26	-777	0.420
com _{.sn}	32560	0.012664	-46	-791	0.389
com _{.cn}	19494	0.008371	44	-762	0.429
mon _{.sn}	32471	0.085018	-362	475	2.618
mon _{.cn}	22174	0.161981	-600	1738	7.305
monl _{.sn}	32095	0.085917	-184	-225	2.67
monl _{.cn}	23977	0.133459	-296	468	5.56

Tabla 9: Modelo con *market makers*, ganancias por tipo de *market maker*. Msl, Mcl son monopolistas libres y restringidos, respectivamente

Exp	Ale	Inv	Com	Mcl	Msl
tin _{v.cn}	0	-1873	0	0	0
tin _{v.sn}	0	-633	0	0	0
aleat _{.sn}	-530	0	0	0	0
aleat _{.cn}	-682	0	0	0	0
inv _{.sn}	-452	-626	0	0	0
inv _{.cn}	-769	-807	0	0	0
com _{.sn}	-678	-699	-949	0	0
com _{.cn}	-761	-764	-763	0	0
mon _{.sn}	-1095	-1017	-1145	0	6781
mon _{.cn}	-815	-823	-707	0	11746
monl _{.sn}	-732	-765	-815	1998	0
monl _{.cn}	-719	-722	-722	5227	0

estas tablas puede observarse que, a excepción de los monopolistas, todos los *market makers* tienen pérdidas; dichas pérdidas se deben a dos aspectos: la pérdida de efectivo por el pago del costo de operación y las caídas en el precio de las acciones. Los agentes monopolistas siempre tienen ganancias, ya que siempre realizan sus operaciones manteniendo un *spread* muy por encima del costo de operación. Los que manejan su inventario tienen mayores pérdidas que los aleatorios, lo cual se debe a que hacen un esfuerzo extra para mantener su inventario, además de que no reciben retroalimentación por parte de los agentes inversionistas, ya que estos son agentes aleatorios que no toman sus decisiones en función del estado del mercado. A pesar de su estrategia, los competitivos no tienen el mayor flujo de operaciones, lo cual se debe a que rápidamente quedan fuera del mercado. El volumen de operaciones total es mayor que en el modelo de órdenes al mercado, lo cual es el objetivo de los *market makers*. Este volumen de operación es mayor cuando los *market makers* no son nerviosos, pues así se mantienen más tiempo dentro del mercado. A pesar de la mayor liquidez, la volatilidad es muy grande con respecto a los modelos anteriores, siendo la volatilidad por operación un orden de magnitud mayor que en el modelo de órdenes al mercado. En general, las estrategias usadas en estos experimentos no utilizan información del mercado para determinar las posturas, sino que se basan en manejar un *spread*, debido a lo cual el comportamiento del precio de la acción no es parecido al de los otros modelos.

Al aumentar la liquidez en el mercado, es de espe-

Tabla 10: Modelo con *market makers*, flujo de operaciones por tipo de *market maker*. Msl, Mcl son monopolistas libres y restringidos, respectivamente

Exp	Vale	Vinv	Vcom	Vmcl	Vmsl	Cale	Cinv	Ccom	Cmcl	Cmsl
tinvs_cn	0	2080	0	0	0	0	2044	0	0	0
tinvs_sn	0	3243	0	0	0	0	3235	0	0	0
aleat_cn	3281	0	0	0	0	3267	0	0	0	0
aleat_sn	3072	0	0	0	0	3047	0	0	0	0
inv_cn	3295	3186	0	0	0	3291	3183	0	0	0
inv_sn	3100	2397	0	0	0	3067	2357	0	0	0
com_cn	3429	2983	3256	0	3407	0	2958	3216	0	0
com_sn	2319	1807	1700	0	0	2279	1767	1660	0	0
mon_cn	5141	4182	3089	0	705	5102	4150	3049	0	909
mon_sn	2387	2451	2502	0	918	2347	2411	2465	0	1722
monl_cn	4125	4708	3201	841	0	4100	4680	3161	913	0
monl_sn	3263	1895	2169	2391	0	3223	1855	2129	2751	0

Tabla 11: Resultados generales con un *spread* promedio de 2%.

Exp	VP	Vol	GA	GMM	Vol/VP
tinvs_sn	32709	0.013	30	-221	0.041
tinvs_cn	26060	0.004	408	-1710	0.018
aleat_sn	32733	0.005	-59	141	0.018
aleat_cn	32724	0.004	-2	-86	0.013
inv_sn	32569	0.005	-79	221	0.018
inv_cn	32608	0.003	50	-299	0.012
com_sn	32719	0.002	70	-382	0.008
com_cn	28301	0.002	175	-785	0.010
mon_sn	32667	0.002	47	-289	0.006
mon_cn	32652	0.036	-24	0	0.111
monl_sn	32660	0.003	63	-353	0.010
monl_cn	32687	0.051	118	-571	0.158

rarse que los *market makers* disminuyan la volatilidad, pero las tablas anteriores indican lo contrario. Con la excepción de los monopolistas, los cuales introducen variaciones demasiado grandes en el precio, podemos suponer que la volatilidad se debe al *spread* de los demás agentes, principalmente de los aleatorios y los de inventario. En los experimentos anteriores, el *spread* promedio para estos tipos de *market makers* fue del 4% del precio de la acción. En la Tabla 11 se muestran resultados con un *spread* promedio del 2% y con un costo de transacción de 0.015 cts. Como puede observarse en esta tabla, la volatilidad por operación es menor en la mayoría de los casos a la de las órdenes al mercado. Esto indica que el costo de operación es un factor muy importante que influye en la volatilidad del merca-

do, pues los *market makers* deben mantener *spread* suficientes para cubrir dicho costo.

5. Conclusiones

La diversidad de participantes en el mercado usado en este trabajo no es muy amplia: agentes aleatorios, los cuales pueden tener cierta información y pueden responder de 3 maneras distintas a ella, o *market makers*. Con esta reducida diversidad se han podido observar diversos efectos, lo cual puede darnos una idea de la complejidad de un mercado real, en donde la diversidad es inmensamente mayor. Entre estos efectos, hemos destacado los que son debidos a la información y los debidos a la estructura del mercado. La información produce mayor volatilidad en el mercado y reduce el volumen de operación; este resultado es natural: si no existen inversionistas sin información o inversionistas con información adversa, nadie estará dispuesto a perder su riqueza. Se ha observado que no solo es importante tener información, también es necesario hacer un buen uso de ella: los agentes de largo plazo obtienen mejores ganancias que los otros dos tipos de agentes informados aprovechando los incrementos altos en los precios de las acciones. Esta estrategia es muy útil, siempre cuando no sea la que todos los demás participantes en el mercado siguen, pues entonces no produce ninguna ganancia, debido a la falta de liquidez.

Las restricciones del modelo de organización del mercado tienen un efecto directo en la liquidez y, en consecuencia, en la volatilidad. Como se señaló en el texto, la volatilidad disminuye con

forme disminuyen las restricciones del modelo, siendo mayor en la doble subasta entre iguales y menor en el modelo con *market makers* (cuando tienen un *spread* reducido), el cual es el menos restrictivo de todos los modelos, pues los inversionistas aceptan cualquier precio (emiten órdenes al mercado), y los *market makers* siempre están dispuestos a cubrir la demanda de los inversionistas. Son de particular interés las estrategias de los *market makers*; como vimos, la única estrategia de las presentadas que fue exitosa es la de monopolio, pero un monopolio así no puede existir en un mercado real. La adaptación se guía por el dilema de la exploración y la explotación: si se explota demasiado una estrategia, las ganancias serán menores, si no se hace una evaluación suficiente, se escogerá una mala estrategia, si se hace una evaluación demasiado prolongada (el caso de la evolución cada 6 meses) será demasiado tarde para recuperar las pérdidas obtenidas durante la evolución o para aprovechar la estrategia adecuada. El modelo de organización influye en los resultados de la adaptación, pues determina la rapidez con la cual una estrategia proporciona resultados.

Quedan todavía muchos aspectos que revisar relacionados con este trabajo: estrategias para usar la información y para los *market makers*, algunos resultados que se muestran fuera de la tendencia general, etc., los cuales están contemplados para trabajos futuros. Los mercados reales comúnmente funcionan como una combinación de los modelos de organización estudiados por separado en este trabajo; los resultados obtenidos arrojan evidencias sobre los efectos de estos modelos y sirven de base para otros estudios, de modo que puedan hacerse recomendaciones concretas para en beneficio de los mercados reales. La concepción de este trabajo inició con la idea de crear un mercado financiero artificial, que sirviera como un laboratorio flexible con el cual probar diferentes aspectos que afectan el comportamiento de un mercado. El modelo basado en agentes ha resultado muy satisfactorio, pues nos ha permitido la inclusión de participantes que han provisto de una gran riqueza y diversidad a los resultados. Muchas fueron las ideas que surgieron durante su desarrollo, y muchas de ellas han sido incluidas en este trabajo. Las expectativas sobre futuros resultados son grandes: sin duda, tenemos un camino abierto.

Agradecimientos

Los autores agradecen el soporte de DGAPA, UNAM, proyecto IN100201; de igual manera agrade-

cen el apoyo brindado por el Departamento de Supercomputo de la UNAM.

Referencias

- Bedau M. y Joshi S., "An Explanation of Generic Behavior in an Evolving Financial Market", Santa Fe preprint 98-12-114E, Santa Fe Institute, 1998.
- Bradshaw J., "An introduction to software agents", AAAI Press, 1997.
- Noriega P., "Agent Mediated: The Fishmarket Metaphor", Ph. D. Thesis, Universitat Autònoma de Barcelona, 1997.
- Wooldridge M., "Reasoning about Rational Agents", The MIT Press, Cambridge Massachusetts, London, England, 2000.
- Wooldridge M., Jennings N. R. y Kinny D., "The Gaia Methodology for Agent-Oriented Analysis and Design", Journal of Autonomous Agents and MultyAgent Systems, 3(3): 285-312, 2000.
- Campbell J.Y., Lo A.W. y MacKinley A.C., "The Econometrics of Financial Markets", Princeton University Press, EU, 1997.
- Chan N., Lebaron B., Lo A. y Poggio T., "Agent based models of financial markets: a comparison with experimental markets", Working Paper, Brandeis University, 1999.
- Farmer J. D., "Market force, ecology and evolution", Working Paper 98-12-117E, Santa Fe Institute, 1998.
- Goldberg D.G., "Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning", Addison Wesley, 1989.
- Gopikrishnan P., Plerou V., Nunes L., Mayer M. y Stanley E., "Scaling of the distribution of fluctuations of financial market indices", Physical Review, Vol. 60. 1999.
- Gordillo J.L., "Análisis de Mercados Financieros mediante el Mercado Financiero Artificial NNCP", IIMAS-UNAM, 2000.
- Gordillo J.L y Stephens C.R., "Strategy Adaptation and the Role of Information in an Artificial Financial Market", publicado en Late Breaking Papers, GECCO 2001, San Francisco, Julio 2001.

Krahn J. y Weber M., "Marketing in the laboratory: Does competition matter?", Finance Working Paper Series #4, Universität Frankfurt, 1998.

Lebaron B., "Evolution and time horizons in an agent based stock market", Working Paper, Brandeis University, 1999.

Lebaron B., "Building financial markets with artificial agents: desired goals and present techniques", *Computational Markets*, MIT Press, 1999.

Palmer R.G., Arthur W.B., Holland J.H., Lebaron B. y Tayler P., "Artificial economic life: a simple model of a stock market", *Physica D* 73, 1994.

O'Hara M., "Market Microstructure Theory", Blackwell Publishers Inc, Malden MA, 1997.

Stephens C.R., Waelbroeck H., Sudarsky D. y Zevtuche F., "Mercados Financieros Adaptivos", *Soluciones Avanzadas* 56, 1998.

Páginas Electrónicas

Laboratory for Financial Engineering. Artificial Markets Project. MIT.
<http://lfe.mit.edu/research/artificial-mkts.html>.

Virtual Financial Markets. Center for Biological and Computational Learning. MIT.
<http://www.ai.mit.edu/projects/cbcl/res.area/finance/finance.html>.

Agent Based Computational Economics. Department of Economics. Iowa State University.
<http://www.econ.iastate.edu/tesfasti>.



José Luis Gordillo, es Maestro en Ciencias de la Computación por la UNAM. Actualmente se desempeña como profesor del Departamento de Supercómputo de la UNAM. Sus principales intereses en investigación son: Inteligencia Artificial, Modelación Computacional, y Programación Paralela.



Christopher R. Stephens, es Investigador Titular-C en el Instituto de Ciencias Nucleares de la UNAM y Nivel III del Sistema Nacional de Investigadores. Ha publicado más de 70 artículos en Física, Biología y Ciencias Computacionales. Es socio fundador de Adaptive Technologies SA de CV y de Adaptive Technologies Inc. Sus principales intereses en investigación son: Mecánica Estadística, Sistemas Complejos y Computación Evolutiva.

