



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTONOMA
DE MEXICO

FACULTAD DE CIENCIAS

LA FISICA DE SISTEMAS COMPLEJOS
APLICADA A UN MERCADO FINANCIERO
ARTIFICIAL

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL TITULO DE:

F I S I C O

P R E S E N T A:

JUAN PABLO PARD GUERRA

DIRECTOR DE TESIS:

M. EN C. JOSE LUIS GORDILLO RUIZ

ASESOR DE TESIS:

DR. CHRISTOPHER RHODES STEPHENS STEVENS



FACULTAD DE CIENCIAS
UNAM

2005



FACULTAD DE CIENCIAS
SECCION ESCOLAR

m 345393



Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.



UNIVERSIDAD NACIONAL
AUTÓNOMA DE
MÉXICO

Autorizo a la Dirección General de Bibliotecas de la UNAM a difundir en formato electrónico e impreso el contenido de mi trabajo recepcional.
NOMBRE: JUAN PABLO PARDO GUERRA

FECHA: 13 de Junio del 2000
FIRMA: Juan Pablo Pardo Guerra

ACT. MAURICIO AGUILAR GONZÁLEZ
Jefe de la División de Estudios Profesionales de la
Facultad de Ciencias
Presente

Comunicamos a usted que hemos revisado el trabajo escrito:

"La física de sistemas complejos aplicada a un mercado financiero artificial"

realizado por Pardo Guerra Juan Pablo

con número de cuenta 09954288-1 , quien cubrió los créditos de la carrera de: Física

Dicho trabajo cuenta con nuestro voto aprobatorio.

A t e n t a m e n t e

Director de Tesis

Propietario M. en C. José Luis Gordillo Ruiz

Asesor de Tesis

Propietario Dr. Christopher Rhodes Stephens Stevens

Propietario Dr. Octavio Miramontes Vidal

Suplente Dra. Katya Rodríguez Vázquez

Suplente Dr. Marco Antonio Martínez Negrete

Consejo Departamental de Física

M. EN C. ALICIA ZARZOSA PEREZ



FACULTAD DE CIENCIAS
DEPARTAMENTO DE FÍSICA

Resumen

LA FÍSICA DE SISTEMAS COMPLEJOS APLICADA A UN MERCADO FINANCIERO ARTIFICIAL

por

JUAN PABLO PARDO GUERRA

LICENCIADO en FÍSICA

Universidad Nacional Autónoma de México

M. en C. José Luis Gordillo Ruiz, Director de tesis

Desde hace varias décadas un creciente número de físicos ha explotado la robustez de las herramientas de la física estadística en el escrutinio de sistemas físicos complejos en los cuales las interacciones entre los elementos no son despreciables y que, en general, se rigen por una serie de reglas no triviales.

Más recientemente, grupos de físicos en Estados Unidos y Europa han explotado los métodos desarrollados en el campo de los sistemas complejos para comprender sistemas económicos, en particular, mercados financieros. Estos grupos se sustentan en una larga tradición de interacción entre física y finanzas que encuentra sus orígenes hace más de un siglo en los trabajos de Louis Bachelier sobre el comportamiento de las series de tiempo del precio en mercados especulativos.

Una de las áreas de estudio más importantes en la cual la física ha encontrado grandes aplicaciones es la referente a la eficiencia de los mercados financieros. Los postulados de la teoría clásica de mercados financieros que pugnan por un mundo bien comportado pueden ser desintegrados de manera eficiente utilizando algunos argumentos provenientes del estudio de los sistemas complejos.

En este trabajo, y partiendo de una perspectiva no tradicional enfocada en una observable del sistema (las ganancias de los participantes del mercado), analizamos los efectos de poblaciones con comportamientos heterogéneos en la eficiencia de un

mercado financiero artificial, es decir, una simulación computacional que busca representar algunos de los fenómenos observados en mercados financieros reales. En particular, se ha usado el Neural Networks and Chaos Prediction, NNCP, desarrollado por Christopher Stephens del Instituto de Ciencias Nucleares, UNAM, y José Luis Gordillo, de la Dirección General de Servicios de Cómputo Académico. Para analizar este sistema se ha desarrollado una medida estadística capaz de identificar variaciones en el comportamiento de los componentes de un sistema, utilizando como parámetro a las ganancias de los agentes artificiales que participan en el mercado. Con esta medida – denominada matriz de ineficiencia – analizamos distintos escenarios. Primero observamos el comportamiento de la matriz de ineficiencia en mercados con agentes homogéneos para seguir con el análisis del efecto de la incorporación de inhomogeneidades. Seguido de esto observamos el efecto del aprendizaje así como de choques exógenos con características no ergódicas. Del estudio de lo anterior podemos concluir algunas propiedades de la matriz de ineficiencia que, en esencia, sirve de parámetro adecuado para el estudio del fenómeno de la eficiencia de mercados sin la necesidad de recurrir a hipótesis ad hoc. Esto da pauta para resolver algunos de los vacíos de la literatura sobre la eficiencia de mercados financieros.

Contenido

Lista de Figuras	v
1 Introducción	1
1.1 Algunas implicaciones de este estudio	3
I Antecedentes y Modelo	5
2 Los Mercados Financieros como Sistemas Complejos	6
2.1 Física e interdisciplina	6
2.1.1 ¿Qué es un sistema complejo?	8
2.2 Los sistemas económicos como sistemas complejos	9
2.3 La teoría clásica de mercados financieros	12
2.3.1 La teoría clásica	13
2.3.2 La Hipótesis de Mercados Eficientes	14
2.4 La caída de la eficiencia	17
2.5 Un camino alternativo	19
2.5.1 Ganancias y la HME	19
2.5.2 Distribución de riqueza e ineficiencia	21
2.5.3 Medida de ineficiencia	25
2.5.4 Ineficiencia y dinámica del mercado	26
3 El NNCP	28
3.1 Agentes del NNCP	30
3.1.1 Agentes mono-paramétricos	30
3.1.2 Agentes adaptivos	32
3.2 Dinámica del mercado	33
3.2.1 La subasta doble (entre mejores)	33
3.2.2 Aprendizaje y procesos de información	34

II Experimentos y Resultados	36
4 Caso estático	37
4.1 Mercados homogéneos	38
4.1.1 Los mercados homogéneos y la teoría clásica	41
4.2 Mercados binarios	42
4.2.1 Mercados binarios equipartidos	42
4.2.2 Mercados binarios con distintas proporciones	48
4.3 Mercados no-binarios	50
4.4 Conclusiones para mercados estáticos	50
5 Casos Dinámicos	53
5.1 Mercados financieros con aprendizaje	54
5.1.1 Factores que afectan el aprendizaje	57
5.2 Mercados con choques	60
5.3 Conclusiones para mercados dinámicos	64
6 Conclusiones	65
Bibliografía	68

Lista de Figuras

2.1	Línea de tiempo mostrando las tendencias generales y críticas hacia la eficiencia desde 1900.	15
2.2	El mercado como un procesador de señales. Un conjunto de <i>órdenes</i> (compra y venta) entran al mercado, son procesadas y convertidas en riqueza o bien en pérdidas.	20
2.3	Representación gráfica de la ineficiencia de acuerdo con la función de distribución de la riqueza. En un mercado eficiente, la distribución no sufre grandes cambios al paso del tiempo. En cambio, para un mercado ineficiente la distribución, inicialmente unimodal, se transforma en una multimodal.	22
4.1	Gráfica de la ineficiencia total en un mercado eficiente compuesto por agentes ruidosos (es decir, agentes sin sesgo con $d = 0$). Se nota que, fuera de un movimiento volátil para tiempos iniciales, la ineficiencia sigue un camino aleatorio acotado por más y menos dos.	39
4.2	Distribución de riqueza en un mercado homogéneo compuesto por agentes ruidosos (<i>noise traders</i> o no informados) tras 3001 ticks de simulación.	40
4.3	Distribución de riqueza en un mercado homogéneo compuesto por agentes con una fuerte tendencia a la compra ($d = 0.8$) tras 3001 ticks de simulación.	40
4.4	Un mercado ineficiente a $t = 101$. Se nota que la distribución, inicialmente unimodal, comienza a partirse.	43
4.5	Un mercado ineficiente a $t = 3001$. Se nota que la distribución ya se ha dividido en dos secciones claramente independientes.	43
4.6	Ineficiencia como función del tiempo en mercados con poco sesgo. 50 indica agentes de liquidez, en tanto 55, 54, 53, 52 y 51 indican valores para d de 0.55, 0.54, 0.53, 0.52 y 0.51, respectivamente.	45

4.7	Ineficiencia en mercados binarios con sesgos de $d = 0.5$ (mercados eficientes) hasta $d = 0.95$. Todos los datos son promedios sobre 10 experimentos.	45
4.8	Ineficiencia como función del tiempo y de la distancia entre estrategias para mercados binarios con offset en $d_\mu = 0.75$	46
4.9	Ineficiencia total en función del offset para una distancia entre estrategias fija de 0.03	47
4.10	Corte de la figura 4.8 a $t = 8101$	47
4.11	Ineficiencia como función de la distancia entre estrategias promedio ($\sum_{i=1}^N N_i d_i / N$) y del número promedio de operaciones por tick (liquidez) para un conjunto de 500 mercados aleatorios con 2 a 5 estrategias. Todos los mercados son equipartidos.	48
4.12	La figura superior muestra la ineficiencia al tiempo $t = 3000$ para un mercado binario con agentes no informados e informados para diferentes proporciones de los mismos. Cada curva corresponde a un sesgo distinto. La figura inferior presenta la proporción en la que se logra el máximo como función del sesgo de los agentes informados.	49
4.13	Ineficiencia como función del tiempo y del número de estrategias en un mercado acotado por $d_m = 0.0$ y $d_M = 0.6$. En cada experimento se mantuvo constante el número de integrantes del mercado. Los resultados provienen de un promedio sobre 100 simulaciones con sesgos seleccionados de forma aleatoria.	51
5.1	Mercado ineficiente con agentes adaptivos al comienzo de la simulación.	55
5.2	Mercado ineficiente con agentes adaptivos tras su revisión de estrategia. Un grupo de agentes se comienza a desprender del grupo de la izquierda (agentes de liquidez).	56
5.3	Mercado ineficiente con agentes adaptivos tras su revisión de estrategia. Se nota que un grupo de agentes claramente se ha desprendido de los agentes de liquidez.	57
5.4	Efecto del aprendizaje en un mercado binario. En esta simulación se compara la ineficiencia de un mercado binario con 120 agentes, ninguno de ellos adaptativo, contra la de un mercado con las mismas condiciones iniciales que el anterior, solo que con la inclusión de agentes adaptivos. La figura a) muestra la evolución de la ineficiencia del sistema, en tanto que la figura b) muestra la diferencia entre las dos simulaciones (promedios sobre 10 realizaciones, en cada caso).	58
5.5	Posibles cambios en la ineficiencia de un sistema como resultado de procesos de aprendizaje.	59
5.6	Número de agentes adaptivos que aprenden la estrategia correcta como función del tiempo y de el sesgo de los no informados.	60

5.7	Simulación de un mercado con choques en el cual la memoria de los agentes es menor que el periodo de cada choque (50 días)	63
5.8	Simulación de un mercado con shocks en el cual la memoria de los agentes adaptivos mayor que el periodo de cada choque (50 días). En este caso, los agentes toman en consideración datos desde el inicio de la simulación.	63

Agradecimientos

Agradezco a todos los que han sido una parte importante de mi vida universitaria y que con ello han enriquecido cada uno de mis pensamientos a lo largo de los últimos años. Agradezco en particular a Christopher Stephens y José Luis Gordillo por su apoyo y paciencia constante; a los profesores que me mostraron el universo en un pizarrón sin quitar los pies de la tierra; a Ana María Cetto y mis amigos de Pugwash por haberme mostrado el lado humano de la ciencia; a mi familia y amigos de antaño, por su soporte incondicional; y a mis sinodales, la Dra. Katya Rodríguez Vázquez, el Dr. Octavio Miramontes Vidal y el Dr. Marco Antonio Martínez Negrete, por haber aceptado la tarea de revisar este documento. Agradezco también a la Dirección General de Asuntos del Personal Académico que apoyó mi trabajo de tesis por medio de la beca IN100201.

Capítulo 1

Introducción

Esta tesis investiga algunos aspectos de un sistema físico que, ante los cánones tradicionales, es bastante heterodoxo. En particular, analizaremos un mercado financiero artificial – es decir, un programa computacional que modela algunos de los procesos y estructuras observadas en mercados financieros del mundo real – desarrollado por Christopher Stephens, del Instituto de Ciencias Nucleares, y José Luis Gordillo, de la Dirección General de Servicios de Cómputo Académico de la UNAM.

Debido a la naturaleza de este análisis, será necesario recurrir a una metodología interdisciplinaria pues nuestro objeto de estudio requiere del uso de conceptos provenientes tanto de las ciencias sociales como de las ciencias naturales. En este sentido, mezclaremos dos formalismos distintos – el de la economía y el de la física – que tienen características distintas, aunque no necesariamente excluyentes.

La convergencia de la física y la economía no es, sin embargo, un fenómeno nuevo, mucho menos algo que se limita a este escrito. Desde el siglo XIX existían ya traslapes entre las dos comunidades – la de físicos y la de economistas – que resultaron en distintas perspectivas y en el desarrollo de profundos debates sobre la naturaleza de los fenómenos económicos. Por ejemplo, durante la llamada revolución marginalista que dio origen a la economía neoclásica contemporánea, William Stanley Jevons, Leon Walras y Alfred Marshall se valieron de algunas herramientas conceptuales de la mecánica clásica para dar explicación a los fenómenos económicos [Mirowski, 1989]. La argumentación y lógica física también es notable en los trabajos de Paul Samuelson, quien además de ser uno de los personajes centrales de la economía del siglo XX, era un conocedor de la historia, filosofía y metodología de la física. También destaca por su contribución Nicholas Georgescu-Roegen, quien en la década de 1970 utilizó

razonamientos termodinámicos para explicar fenómenos de explotación de recursos y, por tanto, de características físicas de la economía.

En tiempos recientes, la física ha encontrado un nicho particularmente atractivo en el estudio de los sistemas financieros, con ello adentrándose aún más en el terreno económico. No obstante, y a diferencia de convergencias anteriores en las que el intercambio de ideas era más bien indirecto, ésta excursión se ha caracterizado por una participación directa de los físicos en la construcción de nuevas teorías sobre los sistemas financieros. Por ejemplo, y a raíz de la expansión del mercado de servicios financieros (que hoy en día ocupan a centenas de millares de personas, ya sea como administradores, analistas, intermediarios, y operadores, y que a través del mercado de moviliza más de 7.1 billones de dólares al día), existe una demanda constante por personal altamente capacitado en matemáticas que además sea capaz de aplicar sus conocimientos a problemas del mundo real. En particular, los físicos han mostrado un gran potencial para dar el salto a las finanzas pues no solo manejan matemáticas relativamente avanzadas, sino que tienen también la facilidad de ligarlas con comportamientos observados en su alrededor. Así, universidades tales como la de Chicago, Purdue, Warwick y Toronto tienen ya programas de especialización que permiten a los físicos entrenarse en matemáticas financieras para posteriormente entrar a trabajar en el mundo de los servicios financieros.

Pero más allá de estas fuerzas económicas, desde hace muchos años los físicos han encontrado en los sistemas financieros un objeto de estudio sumamente atractivo. Destacados investigadores como Benoit Mandelbrot (quien en realidad es matemático aunque con importantes aportes en física matemática) y Eugene Stanley (autor de un libro clásico de termodinámica sobre transiciones de fase y puntos críticos), han trabajado constantemente en temas que a primera vista parecerían ser exclusivos de finanzas. A ellos se les unen otros centenares de físicos que ven en los mercados financieros comportamientos que asemejan desde los de gases ideales hasta los de cristales de Ising; unos aplican la mecánica estadística, en tanto otros siguen métodos provenientes de la electrodinámica clásica; y, en todos los casos, buscan dar una explicación a los patrones complejos observados en los sistemas financieros.

Aunque hoy en día se haga patente, el impacto de los físicos en las finanzas se ha hecho sentir desde hace décadas. Por ejemplo, el trabajo de Mandelbrot sobre la distribución de probabilidad de la variación del precio se convirtió rápidamente en un clásico. Asimismo, una de las fórmulas más ampliamente usadas en finanzas (la Black-Scholes) fue desarrollada conjuntamente por un físico (Fisher Black) y un

economista (Myron Scholes).

Sin embargo, muchas de las aportaciones que ha dado la física a la economía y, en particular, a las finanzas permanecen constreñidas a un paradigma dominante – el neoclásico, asociado a un modelo de formación de expectativas racionales – que en la opinión de muchos autores resulta insuficiente para dar explicación a los fenómenos observados en sistemas económicos reales.

En este sentido, y como lo ha mencionado Brian Arthur, la perspectiva que resulta natural para entender los procesos económicos es la de los sistemas complejos, que bien sabemos surgió al interior de la física para dar sentido a fenómenos que no podían ser explicados con las técnicas clásicas. Para Arthur, los sistemas complejos – que, a diferencia de los sistemas no complejos, presentan fenómenos de emergencia, procesos autoorganización, innovación, cooperación, retroalimentación, y ocurren generalmente bajo un marco evolutivo – surgen naturalmente en la economía [Arthur, 1999].

“Los agentes económicos, sean bancos, consumidores, firmas, o inversionistas, continuamente ajustan sus movimientos de mercado, decisiones de compra, precios, y predicciones para las situaciones que estos mismos movimientos de mercado, decisiones, precios y predicciones generan. Pero a diferencia de los cristales de espines que siempre reaccionan de manera sencilla al campo magnético local, los ‘elementos’ económicos – seres humanos – reaccionan con estrategias y predicciones basadas en considerar los resultados que pueden desprenderse de los distintos comportamientos que podrían presentar. Esto agrega un grado de complicación a la economía que no es experimentado en las ciencias naturales.”

No obstante la distinción de Arthur, la experiencia de trabajo desarrollada a lo largo de la historia de la física – y en especial del estudio de los sistemas complejos – sirve como un punto de partida valiosísimo en la transición de la vieja economía de expectativas racionales a la posiblemente nueva teoría económica basada en el paradigma no reduccionista de los sistemas complejos. En este sentido, el presente es un intento por proveer a la economía de una herramienta más precisa, inspirada en la estructura lógica y metodológica de la física, con la cual se puede analizar el comportamiento de los mercados financieros, fuera del paradigma económico imperante.

1.1 Algunas implicaciones de este estudio

En principio, el objetivo de este trabajo es describir la naturaleza de una medida estadística del comportamiento de un mercado financiero – la Matriz de Ineficiencia,

descrita en la siguiente sección – la cual no depende de las hipótesis de las que se valen las teorías económicas ortodoxas. Como veremos más adelante, el análisis de los mercados financieros – y en particular del tema de la *eficiencia*, descrita en los siguientes capítulos – depende de muchos supuestos que son, a los ojos de un físico, dispensables si usamos las herramientas adecuadas. Adicionalmente, con este trabajo, y al eliminar hipótesis inadecuadas, esperaríamos tener una descripción más equilibrada de la naturaleza de los mercados financieros, tal que permita términos como *complejidad*, *evolución* y *aprendizaje*. En otras palabras, esperaríamos recurrir a menos hipótesis sobre el comportamiento humano que las utilizadas en la teoría estándar de mercados financieros y con ello dar pauta para entender algunos de los fenómenos complejos observados en sistemas financieros reales.

Con esto en mente, la estructura de este documento puede ser descompuesta en dos partes. Una primera, "Antecedentes y Modelo", que describe tanto algunas ideas de cómo operan los mercados financieros así como la estructura del mercado financiero artificial del cual se obtuvieron los datos. En el segundo capítulo, "Los mercados financieros como sistemas complejos" veremos con más cuidado la forma en la que el paradigma de los sistemas complejos se ajusta con mayor facilidad al estudio de los mercados financieros que el viejo esquema de las expectativas racionales. También recorreremos algunas ideas nuevas para el análisis de mercados financieros desde la perspectiva de la riqueza de los agentes del sistema. En particular, mostraremos la construcción de una medida para determinar el grado de ineficiencia en la distribución de riqueza entre los agentes del mercado. En el tercer capítulo describiremos las partes y la dinámica general del modelo computacional utilizado en esta tesis—el NNCP, por sus siglas en inglés, Neural Networks and Chaos Prediction, desarrollado en la Universidad Nacional Autónoma de México por Christopher Stephens y José Luis Gordillo y que tiene el propósito de mostrar los efectos de distintas organizaciones de mercado en el comportamiento de "observables" tales como el precio, la volatilidad, y la distribución de ganancias. Esta parte corresponde a la metodología de esta investigación pues todos los datos utilizados provienen de simulaciones sucesivas del NNCP. En los capítulos 4 y 5 veremos los resultados de un conjunto de simulaciones realizadas con el NNCP. El primero de estos capítulos analiza los casos en los que la estructura informacional del sistema es estática, teniendo así un conjunto de agentes con expectativas fijas a lo largo del tiempo. Por otro lado, el capítulo 5 se aventura en las simulaciones que presentan una estructura informacional dinámica en la cual las expectativas de los agentes cambian conforme pasa el tiempo.

Parte I

Antecedentes y Modelo

Capítulo 2

Los Mercados Financieros como Sistemas Complejos

2.1 Física e interdisciplina

La física es reconocida por muchos filósofos como un conocimiento prototípico en el sentido de que es la disciplina que más se ajusta a los cánones epistemológicos que separan a lo científico de lo no científico [Newton-Smith, 1981]. Siguiendo esta línea de pensamiento, también podemos aseverar que es la disciplina más flexible de entre todas las ciencias exactas. Un recuento rápido de los premios Nobel de las últimas décadas nos permite ver que en todas las áreas (claramente exceptuando literatura) existe cuando menos un físico laureado. El contrario es menos común, aunque no necesariamente imposible.

En años recientes la física ha mostrado de forma especialmente clara su gran flexibilidad. En tanto que el conjunto de las ciencias exactas experimenta un auge de interdisciplinariedad, la multiplicación de proyectos que requieren de un conocimiento altamente matematizado de la naturaleza ha llevado a muchos investigadores a recurrir a la física para encontrar soluciones a problemas inmediatos. Tal es el caso de la biotecnología, en donde la convergencia entre físicos y genetistas ha permitido avances importantes en términos de la comprensión del comportamiento de los sistemas genéticos.

Sin embargo el intercambio tanto de métodos como de conceptos no ha sido unidireccional. La física ha aprendido tanto o más con este tipo de proyectos de lo que los otros campos de conocimiento lo han hecho. La forma en la que se hace biología o

química no ha cambiado radicalmente a raíz de estas investigaciones: el Dogma Central (basado en el ADN y el código genético de tres nucleótidos) sigue siendo pieza central de la genética, en tanto que grandes teorías como la de la evolución no se han visto tangiblemente modificadas por el uso de ideas físicas. En contraste, la física ha ampliado su campo de estudio de sistemas típicamente sencillos a sistemas más difíciles de explorar. La interacción con otras materias ha traído, en muchos sentidos, un mundo nuevo y más colorido por entender, llevando así a una nueva área y un nuevo reto, el estudio de los *sistemas complejos*.

Cabe hacer un breve paréntesis pues comprender el término *sistemas complejos* requiere de una definición previa adecuada de lo que constituye "lo complejo." La física ha tratado desde sus inicios con sistemas sumamente complicados aunque en muchos sentidos baste sencillos. De una u otra forma, la "complicadez" de algo no ha limitado la posibilidad de su estudio, como lo muestra el desarrollo de la teoría cinética en el siglo XIX y de la mecánica cuántica desde principios del siglo XX. Lo complicado no es en realidad más que una forma de catalogar sistemas definidos por muchas componentes que hacen de los cálculos una tarea interminable. Por ejemplo, al estar determinado por un gran número de parámetros microscópicos (un número que típicamente es del orden del de Avogadro), un gas es un sistema sumamente complicado; los cálculos necesarios para encontrar su evolución precisa son, en el mejor de los casos, descomunales; y sin embargo, estudiar el comportamiento estadístico de este tipo de sistemas es algo relativamente inmediato, ya sea a través de la mecánica estadística o bien de la termodinámica clásica. Los físicos son, como es claro con una revisión breve de un libro de texto estándar, artesanos de la aproximación, pues convierten algo sumamente complicado (un billón de billones de parámetros correspondientes a los momentos y posiciones de las partículas de un gas) en algo sumamente manejable (temperatura, presión, volumen, densidad y energía interna). Lo complejo es, sin embargo, una categoría totalmente distinta. Lo complejo se presta al estudio de la dinámica, de las interacciones entre los elementos, del cambio constante en estructura y comportamiento, de las relaciones no triviales que existen entre las variables microscópicas y el comportamiento macroscópico.

En este sentido, los sistemas complejos presentan desafíos en diferentes niveles y a muchas escalas. En principio, son sistemas que escapan la metodología tradicional de nuestra disciplina ya que no pueden ser estudiados desde una perspectiva clásica y reduccionista. Por ejemplo, y partiendo de que la física se basa en un conjunto de aproximaciones heurísticas (como es, por ejemplo, la navaja de Ockham, o la idea

galileana de que “el libro de la naturaleza está escrito en el lenguaje de las matemáticas”), sistemas sociales, culturales, lingüísticos, económicos y similares no pueden ser explicados en términos físicos convencionales con la misma facilidad que, digamos, un gas ideal. Segundo, en muchos casos el estudio de estos sistemas no se puede hacer dentro del formalismo existente, ya sea por dificultades operacionales (se tienen demasiados parámetros que hacen irresoluble el problema), o simplemente porque no es posible describirlo a través de, por ejemplo, un conjunto unívocamente definido de ecuaciones diferenciales. En general, los sistemas complejos son un reto que nos exige desarrollar nuevos conceptos y caminos para entender su comportamiento.

2.1.1 ¿Qué es un sistema complejo?

La idea de lo que es un sistema complejo existe en mayor o menor grado en la mente de casi todo físico pues se trata de un concepto que se desarrolla a través de la experiencia y que difícilmente puede ser codificado sin pérdida de significado. Sin embargo, por razones de consistencia, es necesario tratar de dar una definición, a pesar de la vaguedad en la que se pueda incurrir.

Debido a su carácter, existen tantas definiciones de lo que constituye un sistema complejo como investigadores en física. Por ejemplo, [Johnson et al. 2003, Pg. 3] dan una descripción bastante certera de la naturaleza general de un sistema complejo al describirlo como una entidad caracterizada por:

1. *Retroalimentación.* La naturaleza de la retroalimentación puede variar con el tiempo y también puede cambiar en magnitud e importancia. Puede operar a niveles tanto macroscópicos como microscópicos, o en ambos.
2. *No-estacionarios.* La estadística asociada a la dinámica global del sistema no puede asumirse como estacionaria. Por ello no es inmediato asumir que la dinámica del sistema puede ser hallada en el pasado del sistema.
3. *Muchos agentes interactuantes.* El sistema está compuesto por muchos participantes que responden de distintas formas a su entorno. Nótese que la existencia de muchos agentes interactuantes no es necesariamente equivalente a tener un gran número de grados de libertad. Un gas ideal es en sí un sistema con un número enorme de grados de libertad, aunque resulta un sistema sumamente simple y sin comportamientos complejos (sin transiciones de fase, por ejemplo).

La complejidad se debe a la interacción más que a la existencia de un gran número de elementos en el sistema.

4. *Adaptación y Evolución.* La población de agentes evoluciona con el paso del tiempo a través de sus interacciones mutuas así como sus interacciones con el medio ambiente.
5. *Sistemas abiertos.* El sistema se halla acoplado al medio ambiente y por ello es difícil distinguir la influencias exógenas de las endógenas.

Por otro lado, [Anderson, 1994] describe a los sistemas complejos como entidades que surgen de la *emergencia*, donde por éste término se entiende a comportamientos que aunque no contradicen los fundamentos microscópicos del sistema, tampoco son su consecuencia lógica. Giorgio Parisi ofrece otra perspectiva, al considerar que un sistema es complejo "cuando su comportamiento depende crucialmente de sus detalles [...] En otras palabras, el comportamiento de un sistema puede ser extremadamente sensible a la forma de las ecuaciones de movimiento y una pequeña variación de las ecuaciones de movimiento lleva a una gran variación en el comportamiento del sistema" [Parisi, 2002, pg. 6]¹.

2.2 Los sistemas económicos como sistemas complejos

En la ola de estudios sobre sistemas complejos destacan por su volumen y rapidez de crecimiento los que tratan fenómenos económicos desde una perspectiva física. En realidad, el estudio de la economía desde las ciencias exactas no es nada nuevo. Los economistas ya han recurrido en innumerables ocasiones a las ideas y metodologías de la física. Por ejemplo, una de las teorías más socorridas en economía, basada en la maximización de una función de utilidad, fue el producto de la apropiación de las metáforas y visiones de la mecánica hamiltoniana [Mirowski, 1989]. William Stanley Jevons, padre intelectual de la llamada *revolución marginalista*, se refirió a

¹Regresando a ejemplos anteriores, cambiar marginalmente la dirección de una partícula cualquiera en un gas ideal no modifica sustancialmente el comportamiento del sistema. En cambio, pequeñas modificaciones en una sociedad o en un sistema ecológico pueden tener, a largo plazo, consecuencias insospechadas.

la metodología de la física para construir una economía matemática². Y desde las ideas de Malthus sobre la naturaleza del crecimiento demográfico y de la producción de bienes [Malthus, 1993 [1793]], física, matemáticas y economía han estado fuertemente ligadas³.

El caso de las finanzas es especialmente revelador. En un principio, este campo de estudio era menospreciado por los economicistas tradicionales pues se asociaba a los mercados financieros con juegos de azar. Esto ocasionó que muchos de los primeros estudios sobre finanzas fueran realizados por no-economistas, desde físicos, hasta matemáticos e ingenieros. Sin embargo, y como lo relata Donald MacKenzie, esto habría de cambiar con el paso del tiempo, llevando a la economía financiera a convertirse en una de los elementos más robustos y aceptados de la teoría económica moderna [MacKenzie, 2001].

En particular, los mercados financieros presentan cualidades especialmente atractivas en términos teóricos. Ante todo, son los más físicos de todos los sistemas económicos pues las componentes del sistema se hallan bien delimitadas y regidas por reglas microscópicas claramente especificadas (es decir, las reglas de compra y venta en un mercado financiero típico). Los mercados financieros son, en este sentido (e ignorando sistemas imaginarios como economías *a la* Robinson Crusoe) los sistemas económicos más simples de la actualidad, razón por la cual la teoría clásica no los ha etiquetado ni como complejos ni como complicados. Esta sencillez no radica en el comportamiento macroscópico del sistema, el cual puede ser sumamente rico y variado, sino más bien en las reglas básicas de interacción entre los agentes que, aunque no tienen un carácter absolutamente universal (como las leyes que rigen a los átomos en un gas), son expresables en términos de algoritmos simples. Además de esta propiedad, los mercados financieros son fuente de grandes cantidades de datos que sirven como un registro casi instantáneo de la evolución de muchos de los parámetros

²Un ejemplo más claro de la relación entre la física y la economía lo da [Shackle, 1972]. Refiriéndose a los planteamientos sobre la naturaleza del hombre según la economía ortodoxa, Shackle dice: "la teoría económica, durante 200 años, tomó cada vez más como modelo a la ciencia de la creación inanimada; a la mecánica celeste, por lo que toca a su concepción en gran escala, y al experimento aislable, modificable, por lo que respecta a la escala pequeña. El producto final de esto fue la concepción neoclásica del equilibrio general, el sistema económico plenamente ajustado a un conjunto subyacente de conocimientos pertinentes completos".

³La relación entre estas tres disciplinas no ha sido, sin embargo, enteramente igualitaria. De una u otra forma, los economistas han buscado emular el método de trabajo de las ciencias (entendiendo por *ciencia* primordialmente a la física), aunque en pocas veces éstas han retomado temas o metodologías de la economía. Aún hoy en día persisten las discusiones de si se puede o no generar una economía más científica. Para un ejemplo ilustrativo vea [Pardo-Guerra, 2004] y referencias ahí contenidas.

del sistema, desde el precio de las acciones, la cantidad de operaciones realizadas entre los inversionistas, hasta detalles particulares de las operaciones. En otras palabras, a pesar de su complejidad física (debido a que hay gran número de interacciones fuertes, sujetas a factores exógenos, con reglas de operación que evolucionan), los mercados financieros son entidades que permiten su estudio y su contrastación empírica pues resultan ser estructuras económicamente sencillas.

Desde una perspectiva ortodoxa, los mercados financieros deben considerarse sistemas económicamente simples: están sujetos a unas cuantas reglas básicas de operación, sus agentes cumplen axiomas de comportamiento bien definidos, y presentan "equilibrios económicos" únicos; a lo más, son sistemas complicados, en términos de el número de variables que intervienen en su dinámica. No obstante, esta perspectiva se perfila como uno de los problemas más importantes de la economía ortodoxa pues, en opinión de los sectores involucrados en el estudio de sistemas complejos y *economías no-convencionales*, su apego a conceptos que sirven para aproximar y estudiar a los sistemas económicos no es realistas ni mucho menos generalizable. Se ha argumentado *ad nauseam* (claro, sin ser escuchado y comprendido a cabalidad) que en esta aproximación reduccionista, gran parte de la diversidad de los sistemas económicos se desvanece, generando así una brecha entre la economía ortodoxa (que no concibe el término *complejidad*) y los estudios en sistemas complejos (que parten de que todo puede ser visto en términos de cuan complejo es) que es, hasta ahora, difícil de cerrar.

Afortunadamente, el giro del estudio de los mercados financieros desde la perspectiva clásica hacia la de los sistemas complejos no es algo que se limita sólo al trabajo de físicos. Michael Mauboussin, analista de Credit Suisse-First Boston, compara el cambio de la teoría clásica de capital a la de sistemas adaptativos complejos a nada menos que la Revolución Copernicana [Mauboussin, 1997]. Y con la incorporación de cada vez más no-economistas en las filas de los grupos de investigación en economía financiera, aunado al surgimiento de grupos que abogan por una nueva forma de hacer economía⁴, no sería del todo raro ver en los próximos años que más que un giro, estemos viviendo una verdadera revolución en la forma de analizar los mercados financieros. Pero, de realmente existir esta revolución, ¿qué se ganará con un "cambio de paradigma"? ¿De qué teoría está partiendo y hacia dónde se pretende llegar? Y en este contexto, ¿qué puede aportar la física a esta transición?

⁴Por ejemplo, el Movimiento de Economía Post-Autista, originado en Francia, el cual considera que las teorías económicas existentes deben ser reformadas no sólo en contenido, sino también en la forma de enseñarse.

2.3 La teoría clásica de mercados financieros

Antes de dar una visión general de la teoría clásica de mercados financieros es necesario entender a qué nos referimos por éstos sistemas.

Un mercado financiero es un sistema en el que existe un cierto número de *agentes* que compran y venden *bienes* a lo largo del tiempo. En casi todos los casos, el objetivo es el mismo: hacer dinero por arriba del generado por recursos "seguros", como cuentas bancarias que reditúan lo mismo que la tasa de interés del banco central.

En los mercados financieros los mecanismos de compra y venta están determinados de antemano y dependen del tipo de subasta por medio de la cual se rigen. Por ejemplo, una subasta inglesa incrementa el precio de un bien hasta que ya no existe mas que una oferta (como se suele practicar en subastas de arte). En contraste, una subasta entre mejores (que es un tipo de subasta doble) toma todas las ofertas del mercado e iguala la mejor compra con la mejor venta, en lo que se puede considerar como un algoritmo recursivo que busca "limpiar" el mercado. La forma de intercambiar bienes también depende de la naturaleza de los mismos. Una acción de *Teléfonos de México* no se vende en la misma forma que un contrato a futuro de naranjas. Hay una larga taxonomía de bienes y herramientas financieras, las cuales constriñen la posible dinámica del mercado⁵. Los agentes determinan, en este sentido, la parte faltante de la dinámica. De acuerdo a la clasificación de [Johnson et al. 2003], existen dos categorías de agentes: los que proveen servicios (por ejemplo, subastadores, reguladores, corredores) y los que consumen estos servicios (personas, bancos, firmas de inversión, casas de cambio). Cada uno de estos grupos puede presentar una riqueza inmensa de comportamientos, por lo cual definirlos con precisión resulta una tarea titánica. En general, como en este trabajo nos hemos enfocado en un solo tipo de agentes, resulta inconveniente enumerar las distintas variantes de compradores, vendedores y proveedores en un mercado típico.

Existen otras características de los mercados financieros, las cuales resultan importantes para entender y rastrear su dinámica. Las observables más usuales en estos sistemas son, en primera instancia, el precio de mercado de las acciones, y en segunda instancia los volúmenes de operación con sus direcciones respectivas (es decir, si son de compra o de venta). También es posible observar las posturas de compra o venta de muchos agentes individuales a lo largo del tiempo. Sin embargo, el parámetro principal es por cuestiones prácticas el precio de las acciones, el cual es una canti-

⁵Una descripción más amplia de estas se encuentra en [Voit, 2001]

dad dinámica que sirve de estimador para el valor de cada una de ellas. De cierta manera, los precios se presentan como un agregado que refleja no tanto la dinámica de un agente en particular, sino el comportamiento colectivo de los integrantes del mercado que intercambian bienes. Su variación se debe a muchos factores y términos (podríamos pensar, por ejemplo, en una ley de *oferta y demanda*), aunque todos ellos guardan una estrecha relación con la estructura y el funcionamiento del sistema (es decir, para afectar a los precios primero debemos afectar a algún elemento del mercado; ello hace de los precios un buen descriptor de la dinámica del sistema). Por otro lado, los volúmenes de operación nos reflejan la disponibilidad global de los agentes por intercambiar acciones. Una parte importante de la teoría clásica se refiere a la cantidad de operaciones que los agentes realizan en promedio, al grado de que algunos cuestionamientos del paradigma clásico se han construido utilizando la volatilidad real como contraargumento (Para una discusión vea [Shiller, 1981]). La volatilidad es una observable macroscópica del sistema (que, por cierto, algunos han ligado con el concepto de "temperatura" [Kozuki, Fuchikami. 2002]) cuya naturaleza e importancia en la toma de decisiones no permite despreciarla.

2.3.1 La teoría clásica

La teoría clásica de mercados financieros surgió, como otras tantas teorías económicas, a la par de muchos conceptos equivalentes de la física. Aunque ya Friedrich Gauss había hecho algunas exploraciones de los mercados de valores, fue hasta 1900 que Louis Bachelier logró articular la primera teoría matemática sobre el comportamiento de estos sistemas.

La teoría de Bachelier es, históricamente, una de las primeras aproximaciones al estudio de los procesos estocásticos. En su tesis doctoral, *Théorie de la Spéculation*, Bachelier plantea a las variables de los mercados financieros (sobre todo al precio de las acciones) como caminatas aleatorias, en gran medida anticipándose a los trabajos de Einstein sobre movimiento browniano. Para llegar a este resultado, Bachelier recurrió a cuatro hipótesis sobre el comportamiento del sistema, las cuales perduran aún en mucha de la literatura sobre mercados en la forma de la hipótesis de la eficiencia de mercado. Específicamente, Bachelier postula que "en cualquier momento dado, el mercado no *cree* ni en el incremento ni en la caída de los precios". En particular, esta idea que ahora constituye la hipótesis de mercados "eficientes y completos" sostiene que [Voit, 2001]:

- Los cambios sucesivos en los precios son estadísticamente independientes (i.e., no existe una correlación en la serie de tiempo de los precios que nos permita determinar el precio en el futuro).
- En un mercado perfecto, toda la información del pasado y del presente está completamente reflejada en los precios.
- De existir información explotable, las ganancias producidas por esta explotación son menores a los gastos incurridos en llevarla a cabo debido o a gastos de obtención de la información o bien a gastos derivados de costos de transacción.

Partiendo de estas hipótesis, un modelo discreto de cambios de precio estaría formado por la agregación de tres eventos excluyentes (compra, venta y mantenerse sin cambio), cada uno de los cuales ocurre con una cierta probabilidad (c , v y n). Tomando en cuenta que todas las probabilidades son trinomiales, la distribución resultante de cambios en el precio será también una trinomial, la cual para grandes cantidades de datos tiende a una gaussiana.

La teoría de Bachelier no se vio sustancialmente modificada en lo que restó del siglo XX. Hacia la década de los 50s, M.F Osborne—quien era físico, de formación—mejoró las aportaciones de Bachelier al modelar los mercados como procesos estrictamente brownianos, es decir, al especificar una familia de caminatas aleatorias menos amplia que las de Bachelier. Esto sucedió casi a la par de la cimentación de la teoría moderna de mercados financieros, en gran medida recopilada por Eugene Fama en un artículo de 1965. Posteriormente, Fama y French dieron una explicación simple para las estructuras observadas en las series de precios, las cuales consisten, según el modelo, en caminatas aleatorias con sesgo variable, el cual depende de un sinnúmero de factores exógenos (desde la tasa de interés, hasta sesgos en el comportamiento de los agentes del sistema) [Fama & French, 1988]. Fue así como los mercados se transformaron en sistemas aleatorios relativamente sencillos, perdiendo con ello una riqueza conductual abismal.

2.3.2 La Hipótesis de Mercados Eficientes

La postura de Fama—y en general, de los economistas tradicionales que se dedican a finanzas—se concreta en un concepto ampliamente difundido entre la comunidad de estudiosos de los mercados financieros llamado la hipótesis de mercados eficientes (HME). La HME es una consecuencia histórica de los desarrollos de Bachelier sobre

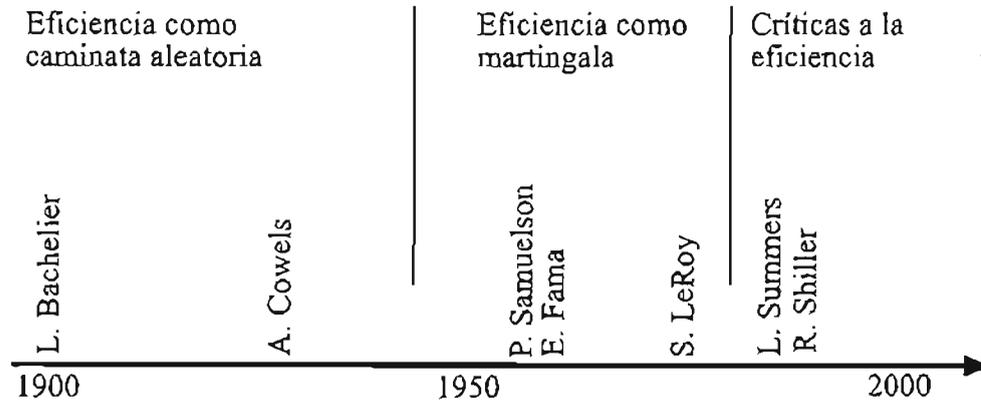


Figura 2.1: Línea de tiempo mostrando las tendencias generales y críticas hacia la eficiencia desde 1900.

el comportamiento de los precios de bienes en un mercado, cuyo refuerzo empírico comenzó con las investigaciones de Alfred Cowles en los 1930s [Cowles, 1944] así como con las aportaciones formales de Paul Samuelson hacia los 1960s. Desde esos días el espíritu de la HME ha dominado en distintas medidas el campo de las finanzas académicas desde hace más de un siglo, convirtiéndose en uno de los paradigmas más fuertes en la teoría económica moderna.

Aunque el concepto central de la eficiencia de mercado lo podemos encontrar desde los trabajos de Bachelier, fue Samuelson en 1965 quien le dió un significado formal. Para Samuelson, "en un mercado competitivo [eficiente] existe un comprador para cada vendedor. Si pudiésemos estar seguros de que el precio va a subir, ya lo hubiera hecho." Con ello, Samuelson postuló un modelo en el cual el mercado no tiene sesgos, sentando así gran parte del cuerpo formal de la HME que posteriormente sería consolidado por Eugene Fama en su artículo de 1965 y por Stephen LeRoy en la década de los 1970s [Dimson, Mussavian, 1998].

Para entender la importancia y relativa utilidad de la HME basta con visualizar su estructura lógica, la cual consta de dos partes. Se tiene en primer instancia un modelo de formación de precios que es en esencia una hipótesis de cómo las acciones de los agentes del mercado se agregan para definir un precio. La economía neoclásica realiza esto a través de funciones de oferta y demanda y de referencias a "equilibrios", que son puntos en los se determina un precio de mercado 'único'. En el caso de la cita de Samuelson, esto corresponde a su "mercado competitivo", definido como aquel en el que se tienen simultáneamente, y entre todos los agentes, maximización

de ganancias, maximización de utilidades y funciones de demanda igual a las de oferta [Mas-Colell et al, 1995]. En segundo lugar, la HME requiere de un modelo de procesamiento de información, el cual explica cómo los agentes del mercado reaccionan ante distintos tipos de información. Típicamente, se presupone que los inversionistas en un mercado son agentes que maximizan su utilidad y se rigen por los postulados de comportamiento básicos de la teoría microeconómica clásica. En este sentido, son agentes con preferencias estrictamente racionales (que, de alguna forma, corresponde al dicto de Samuelson de "Si pudiésemos estar seguros de que el precio va a subir, ya lo hubiera hecho").

Ahora bien, en términos del tipo de información que finalmente es transmitido al precio de una acción tras un proceso de agregación de las distintas ofertas y demandas se desprenden tres variantes de la HME. Estas son, según la literatura tradicional [Campbell et al. 1997]:

- La *eficiencia débil* es aquella en la que los precios tan solo reflejan la información sobre sus valores históricos así como de las utilidades de las acciones. En este caso resulta imposible predecir el futuro de la serie de tiempo del precio de una acción utilizando valores históricos, aunque admite la posibilidad de predecirla usando otras fuentes de información.
- La *eficiencia semi-fuerte* dicta que la información transmitida por los precios es en sí toda la información pública del sistema. Ello implica que es imposible predecir el precio futuro de la acción con informes que aparezcan en periódicos, internet, en la pizarra de la casa de valores o, en este sentido, en cualquier fuente de acceso público.
- La *eficiencia fuerte* implica que, además de la información pública, también la información privada se ve rápidamente reflejada en los precios del mercado. En este sentido, los mercados son totalmente impredecibles y nadie tiene ventaja sobre el ensamble.

Desde su formulación, las tres variantes de la HME han sido estudiadas ampliamente por economistas en todos los rincones del mundo. De hecho, se encuentran entre las teorías económicas más ampliamente documentadas desde un punto de vista empírico, teniendo tras de sí una cantidad enorme de métodos estadísticos para corroborar que, en efecto, se cumplen (vea, por ejemplo, [Campbell et al. 1997]).

Sin embargo, y debido a que cualquier HME consta de dos partes relativamente independientes, todos estos métodos están sujetos a una restricción esencial. Como lo indica Eugene Fama [Fama, 1991, p 1575], "la eficiencia de mercado *per se* no es demostrable. Debe de ser probada junto con algún modelo de equilibrio, un modelo de formación de precios [...] Solo podemos probar si la información se refleja propiamente en los precios en el contexto de un modelo que define el significado de 'lo propio'." Este problema (llamado de la *hipótesis conjunta*), no evita, empero, hacer pruebas y buscar alternativas metodológicas para determinar si un mercado es estrictamente eficiente o no.

2.4 La caída de la eficiencia

En tiempos recientes la eficiencia ha sido puesta en jaque. Las pruebas que buscan rechazar la eficiencia suelen estar dirigidas en tres direcciones que son más bien ataques hacia corolarios de la HME [Fama, 1991]. Las primeras son hacia la predictibilidad del sistema (por ejemplo, a determinar la existencia de efectos estacionales, o a ver si la información histórica sobre los precios es de alguna utilidad para determinar el futuro). Las segundas son estudios de eventos, los cuales buscan ver el cumplimiento de la eficiencia semi-fuerte a través del análisis de eventos particulares (como anuncios sobre una compañía específica) y su efecto sobre el precio. Por último, el tercer tipo de estudios se dirige a ver los efectos de información privada en los precios del mercado.

Aunque la HME no implica directamente que los mercados son impredecibles, algunos aspectos del modelo clásico de formación de precios permiten llegar a esta generalización. Estudios sobre las series de tiempo del precio de muchas acciones han demostrado que, en efecto, estas poseen estructuras informacionales no triviales que no pueden ser explicadas como desviaciones de una caminata aleatoria. Lawrence Summers mostró que, dado el modelo de formación de precios más conocido, la evidencia de que los mercados financieros son eficientes no es concluyente⁶. Adicionalmente, Robert Shiller [Shiller, 1981] mostró que puede darse el caso de que los mercados se comporten irracionalmente (es decir, se desvíen considerablemente

⁶"La ausencia de argumentos teóricos o empíricos convincentes en favor de la proposición de que las valuaciones de mercado son eficientes" escribe Summers, "es significativa considerando el número de tipos de evidencia que sugieren que los errores de valuación considerables son comunes en mercados especulativos" [Summers, 1986]

del comportamiento clásico) y generen a su vez una dinámica de precios aparentemente eficiente. Y, en otro nivel, un gran número de estudios sobre la "mecánica estadística" de los mercados de valores muestra que la distribución probabilística de las variaciones en el precio de una acción normal se desvían considerablemente de un proceso gaussiano y muestran colas largas mas bien consistentes con un vuelo de Lévy [Mantegna & Stanley, 2000]. Es decir, las series de tiempo de los precios son mucho más complejas que una simple caminata aleatoria. Y aún considerando modelos de formación de precios que no implican que la eficiencia se refleje en una caminata aleatoria en los precios, la evidencia empírica parece indicar que los mercados tienen desviaciones considerables de la eficiencia y que, en efecto y hasta cierto grado, podemos observar la *geometría* de las series de tiempo del precio para *predecir* su evolución, como lo han sostenido los analistas técnicos por hace ya varios años.

Empero, el problema que a nuestro juicio resulta central es que la forma de comprobar la eficiencia y, en efecto, su definición, no son operacionalmente consistentes. En primera instancia, la dotación informacional de un agente o la información de la que dispone es algo sumamente abstracto. No tenemos *informacionómetros* con los cuales podamos decir, en principio, si un individuo arbitrariamente seleccionado tiene más o menos información que el promedio de los participantes del mercado. Simplemente resulta imposible cuantificar con los métodos tradicionales algo tan abstracto, relativo y contextual como la información utilizada por una persona a la hora de tomar decisiones de relevancia económica.

Y aunque fuésemos capaces de medir y clasificar la información usada por los agentes, no tenemos modelos confiables de cómo utilizan esta información para generar decisiones. El modelo que ha permeado la teoría económica neoclásica supone que los agentes económicos buscan maximizar su utilidad (a grosso modo, sus ganancias o rendimientos), partiendo de que disponen de una cantidad suficiente de información sobre el sistema. Sin embargo, los estudios empíricos sobre firmas, mercados e individuos parecen mostrar que este camino racional no existe y que las decisiones se forjan de modos mucho más complejos de lo que supone la teoría clásica. Robert Shiller, junto con otros destacados economistas, lidera lo que ahora se llama "finanzas conductuales" (del inglés, *behavioral finance*), la cual dicta que son precisamente estos comportamientos no racionales los que le dan a los mercados financieros su gran diversidad de comportamientos.

Así, hoy en día, creer en la eficiencia se transforma en una especie de acto de fé. Si no podemos medir la información, resulta difícil definir los tipos de eficiencia (es decir,

de "información pública", "información privada" e "información histórica"), dejando mucho del debate en el reino poco claro del conocimiento tácito de los economistas y financieros. Por otro lado, si no tenemos modelos conductuales empíricamente adecuados y seguimos en el régimen de aceptarlos más por principios e ideologías que por evidencias concretas, siempre podremos salvar a la eficiencia de su perdición: al enfrentarnos a evidencias que rebatan la eficiencia de un sistema, basta construir un modelo conductual ligeramente modificado con el fin de salvar a la eficiencia en pruebas estadísticas.

2.5 Un camino alternativo

¿Cómo podemos evitar las ambigüedades que existen en el concepto de la eficiencia de mercados tal y como aparece en la teoría financiera clásica? La opción más clara y lógica—al menos desde un punto de vista enteramente físico—consiste en adoptar una perspectiva radicalmente distinta y olvidarnos por completo de las causas detrás de la evolución de los precios (i.e., del modelo conductual) así como de la información usada por los agentes. La salida es ver al sistema en sí, sin agregarle supuestos adicionales, y enfocándonos en *observables físicas claramente definidas*; estudiar al mercado sin nada más que la observación y, de cierta forma, con una mente en blanco.

Para comenzar este tipo de estudios resulta importante comprender las implicaciones de la HME. A partir de estas implicaciones podemos construir una definición de eficiencia que, además de ser enteramente cuantitativa, es independiente tanto de nuestro modelo conductual como de las definiciones de lo que constituye o no información.

2.5.1 Ganancias y la HME

La importancia práctica de la HME radica en que, de cumplirse, "ganarle al mercado" (i.e., obtener rendimientos superiores a los del promedio del sistema) es una imposibilidad sobre periodos de tiempo lo suficientemente largos. Es decir, no existe forma de tener ganancias anormalmente grandes si no es por mero resultado del azar. En cambio, de ser ineficiente, existe información explotable (por difícil que sea de conseguir) que nos permite tener de forma constante y consistente ganancias superiores a las del promedio.

En sí, lo que nos importa no es tanto como evolucionen las acciones sino más en

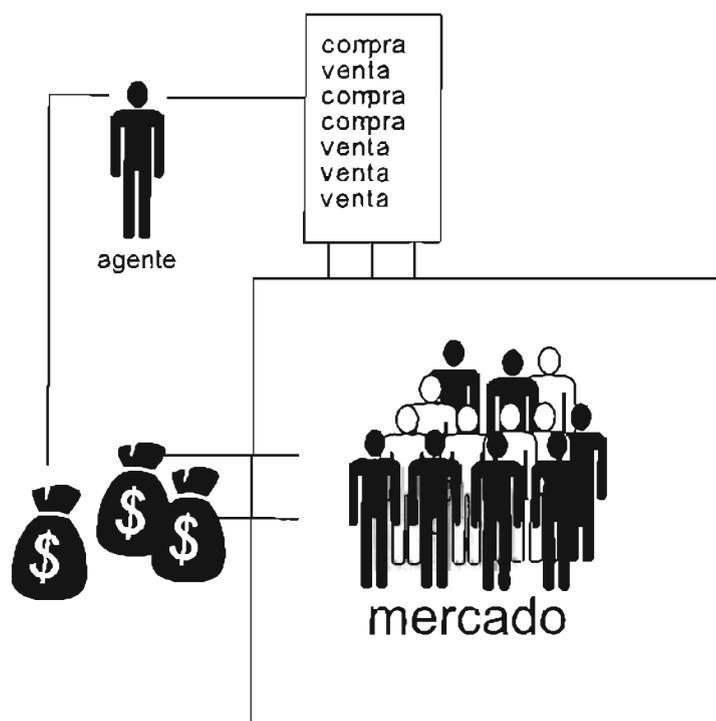


Figura 2.2: El mercado como un procesador de señales. Un conjunto de *órdenes* (compra y venta) entran al mercado, son procesadas y convertidas en riqueza o bien en pérdidas.

general el tener ganancias (o utilidades) mayor que las de otros grupos de participantes del mercado que siguen otros lineamientos en la toma de decisiones y que, por tanto, muestran otro *tipo* de comportamiento. Tal comportamiento, acoplado con la forma de procesar la información disponible para cada participante del mercado, constituye una *estrategia* y, en este sentido cualquier estrategia que nos lleve a estar en el grupo de los que tengan mayores ganancias deberá ser considerada una estrategia *óptima*. Esto nos permite visualizar al sistema como un procesador de señales que tiene como entrada un conjunto de *estrategias* dado y como salida un cambio en *riqueza*. Así, el objetivo último del juego es encontrar la estrategia o conjunto de estrategias que nos maximice la utilidad/riqueza⁷.

⁷Una observación importante en este respecto fue incluida en la literatura sobre mercados financieros. No todos los agentes de un mercado tienen la misma capacidad de tolerancia al riesgo (el cual se interpreta como la volatilidad del precio de una acción). Ello implica que no todos los agentes buscan maximizar sus ganancias de la misma manera. Algunos buscarán invertir en acciones seguras, de bajo riesgo, en tanto otros tratarán de obtener mayores ganancias invirtiendo en acciones

Hablar de *estrategias* en general es, empero, algo demasiado abstracto. Es necesario aterrizar este concepto en algo más tangible y práctico. En este sentido, las acciones más relevantes de un agente en un mercado (claro está, en primera aproximación), son la compra y venta de bienes. Podemos pensar así que la *estrategia* de un agente es el conjunto de compras y ventas que realizó a lo largo del tiempo, que en el caso más simple (el de un mercado en el que solo se puede intercambiar una acción a la vez) se puede codificar como una cadena de compras y ventas de la forma (*compra, vende, nada, . . . , compra, compra, nada, vende*). Con esto, el mercado se transforma en un sistema en el que, dado un *input* de acciones del agente i a lo largo del tiempo j , b_{ij} , $b_i = b_{i0}b_{i1} \dots b_{it}$, obtenemos una riqueza $w_i^*(t)$. Una representación de esta idea se muestra en la figura 2.2.

Bajo esta perspectiva, lo que nos interesa no es tanto la información utilizada por los agentes ni la forma en la que estos llegan a sus decisiones, sino más bien la riqueza que generan a lo largo del tiempo (por ejemplo, un agente puede estar utilizando información proveniente de una fuente completamente absurda en el sentido económico (como una taza de café), pero mostrar ganancias extraordinarias). Esto implica que nuestro enfoque es sobre algunas funciones de la distribución de riqueza y su evolución más que sobre la forma en la que el sistema transmite información a la serie de tiempo del precio.

2.5.2 Distribución de riqueza e ineficiencia

En el modelo clásico de mercados financieros eficientes, si todos los agentes siguen trayectorias aleatorias, entonces su riqueza también seguirá una trayectoria aleatoria, centrada en una cantidad que corresponde a la riqueza inicial. Esto implica que, dada una distribución inicial de riqueza entre los agentes, esta será estable a lo largo del tiempo y no modificará notablemente su estructura.

A diferencia de un sistema eficiente, si existe un grupo de inversionistas que logre superar la ganancia promedio del mercado de forma consistente, este se irá alejando de la media con el paso del tiempo. En este sentido, una ineficiencia en la distribución de riqueza se verá como un cambio de la distribución original (aproximadamente gaussiana) en una multimodal.

Tenemos pues el reto de cuantificar este rompimiento de la distribución—es decir, cuán multimodal es o cuánto varía su estructura con el paso del tiempo—de forma de alto riesgo (es decir, más volátiles).

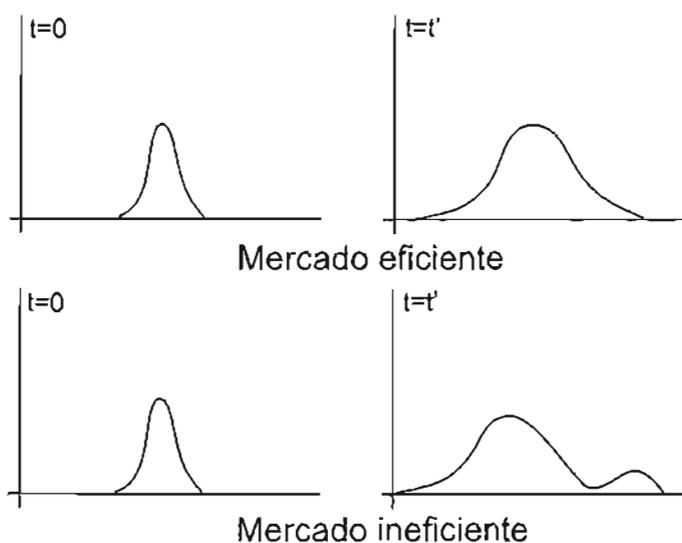


Figura 2.3: Representación gráfica de la ineficiencia de acuerdo con la función de distribución de la riqueza. En un mercado eficiente, la distribución no sufre grandes cambios al paso del tiempo. En cambio, para un mercado ineficiente la distribución, inicialmente unimodal, se transforma en una multimodal.

que sea posible identificar cambios en la misma que no sean atribuibles a procesos de difusión^{8,9}. Consideremos pues un conjunto de N agentes, cada uno de los cuales tiene al tiempo t una riqueza $w_i^*(t)$. Es claro que a todo tiempo el conjunto de las riquezas de los agentes del sistema conforma una distribución, de modo que lo que debemos hacer es rastrear los valores de w_i^* sobre el tiempo y sobre el ensamble de agentes. Como lo indica la estadística tradicional, conviene centrar el análisis sobre el comportamiento de un conjunto de agentes ya que al tomar varios datos a un mismo tiempo tenemos una mejor certidumbre de que nuestra medición sea correcta y no sea el producto de anomalías azarosas. Así, en vez de considerar agentes individuales, consideraremos *agentes representativos* que en términos formales son promedios sobre grupos de agentes que comparten una cierta estrategia.

⁸Por ejemplo, si comenzamos con una distribución gaussiana sumamente angosta (podríamos pensar en algo parecido a una delta), el paso del tiempo hará que la varianza crezca según una cierta regla t^α , dependiendo si el proceso de distribución de la riqueza es sub o superdifusivo. En todo caso, la *forma* de la distribución no cambia radicalmente. Lo que queremos es distinguir el rompimiento de las distribuciones de la difusión normal.

⁹En el caso de la distribución de riqueza y su relación con la pobreza a nivel global la importancia de entender y caracterizar la evolución de las funciones de distribución queda en evidente en el trabajo de [Bourguignon, 2003]

Tomando el grupo j de los N agentes de un mercado, el agente representativo asociado a este grupo está dado por dos parámetros. El primero es relativamente trivial y es la riqueza promedio de los agentes del grupo. Esta está dada por la expresión

$$W_j^*(t) = \frac{1}{N_j} \sum_{w_i \in j} w_i^*(t) \quad (2.1)$$

en donde N_j es el número de agentes en el grupo j y la suma es sobre los agentes que están en el grupo j . Por otro lado, este conjunto está descrito por una varianza, la cual nos indica qué tan disimilares son las riquezas de sus integrantes: si la varianza es pequeña, entonces son muy parecidas; si es grande, son bastante variadas. Esta varianza se calcula como

$$\sigma_j^{*2}(t) = \frac{1}{N_j(N_j - 1)} \sum_{w_i \in j} (w_i^*(t) - W_j^*(t))^2 \quad (2.2)$$

De las ecuaciones anteriores y de la idea que subyace a la construcción de los grupos de agentes, es claro que estos deben cumplir varias características. Primero, los grupos deben de ser tales que formen una partición de los agentes del sistema. Ningún agente puede estar en dos grupos a la vez y sin embargo tiene que pertenecer a alguno de ellos. Y, adicionalmente, los grupos no pueden cambiar sus agentes con el paso del tiempo. Si nos proponemos analizar la distribución de riqueza del tiempo t al tiempo t' , los grupos definidos en t deberán de ser los mismos sobre todo el intervalo. De lo contrario, las ecuaciones 2.1 y 2.2 estarán mal definidas y el concepto de agente representativo no podrá ser construido.

Para asegurar consistencia entre distintas medidas, resulta importante utilizar un marco de referencia con el cual seamos capaces de comparar el comportamiento de los agentes independientemente de la simulación pues, en algunos casos, resulta inadecuado trabajar con las $W_j^*(t)$ s que representan cantidades brutas. El marco de referencia utilizado en este caso es el de *Buy and Hold* (comprar y retener, B&H) en el cual se comparan las ganancias brutas sobre un periodo en el cual el agente pudo haber intercambiado acciones con las ganancias que hubiera obtenido de no hacer nada. Esto nos permite trabajar en un marco que usa las ganancias de intercambio (*trading gains*) en contraste con de las ganancias de mercado (*market gains*) (vea [Treynor, 1995] para más información). Para ello partimos de la idea trivial de que la riqueza de los agentes está determinada por dos componentes: el número de acciones que poseen y el precio de las mismas. Lo anterior implica que, en ocasiones, no

intercambiar acciones puede ser mejor que hacerlo, contrario a la idea de que operar (i.e., vender o comprar) son acciones óptimas. Por ejemplo, si tenemos una acción cuyo precio cae, comprar dicha acción no sería lo más conveniente, y las pérdidas de no comprar son menores que las de hacerlo. Así, si un agente comienza al tiempo t con $n_i(t)$ acciones con un precio $p(t)$ (considerando un sistema con una acción, aunque la generalización a más acciones es inmediata), entonces las ganancias relativas al B&H sobre el periodo $[t, t']$, $e_{ij}(t, t')$, están dadas por

$$\begin{aligned} e_{ij}(t, t') &= [p(t') - p(t)] [n_i(t') - n_i(t)] \\ &= p(t') n_i(t') + p(t) n_i(t) - p(t') n_i(t) - p(t) n_i(t') \end{aligned} \quad (2.3)$$

Es relativamente fácil observar que la medida $e_{ij}(t, t')$ se refiere a la ganancia entre el tiempo t y el t' con respecto a una estrategia de inversión *Buy and Hold* (B&H). Descomponiendo la ecuación observamos que puede ser descompuesta en dos términos: el dado por $\Delta_{B\&H} = n_i(t) [p(t') - p(t)]$, y el dado por $\Delta_T = p(t') n_i(t') - p(t) n_i(t)$. Sin embargo, $p(t) n_i(t)$ lo podemos expresar como $p(t) [n_i(t) + n_i(t') - n_i(t)]$, con lo que obtenemos que $\Delta_T = [p(t') n_i(t') - p(t) n_i(t)] + p(t) [n_i(t') - n_i(t)]$. Un análisis rápido nos hace notar las características tanto de $\Delta_{B\&H}$ como de Δ_T que conjuntamente determinan las ganancias entre t y t' a través de la ecuación

$$e_{ij}(t, t') = \Delta_T - \Delta_{B\&H} \quad (2.4)$$

El segundo término de 2.4, $\Delta_{B\&H}$, equivale a las ganancias que se obtienen en un mercado sin intercambiar acciones por el puro efecto de cambios en el precio: si este sube ($p(t') - p(t) \geq 0$), se reportarán ganancias; por el contrario, si el precio baja ($p(t') - p(t) \leq 0$), equivaldrá a pérdidas. En cambio, el primer término, Δ_T , tiene dos componentes: una que representa las ganancias (o pérdidas) de operar acciones ($p(t') n_i(t') - p(t) n_i(t)$) y una cantidad que equivale al monto pagado por las acciones intercambiadas ($p(t) [n_i(t') - n_i(t)]$). La diferencia representa la ganancia neta de haber operado en comparación con no haber hecho nada.

Con lo expuesto hasta ahora, resulta conveniente ver a $e_{ij}(t, t')$ como una medida del éxito de la estrategia usada por el agente i (que pertenece al grupo j) durante el intervalo de tiempo (t, t') , por lo cual es un valor natural de *fitness* con el que se puede estudiar la ineficiencia del sistema. No obstante, pueden existir otras medidas similares que tengan propiedades parecidas, aunque esto es tema de investigaciones futuras. A fin de cuentas, la ineficiencia como se define en lo que sigue depende cuantitativamente del marco de referencia utilizado.

Para finalizar esta breve discusión, es claro que podemos definir dos medidas relativas al éxito de un grupo de agentes, muy parecidas a 2.1 y 2.2. La primera es la ganancia en exceso de un agente i entre t' y t , la cual está dada por

$$E_{ij}(t, t') = \sum_{k=t'+1}^{k=t} e_{ij}(k, k-1) \quad (2.5)$$

la cual corresponde a la suma de las ganancias de todos los intervalos de tiempo que van de t a t' . Nuestra otra medida es la ganancia excesiva por grupo de agentes, la cual, siendo j el grupo en cuestión, está dada por

$$E_j(t, t') = \frac{1}{N_j} \sum_i E_{ij}(t, t') \quad (2.6)$$

Nuevamente, podemos calcular la varianza de este grupo como función del tiempo, la cual es

$$\sigma_j^2(t) = \frac{1}{N_j(N_j - 1)} \sum_i (E_{ij}(t) - E_j(t))^2 \quad (2.7)$$

2.5.3 Medida de ineficiencia

Habiendo definido grupos y teniendo en nuestras manos las cantidades que describen la evolución de sus agentes representativos, podemos proseguir a la descripción de la ineficiencia. Una medida estándar de desviación entre dos muestras es una prueba t de Student, que también es ampliamente utilizada como una razón entre ruido y señal. Supongamos que tenemos dos grupos distintos, el i y el j . Entonces, definimos la ineficiencia entre ellos como

$$I_{ij}(t, t') = \frac{(E_i(t, t') - E_j(t, t'))}{\left(\frac{\sigma_i^2(t, t')}{N_i} + \frac{\sigma_j^2(t, t')}{N_j} \right)^{\frac{1}{2}}} \quad (2.8)$$

donde $E_i(t, t')$ y $E_j(t, t')$ representan las ganancias excesivas de los grupos i y j en el intervalo de tiempo (t, t') , respectivamente.

Debido a que existe un número finito de grupos de agentes, podemos pensar en principio que para decir si el mercado es o no ineficiente basta con dar el valor de ineficiencia entre todos los pares de grupos. Sin embargo, existe una forma bastante más funcional que nos permite determinar si el mercado es globalmente ineficiente o no. Para esto debemos construir una matriz del sistema, la cual está formada por

todos los pares posibles de ineficiencia de los grupos de agentes. Así, la *Matriz de Ineficiencia* para un mercado m con K grupos tiene la forma

$$\mathbf{I}^m = \begin{pmatrix} 0 & I_{1,2}(t, t') & \cdots & I_{1,K}(t, t') \\ -I_{1,2}(t, t') & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & I_{K-1,K}(t, t') \\ -I_{1,K}(t, t') & \cdots & -I_{K-1,K}(t, t') & 0 \end{pmatrix} \quad (2.9)$$

Resulta claro que, como la ecuación 2.8 es antisimétrica, la matriz heredará esta propiedad. Con esto, el cuadrado de la matriz será una matriz simétrica con una traza característica pues estará compuesta por los cuadrados de cada una de las $I_{ij}(t, t')$'s de la matriz original.

Como cada uno de los elementos de \mathbf{I}^m es de carácter estadístico, podemos definir una cota que delimita lo eficiente de lo ineficiente. Para ello, es necesario normalizar la traza del cuadrado de la matriz de ineficiencia, estableciendo así la *ineficiencia del mercado*, cantidad dada por

$$\mathcal{I}^m(t, t') = \frac{1}{K'} \left(\frac{1}{2} \text{Tr} \left(-(\mathbf{I}^m)^2 \right) \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2.10)$$

en la cual $K' = K(K-1)/2$, lo cual corresponde al factor de normalización.

2.5.4 Ineficiencia y dinámica del mercado

Surgen en este momento preguntas inquietantes. La ineficiencia depende, claramente, de la forma en la que definamos los distintos grupos de agentes. Si esto es así, y si formamos los grupos de acuerdo a que tanto se parecen los comportamientos de sus agentes, podemos estudiar cómo se verá afectada la (in)eficiencia del sistema ante cambios en el comportamiento de sus agentes.

Existen así dos grandes posibilidades para el análisis de la ineficiencia: sistemas con comportamientos *estáticos*, en los cuales los agentes no cambian realmente sus estrategias de compra y venta sobre el tiempo; y sistemas *dinámicos*, en los cuales los agentes pueden exhibir aprendizaje y otros procesos que implican adaptación ante el entorno y, sobre todo, explotación de información.

¿Qué determina que un mercado sea ineficiente? ¿Cómo se ve la ineficiencia de distintos mercados? ¿Cuáles son las consecuencias de la ineficiencia en el aprendizaje? En los próximos capítulos analizaremos estas preguntas utilizando para ello distintas

simulaciones realizadas en un modelo computacional. Pero antes de mostrar los resultados debemos mostrar su origen, es decir, entender el funcionamiento del mercado artificial del cual surgieron.

Capítulo 3

El NNCP

En años recientes, una de las herramientas más socorridas para el estudio de sistemas complejos ha sido la simulación computacional. A diferencia de las soluciones analíticas las cuales pueden no siempre existir, las simulaciones computacionales nos muestran en poco tiempo y con relativamente poca dificultad el comportamiento de sistemas complejos compuestos por muchos agentes con interacciones fuertes entre ellos; aún más, dada su tremenda flexibilidad, en la mayoría de los casos nos permiten modificar una gran cantidad de parámetros sobre un amplio espectro de posibilidades a la vez que replicar comportamientos no triviales difíciles de representar a través de métodos clásicos; en pocas palabras, son una nueva y valiosísima herramienta que complementa a las aportaciones de los métodos analíticos clásicos de la física así como de ciencias afines.

Siguiendo esta línea de pensamiento, una ventaja importante de los métodos computacionales es que nos permiten explorar, a través de modelos sumamente simples, comportamientos extremos. En muchos casos, modelar "lo real" (este mundo intermedio entre lo extremadamente complejo y lo extremadamente simple), es una tarea colosal, y parte de su análisis es observar los comportamientos extremos. Esto es claro en la física, en donde es algo cotidiano buscar efectos de sistemas en límites como $N \rightarrow \infty$ (el "límite termodinámico"), $v \rightarrow c$ (el "límite relativista"), o $x \rightarrow \infty$ (el límite de funciones a grandes distancias). Las simulaciones computacionales nos permiten si bien no trabajar en estos límites, sí aproximarnos a ellos y ver simultáneamente como cambia la naturaleza del sistema¹. En este sentido, no es extraño encon-

¹Claro está, las simulaciones computacionales no son una panacea. No nos permiten, por ejemplo, obtener el mismo tipo de resultados que los métodos analíticos y tienen problemas al enfrentarse a comportamientos extremadamente complejos en lo que las interacciones elevan el número de cálculos

trarse que existe desde hace dos décadas un número creciente de investigaciones en economía y finanzas que utilizan precisamente la flexibilidad y el alcance de la simulación computacional. Bajo la óptica de las simulaciones computacionales estas nos permiten explorar la variación de los sistemas económicos fuera del "régimen clásico", el cual en muchas ocasiones es equivalente a considerar mercados con operaciones continuas y un número infinito de participantes con acceso a toda la información del sistema.

Existen en la actualidad varios mercados financieros artificiales (MFA), el más importante de ellos desarrollado en el *Santa Fe Institute* desde la segunda mitad de la década de los 80s. Este mercado intentó replicar a través de un modelo evolutivo la estructura no gaussiana, correlacionada, y volátil de las series de tiempo del precio observadas en mercados reales [Palmer et al. 1999, LeBaron, 2002]. Sin embargo, otros tantos mercados artificiales han surgido desde entonces, cada uno con un objetivo en particular. En este sentido, y al igual que los modelos analíticos, ningún mercado financiero artificial puede representar *toda* la diversidad ni *toda* la complejidad de un mercado real: cada uno está destinado a explicar un aspecto particular de la dinámica de este tipo de sistemas. Por ejemplo, el mercado usado por el grupo de Levy [Levy et al. 2000] tuvo el objetivo de ver la interacción de agentes "racionales"-en el sentido clásico- con agentes creyentes en la eficiencia de mercado, al mismo tiempo que explorar los efectos de *desviaciones* del régimen racional. Por otro lado, a partir del concepto de un cristal de espines [Kaizoji et al. 2002] construyeron un mercado artificial basado en agentes con estrategias *fundamentalistas* o *interactivas*, que buscaba reproducir las colas largas y los agrupamientos en clusters de los dividendos del precio. Adicionalmente [Raberto et al. 2001] elaboraron también un modelo basado en agentes artificiales que busca replicar las características de las serie de tiempo del precio observadas en los mercados reales. Y, en otra vertiente de investigación, [Aspnes et al 2002] construyeron un mercado artificial con dos estrategias con el cual se pretende analizar el concepto de predictibilidad en el sistema.

Surge así, e inspirado en el modelo de Santa Fe, el NNCP (por sus siglas inglesas, *Neural Networks Chaos and Prediction*), con el objetivo original de investigar algunos aspectos comúnmente olvidados por otros MFA tales como el efecto de la estructura organizacional en la dinámica del mercado². En sí, el NNCP se compone de cinco tipos de agentes que intercambian acciones de una emisora por efectivo (o viceversa) bajo

extraordinariamente.

²Para descripción completa del código del NNCP vea [Gordillo, 2000].

una de tres formas particulares de subasta. Estos tipos de agentes están determinados por su estrategia, la cual puede ser *técnica*, *fundamental*, *aleatoria*, *genética* y de *market maker* [Gordillo, 2000]. Aunque el uso de estas cinco estrategias nos provee de una representación más cercana a la dinámica de mercados financieros reales, en este trabajo nos hemos limitado a usar sólo dos, la *mono-paramétrica* (o *aleatoria*) y la *genética* o *adaptiva*. Aún más, a pesar de que el código del programa nos permite seleccionar entre tres tipos de subastas (doble subasta, órdenes al mercado, y market makers), nos hemos restringido a la doble subasta para todas las simulaciones.

3.1 Agentes del NNCP

Antes de describir la dinámica del NNCP, explicaremos la naturaleza de los agentes que lo componen. En sí, la dinámica del sistema surge de estos agentes por lo cual es imperante comprender su comportamiento.

Aunque los dos tipos de agentes utilizados difieren considerablemente en las estrategias que usan para participar en el mercado, comparten algunas características. Entre estas, las tres que sobresalen son:

- En todas las simulaciones, todos los agentes comienzan con una cantidad igual de acciones y de dinero, irrespectivo de si son de un tipo u otro.
- A cada intervalo discreto de tiempo (*tick*) los agentes deciden si operan (vender o comprar) o no. En el primer caso, el precio al que los agentes proponen vender o comprar acciones se determina con una gaussiana angosta centrada en $p(t)$, donde $p(t)$ es el precio de la acción al tiempo t . Esto es independiente de si los agentes son adaptivos o aleatorios.
- Los agentes pueden intercambiar una acción por operación. Esta bien puede representar un lote estándar de acciones.

3.1.1 Agentes mono-paramétricos

En particular, los agentes mono-paramétricos pertenecen a un conjunto caracterizado por una estrategia de compra/venta que está dada, como su nombre lo dice, por un solo parámetro. Dicho parámetro corresponde a un sesgo probabilístico que representa la predisposición de un agente en particular a comprar o vender acciones.

En este sentido, las probabilidades de un agente mono-paramétricos para comprar (c), vender (v) o no hacer nada (h) son

$$P(c) = \frac{2d}{3} \quad (3.1)$$

$$P(v) = \frac{2(1-d)}{3} \quad (3.2)$$

$$P(h) = \frac{1}{3} \quad (3.3)$$

donde $d \in [0, 1]$. En este caso, los extremos serían un agente con una fuerte disposición hacia la venta ($d = 0$) y uno con una fuerte disposición hacia la compra ($d = 1$).

Es de notar que la cadena de decisiones de los agentes mono-paramétricos es un proceso markoviano, en el sentido de que no existe memoria sobre el pasado del sistema. Bajo otra representación (como caminatas aleatorias con pasos $\{-1, 0, 1\}$ que corresponden a *venta*, *no hacer nada*, y *compra*), podemos dividir a estas cadenas de decisiones en dos grupos: las que tienen sesgo (i.e., caminatas aleatorias con media distinta de cero) y las que no lo tienen.

La selección del sesgo compra/venta nos determina dos tipos de agentes mono-paramétricos. Por un lado encontramos los *informados*, los cuales son aquellos que tienen $d \neq 0.5$. El comportamiento de estos agentes lo podemos interpretar cual si tuviesen una expectativa no-neutra en torno a la acción. Es decir, estos agentes creen que la acción subirá (bajará) de precio en el futuro, por lo cual deciden comprar (vender) antes de que sea muy tarde. Esta imagen nos permite pensar que o bien tienen un conocimiento del funcionamiento del mercado (si suficientes agentes compran, el precio inevitablemente subirá), o bien que poseen algún tipo de información que no tienen los agentes "neutros", o simplemente que son, como diría Greenspan, exhuberantemente irracionales (en el sentido de que creen que la acción va a subir, aunque no haya razones para que lo haga). En términos de la teoría clásica, estos agentes se caracterizan por tener una expectativa sobre la acción dada por

$$E_t \left[\frac{p_{t+1} - p_t}{p_t} \right] = \alpha \quad (3.4)$$

con $\alpha \neq 0$ (de hecho, $\alpha > 0$, si $d > 0.5$ y $\alpha < 0$, si $d < 0.5$), y $E_t [\]$ el operador de expectativa al tiempo t . Por otro lado, los *agentes de liquidez*³ carecen de preferencia alguna por la acción, por lo que sus transacciones son más bien producto del ruido

³Del inglés *liquidity traders*. También se les conoce como noise traders en la literatura ordinaria. Esta denominación se esclarecerá en los próximos párrafos.

del sistema. En este sentido, los agentes de liquidez son aquellos en los que $d = 0$, lo que se puede interpretar clásicamente como

$$E_t \left[\frac{p_{t+1} - p_t}{p_t} \right] = 0 \quad (3.5)$$

Nótese que en todos los casos sabemos *a priori* la d que corresponde a cada agente. En el caso del NNCP, esta cantidad incrementa de 0 hasta 1 en intervalos constantes de 0.01. Ello nos permite generar y reconocer durante la simulación a grupos de agentes mono-paramétricos con base en la d de los agentes. Por ejemplo, podemos tener el grupo de los agentes informados son sesgo $d = 0.7$ o bien el de los no informados (con $d = 0.5$).

3.1.2 Agentes adaptivos

Los agentes adaptivos o "copycats" son algo más complejos que los agentes de un parámetro. En principio, su introducción en el NNCP sirvió para modelar procesos de aprendizaje a través de una "selección de ruleta" basada en una medida de *fitness* de las estrategias de los agentes. Así, en tanto en el caso de los agentes mono-paramétricos el parámetro d que los identifica permanece constante a lo largo del tiempo, los agentes adaptivos pueden cambiar este parámetro a conveniencia. Con esto, los agentes adaptivos están definidos por dos parámetros: una *memoria* (μ) y un *tiempo de adaptación* (τ). Para entender la función de cada uno de estos dos es conveniente ver a modo de algoritmo la operación normal de un agente adaptivo.

1. A un tiempo de adaptación dado, un agente adaptivo observa las ganancias de todos los otros agentes del mercado sobre un intervalo de tiempo de longitud μ . Las ganancias asociadas al agente i se representan como $E_i(t - \mu, t)$
2. Utilizando esta información, el agente compara la ganancia de cada agente con la del total, generando así una medida de fitness de la forma

$$f_i(t, \mu) = \frac{E_i(t - \mu, t)}{\sum_j E_j(t - \mu, t)} \quad (3.6)$$

3. Con cada $f_i(t, \mu)$ el agente mono-paramétrico construye una ruleta con pedazos de arco $2\pi f_i$. A cada pedazo le asocia la d que el agente i estaba usando al momento de la adaptación.

4. El agente gira la ruleta y selecciona una nueva d , la cual usa hasta el siguiente periodo de adaptación.

Es de notar que existe un juego entre la memoria del agente adaptivo y el tiempo de adaptación. En otras palabras, hay un intercambio entre la calidad de la información inferida y la selección de los valores de μ y τ , pues la calidad de la información depende tanto de cuánto como de qué estamos considerando. Esto se verá con mayor precisión en las simulaciones mostradas en la sección de resultados.

3.2 Dinámica del mercado

La dinámica del mercado se divide en intervalos de tiempo regulares llamados *ticks*. La simulación comienza con agentes dotados del mismo número de acciones y de efectivo, aunque con posiblemente distintos valores de d . A cada tick los agentes deciden si operan o no, realizando con ello una subasta doble. La subasta doble es responsable de dos cambios: de transferir acciones y efectivo entre agentes, y de determinar un nuevo precio de la acción en el mercado.

3.2.1 La subasta doble (entre mejores)

En la subasta doble, cada agente emite una postura (es decir, una orden de compra o venta y un precio para la operación). En el NNCP, y a diferencia del modelo de Santa Fe, el precio de la operación no es el mismo para todos (podemos pensar que este es el precio que el agente estima vale la acción en cuestión, por ejemplo) y es obtenido de una distribución normal en torno al precio de mercado al tiempo t . Una vez emitida la postura, los pasos que sigue el mercado son los siguientes:

1. Se toman todas las posturas de los agentes participantes. Dado que el volumen de todas las operaciones es el mismo, no juega un papel decisivo en la subasta.
2. Una postura de compra es acoplada con una de venta si y solo si existe un traslape entre ambas ($p_{compra} > p_{venta}$). El acoplamiento se realiza entre la mejor postura de venta y la mejor postura de compra, siguiendo con las segundas mejores posturas y así sucesivamente en tanto el traslape sea válido. El precio de la operación se toma como el punto medio entre el precio de compra y el de venta.

3. El precio de mercado de la acción, $p(t)$, se actualiza de acuerdo con las posturas que quedaron sin satisfacer, tomando en cuenta solo las que cumplan con $p_{compra} > p(t)$ y $p(t) > p_{venta}$. La actualización se lleva a cabo a través de una función lineal de oferta y demanda dado por

$$p(t+1) = p(t) [1 + \eta(S(t) - D(t))] \quad (3.7)$$

donde $S(t)$ y $D(t)$ son la oferta y demanda, respectivamente, es decir, el número de posturas de venta y compra no satisfechas al tiempo t . $S(t)$ y $D(t)$ están definidos por

$$S(t) = \sum [(b_i(t) - p(t)) / p(t)] \quad (3.8)$$

$$D(t) = \sum [(p(t) - o_i(t)) / p(t)] \quad (3.9)$$

en donde $b_i(t)$ ($o_i(t)$) es la i -ésima postura de compra (venta) que no ha sido satisfecha y que cumple con la condición de traslape con respecto al precio de "mercado".

En este punto cabe destacar el papel que juegan los agentes de liquidez (aquellos con $d \neq 0.5$). Como su nombre lo dice, los agentes de liquidez proveen precisamente de liquidez al sistema. La liquidez es una medida de la posibilidad de realizar una operación en un tiempo dado. Por ejemplo, en un mercado en el que todos los agentes quieren vender, hacer una venta es imposible sencillamente porque no existen compradores. En contraste, en un mercado en el que hay tantas compras como ventas, será estadísticamente más factible encontrar a alguien con quien operar. Dado que un agente con $d = 0.5$ compra tan frecuentemente como vende, sirve como un *reservorio* de ventas (compras) para aquellos agentes que compran (venden) con una mayor frecuencia. Esto será de gran relevancia en el próximo capítulo, en el cual los agentes de liquidez nos marcarán la "pauta" de la eficiencia.

3.2.2 Aprendizaje y procesos de información

El NNCP también tiene otra característica importante que es la de incorporar procesos de información que *cambian las expectativas de los agentes* de forma aleatoria. Además del aprendizaje, los mercados reales reciben información de un sistema mucho mayor (la *economía*, o *el mundo*, más en general). Frecuentemente, este arribo de nueva información cambia la forma de pensar y de actuar de los agentes del

mercado. En este proyecto, dicha información se ha modelado, consecuentemente, como reajustes en las d 's de los distintos grupos de agentes mono-paramétricos en el mercado. Así, además de periodos de adaptación y de memoria, tenemos otra escala temporal—la de la información—que nos indica qué tan frecuentemente cambian las expectativas de los agentes producto de factores exógenos. Estos procesos de información se caracterizan por un tiempo T , el cual marca el largo del intervalo durante el cual la dinámica del sistema es constante (i.e. no hay nueva información llegando al sistema). Con lo anterior, en cada proceso (en lo consiguiente referido como *choque*), los agentes mono-paramétricos reajustan sus valores de d de forma aleatoria.

Regresando a la ineficiencia, este panorama de estrategias, aprendizaje y procesos exógenos nos lleva a varias preguntas interesantes. Primero, ¿cómo se ve la ineficiencia ante mercados sin aprendizaje? En estos casos ¿cómo varía la ineficiencia de acuerdo a la cantidad y tipos de estrategias en el sistema? ¿Cómo afecta el aprendizaje a la ineficiencia? ¿Cómo afectan los procesos de información a la evolución del sistema?

En lo que sigue exploraremos todas estas preguntas. Lo primero será analizar el caso "estático", es decir, sin procesos ni aprendizaje ni choque alguno. Una vez hecho esto, exploraremos los casos "dinámicos", es decir, en presencia de aprendizaje y del arribo de información exógena que afecta a los agentes del sistema.

Parte II

Experimentos y Resultados

Capítulo 4

Caso estático

Por "caso estático" entenderemos a todas las simulaciones en las cuales no existen procesos de retroalimentación de información en el sistema¹. Es fácil ver que el estático es el caso mas sencillo de mercado, pues en estos los agentes que conforman al sistema son puramente mono-paramétricos. Aún más, la serie de tiempo de las variaciones del precio de la acción que intercambian los agentes de mercados estáticos es esencialmente estacionaria², lo cual facilita su análisis e interpretación. Basta tomar la ecuación 3.7 para percatarnos que, en efecto, si

$$p(t+1) = p(t)[1 + \eta(S(t) - D(t))] \quad (4.1)$$

entonces

$$r_t = \frac{\Delta p(t)}{p(t)} = \eta(S(t) - D(t)) \quad (4.2)$$

con $S(t)$ y $D(t)$ determinados únicamente por el tipo de agentes (es decir, por las d 's de los agentes) así como por su número³. Consecuentemente, en estos casos podemos

¹En este sentido, son aquellos experimentos en los que el número y tipo de agentes de cada estrategia (descontando la estrategia de los agentes adaptivos, la cual puede ser considerada como una forma de retroalimentación) se mantiene constante a lo largo de la simulación. Esto corresponde a casos estadísticamente estacionarios.

²Por estacionario entenderemos procesos que "permanecen en *equilibrio* en torno a un *nivel promedio constante*." [Box, G. et. al. 1994, pg. 7]

³Dado que los agentes en mercados estáticos no cambian sus sesgos de compra/venta a lo largo del tiempo, podemos definir una media $\mu = \langle \eta(S(t) - D(t)) \rangle$ en torno a la cual fluctúa $r(t)$, de acuerdo a alguna función de probabilidad. Es relativamente claro que en el caso más sencillo μ está determinada únicamente por los sesgos individuales de cada uno de los agentes, pues estos sesgos determinan la distribución trinomial que han de seguir en sus posturas de compra y de venta (i.e., la demanda y oferta en el mercado). Cuando $d = 0$ para todos los participantes del mercado, entonces $\mu = 0$, pues tanto $S(t)$ como $D(t)$ son trinomiales centradas en el cero. El valor de μ variará en

esperar que la ineficiencia (la cual, al depender de la riqueza depende tanto de precios como de el número de acciones intercambiadas por los agentes) herede algún tipo de "estacionaridad". Para comprobar esto hemos realizado una serie de experimentos utilizando el mercado computacional NNCP. En ellos hemos puesto a jugar a grupos de agentes con distintos sesgos para observar, en primera instancia, la evolución de la ineficiencia⁴. Los resultados y detalles se muestran a continuación.

4.1 Mercados homogéneos

En el contexto de los mercados estáticos, los mercados homogéneos son aquellos en los que existe tan solo una estrategia. Es decir, son aquellos en los que todos los agentes tienen el mismo sesgo compra/venta. En estos casos es de esperarse que la ineficiencia sea mínima, pues todos los integrantes del mercado tienen, en principio, la misma posibilidad de ser exitosos como de ser perdedores. Esto se debe a que, para cualquier grupo de agentes, *estadísticamente* se deben tener las mismas ganancias relativas por agente a lo largo del tiempo. La figura 4.1 muestra claramente como la ineficiencia de un mercado de agentes de liquidez fluctúa cerca del cero. Debido a que 2 y -2 marcan cotas para la confianza de la estimación de la ineficiencia (pues esta es una prueba de Student y por tanto el 2 y el -2 marcan márgenes de confianza a dos desviaciones estándar), cualquier cosa que se encuentre entre estos valores puede ser considerada estadísticamente insignificante. Ello implica que, en este caso, el mercado es eficiente, como era de esperarse.

Cabe notar, antes de continuar, una característica interesante de la medida de ineficiencia. Como se observa en 4.1, pareciera ser que conforme pasa el tiempo la ineficiencia promedio comienza a estabilizarse en torno a cero. La razón de esto radica en que lo que la ineficiencia proporciona una medida de la confianza con la que podemos decir si un sistema es eficiente o no. Lo que hace el paso del tiempo es que nos permite acumular más datos. Entre más datos tenemos de una medición, más confianza tenemos en nuestro pronóstico o en nuestra valuación. Por ello no es de extrañar que para tiempos cortos la ineficiencia fluctúe más allá de nuestro intervalo de confianza: no tenemos suficientes datos aún para afirmar que el sistema

tanto existan agentes con sesgos hacia la compra o la venta, lo cual claramente desequilibrará (al menos en este modelo) a la ecuación 3.7.

⁴La estacionaridad de la serie de tiempos del cambio de los precios se toma por hecho, dado que se deriva fácilmente de la estructura de un mercado con agentes puramente mono-paramétricos.



Figura 4.1: Gráfica de la ineficiencia total en un mercado eficiente compuesto por agentes ruidosos (es decir, agentes sin sesgo con $d = 0$). Se nota que, fuera de un movimiento volátil para tiempos iniciales, la ineficiencia sigue un camino aleatorio acotado por más y menos dos.

es eficiente. Sin embargo, para tiempos largos la cantidad de datos nos permite decir esto con una confianza mucho mayor⁵.

Para mercados homogéneos con $d \neq 0.5$ (i.e., informados), observaremos un comportamiento muy similar. La única diferencia será que, debido a que hay una menor liquidez ya que hay una asimetría en las compras y ventas, la volatilidad de las ganancias será distinta. Las figuras 4.2 y 4.3 muestran la distribución de riqueza con respecto a una estrategia *Buy and Hold* dinámico en dos mercados homogéneos con distintas d 's. Es claro que, a mayor sesgo, mayor es la dispersión debido a que las fluctuaciones en el precio son mayores.

⁵Este "aumento de confianza" es, en realidad, un incremento en la varianza de la distribución de ganancias excesivas. En tanto las ganancias entre grupos fluctúan aleatoriamente en torno a un cierto valor, la varianza de estas ganancias crece con el paso del tiempo.

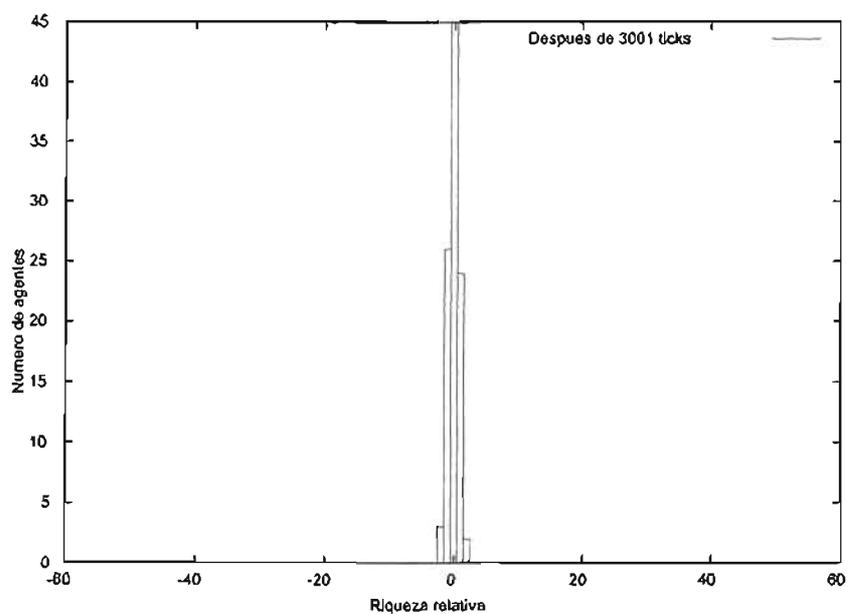


Figura 4.2: Distribución de riqueza en un mercado homogéneo compuesto por agentes ruidosos (*noise traders* o no informados) tras 3001 ticks de simulación.

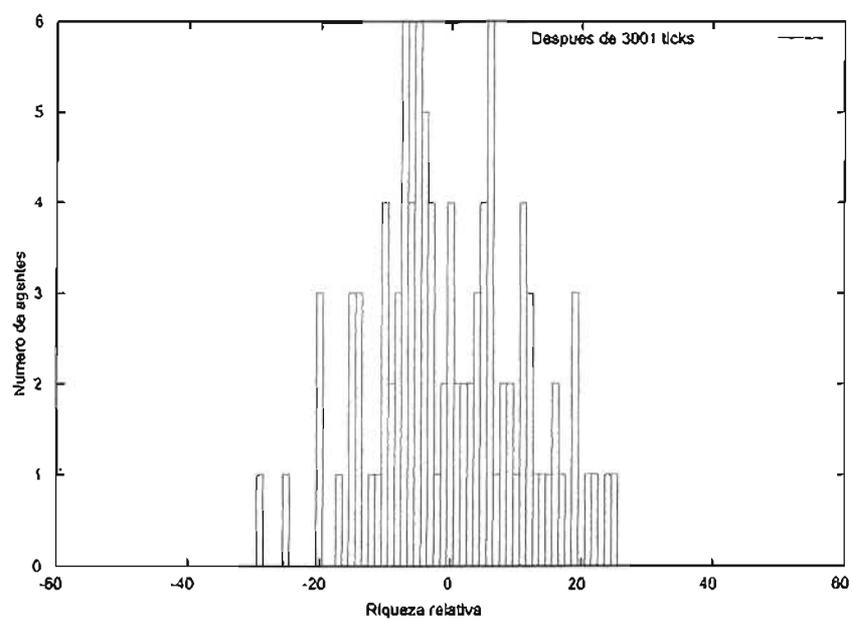


Figura 4.3: Distribución de riqueza en un mercado homogéneo compuesto por agentes con una fuerte tendencia a la compra ($d = 0.8$) tras 3001 ticks de simulación.

4.1.1 Los mercados homogéneos y la teoría clásica

La importancia del caso de mercados homogéneos no es meramente el que sirve de introducción a otros más complejos. Como parte de la historia de la teoría clásica de mercados financieros, la idea de que estos siguen una caminata aleatoria fue, en un principio, una de las visiones más soccorridas sobre la eficiencia. Esta teoría se basa en la idea de que los participantes del mercado tienen expectativas muy parecidas, lo cual hace que todos se comporten de formas similares. Asimismo, presupone que la información sobre la cual actúan estos agentes es absolutamente aleatoria, por lo cual sus acciones globales son bien representadas como una caminata aleatoria. Así, Fama y French [Fama & French, 1988] constuyeron un modelo aleatorio para los precios del mercado, en el cual éstos se modelan como procesos gaussianos acoplados a funciones que determinan las desviaciones periódicas de la caminata. En todo caso, decir que un mercado cuyos precios siguen una caminata aleatoria y en el cual las estrategias de los agentes son homogéneas es eficiente queda entendido con la figura 4.1.

Más en general (y no restringiéndonos a caminatas aleatorias con sesgos), una explicación que deja en claro que los mercados homogéneos del NNCP son los equivalentes formales a la visión de la teoría clásica es la siguiente. Según [LeRoy, 1989], un mercado eficiente queda establecido por la condición de que las ganancias, definidas como $r_t = (p(t+1) - p(t)) / p(t)$, siguen una martingala.

$$E[r_{t+1} | \Phi_t] = r_t \quad (4.3)$$

en donde Φ_t es la información disponible al mercado al tiempo t . Consideremos la ecuación de actualización del precio, del NNCP,

$$p(t+1) = p(t) [1 + \eta(S(t) - D(t))] \quad (4.4)$$

De esta ecuación, es inmediato ver que

$$r_t = \eta(S(t) - D(t)) \quad (4.5)$$

Dado que probabilísticamente los valores de $S(t)$ y $D(t)$ se determinan única y exclusivamente por los sesgos de los agentes, podemos pensar que para un mercado homogéneo (en el que todos tienen la misma d)

$$\begin{aligned} \langle r_t \rangle &= \langle \eta(S(t) - D(t)) \rangle \\ &= F(d) \end{aligned}$$

Es claro, pues, que si d no cambia con el paso del tiempo, entonces $\langle r_t \rangle$ se mantiene constante. Esto hace que para cualquier conjunto de información $E[r_{t+1}|\Phi_t] = r_t$, pues ningún agente posee información adicional sobre el sistema dado que todos tienen el mismo sesgo⁶.

Sin embargo, el comportamiento de los agentes en mercados reales es mucho más complejo que el que sustenta a la teoría de la caminata aleatoria, pues no hay una sino una diversidad de estrategias y expectativas entre los participantes del sistema. Y esto es precisamente lo que exploraremos a continuación.

4.2 Mercados binarios

El siguiente nivel de complejidad es el de los llamados mercados binarios, los cuales son aquellos que contienen agentes con dos posibles estrategias, d_1 y d_2 . Usar mercados binarios nos permite varias cosas: la primera es analizar los efectos de cambios en la proporción de agentes de una estrategia sobre la evolución de la ineficiencia; la segunda es establecer cotas a la ineficiencia de un sistema con más de una estrategia;. Pero antes requerimos entender el efecto de dos estrategias sobre la evolución de la ineficiencia. Las figuras 4.4 y 4.5 muestran precisamente el efecto de la ineficiencia sobre la distribución de riqueza. Como se observa, las distribuciones inicialmente unimodales pierden su forma y se parten en dos distribuciones estadísticamente independientes. Sin embargo, cabe cuestionarse sobre el efecto de cambios en la composición del sistema. ¿Cuán sensible será la ineficiencia a dichos cambios? En lo que sigue exploraremos estos y otros puntos importantes del proyecto.

4.2.1 Mercados binarios equipartidos

Por un mercado equipartido nos referiremos a aquel en los que existen el mismo número de representantes de cada estrategia. En el caso de un mercado binario, esto será $N/2$, donde N es el número de agentes en el sistema. Debido a que los agentes con $d = 0.5$ (es decir, los no informados) constituyen una referencia natural pues son los proveedores de liquidez, comenzaremos analizando mercados binarios equipartidos que tienen agentes no informados como reservorios de liquidez.

⁶Nótese que para el caso de dos estrategias esto no es igual. Si $F(d_1, d_2)$, siempre podemos investigar como varía esta función ante cambios en las proporciones de cada una de las estrategias representadas en el mercado. Esto nos permite de algún u otro modo determinar cuál de estas es la estrategia "óptima", o de mayor ganancias.

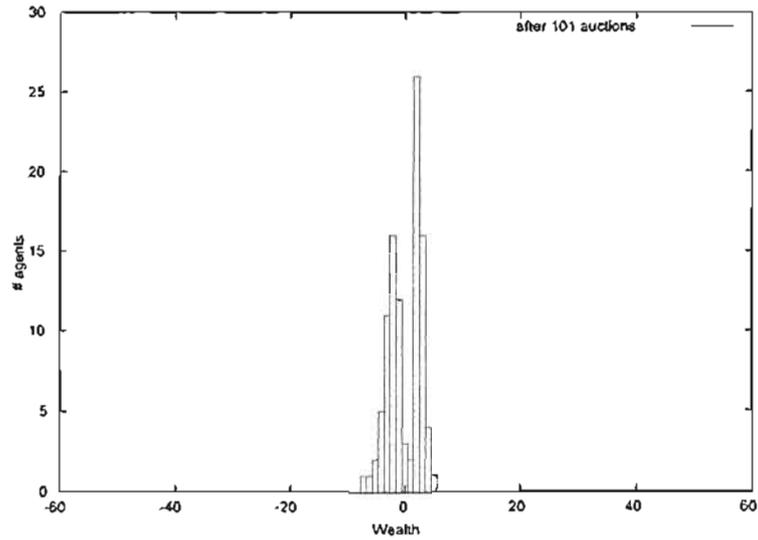


Figura 4.4: Un mercado ineficiente a $t = 101$. Se nota que la distribución, inicialmente unimodal, comienza a partirse.

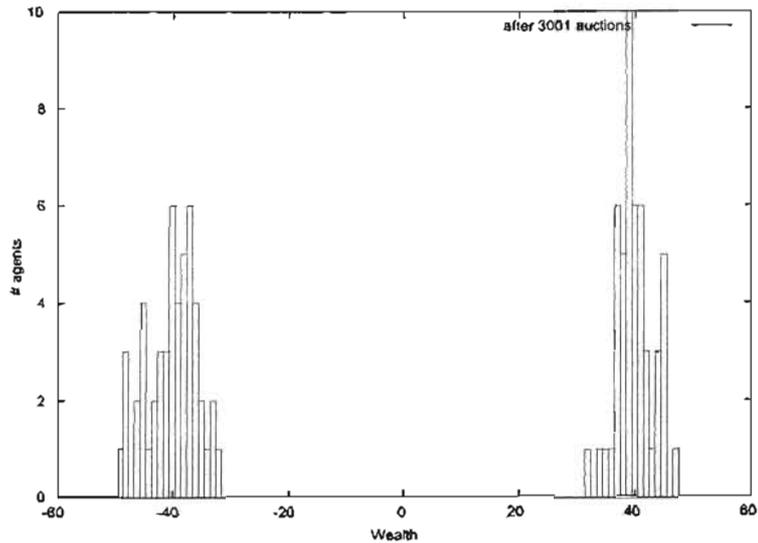


Figura 4.5: Un mercado ineficiente a $t = 3001$. Se nota que la distribución ya se ha dividido en dos secciones claramente independientes.

Lo primero que observamos es que en simulaciones con sesgos pequeños (lo cual en esta caso implica 50 agentes de liquidez y 50 agentes con sesgos menores o iguales a 0.55 y mayores que 0.50) la ineficiencia resulta una medida sensible a cambios en el comportamiento de los agentes sobre periodos suficientemente largos. Esto se observa con claridad en la figura 4.6. Sin embargo, también observamos la dificultad de inferir si un mercado es ineficiente cuando las estrategias son muy parecidas.

Por otro lado, la figura 4.7 nos muestra el comportamiento de la ineficiencia a sesgos mayores que $d = 0.55$.

En la figura 4.8 mostramos los resultados del primero, en el cual se formaron mercados binarios equipartidos tales que el punto medio entre los sesgos se encontraba fijo en $d_\mu = 0.75$. Por ejemplo, un mercado de este tipo sería uno con dos grupos de agentes, uno caracterizado por $d = 0.95$ y otro dado por $d = 0.55$.

Para valores pequeños (en este caso menores a 0.6), el comportamiento de la ineficiencia como función de la distancia entre estrategias es aproximadamente lineal. Esto quiere decir que dada una distancia de entre el centro de estrategias y la estrategia $d = 0$ (lo cual hemos llamado *offset*⁷), el mercado más ineficiente posible se logra maximizando la diferencia en sesgos entre los grupos. El límite trivial de esto es con distancia cero, en donde el mercado es totalmente eficiente pues es por definición homogéneo.

El comportamiento de la ineficiencia en este caso no es, sin embargo trivial. Falta entender como depende la ineficiencia del *offset* en si. La figura 4.9 muestra precisamente esto. Como lo muestra el corte de esta figura (que puede verse en 4.10), nuevamente para *offsets* pequeños (en este caso, menores a 85) el comportamiento es aproximadamente lineal. Esto implica que, al menos en principio, es posible construir una relación funcional entre la ineficiencia y los sesgos para mercados binarios equipartidos.

En cualquier caso, la función del *offset* es disminuir la liquidez del mercado: los

⁷La idea del *offset* es analizar como varía la ineficiencia de un mercado con respecto a cuán distante se encuentra del mercado más eficiente de todos (el de los agentes de liquidez). Al incrementar el *offset* en un sistema, disminuimos la liquidez, sencillamente porque más agentes en promedio quieren comprar conforme nos alejamos del "régimen líquido" ($d = 0.5$). En términos formales, el *offset* de un mercado con estrategias d_1, \dots, d_m y $N(d_1), \dots, N(d_m)$ agentes de cada estrategia se define como

$$offset = 100 \left(\sum_{i=1}^m d_i \frac{N(d_i)}{N} - 0.5 \right)$$

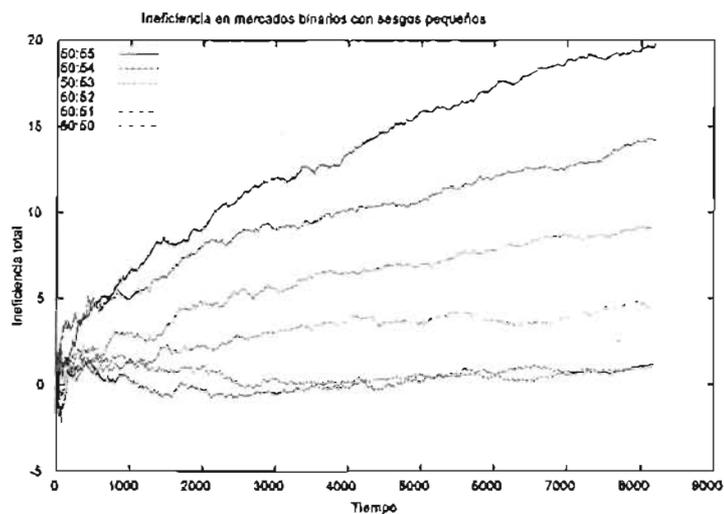


Figura 4.6: Ineficiencia como función del tiempo en mercados con poco sesgo. 50 indica agentes de liquidez, en tanto 55, 54, 53, 52 y 51 indican valores para d de 0.55, 0.54, 0.53, 0.52 y 0.51, respectivamente.

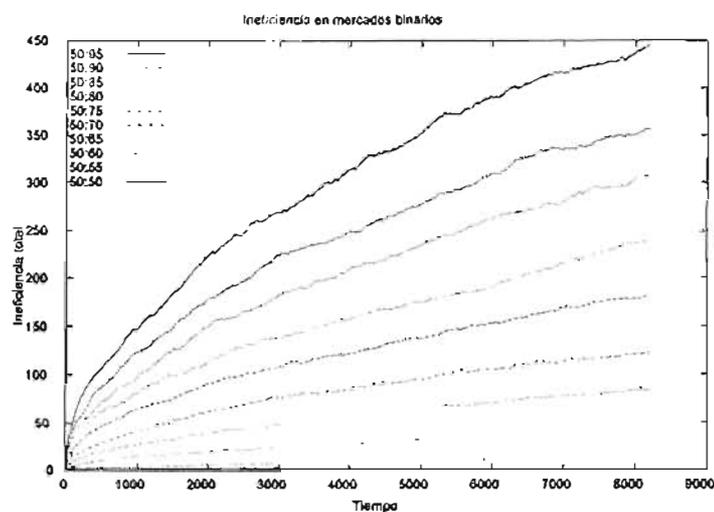


Figura 4.7: Ineficiencia en mercados binarios con sesgos de $d = 0.5$ (mercados eficientes) hasta $d = 0.95$. Todos los datos son promedios sobre 10 experimentos.

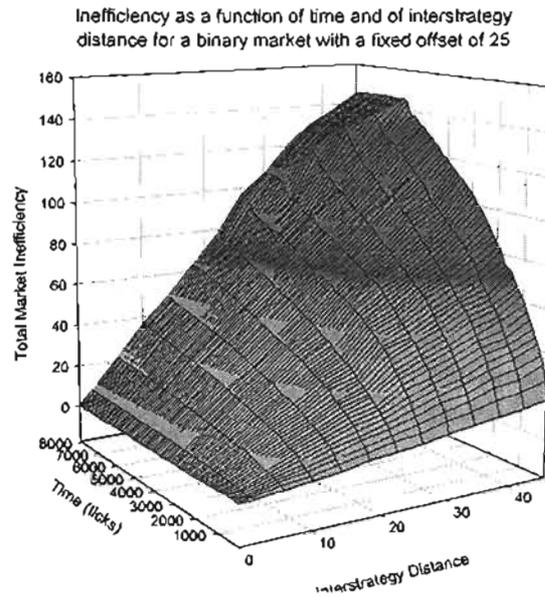


Figura 4.8: Ineficiencia como función del tiempo y de la distancia entre estrategias para mercados binarios con offset en $d_\mu = 0.75$.

agentes del mercado quieren comprar con una alta probabilidad (grandes offsets), entonces pocos venderán *de facto*, por lo cual habrá pocas operaciones. Esto nos permite adoptar la óptica que compara no offsets y distancias entre dos grupos sino liquidez y distancias promedio entre varios grupos. Los resultados de este experimento en particular se muestran en la figura 4.11. Aunque esta no corresponde al caso de los mercados binarios, lo contiene, mostrando a su vez esta posible relación entre offset y distancia que mencionamos hace algunos momentos. La zona sin datos es la zona en la cual el NNCP no puede producir simulaciones (finalmente, la constricción de las probabilidades como se muestran en Ec. 3.1 a Ec. 3.3 tiene sus consecuencias. Dado que $p(n)$ no cambia para ninguno de los agentes debido a que siempre es igual a un tercio, existen cotas bien definidas al número máximo de operaciones que pueden haber en el sistema. Para observar datos en la región sin información habría que modificar el valor de $p(n)$. Sin embargo, cualitativamente, el comportamiento debe ser bastante similar al observado). Sin embargo, cabe esperar que a grandes diferencias en estrategias y pocas operaciones la ineficiencia sea tremenda, simplemente porque las pocas operaciones hacen que el precio se dispare de manera inusitada.

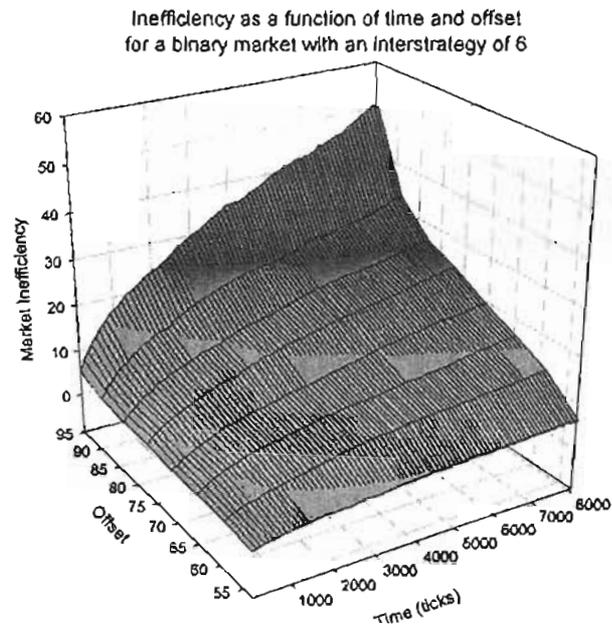


Figura 4.9: Ineficiencia total en función del offset para una distancia entre estrategias fija de 0.03

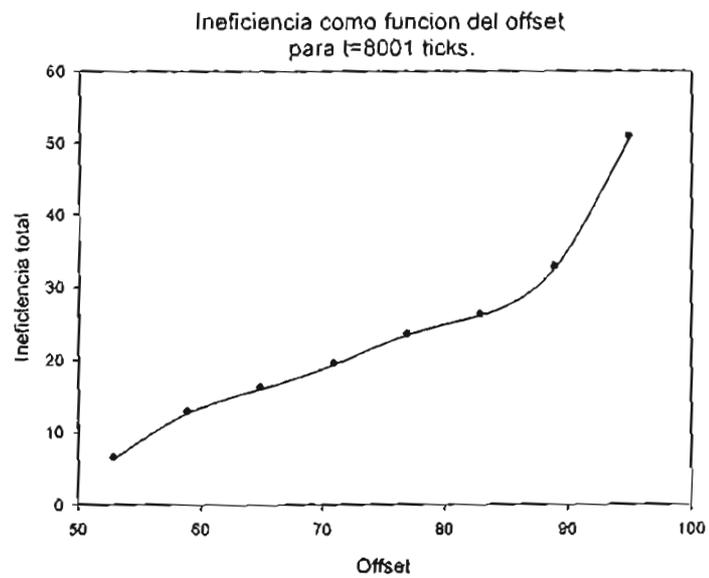


Figura 4.10: Corte de la figura 4.8 a $t = 8101$

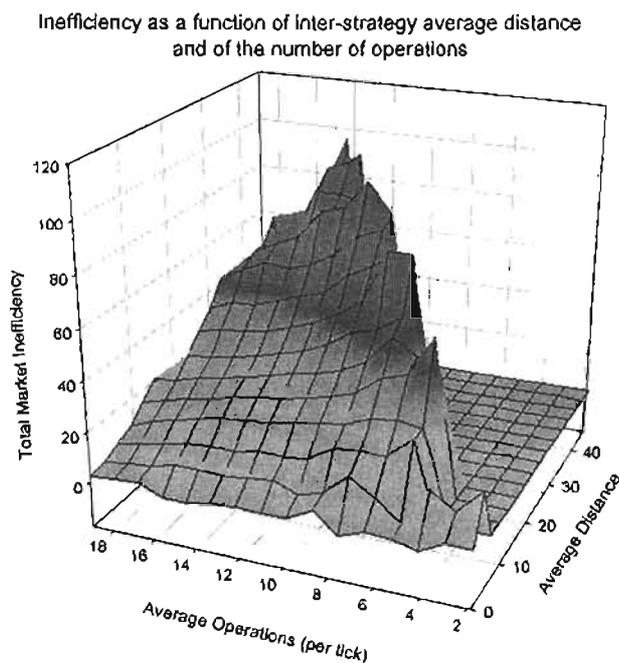


Figura 4.11: Ineficiencia como función de la distancia entre estrategias promedio ($\sum_{i=1}^N N_i d_i / N$) y del número promedio de operaciones por tick (liquidez) para un conjunto de 500 mercados aleatorios con 2 a 5 estrategias. Todos los mercados son equipartidos.

4.2.2 Mercados binarios con distintas proporciones

La pregunta obligada en este punto es si los mercados equipartidos presentan la máxima ineficiencia posible. La figura 4.12 muestra que la ineficiencia máxima no se logra en una proporción uno a uno, sino al parecer en una dos a tres.

La razón de esta desviación del centro tiene que ver con la ecuación de actualización de precios, 3.7. Si consideramos a un agente con sesgo mayor a 0.5, este compra a lo largo del tiempo y en promedio más de lo que vende. Si lo que busca es maximizar sus ganancias sabiendo que el precio ha de subir de forma constante (lo cual se deriva de 3.7) necesita a más de un agente de liquidez para comerciar debido simplemente a que uno no le garantiza liquidez constante. Si hubiera solo uno, la mitad de las ocasiones en las que el agente informado desea comprar, el agente de liquidez no presentará una postura de venta correspondiente, por lo cual no habrá ganancia para el primero. Sin embargo, si hay más de uno, habrá mayor liquidez y

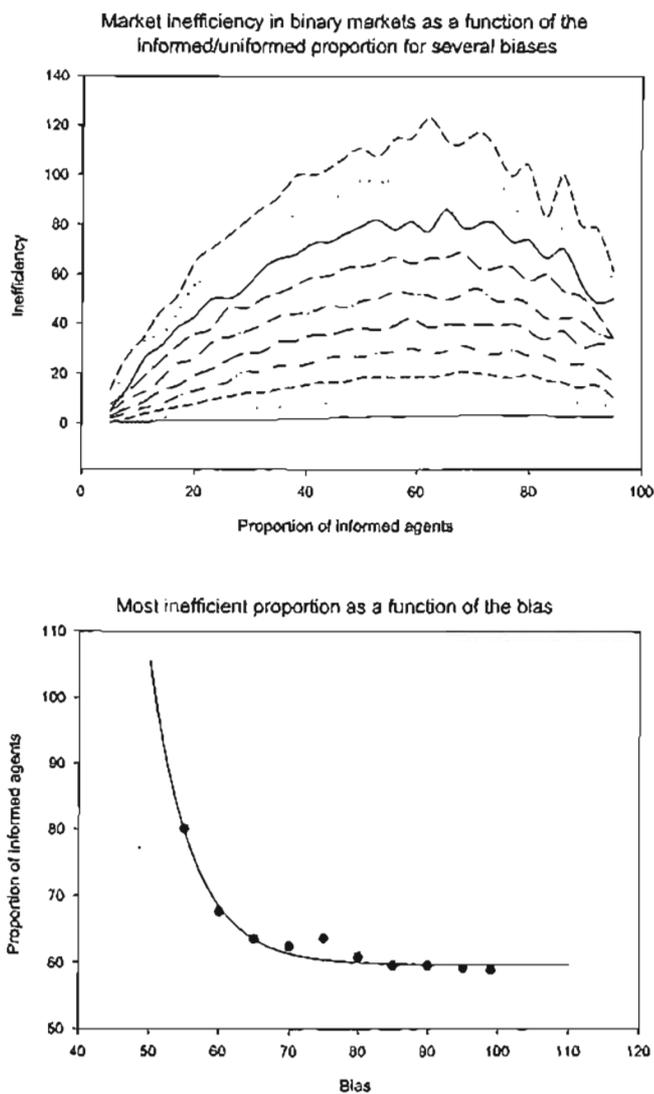


Figura 4.12: La figura superior muestra la ineficiencia al tiempo $t = 3000$ para un mercado binario con agentes no informados e informados para diferentes proporciones de los mismos. Cada curva corresponde a un sesgo distinto. La figura inferior presenta la proporción en la que se logra el máximo como función del sesgo de los agentes informados.

mayor garantía de ganancias. Por el otro lado, si hay demasiados agentes de liquidez, el precio no subirá consistentemente de forma apreciable, por lo que el agente informado no tendría ganancias apreciables y la ineficiencia no sería máxima. La segunda gráfica de la figura 4.12 muestra precisamente este juego entre liquidez e incremento de precios.

4.3 Mercados no-binarios

Un mercado no-binario es claramente la forma más general de mercados estáticos. En esta sección podremos dar respuesta a la pregunta formulada al principio de este capítulo sobre las cotas a la ineficiencia en mercados con muchas estrategias.

La pregunta básica en este sentido es si un mercado con muchas estrategias será más o menos ineficiente que uno con pocas. Esto depende, claro está, en la distancia y el offset de las mismas. Sin embargo, dado un sesgo menor y uno mayor (d_m y d_M , respectivamente), podemos afirmar que un incremento en el número de estrategias disminuirá la ineficiencia total de sistema. La razón es esto es simple: si tenemos solo dos estrategias la ineficiencia estará dada por la proporción de los agentes que tienen cada una de las estrategias d_m y d_M . Al modificar esta proporción, la ineficiencia cambiará, como lo muestra la figura 4.12. Por otro lado, como se muestra en 4.8, la mayor ineficiencia se alcanza con la mayor separación entre estrategias (es decir, los sesgos más lejanos). Si lo que hacemos es incorporar estrategias con $d_i \in (d_m, d_M)$, lo que haremos será disminuir la ineficiencia del sistema pues la distancia promedio entre estrategias se habrá reducido (vea figura 4.11, por ejemplo). La confirmación de esto la provee la figura 4.13, en la cual se nota un descenso ligero en la ineficiencia conforme agregamos estrategias.

4.4 Conclusiones para mercados estáticos

Antes de entrar a la discusión de mercados dinámicos con agentes adaptivos y procesos de información, recapitulemos lo encontrado hasta ahora para el caso de mercados estáticos y simples.

- Usando a la ineficiencia como una medida estadística, validamos la hipótesis de que los mercados homogéneos son eficientes, en concordancia con la teoría clásica.

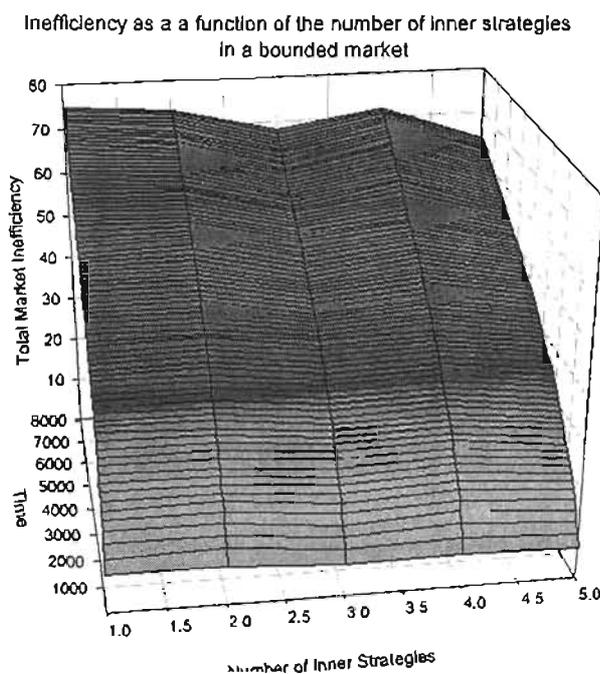


Figura 4.13: Ineficiencia como función del tiempo y del número de estrategias en un mercado acotado por $d_m = 0.0$ y $d_M = 0.6$. En cada experimento se mantuvo constante el número de integrantes del mercado. Los resultados provienen de un promedio sobre 100 simulaciones con sesgos seleccionados de forma aleatoria.

- La ineficiencia surge cuando existen inhomogeneidades en el sistema. Tener más de una estrategia posibilita a algún grupo de agentes a tener ganancias excesivas estadísticamente relevantes.
- El máximo de ineficiencia es el producto de dos fuerzas: el aumento de los precios, que tiene que ver con la diferencia entre estrategias (sesgos), y la capacidad de los agentes *ganadores* por realizar operaciones. No es un dato trivial.
- El grado de ineficiencia del sistema depende de (i) cuán parecidas (o cercanas) son las estrategias y (ii) la liquidez del mercado.
- La ineficiencia máxima se logra en mercados con solo dos estrategias. La adición de más estrategias d_i al sistema tales que estas tienen sesgos menores al sesgo mayor del mercado binario ($d_i < d_{max}$) y mayores que el sesgo menor ($d_i > d_{min}$) disminuye en promedio la ineficiencia del mercado pues acorta la distancia

promedio entre los sesgos de los agentes. Así, un mercado binario correctamente seleccionado representa una cota superior para la ineficiencia de un sistema dado.

Capítulo 5

Casos Dinámicos

Uno de los aspectos más importantes de los mercados financieros reales consiste en la retroalimentación de información que ocurre constantemente entre los participantes, el entorno y los mecanismos del sistema. De hecho, gran parte de la complejidad y de la dificultad de entender a los sistemas económicos consiste en que todos ellos tienen estructuras informacionales sumamente intrincadas y, sobre todo, dinámicas. Hasta ahora, nuestra discusión ha presentado un modelo estático que podemos considerar poseedor de una estructura informacional fija e invariable: en los mercados estáticos las expectativas de los agentes no cambian sobre el tiempo, lo cual hace de la dinámica del mercado un proceso estrictamente estacionario. En esta sección consideraremos, sin embargo, un conjunto de mercados bastante distintos de los revisados en el capítulo anterior. Aquí habremos de analizar los llamados "casos dinámicos", con los que pretendemos esbozar algunos de los elementos de la dinámica de información observada en mercados reales. De alguna forma u otra, el comportamiento complejo del sistema surge precisamente en este punto con la introducción de nuevos parámetros que hacen de las interacciones entre agentes un asunto bastante menos trivial que lo visto en las secciones anteriores.

Por "casos dinámicos" entenderemos la familia de experimentos que simulan procesos de aprendizaje o choques de información. Con estos dos elementos se pretende romper la estaticidad de los experimentos anteriores e introducir elementos de retroalimentación de información así como de la llegada de información externa al sistema (conocidos como choques exógenos en la literatura económica). En este sentido el objetivo de esta sección es analizar el comportamiento de mercados estáticos cuando a éstos se les han agregado agentes que pueden aprender. También veremos

el aprendizaje acompañado de procesos de información, agregando un nivel más de complejidad al modelo.

Por sencillez, este capítulo se ha dividido en tres secciones, dos de resultados y discusiones y una dedicada a conclusiones particulares. Las dos primeras secciones se abocan a analizar en primer lugar los procesos de aprendizaje en mercados relativamente sencillos, seguido de sistemas en los que se combinan tanto procesos de aprendizaje como con procesos de exógenos información (denominados *choques*).

5.1 Mercados financieros con aprendizaje

Antes de entrar de lleno a la discusión sobre aprendizaje cabe preguntarse ¿cómo se ve el aprendizaje en el NNCP? Para observar esto requerimos ver la evolución de la distribución de riqueza del sistema, la cual fue el origen del concepto de ineficiencia y es por tanto una pieza central de este trabajo. Las figuras 5.1 a 5.3 muestran precisamente esto. Estas figuras se derivan de experimentos muy similares a los mostrados en las figuras 4.4 y 4.5, solo que incluyen en el mercado a participantes adaptivos. Aunque antes de la revisión de expectativas (figura 5.1) no se notan los efectos de tener agentes adaptivos, después del aprendizaje (figura 5.2) notamos que un conjunto de agentes comienza a mostrar ganancias superiores a las de los agentes de liquidez y que para $t = 1001$ es claro que la distribución (originariamente bimodal) tiene una estructura claramente trimodal. Y dado que el deacoplamiento de un grupo de agentes cambia las propiedades de la distribución de forma dinámica, debe tener una consecuencia sobre el desarrollo de la ineficiencia. Esto es lo que exploraremos a continuación.

Como se mencionó en el capítulo 3, en el NNCP se ha modelado el aprendizaje de los participantes del mercado a través de los agentes adaptativos. Estos tienen la capacidad de observar a los otros integrantes del sistema para seleccionar con una cierta probabilidad la estrategia que más frutos rinde (i.e., aquella que genera las mayores ganancias con respecto a un portafolio *Buy and Hold* dinámico). Desde esta óptica, el efecto del aprendizaje es cambiar la composición del mercado lo cual, como vimos en el capítulo anterior, tiene consecuencias directas en la evolución de la ineficiencia. Podemos pensar en primera aproximación que para los mercados más simples (por ejemplo, mercados binarios con agentes adaptativos inicialmente proveedores de liquidez) dichos cambios en la ineficiencia ocurren de acuerdo a movimientos sobre la superficie mostrada en la figura 4.12. Es decir, un mercado compuesto por agentes

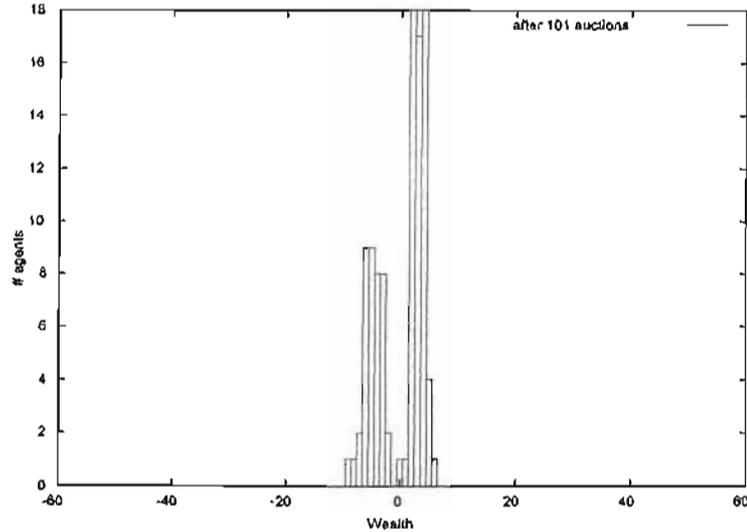


Figura 5.1: Mercado ineficiente con agentes adaptivos al comienzo de la simulación.

$d_1 = 0.5$ y $d_2 = 0.99$ en proporción uno a uno al comienzo de la simulación puede terminar siendo un mercado con una proporción 0.01 a 1, de tener las condiciones adecuadas. En tanto el primero es de esperar que sea bastante ineficiente, el segundo probablemente será mucho más eficiente pues la diversidad de estrategias es menor.

Dado que los mercados binarios son conceptualmente algunos de los sistemas más simples que podemos analizar, es lógico explorar los efectos del aprendizaje sobre estos casos. La figura 5.4 nos muestra precisamente los efectos del aprendizaje en este tipo de mercados. En este experimento se observa que tras el primer periodo de adaptación (en $t = 1800$ ticks), la ineficiencia del sistema con aprendizaje baja. En esta misma figura 5.4 es claro que la diferencia entre las dos ineficiencias da un brinco estadísticamente significativo tras la adaptación¹. Aquí la interpretación del aprendizaje puede darse como sigue: durante los primeros 1800 ticks los agentes adaptivos actúan como agentes de liquidez, en espera de acumular suficiente información sobre las ganancias de los participantes del sistema; a los 1800 ticks los agentes revisan sus posturas de acuerdo con el algoritmo de ruleta descrito en el capítulo 3, modificando con ello su estrategia; este cambio en la estrategia conlleva, por un lado, una disminución de la liquidez (porque se reduce el número de agentes con $d = 0.5$) y por otro

¹Es estadísticamente significativo debido a que supera el valor de 2, el cual es considerado como nivel mínimo para decir que un sistema es eficiente o no.

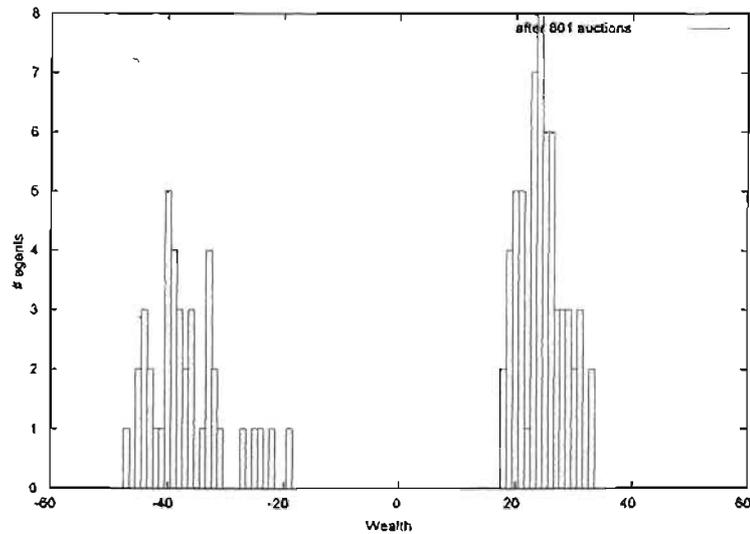


Figura 5.2: Mercado ineficiente con agentes adaptivos tras su revisión de estrategia. Un grupo de agentes se comienza a desprender del grupo de la izquierda (agentes de liquidez).

lado un cambio en la distancia promedio de los agentes del sistema. Como se vió en el capítulo anterior, esto tiene efectos sobre el comportamiento de la ineficiencia.

Cabe destacar, sin embargo, que el cambio de la ineficiencia a raíz del aprendizaje no es necesariamente negativo. Como lo muestra la figura 5.5 existen cuatro escenarios posibles. En el escenario (a), se tiene un sistema en el que disminuye el número de agentes con sesgo. Esto puede deberse, por ejemplo, a un proceso de aprendizaje incompleto o simplemente errado. En este caso se pasa de un sistema con una ineficiencia grande a uno con una ineficiencia menor. El caso (b) es similar, con la salvaguarda de que en esta ocasión si existe aprendizaje. La figura 5.4 es, de hecho, un ejemplo de este escenario pues, al aprender, la disminución de agentes de liquidez disminuye la ineficiencia del sistema. Por otro lado, el caso (c) es más llamativo, pues implica un aumento de la ineficiencia con el aprendizaje. Esto se debe a que la proporción entre informados y agentes de liquidez se acerca a la proporción que genera una ineficiencia máxima. Por último, el caso (d) muestra un aprendizaje extremo en el cual son tantos los agentes que aprenden que el cambio de composición se contrapesa con el cambio en liquidez, dejando a la ineficiencia virtualmente sin cambios.

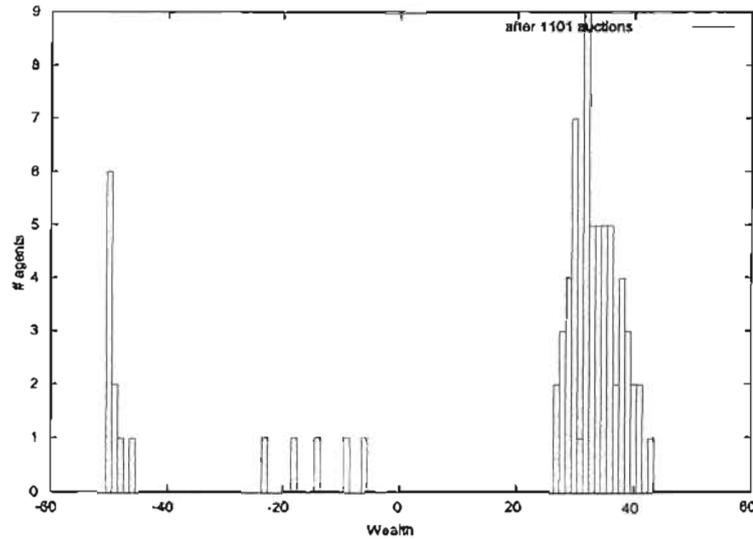


Figura 5.3: Mercado ineficiente con agentes adaptivos tras su revisión de estrategia. Se nota que un grupo de agentes claramente se ha desprendido de los agentes de liquidez:

5.1.1 Factores que afectan el aprendizaje

No todos estos casos son igualmente probables. Unos serán mucho más factibles que otros, dada la construcción del NNCP. Por ejemplo, resulta poco realista encontrar la situación (a) en la cual los agentes aprenden la estrategia incorrecta ya que, aunque el aprendizaje total no está garantizado, una parte de los agentes seguramente logrará copiar la estrategia adecuada.

El problema de aprendizaje se puede ver en términos de inferencia. Desde esta perspectiva, la ineficiencia se transforma en una medida de la fortaleza de una señal en el sistema que permite a los agentes adaptativos aprender: si la ineficiencia es alta, se requerirán pocos datos para tomar una decisión pues la señal será fuerte; por el otro lado, si la ineficiencia es baja (como por ejemplo, con mercados binarios con poco sesgo), será necesario tener tiempos de adaptación muy largos que permitan acumular suficiente señal como para tomar una decisión.

Esto último se puede observar en la gráfica 5.6. Ahí se observa como a mayor sesgo hay un mayor número de agentes que aprenden la estrategia óptima. Es claro, sin embargo, que para mercados con pocos agentes de liquidez muchos agentes adaptivos aprenderán bien, indistintamente del sesgo, debido en gran medida a que el proceso

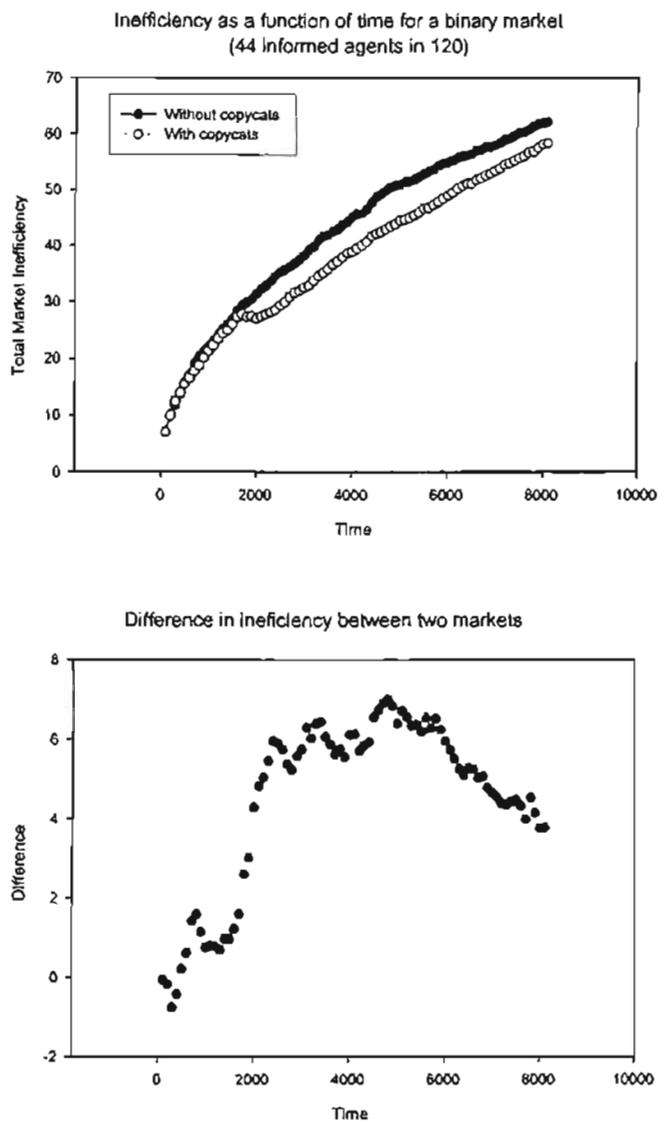


Figura 5.4: Efecto del aprendizaje en un mercado binario. En esta simulación se compara la ineficiencia de un mercado binario con 120 agentes, ninguno de ellos adaptativo, contra la de un mercado con las mismas condiciones iniciales que el anterior, solo que con la inclusión de agentes adaptativos. La figura a) muestra la evolución de la ineficiencia del sistema, en tanto que la figura b) muestra la diferencia entre las dos simulaciones (promedios sobre 10 realizaciones, en cada caso).

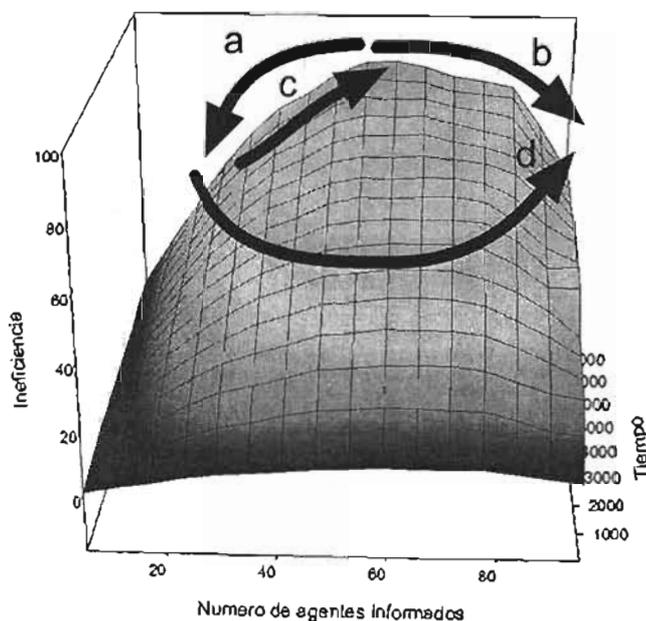


Figura 5.5: Posibles cambios en la ineficiencia de un sistema como resultado de procesos de aprendizaje.

de selección es aleatorio: si todos los agentes ganaran lo mismo, todos tendrían la misma probabilidad de ser seleccionados; en esta situación, basta tener una mayoría abrumadora del mercado para que los agentes adaptivos copien la estrategia óptima. La dependencia de aprendizaje y sesgo se observa con mayor claridad en la figura 5.6. Esta figura muestra los resultados del promedio de 10 simulaciones de mercados inicialmente binarios para sesgos que van de $d = 0.55$ hasta $d = 0.90$, con un número igual de agentes informados que de agentes de liquidez, siendo el periodo de adaptación de los agentes inteligentes de 10 días. En este caso, la dependencia entre aprendizaje y sesgo es mucho más clara: mercados con un sesgo mayor permite un mejor aprendizaje de los agentes adaptivos. Aún para tiempos largos, cuando el sesgo es muy bajo (y la ineficiencia no es muy significativa), el aprendizaje no es igual entre mercados. Resulta importante conceptualizar a la ineficiencia como un indicador de la capacidad de inferir información sobre cual es la mejor estrategia del sistema².

²Esta es la razón básica por la cual se seleccionó esta cantidad como referente de eficiencia. En la teoría clásica de mercados eficientes se supone que el sistema refleja toda la información relevante

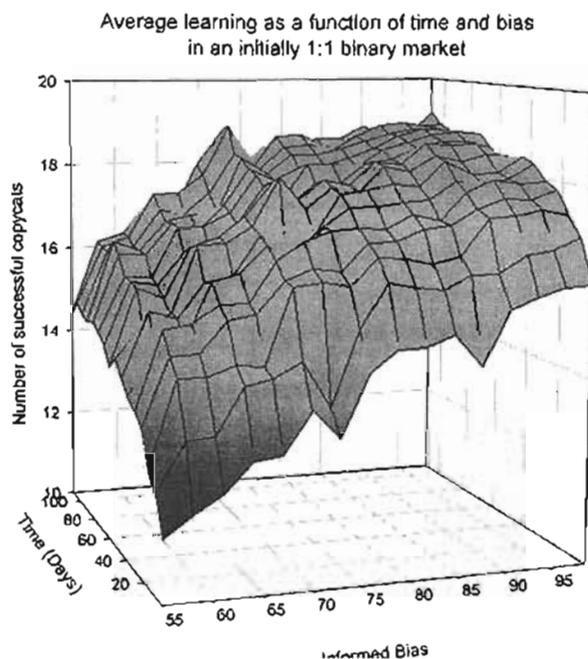


Figura 5.6: Número de agentes adaptivos que aprenden la estrategia correcta como función del tiempo y de el sesgo de los no informados.

5.2 Mercados con choques

El proceso de aprendizaje se ve profundamente modificado cuando incluimos influencias exógenas en las expectativas de los agentes. En un mercado real, los participantes no viven aislados del mundo. Existen un sinnúmero de factores que tienen a los inversionistas en una búsqueda constante de información: una guerra en el Golfo Pérsico, elecciones presidenciales, o las previsiones semanales de Alan Greenspan, entre muchas más. El mundo *externo* a los mercados es un mar que hierve con eventos e información, por lo que es solo natural que estos impacten eventualmente las expectativas de los agentes económicos.

En el caso específico del NNCP, estos impactos se han modelado a través de revisiones aleatorias en las expectativas de los agentes. Lo que hacen estas revisiones

y, además, que cualquier participante puede interpretar esta información correctamente de modo que ninguno puede explotarla. Lo que esta investigación implica es que, de ser ineficientes, existe información valiosa en los mercados financieros que sirve para diseñar estrategias exitosas para "ganarle al sistema".

es modificar al azar el parámetro d de los agentes mono-paramétricos, dejando sin cambios a los sesgos de los agentes adaptivos. La introducción de este factor hace del proceso de inferencia algo mucho más complejo que en los ejemplos anteriores. Como ahora los agentes mono-paramétricos cambian de grupo con el paso del tiempo, los agentes adaptivos tienen que encontrar el intervalo de tiempo que conviene usar para determinar la mejor estrategia. En los casos mostrados en la sección anterior es claro que seleccionar una memoria grande permite tener mayor confianza en la selección de la estrategia óptima pues es simplemente acumular el mismo *tipo* de datos y generar así una mayor confianza estadística. En esta sección considerar demasiados datos puede ser contraproducente pues existe la posibilidad de que la mejor estrategia entre los tiempos t y t' no necesariamente sea la mejor para el mercado entre t' y t'' .

Para observar la importancia de la cantidad de información seleccionada hemos realizado una serie de experimentos diseñados para ver las diferencias entre dos escenarios opuestos: agentes adaptivos con memoria corta y agentes adaptivos de memoria larga [Gordillo, et al 2004]. Las figuras 5.7 y 5.8 muestran precisamente cómo afecta la longitud de memoria al proceso de aprendizaje. En estas se puede observar que al tomar en cuenta demasiados datos (i.e. tener una memoria demasiado larga) se disminuye el número efectivo de agentes que aprenden correctamente.

Una explicación simple para este hecho consiste en que la introducción de cambios en las expectativas del mercado hace de la "estrategia óptima" algo mucho más difícil de determinar. Consideremos el caso más sencillo de un grupo de agentes adaptivos que se enfrenta a un mercado binario con choques exógenos. En este sistema los agentes mono-paramétricos pueden ser divididos en dos grupos: los de liquidez ($d = 0.5$) y los sesgados ($d \geq 0.5$). En este caso cada agente puede ser etiquetado a todo momento o bien con una L de agente de liquidez o bien con una S de agente sesgado. Bajo esta perspectiva, lo que hace un choque es lanzar una moneda no-sesgada para cada agente, con la cual se determina si un agente será de liquidez o sesgado en el próximo periodo. Este lanzamiento de monedas ocurre, en el caso del NNCP, en periodos regulares, con lo cual la historia de cualquier agente se puede representar como una cadena de la forma

$$\dots LLSLLLSS \dots \quad (5.1)$$

que representa el tipo de estrategia que tuvo en cada periodo. En el caso en el que el sesgo de los agentes informados es mayor a 0.5 y el precio crece en promedio, la

mejor estrategia en el mercado es la dada por la cadena

$$\dots SSSSSSSS \dots \quad (5.2)$$

de modo que esta es la que los agentes adaptivos deben de copiar. Sin embargo, copiarla depende en gran medida de cuanta información estamos usando.

Supongamos, por ejemplo, que tuviésemos una memoria de 4 periodos. En este escenario, y considerando solo ganancias, los agentes adaptivos serían incapaces de distinguir entre las cuatro historias mostradas a continuación

$$\dots LSSS \dots \quad (5.3)$$

$$\dots SLSS \dots \quad (5.4)$$

$$\dots SSLS \dots \quad (5.5)$$

$$\dots SSSL \dots \quad (5.6)$$

En cada caso, los agentes copian la última estrategia utilizada y dado que las ganancias de estas cuatro historias son equivalentes, un cuarto de los agentes que usen estas historias para determinar qué acciones tomar habrán de copiar la estrategia subóptima de liquidez. Aún más, si la memoria es extremadamente larga y debido a que el proceso de selección es puramente estocástico, distinguir entre una estrategia óptima y una subóptima no es del todo trivial. Por ejemplo, es factible que con una memoria muy larga un agente seleccione de las siguientes la estrategia de liquidez, simplemente porque es difícil distinguir cuál de las dos es la mejor debido a que las ganancias son muy cercanas (recordemos que la ruleta se construye, precisamente, con las ganancias de los agentes; si son muy parecidas, la probabilidad de selección también lo será).

$$\dots SSSSSSSSL \dots \quad (5.7)$$

$$\dots SSSSSSSSS \dots \quad (5.8)$$

En este sentido, la mejor estrategia para los agentes adaptivos es utilizar la información que existe entre choques, como lo muestra la figura 5.7. En estos casos (entre el poco después y el poco antes de una revisión de expectativas), los mercados son bastante "estáticos", entendiendo por esto que los sesgos de los agentes monoparamétricos se mantienen constantes. Durante estos periodos y tomando en cuenta los límites temporales fijados por el arribo de choques, el problema se descompone al de la sección anterior (específicamente, al mostrado en la figura 5.6.) De ahí resulta claro que, para memoria corta, el comportamiento del aprendizaje sea muy similar al mostrado en los casos sin choques exógenos.

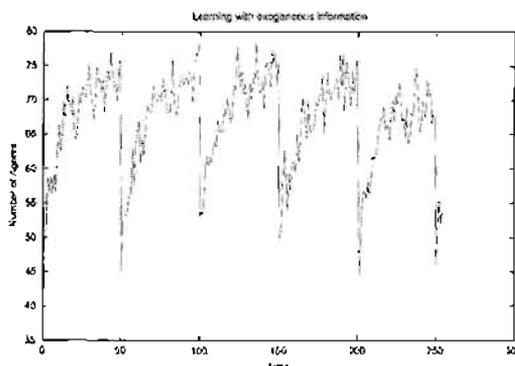


Figura 5.7: Simulación de un mercado con choques en el cual la memoria de los agentes es menor que el periodo de cada choque (50 días)

5.3 Conclusiones para mercados dinámicos

Antes de finalizar, es necesario recopilar algunos de los puntos importantes de esta sección.

- El aprendizaje en mercados financieros no necesariamente disminuye la ineficiencia. El cambio en la misma depende de las proporciones inicial y final de las estrategias del sistema.
- Sin embargo, para mercados con ineficiencias máximas dadas las estrategias que en ellos existen, el aprendizaje si conduce a una disminución de ineficiencia global.
- En este sentido, la ineficiencia es un indicador de la existencia de señales en el mercado que permiten identificar la estrategia óptima.
- Dado que la ineficiencia depende de cuán distintas son las estrategias, la señal, y por tanto el aprendizaje, se ven alterados por cambios en composición del mercado.
- Lo anterior hace del problema de inferencia algo sumamente delicado en mercados con *choques* de información pues considerar demasiado puede resultar en ganancias sub-óptimas.

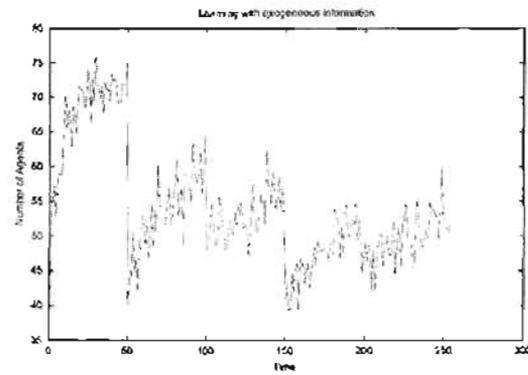


Figura 5.8: Simulación de un mercado con shocks en el cual la memoria de los agentes adaptivos mayor que el periodo de cada choque (50 días). En este caso, los agentes toman en consideración datos desde el inicio de la simulación.

Capítulo 6

Conclusiones

Lo expuesto en los últimos capítulos configura lo que podrían ser parte de las bases de una nueva interpretación de los mercados financieros. Esto no implica que lo visto aquí sean los únicos elementos a tratar: los mercados son sistemas sumamente complejos, tanto estructural como conductualmente, por lo cual esto resulta en el mejor de los casos un esbozo general. Sin embargo, si es fuente de una perspectiva bastante útil para emprender nuevos estudios.

Existen aún muchas cosas por resolver. Falta, por ejemplo, la construcción de un puente teórico consistente entre la teoría clásica de mercados financieros (que considera a estas estructuras simples) y la física de sistemas complejos (que las ve como estructuras esencialmente complejas). El problema es en muchos sentidos similar al que encuentra la física al adentrarse a otras ramas del conocimiento humano como, por ejemplo, la biología. Empero, algunos de los elementos presentados en este trabajo pueden servir para ligar los dos discursos.

Quizá el elemento más importante de la propuesta presentada en esta tesis sea la matriz de ineficiencia. Aunque la medida de ineficiencia relativa no es en sí nueva, la matriz de ineficiencia *per se* sí lo es. Adicionalmente, la manera de construir esta matriz usando las ganancias de operación de los agentes como medida de "éxito" resulta bastante novedosa. En este sentido, las dos son conjuntamente medidas que nos permite visualizar las relaciones entre grupos de agentes a la vez que asignar un valor global para la "eficiencia" del mecanismo de distribución de riqueza o ganancias del sistema. Adicionalmente, como se ha visto en el capítulo de casos dinámicos, la ineficiencia es capaz de decirnos si existen procesos de retroalimentación o cambios en las expectativas al interior del sistema.

La ineficiencia también se ha identificado como una señal de relevancia estadística. Es notable ver que esta medida nos da una confirmación estadística acerca de si existen patrones explotables en el mercado, los cuales pueden conducir a estar en el grupo de los agentes con estrategias óptimas. Esta misma interpretación nos sirve para confirmar que en mercados homogéneos en los cuales todos los agentes tienen la misma expectativa sobre la evolución de la serie de tiempo del precio se puede decir que el sistema es eficiente.

Un factor final que hace a la medida de ineficiencia definida en este trabajo de gran relevancia es que se evitan muchos problemas de corte metodológico, en particular el problema de la hipótesis conjunta. La matriz de ineficiencia no requiere de ningún modelo de formación de precios ni tampoco de ningún modelo conductual en particular. Si tomamos a la eficiencia como la incapacidad de hacer ganancias anormales de forma consistente y mantenida, la medida presentada en este trabajo sirve como un buen parámetro para determinar si el sistema es o no eficiente.

Existen, sin embargo, dos líneas de investigación abiertas en torno a la ineficiencia. La primera de ellas es generar una definición que englobe no solo a la riqueza sino también a otras variables de interés económico. Esto conlleva construir todo un marco teórico en el cual la ineficiencia se ajuste como una medida natural para la descripción de sistemas económicos más generales. La segunda línea es analizar la relación que guarda la ineficiencia con otras variables del sistema. En específico, resulta natural preguntarse por los vínculos entre la ineficiencia y otras cantidades que describen la estructura informacional del mercado. Aquí hallamos un vasto campo de investigación relacionado con los nuevos paradigmas de complejidad y sistemas dinámicos con el cual se puede tratar de dar salida a la definición de eficiencia dada por Fama, la cual está en términos de la "información contenida en los precios".

Por último, aunque las ideas presentadas aquí son bastante interesantes, es necesario encontrar un mecanismo para conectarlas con mercados reales y, de existir, ver su aplicabilidad en estos sistemas. Puede ser que en mercados reales, aunque haya ineficiencias, estas no sean claramente distinguibles de los periodos de eficiencia a través de la matriz de ineficiencia. Se requiere en este sentido una búsqueda constante por mecanismos para estudiar mercados financieros desde la óptica de la ineficiencia y de las estructuras informacionales dinámicas. Debido a las características del tipo de información que esto requiere, las herramientas con las que contamos por el momento hacen de esta labor algo difícil, aunque no necesariamente imposible. Por ello no es aventurado decir que encontrar estas herramientas es una labor titánica que perseguir

en los años por venir.

Bibliografía

- [Anderson, 1994] Anderson, P. 1994. "Physics: The opening to complexity" en *NAS Proceedings of the Colloquium on Physics*, Irvine, CA
- [Arthur, 1999] Arthur, B. 1999. "Complexity and the economy" en *Science*, 284, pp. 107 – 109, 2 de abril de 1999
- [Aspnes et al 2002] Aspnes, J. Fischer, D. Fischer, M. Kao, MY. 2002. *Towards understanding the predictability of stock markets from the perspective of computational complexity*. Yale University Working Paper, Departament of Computer Science
- [Bourguignon, 2003] Bourguignon, F. 2003. *The Poverty-Growth-Inequality Triangle* Presentación de la Indian Council for Research on International Economic Relations, New Delhi, en Febrero 4 del 2004.
- [Box, G. et. al. 1994] Box, G; Jenkins, G; Reinsel, G. 1994. *Time series analysis*. Prentice Hall: New Jersey
- [Caldwell, 2002.] Caldwell, B. 2002. "In defense of basic economic reasoning" en *Post-Autistic Economics Review*, No. 13, Mayo 2, 2002, Artículo 4.
- [Campbell et al. 1997] Campbell, J. Lo, A. MacKinlay, A.C. 1997. *The econometrics of financial markets*. Princeton University Press: Princeton.

- [Cowles, 1944] Cowles, A. 1944. "Stock market forecasting" en *Econometrica*, Vol. 12, pp. 206-214
- [Dimson, Mussavian, 1998.] Dimson, E. Mussavian, M. 1998. "A brief history of market efficiency" en *European Financial Management*, Vol 4, No 1, Marzo 1998, pp 91-193
- [Fama, 1991] Fama, E. 1991. "Efficient Capital Markets: II" en *Journal of Finance*, Vol. XLVI. No. 5.
- [Fama & French, 1988] Fama, E. French, K. 1988. "Permanent and temporary components of stock prices" en *The Journal of Political Economy* Vol, 96, Issue, 2, pp. 246-273
- [Farmer, Lo, 1999] Farmer, D. Lo, A. 1999. "Frontiers of finance: Evolution and efficient markets" en *Proc. Natl. Acad. Sci.* Vol. 96 pp 9991-9992.
- [Gordillo, 2000] Gordillo, J.L *Análisis de mercados financieros mediante el mercado financiero artificial NNCP* Tesis de Maestría, UNAM
- [Gordillo, et al 2004] Gordillo, J.L. Pardo-Guerra, J.P. Stephens, C.R. 2004. "Adaptation in the Presence of Exogeneous Information in an Artificial Financial Market" en *MICAI 2004: Advances in Artificial Intelligence*, Springer-Verlag: Berlin, pp. 342 - 351
- [Jevons, 1888] Jevons, W.S. 1888. *The theory of political economy*. Macmillan and Co. En línea: *Library of Economics and Liberty*. 9 March 2004. <<http://www.econlib.org/library/YPDBooks/Jevons/jvnPE1.html>>.
- [Johnson et al. 2003] Johnson, N. Jefferies, P. Ming Hui, P. 2003. *Financial Market Complexity*, OUP: Oxford
- [Kaizoji et al. 2002] Kaizoji, T. Bornholdt, S. Fujiwara, Y. 2002. "Dynamics of price and trading volume in a spin model of stock

- markets with heterogeneous agents" en *Physica A* 316, pg. 441-452
- [Kozuki, Fuchikami. 2002] Kozuki, N. y Fuchikami, N. 2002. *Dynamical model of financial markets: fluctuating 'temperature' causes intermitent behavior of price changes.* arxiv:cond-mat/0210090
- [LeBaron, 2002] LeBaron, B. 2002. *Building the Santa Fe Artificial Stock Market* Brandies University Working Paper
- [LeRoy, 1989] LeRoy, S. 1989. "Efficient Capital Markets and Martingales" en *Journal of Economic Literature*. Vol. XXVII, pp. 1583-1621
- [Levy et al. 2000] Levy, M. Levy, H. Solomon, S. 2000. *Microscopic simulation of financial markets: from investor behavior to market phenomena* Academic Press: New York
- [MacKenzie, 2001] MacKenzie, D. 2001. "Physics and finance: S-Terms and modern finance as a topic of study for science studies" en *Science, Technology & Human Values* No. 26 Vol. 2
- [Malthus, 1993 [1793]] Malthus, R. 1993 (1798) *Primer ensayo sobre la población.* Altaya: Barcelona
- [Mantegna & Stanley, 2000] Mantegna, R; Stanley, E. 2000. *An introduction to Econophysics: Correlations and Complexity in Finance* Cambridge University Press: Cambridge
- [Mas-Colell et al, 1995] Mas-Colell, A. Whinston, M. Green, J. 1995. *Microeconomic Theory.* OUP: Oxford
- [Mauboussin, 1997] Mauboussin, M. 1997. *Shift happens: on a new paradigm of the market as a complex adaptive system.* CrediteSuisse-FirstBoston, NI2854
- [Mirowski, 1989] Mirowski, P. 1989. *More heat than light: Economics as social physics, physics as nature's economics* CUP: Cambridge

- [Newton-Smith, 1981] Newton-Smith, W.H. 1981 *La racionalidad de la ciencia*. Paidós: Barcelona.
- [Palmer et al. 1999] Palmer, R.G; Arthur, W.B; Holland, J.H; LeBaron, B. 1999. *An artificial stock market*. Santa Fe Institute Working Paper
- [Pardo-Guerra, 2004] Pardo-Guerra, J.P 2004. "Neutrality is overrated" en *Post-Autistic Economics Review*, No. 27, Marzo 15, 2004, Artículo 2.
- [Parisi, 2002] Parisi, G. 2002. *Complex Systems: a Physicist's Viewpoint* arxiv:cond-mat/0205297
- [Raberto et al. 2001] Raberto, M. Cinotti, S. Focardi, S. Marchesi, M. 2001. "Agent based simulation of a financial market" en *Physica A* 299, pg. 319-327
- [Shackle, 1972] Shackle, G.L.S. 1972. *Epistémica y Economía*. Fondo de Cultura Económica: México
- [Shiller, 1981] Shiller, R. 1981. "Do stock prices move too much to be justified by subsequent changes in dividends?" *American Economic Review* Vol 71, pp. 421-436
- [Summers, 1986] Summers, L. 1986. "Does the Stock Market Rationally Reflect Fundamental Values?" en *Journal of Finance*, Vol. 41, No. 3
- [Treyner, 1995] Treynor, J. 1995. "The only game in town" en *Financial Analyst Journal*, Vol. 51, No. 1.
- [Voit, 2001] Voit, J. 2001. *The statistical mechanics of financial markets*. Springer: New York