

ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

FACULTAD DE CIENCIAS

**MODELIZACIÓN DEL SISTEMA FINANCIERO COMO UN
SISTEMA COMPLEJO ADAPTATIVO**

**TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE
FÍSICO**

PROYECTO DE INVESTIGACIÓN

DAVID RAFAEL DIAZ DEFAZ

diazdavid3117@hotmail.com

DIRECTOR: RAMON XULVI-BRUNET, PhD

ramon.xulvi@epn.edu.ec

QUITO, FEBRERO 2020

DECLARACIÓN

Yo DAVID RAFAEL DIAZ DEFAZ, declaro bajo juramento que el trabajo aquí escrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentado para ningún grado o calificación profesional; y que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

A través de la presente declaración cedo mis derechos de propiedad intelectual, correspondiente a este trabajo, a la Escuela Politécnica Nacional, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su reglamento y por la normatividad institucional vigente.

David Rafael Díaz Defaz

CERTIFICACIÓN

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por DAVID RAFAEL DIAZ DE-FAZ, bajo mi supervisión.

Ramon Xulvi-Brunet, PhD
Director del Proyecto

Agradecimientos

A mi tutor, Ramón Xulvi, por el apoyo brindado a lo largo de este tiempo, ya que sin su ayuda y guía no hubiera sido posible realizar este trabajo de titulación.

A mis padres, por el apoyo y soporte a lo largo de mi vida académica. Por ser mi fortaleza y haber confiado en mí sin importar las adversidades que se hayan presentado en el camino. Por los consejos brindados y sus enseñanzas que me han permitido crecer como ser humano. De manera especial a mi padre, por ser mi amigo y a mi madre por ser mi refugio cuando más lo he necesitado.

A mi hermana, Gaby, por ser mi amiga, darme palabras de aliento cuando eran necesarias y haberme apoyado durante todo el camino.

A Monchito y Lulú por su compañía incondicional en todas las horas de arduo estudio.

A Cris, por ser una amiga incondicional y un apoyo en los momentos más difíciles. A

Andrés por sus consejos, amistad y largas discusiones filosóficas.

*Dedicado a
Rafael, Yolanda, Gabriela, Margarita
A mis abuelos Ulpiano, Mariana, Julio y Teresa
A Monchito y Lulú*

Índice general

1. Introducción	1
1.1. Los Sistemas Complejos	1
1.2. Los Sistemas Complejos Adaptativos	4
1.3. Conceptos Económicos	5
1.4. Los mercados financieros y los Sistemas Complejos Adaptativos	7
1.5. Motivación	10
1.6. Esquema del trabajo de titulación	10
1.7. Outline	10
2. Marco Teórico	11
2.1. El Razonamiento Inductivo	11
2.2. El modelo de inducción de John Holland	12
2.3. Los Sistemas Clasificadores de Aprendizaje (LCS)	13
2.4. Adaptación del LCS al sistema financiero	15
2.4.1. La información Input	16
2.4.2. Acción de los agentes	17
3. Modelo Computacional	19
3.1. Información Input	19
3.2. Implementación del agente	20
3.3. Estructura del Mercado	26
3.4. Modelo del mercado eficiente y las expectativas racionales	30
3.5. Estructura del Código	30
4. Resultados	33
4.1. Series temporales de mercados financieros reales	33
4.2. Resultados de las simulaciones del modelo	36
5. Conclusiones y Recomendaciones	49
A. Anexo I	51
Bibliografía	67

Índice de figuras

1.1.	Esquema modelos para un sistema complejo por enfoques.	2
1.2.	Como ejemplo, el agua presenta varias propiedades emergentes. El agua es una sustancia compuesta de millones de moléculas de H ₂ O. Una propiedad lineal y no emergente del agua es el peso. Cada molécula posee su propiedad individual llamada peso. Si se suman todos los pesos de las moléculas constituyentes, entonces se obtiene el peso del colectivo llamado agua. En cambio, una propiedad emergente del agua es la viscosidad. No se puede asignar a cada molécula de H ₂ O la propiedad individual viscosidad. La viscosidad aparece como resultado de la interacción de todas las moléculas. Esta propiedad aparece solo en el comportamiento colectivo llamado agua [1].	3
1.3.	Esquema entre modelos que describen un sistema complejo adaptativo y las relaciones que deben tener.	5
1.4.	Ejemplos de series temporales de índices de distintos mercados financieros[2]. En rojo se observa los boom y en azul los bust.	7
2.1.	Caption	14
2.2.	Ilustración de la aplicación del operador mutación en una cadena de caracteres.	15
2.3.	Ilustración de la aplicación del operador cruce en una cadena de caracteres.[3]	15
3.1.	Esquema de la normalización de los pesos.	23
3.2.	Ejemplo de selección proporcional en base al peso.	24
4.1.	Ejemplos de series temporales de acciones de empresas que cotizan en bolsa.	35
4.2.	Serie Temporal de precios para una simulación con $P_G = 0.99$	38
4.3.	Serie Temporal de precios para una simulación con $P_G = 0.99$	39
4.4.	Serie Temporal de precios para una simulación con $P_G = 0.99$	40
4.5.	Serie Temporal de precios para una simulación con $P_G = 0.50$	42
4.6.	Serie Temporal de precios para una simulación con $P_G = 0.50$	43
4.7.	Serie Temporal de precios para una simulación con $P_G = 0.50$	44
4.8.	Serie Temporal de precios para una simulación con $P_G = 0.20$	46
4.9.	Serie Temporal de precios para una simulación con $P_G = 0.20$	47

Índice de tablas

3.1. Información Input	19
4.1. Parámetros para las simulaciones.	36

Índice de Códigos

A.1. main.f90	51
A.2. mercado.f90	57
A.3. aleatorio.f90	58
A.4. sistema_clasificador.f90	60

Resumen

La teoría de los sistemas complejos adaptativos aún se encuentra en desarrollo. De hecho, la investigación de este tipo de sistemas se realiza mediante la simulación de ejemplos concretos. Implementar casos de sistemas complejos adaptativos en diferentes contextos permite estudiar propiedades que aporten a una futura teoría formal. En este trabajo el caso de estudio es la macroeconomía, en concreto los sistemas financieros. Por ello se desarrolla un modelo computacional de un sistema financiero que incorpora el fenómeno del impacto de la riqueza. El modelo se construye en dos etapas. Primero, se construyen los inversores económicos a través de un sistema clasificador de aprendizaje (algoritmo de machine learning basado en algoritmos genéticos). Segundo, se construye la estructura de mercado que permite a los inversores interactuar mediante decisiones de compra y venta. Encontramos que nuestro modelo reproduce cualitativamente las dinámicas presentes en los precios de las acciones en los mercados reales. Además, el modelo a través de mínimas modificaciones es capaz de reproducir la hipótesis de mercados eficientes (teoría de la economía clásica).

Abstract

The theory of complex adaptive systems is still in development. In fact, the research of this type of systems is carried out by simulating specific examples. Simulating specific examples of complex adaptive systems in different areas allows us to study properties that contribute to a future formal theory. Therefore, we developed a computational model of a financial market, which includes the impact of wealth phenomena. The model was built in two stages. In the first stage we built the economic investors using a learning classifier system (it is a machine learning algorithm, which uses genetic algorithms). In the second stage we built the market structure, which allows to investors to interact through buying and selling decisions. We find that our model can reproduce qualitatively the dynamics of real stock prices time series. Further, our model with few modifications can reproduce the efficient markets hypothesis (classic economic theory).

1. Introducción

El presente trabajo de titulación tiene como objetivo principal el estudio y entendimiento de los sistemas complejos adaptativos. La teoría de los sistemas complejos adaptativos aún se encuentra en desarrollo, de hecho, la investigación de este tipo de sistemas se realiza mediante la simulación de ejemplos concretos de sistemas complejos adaptativos. Estudiar casos de sistemas complejos adaptativos en distintos contextos permite estudiar propiedades que pueden contribuir a una teoría formal.

El sistema bajo estudio en este proyecto de investigación es la macroeconomía. La macroeconomía es, como veremos, un sistema complejo adaptativo del que se pueden obtener datos reales exactos.

El trabajo de titulación también contribuirá al campo de la economía compleja con la adición de la propiedad del impacto de la riqueza a los modelos de mercados financieros basados en los sistemas complejos adaptativos.

En este capítulo se presenta los siguientes conceptos: los sistemas complejos, los sistemas complejos adaptativos, conceptos económicos necesarios para entender la macroeconomía, la relación de la macroeconomía y los sistemas complejos adaptativos y la motivación para realizar la presente investigación.

1.1. Los Sistemas Complejos

Las ciencias, independientemente de la disciplina, estudian sistemas, y lo hacen para entender sus propiedades, su dinámica y su evolución[2, 4]. El estudio se hace mediante lo que llamamos modelos. Los modelos son descripciones matemáticas que están basadas en la formulación y definición de variables, a las cuales se les establece relaciones. El objetivo principal de los modelos es replicar y predecir el comportamiento de un sistema. Como físicos, los modelos que más nos interesan son aquellos donde el número de variables sean pocas y describan adecuadamente el sistema.

Un sistema se puede describir mediante muchos tipos de modelos[4–9]. Los modelos pueden describir sistemas enfocándose en como se dan las interacciones entre las partes que componen el sistema o pueden enfocarse en la descripción de los patrones globales que se ven en el sistema como un todo. Aquellos modelos que se basan en las interacciones entre las partes se suelen llamar modelos microscópicos. En cambio, aquellos modelos que se enfocan en el estudio de los patrones globales se suelen llamar modelos macroscópicos. En consecuencia, existen dos enfoques diferentes en los que podemos

clasificar los modelos: microscópico y macroscópico[4, 6–8, 10].

Cuando un sistema tiene muchas partes nos interesa siempre una descripción macroscópica, es decir, un modelo macroscópico, porque conocer la dinámica de un millón de partes no es interesante para entender cómo funciona el sistema (inclusive conceptualizar un millón de partes no es algo que podemos hacer como humanos). El problema es que para muchos sistemas somos incapaces de construir modelos con pocas variables que sean capaces de describir de manera adecuada lo que observamos en el sistema a nivel global. Por otro lado, sí sabemos construir modelos microscópicos, modelos en los que nos enfocamos en la descripción de las relaciones entre las partes, porque las interacciones entre partes las conocemos. Así, lo ideal sería partir de la descripción microscópica del sistema para construir el modelo macroscópico.

El problema es que para cierto tipo de sistemas no somos capaces de construir los modelos macroscópicos a partir de la descripción microscópica. A estos sistemas los llamamos sistemas complejos.

No existe una definición totalmente aceptada de un sistema complejo. Sin embargo, un sistema complejo se lo suele definir como un sistema que constan de muchas partes[1, 6, 7, 10–12], cuyas interacciones generan un comportamiento colectivo no lineal que no puede ser derivado de la suma directa de los comportamientos individuales de cada parte. Un sistema complejo se puede modelar por medio de dos enfoques: el nivel microscópico y el nivel macroscópico. En el nivel microscópico se modelan las partes del sistema con sus reglas de interacción. En cambio, en el nivel macroscópico se modela el comportamiento colectivo global del sistema.

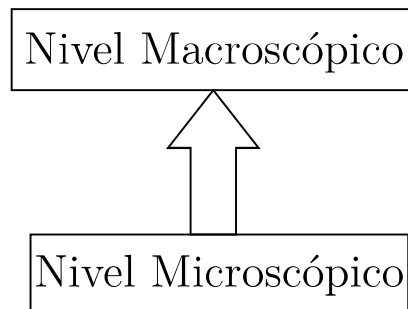


Figura 1.1: Esquema modelos para un sistema complejo por enfoques.

Dos propiedades principales de los modelos microscópicos son: la no linealidad y la descentralización[1, 6, 7, 11, 12]. Las interacciones entre componentes del sistema se modelan principalmente por relaciones no lineales porque son las que suelen dar una mejor descripción del sistema. El problema con la no linealidad es que no podemos tratarla analíticamente, lo que dificulta la modelización de sistemas complejos. A su vez, los modelos microscópicos son descentralizados, esto implica que no existe una parte preferente que comande y a la cual se le pueda atribuir directamente el comportamiento global del sistema.

En cambio, los modelos macroscópicos presentan dos propiedades principales: la auto-organización y las propiedades emergentes[1, 6, 7, 11, 12]. Los modelos macroscópicos presentan la dinámica global como resultado de la dinámica 'auto-organizada' de las partes, lo que se debe a que los modelos microscópicos son descentralizados. En cambio, las propiedades emergentes son propiedades que no se presentan ni se observan en los modelos microscópicos, sino que solo se observan en la dinámica global producto de las interacciones entre partes.



Figura 1.2: Como ejemplo, el agua presenta varias propiedades emergentes. El agua es una sustancia compuesta de millones de moléculas de H_2O . Una propiedad lineal y no emergente del agua es el peso. Cada molécula posee su propiedad individual llamada peso. Si se suman todos los pesos de las moléculas constituyentes, entonces se obtiene el peso del colectivo llamado agua. En cambio, una propiedad emergente del agua es la viscosidad. No se puede asignar a cada molécula de H_2O la propiedad individual viscosidad. La viscosidad aparece como resultado de la interacción de todas las moléculas. Esta propiedad aparece solo en el comportamiento colectivo llamado agua [1].

A pesar de conocer algunas propiedades de los modelos microscópicos y macroscópicos de los sistemas complejos, aún son insuficientes para llegar a un buen modelo. Los modelos microscópicos son insuficientes porque no sabemos construir un modelo macroscópico a partir de este. La alternativa de construir un modelo macroscópico tampoco es viable puesto que no se sabe como construirlo, en concreto, no sabemos las variables adecuadas para construir un modelo macroscópico. Por ello, los sistemas complejos se estudian mediante simulaciones. Se construye un modelo microscópico y se simula para obtener la dinámica global. Los resultados de las simulaciones permiten encontrar patrones que ayuden a plantear las variables para modelos macroscópicos.

1.2. Los Sistemas Complejos Adaptativos

Los sistemas complejos adaptativos (CAS por sus siglas en inglés) son sistemas complejos cuyas partes tienen la capacidad de "tomar decisiones" en función de los estímulos que produce la dinámica global del sistema y, como consecuencia, estos sistemas presentan una estructura evolutiva[1-3, 6-18] .

Para ilustrar el concepto de los sistemas complejos adaptativos, utilizaremos un ejemplo real. El ejemplo más claro de CAS es la evolución de una especie. Si se introduce una especie en un ecosistema diferente al habitual para su vida, los miembros de la especie deben comenzar a tomar decisiones para sobrevivir por ejemplo buscaran nuevas formas de alimento, adaptaran su cuerpo para el nuevo ecosistema, entablaran relaciones con otros animales. Estas decisiones, a su vez, afectan el ecosistema, por ejemplo, el consumo del alimento de esta especie puede afectar al equilibrio en la provisión del alimento de otra especie, relacionarse con otra especie puede generar conflictos y luchas por la sobrevivencia. Así las decisiones que toma la especie afectan al ecosistema y a su vez el ecosistema influye en las decisiones de la especie, a esto se conoce como estructura evolutiva.

Al tratar de plantear modelos para estos tipos de sistemas, se debe entender que significa una decisión en un modelo microscópico y la estructura evolutiva en las dos clases de modelos. Tomar decisiones implica, en la descripción microscópica, que las partes siempre actúen de manera diferente, dando como resultado un cambio constante en sus interacciones. Las interacciones, al ser siempre cambiantes, con lleva a que el comportamiento colectivo o dinámica global del sistema siempre sea distinta, a esta dinámica producto de las interacciones llamamos ambiente. Así, plantear un modelo macroscópico de un CAS implica crear un modelo que describa el ambiente. Este modelo, principalmente, debe describir, como se presentó en el ejemplo, cómo el ambiente evoluciona por las decisiones de las partes y, a la vez, como el ambiente afecta e influye a las decisiones que toman las partes en el modelo microscópico.

La estructura evolutiva que presentan estos tipos de sistemas implica que en los modelos microscópicos y macroscópicos, además de realizar una construcción Bottom-Up (microscópica hacia la macroscópica), deba existir una relación Top-Down. La relación Top-Down implica que partiendo del modelo que describe al ambiente (modelo macroscópico) se debe llegar a describir microscópicamente las decisiones y los cambios de interacciones que tomó la parte.

La tarea de construcción de este tipo de modelos macroscópicos es una tarea que no sabemos como hacer. En los sistemas complejos se presentó la problemática e incapacidad de construir la relación Bottom-Up, en el caso de los CAS no se puede construir el modelo macroscópico, mucho menos no se sabe construir la relación Top-Down. Por ello, el campo de los sistemas complejos adaptativos está en constante desarrollo y aún

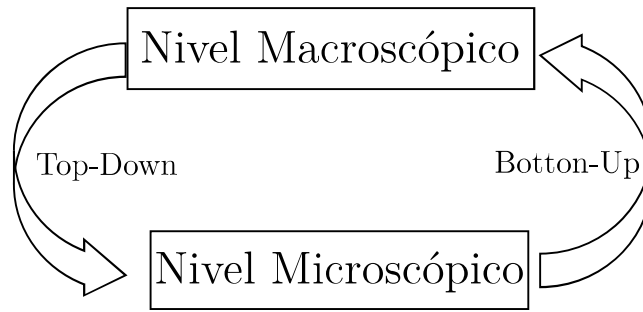


Figura 1.3: Esquema entre modelos que describen un sistema complejo adaptativo y las relaciones que deben tener.

está lejos de ser una teoría formal.

Estudiar diferentes sistemas complejos adaptativos puede contribuir a un mejor entendimiento de estos. De hecho, las propiedades que se conocen de los sistemas complejos adaptativos se deben al estudio computacional de ejemplos de CAS en diferentes contextos[13, 15, 17, 19, 20]. Por ello, el ejemplo que utilizamos en el presente trabajo de titulación para estudio de los CAS es el mercado financiero.

1.3. Conceptos Económicos

En el área de la macroeconomía, un ejemplo de sistema complejo adaptativo es el mercado financiero. La macroeconomía nos permite extraer datos reales y exactos que se podrán comparar con los resultados obtenidos del modelo. Para entender el ejemplo, primero se debe introducir algunos conceptos de economía.

La economía es la ciencia que estudia las elecciones que hacen los individuos, las empresas, los gobiernos y las sociedades en su conjunto para enfrentar un mundo de recursos limitados o finitos, así como los incentivos que influyen en esas elecciones [21–24]. Las personas toman decisiones en función de los deseos que le son más primordiales y necesarios de satisfacer. Las decisiones que toman las personas para satisfacer estos deseos son la compra y venta de productos y servicios.

El mercado, en lenguaje económico, es cualquier arreglo que permita a los compradores y vendedores obtener información e intercambiar productos y servicios [21–25]. El mercado no es un lugar físico, sino un aglomerado de agentes, cada cual atento a sus propios intereses, dispuestos a comprar o vender artículos. En este contexto, el mercado es una especie de sistema auto organizado, el cual coordina las decisiones que toman los participantes y da como resultado el precio de los bienes o servicios que se comercializan.

Los precios en los mercados se determinan mediante la ley de la oferta y la demanda [21–25]. La oferta constituye la cantidad de bienes o servicios que se encuentran a la venta. La demanda constituye la cantidad de bienes o servicios que se quieren comprar. La ley de la oferta y la demanda determina cómo la relación entre estas dos variables afecta el precio. Si la oferta supera a la demanda, entonces el precio cae. Si la demanda supera la oferta, entonces el precio sube.

El mercado bursátil o mercado financiero es un tipo de mercado especializado en la comercialización de acciones [21, 22, 25]. Las acciones son participaciones dentro de una empresa. Esto permite a los propietarios de acciones gozar de parte de las ganancias del negocio (dividendos) y a su vez ser dueño de una parte de las empresas.

Los mercados financieros están compuestos por muchos inversores interactuando uno con otro mediante la compra y venta de acciones cuyo comportamiento colectivo es lo que llamamos mercado bursátil. Así, mediante la ley de la oferta y la demanda, las decisiones que toman los inversores definen el comportamiento del mercado, comportamiento que se refleja en el precio que toman las acciones a lo largo del tiempo.

El precio es, por tanto, consecuencia de las interacciones entre los agentes económicos, que actúan en función de su búsqueda de beneficios. Algunos inversores esperan un precio alto para ganar más dinero vendiendo, otros un precio bajo para poder adquirir una mayor cantidad de acciones. Existirán inversores a los cuales el precio les beneficie y a otros que el precio les perjudique. El inversor siempre basa sus futuras decisiones y acciones para pasar a tener ganancias o beneficios. El inversor beneficiado por el mercado busca tomar las decisiones correctas para continuar en ese estado.

Una característica importante de los mercados financieros es su dinámica oscilante de precios [2, 10, 21, 26, 27]. Los mercados financieros parecen ser incapaces de llegar a un precio de equilibrio. El precio de equilibrio se define como el precio al cual se iguala la oferta y la demanda. Los precios de las acciones son siempre cambiantes y presentan principalmente dos comportamientos: burbujas y alta volatilidad.

Las burbujas son períodos de tiempo que se componen de dos partes: "boom y bust. Boom es el periodo donde el precio tiene un crecimiento a un ritmo acelerado. Los bust son períodos de tiempo donde el precio decrece. En la gráfica 1.3 se puede observar varios ejemplos de boom y bust de diferentes burbujas presentes en series temporales de precios en mercados financieros. La volatilidad es la fluctuación de los precios debido a que la definición de precios en el mercado no se realiza de manera determinista sino por subasta entre los inversores. En la gráfica 1.3, al observar un boom, se observa el crecimiento del precio, pero no de manera suave y a una tasa constante. Por el contrario el precio oscila en el crecimiento, a estas oscilaciones se les conocen como volatilidad.

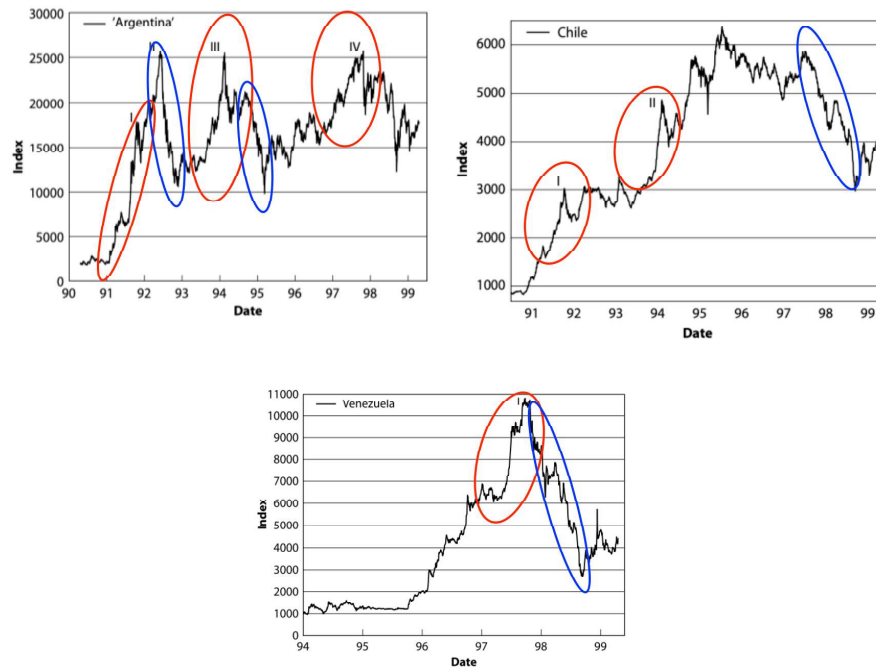


Figura 1.4: Ejemplos de series temporales de índices de distintos mercados financieros[2]. En rojo se observa los boom y en azul los bust.

1.4. Los mercados financieros y los Sistemas Complejos Adaptativos

La economía clásica ha sido la ciencia encargada de modelar los mercados financieros. Para ello, la economía clásica plantea variables para caracterizar el mercado y construye modelos macroscópicos a partir de estas variables. Muchas de las variables utilizadas se plantean bajo los supuestos de las llamadas "expectativas racionales". Estas expectativas racionales describirían el comportamiento de un inversor "deductivo" en el mercado, es decir, un inversor que utiliza la lógica deductiva. La lógica deductiva obtiene conclusiones objetivas a partir de un conjunto de premisas (argumentos) válidas. Suponen un inversor[2, 19–22, 25, 26, 26–28]:

1. Omnisapiente: todo inversor conoce toda la información acerca de la situación actual del mercado. Esta característica del inversor es fundamental para el uso de la lógica deductiva. El inversor, al utilizar la lógica deductiva, debe plantear premisas válidas. Y estas premisas válidas deben fundamentarse en verdades absolutas o información completa, la cuál solo se obtiene con la omnisapiente. Esto es equivalente a que en los sistemas complejos adaptativos el agente conoce perfectamente el estado del ambiente.
2. El inversor es racionalmente perfecto. Esto implica que el inversor dispone de

las herramientas necesarias para poder predecir el futuro estado del mercado con exactitud. Esto se debe a que el inversor al utilizar la lógica deductiva, este debe llegar a conclusiones objetivas. Por ello, el inversor debe trabajar con modelos que implican certezas, y estas certezas permite al inversor tomar decisiones óptimas.

3. El inversor obtiene las mismas conclusiones objetivas que los demás inversores en el mercado. Esta suposición es consecuencia directa de la segunda suposición. Los inversores que utilizan la lógica deductiva poseen modelos y herramientas de predicción similares. Modelos similares y premisas válidas iguales producen las mismas conclusiones. Y estas conclusiones, al ser objetivas, generan decisiones óptimas. Como resultado, los inversores, al tomar decisiones óptimas, generan que el mercado evolucione a un estado predicho que beneficia a todos.

Estas suposiciones producen modelos que en la economía clásica se llaman modelos de mercados eficientes. Los mercados eficientes son mercados que evolucionan al precio de equilibrio. Lastimosamente, los modelos de la economía clásica, al ser puestos a verificación con la realidad, son incapaces de reproducir los fenómenos observados en los mercados reales. Las fallas de estos modelos tienen una razón principal: los supuestos anteriores que describen a los inversores no son reales.

La falla en los modelos clásicos es el contraste entre los supuestos y las observaciones microeconómicas (comportamiento real del inversor). La observación microeconómica acerca del inversor describe[2, 19–22, 25, 26, 26–28]:

1. El inversor jamás conoce toda la información del estado actual del mercado. La información que el inversor pueda conocer del mercado depende de su experiencia y capacidad de percepción. Un inversor novato, al carecer de experiencia, ignorará muchos indicadores acerca del mercado. Por el contrario, un inversor experimentado puede entender más información acerca del mercado. Esto implica que la información de inversor a inversor será diferente y cada inversor planteará argumentos diferentes.
 2. Los inversores no son perfectamente racionales. Un inversor real utiliza la lógica inductiva. La lógica inductiva construye argumentos que fundamentan a una conclusión, pero la conclusión no necesariamente es verdadera. La conclusión debe ser verificada. Así, cada inversor percibe el mercado de manera individual que conlleva a cada inversor a plantear sus propios modelos en función de la información que percibe. Por lo cual, los modelos de inversor a inversor son diferentes, llegando a conclusiones que difieren de inversor a inversor.
 3. La decisiones de los inversores no son las más óptimas porque el inversor no puede ni tiene la capacidad de conocer todo el mercado. El inversor tiene su propia percepción del mercado y dependerá mucho de su experiencia. Los inversores toman
-

decisiones basadas en sus propias conclusiones, impidiendo decisiones homogéneas. Por ello, un inversor no puede predecir el comportamiento del mercado, solo puede plantear hipótesis del comportamiento futuro del mercado (expectativas) y contrastar su validez con la realidad. No hay certeza del beneficio que produzca la decisión.

Una solución a los problemas de las teorías económicas clásicas es plantear modelos a partir de supuestos reales, lastimosamente es una alternativa inviable. Los economistas clásicos usan la matemática utilizada en la física clásica para describir sus modelos de mercado [2, 10, 19, 25, 29]. Intentar plantear las suposiciones reales mediante este tipo de matemática resulta en modelos con cálculos demasiado complejos que en la actualidad no sabemos resolver analíticamente. Las matemáticas utilizadas para la mecánica newtoneana no son suficientes para describir sistemas complejos. Por otro lado, el uso de estas matemáticas obliga a los economistas a realizar simplificaciones fuertes acerca del inversor, llegando a suposiciones irreales (expectativas racionales). Por lo tanto, la matemática newtoneana es insuficiente para describir sistemas no-lineales y complejos. Y en la actualidad, aún carecemos de una teoría formal de matemáticas no-lineales que permitan trabajar con este tipo de sistemas.

Un nuevo enfoque, alternativo al presentado por los modelos clásicos, es la utilización de las herramientas de modelización de los sistemas complejos adaptativos. Por ello, las razones por las que el mercado financiero puede verse como un sistema complejo adaptativo son:

- El mercado se compone de múltiples y diversos inversores. Un mercado financiero está compuesto por millones de inversores, y cada inversor dispone de prejuicios, capacidades y experiencias diferentes generando que cada inversor sea diferente.
- El mercado es producto de las interacciones y decisiones de los inversores. Por lo tanto, la decisión que tome un inversor tendrá consecuencias. En el caso del mercado se refleja en el precio.
- El mercado condiciona a los inversores. Los inversores siempre buscan ganar dinero. Para ello, deben actuar acorde a la tendencia que presente el mercado. En cambio, si un inversor toma decisiones de manera independiente (sin tomar en cuenta la tendencia del mercado) sus inversiones posiblemente fracasen.

Estas tres razones permiten ver al mercado financiero como un sistema complejo adaptativo. La primera razón le da al mercado su carácter de sistema complejo. Entender un inversor no dice nada y es insuficiente para entender el mercado. La segunda y tercera razón le dan el carácter de sistema complejo adaptativo. Los inversores son partes que constantemente toman decisiones. Y a su vez, los inversores, junto con el mercado, presentan una estructura evolutiva. Como resultado, se puede concluir que el mercado financiero es un ejemplo de sistema complejo adaptativo.

En el presente trabajo de titulación, se implementará el sistema financiero añadiendo la propiedad del impacto de la riqueza que podría permitir entender y profundizar la teoría de los sistemas complejos adaptativos.

1.5. Motivación

La principal motivación para la realización de este trabajo es entender los sistemas complejos adaptativos y contribuir con una posible nueva característica que ayude a la construcción de una teoría formal. Adicionalmente, dentro del enfoque multidisciplinario, introducir las herramientas de modelización de los sistemas complejos ayuda a construir modelos realistas para la macroeconomía, porque este enfoque permite partir de las observaciones reales microeconómicas.

1.6. Esquema del trabajo de titulación

El objetivo general de este trabajo de titulación es construir un modelo del sistema financiero desde el punto de vista de los sistemas complejos. Para ello se utilizan las herramientas computacionales para modelar sistemas complejos adaptativos para crear el modelo incorporando el impacto de la riqueza. Hecho esto, se analizan datos reales de los precios de las acciones en el sistema financiero para determinar las dinámicas que presentan. Por último, se comparan los resultados de las simulaciones con los datos reales para determinar cualitativamente si el modelo planteado es capaz de reproducir la dinámica de precios que presentan los sistemas financieros reales.

1.7. Outline

El trabajo se estructura de cinco capítulos. En el segundo capítulo se presenta el marco teórico utilizado para construir el modelo. En el tercer capítulo se explican las suposiciones del modelo y las implementaciones computacionales realizadas para su estudio numérico. En el cuarto capítulo se muestran los resultados del modelo utilizando expectativas racionales, el modelo utilizando los comportamientos microeconómicos realistas y la comparación con los datos de mercados reales. Finalmente, en el quinto capítulo se presentan las conclusiones y recomendaciones de la investigación.

2. Marco Teórico

En este capítulo se presenta la estructura del modelo para mercados financieros desde el enfoque de los Sistemas Complejos Adaptativos. En particular se discute el razonamiento inductivo, los sistemas clasificadores y los criterios a utilizar para darle al modelo su comportamiento económico.

2.1. El Razonamiento Inductivo

Los humanos enfrentamos situaciones desconocidas diariamente. A pesar de la incertidumbre, el ser humano debe actuar frente a dichas situaciones. Para enfrentar estas situaciones suele utilizar el razonamiento inductivo. El razonamiento inductivo es un proceso que permite al ser humano realizar predicciones de situaciones desconocidas basándose en su experiencia y conocimiento previo[19, 30–33].

Un ejemplo que permite ilustrar el razonamiento inductivo es el diagnóstico médico. El diagnóstico médico se puede dividir en tres etapas: observación, tratamiento y evaluación.

La primera etapa, la observación, consiste en la detección de síntomas del paciente. Recolectados los síntomas, la siguiente etapa es el tratamiento. El médico, en esta etapa, compara los síntomas con su conocimiento acerca de enfermedades. La comparación permite al médico encasillar los síntomas para poder determinar la posible enfermedad del paciente. Una vez que el médico determina la enfermedad, decide y da tratamiento al paciente. Por último, el médico debe evaluar el tratamiento de la enfermedad. Si el médico detectó correctamente la enfermedad, entonces el tratamiento sanará al paciente. Con lo cual el médico confirma que su conocimiento es útil para detectar la enfermedad. En cambio, si el médico no detectó correctamente la enfermedad, el médico debe repetir la observación y el tratamiento. El error cometido en la detección no es malo para el médico, ya que el error ayuda al médico a replantear y ampliar su conocimiento acerca de la enfermedad y así el conocimiento pueda ser más útil para diagnósticos futuros. Así, el médico aprende y mejora su conocimiento siempre que trata pacientes nuevos.

El razonamiento inductivo es el aprendizaje a través del proceso de prueba y error y es lo que se observa en el ejemplo [19, 30–33]. El conocimiento y experiencia son útiles para tomar decisiones, pero no necesariamente las decisiones son correctas. La calidad

de la decisión sólo puede ser evaluada por el efecto que produce. Por ello, el ser humano debe elegir entre múltiples decisiones (aunque muchas sean erróneas), y cada decisión (sea correcta o errónea) contribuye a la mejora del conocimiento para que pueda ser más útil para enfrentar situaciones futuras.

Por ello, en el día a día, el razonamiento inductivo es el proceso de aprendizaje del ser humano y muchas ciencias utilizan este razonamiento para su estudio. Una de ellas es la economía. Los inversores no pueden predecir con exactitud el mercado, pero si pueden mejorar su conocimiento y experiencia acerca del mercado para tomar decisiones correctas que los beneficien.

2.2. El modelo de inducción de John Holland

Si bien el esquema de funcionamiento del razonamiento inductivo se conoce (ejemplo del diagnóstico médico), el proceso mental del razonamiento inductivo no se conoce. El proceso mental explica cómo se piensa y cómo se crean las decisiones dentro de un esquema de razonamiento[32]. El proceso mental ha sido estudiado a través de la filosofía, la psicología, la inteligencia artificial, etc. y cada ciencia que lo ha estudiado plantea su propio modelo. Uno de estos modelos es el planteado por John Holland. El modelo de Holland es ampliamente utilizado en la modelización de sistemas complejos adaptativos, y en el presente trabajo de titulación se utiliza para modelar un inversor económico.

El modelo conceptualiza el proceso mental del razonamiento inductivo utilizando tres estructuras: la información input, las reglas estímulo respuesta y el feedback [3, 9, 13, 32, 33].

- El primer paso en el proceso inductivo es la observación. La observación se representa mediante preguntas acerca de las propiedades del ambiente. Las respuestas de estas preguntas son la información input. Cuantas más preguntas, mayor es la información input.
 - El segundo paso del razonamiento inductivo es la toma de decisión del ser humano. Para ello, el ser humano utiliza el conocimiento para interpretar la información input y decidir la acción final. Así, la mejor propuesta para representar el conocimiento son las "reglas estímulo-respuesta" porque estas reglas representan adecuadamente la función del conocimiento en el razonamiento inductivo. Las reglas estímulo-respuesta son estimuladas por un input y dan una acción de respuesta. Por lo tanto, el ser humano se representa como un conjunto de reglas estímulo-respuesta (el ser humano es un conjunto de conocimiento). En esta etapa se produce la creación de nuevo conocimiento para enfrentarse a situaciones desconocidas, lo cual se consigue mediante la creación de nuevas reglas. Las nuevas reglas provienen de variaciones de las reglas antiguas.
-

- El último paso en el razonamiento inductivo es la evaluación de la decisión del ser humano. La decisión se evalúa en función del beneficio que produce. Para evaluar el beneficio, primero se debe evaluar la utilidad de la regla. En el razonamiento inductivo, el conocimiento se mide en función de su utilidad. Si el conocimiento permite tomar decisiones beneficiosas, entonces es muy útil. Para cuantificar la utilidad se determina un valor numérico denominado peso para cada regla. Así, evaluar la decisión se reduce a actualizar el peso de las reglas. Esto se realiza mediante el "feedback". El feedback es el mecanismo que permite determinar si el efecto de la acción final es beneficioso. Y dependiendo del criterio que resulte del feedback se actualiza el valor del peso.

2.3. Los Sistemas Clasificadores de Aprendizaje (LCS)

Los sistemas clasificadores de aprendizaje son sistemas que implementan cuantitativa y computacionalmente el proceso mental de Holland para el razonamiento inductivo [1, 3, 9, 13, 17, 18, 29–31, 33–35].

La primera estructura en el modelo es la información input. En los LCS, la información input se limita a preguntas cuya respuesta es sí o no, ie, cada pregunta solo identifica una propiedad del ambiente. Por ello, la información input es una cadena de L bits binarios. L es el número de preguntas que el agente realiza al ambiente, o las L propiedades que el agente puede identificar en el ambiente.

La segunda estructura son las reglas estímulo respuesta. Por ello se define la estructura de las reglas estímulo respuesta para los LCS. El estímulo se debe plantear de tal manera que las reglas entiendan la información input y puedan ser estimuladas. Para ello, el estímulo es una cadena de L bits en lenguaje ternario (0, 1, #). El 0 y 1 son las respuestas si/no en la información input. En cambio, el signo # significa no importa la respuesta de esta pregunta.

Para ilustrar la estructura del estímulo se presenta un ejemplo. Suponga una información input de 4 bits 1011 y tres reglas (Figura 2.1): la primera regla con el estímulo 1###, la segunda con 10#1 y la tercera con 01##.

Input	<table border="1"><tr><td>1</td><td>0</td><td>1</td><td>1</td></tr></table>	1	0	1	1	
1	0	1	1			
		Se estimula?				
Regla 1	<table border="1"><tr><td>1</td><td>#</td><td>#</td><td>#</td></tr></table>	1	#	#	#	Si
1	#	#	#			
Regla 2	<table border="1"><tr><td>1</td><td>0</td><td>#</td><td>1</td></tr></table>	1	0	#	1	Si
1	0	#	1			
Regla 3	<table border="1"><tr><td>0</td><td>1</td><td>#</td><td>#</td></tr></table>	0	1	#	#	No
0	1	#	#			

Figura 2.1: Caption

La primera regla espera 1 en la primera posición y los demás bits se ignoran. Al coincidir el primer bit de la regla con la información input, entonces la primera regla si se estimula. La segunda regla espera 1 en el primer bit, 0 en el segundo bit y 1 en el cuarto bit, mientras que el tercer bit se ignora. Al coincidir el primer, segundo y cuarto bit con la información input entonces la segunda regla también se estimula. La tercera regla espera 0 en el primer bit y 1 en el segundo bit, mientras que los demás bits se ignoran. La tercera regla no se estimula porque el primer y segundo bit de la regla no coincide con los bits de la información input (basta que no coincida un bit para que la regla no se estimule).

Todas las reglas tienen asociada una acción y cada que son estimuladas invocan siempre la misma acción. La acción (o respuesta) dice al agente como actuar y se modela con una cadena de bits. Cada bit de la cadena da una instrucción al efector del agente. El efector son los órganos que permiten la interacción del agente con el ambiente. Computacionalmente, los efectores se modelan como fórmulas matemáticas (la formula se plantea en función del sistema que se quiere modelar). Pese a que en la realidad un individuo puede interactuar de muchas maneras con el ambiente, simular computacionalmente esta característica es muy complicado. Por ello, en LCS las acciones del agente se limitan a un conjunto finito (al igual que las reglas).

El siguiente paso es la implementación del proceso para determinar y evaluar la acción final del agente. Primero, se determinan las reglas que se estimulan con la información input. Estas reglas son las únicas que se toman en cuenta para el proceso. Una regla evoca una sola acción, pero una acción puede ser evocada por varias reglas. Por lo tanto, para seleccionar la acción final se calcula el peso de cada regla estimulada que lleva a esa acción. El peso de la acción es la suma de los pesos de todas reglas que evocan esa acción. La acción final es la que tenga mayor peso. Por último, el feedback solo califica a la regla con mayor peso que evoca a la acción final.

La última implementación es el proceso de aprendizaje. El sistema, al tener limitado el número de reglas, va a existir información input que no pueda estimular ninguna regla. Por ello, el agente puede crear nuevas reglas. El proceso de creación parte de la selección probabilística de dos reglas (llamadas reglas padres). A estas dos reglas se les aplican dos operadores de creación: el operador mutación y el operador cruce[3, 31, 33,

36].

- **Operación mutación.-** esta operación crea una nueva regla a partir de una regla antigua. La operación consiste en escoger un bit de la condición al azar e intercambiarlo aleatoriamente por cualquiera de los dos caracteres restantes del lenguaje ternario. En la gráfica se presenta un ejemplo de la operación. En la acción de la regla sucede el mismo proceso, cambio aleatorio de cualquier bit de la cadena.

1110#1#01		1110###01
Inicio		Final

Figura 2.2: Ilustración de la aplicación del operador mutación en una cadena de caracteres.

- **Operador cruce.-** este operador crea dos nuevas reglas a partir de dos reglas antiguas. Primero, el operador crea bloques de construcción en las reglas padre. Para ello, se selecciona aleatoriamente un bit N entre la posición 1 y L-1 en la condición y se divide la condición a partir del bit seleccionado en dos cadenas (primera cadena es desde 1 hasta N y la segunda cadena es desde N+1 hasta L), a estas divisiones en las cadenas se las llaman bloques de construcción. El operador cruce consiste en construir dos nuevas condiciones combinando los bloques de los dos padres. En la gráfica se puede observar el operador cruce en las condiciones de dos reglas. En la mutación de la acción no existe un formalismo uniforme, este depende del sistema a modelar. Para el trabajo de titulación se plantea un proceso de cruce para las acciones que será explicado en el capítulo 3.

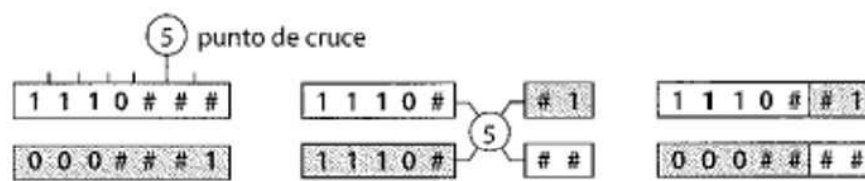


Figura 2.3: Ilustración de la aplicación del operador cruce en una cadena de caracteres.[3]

2.4. Adaptación del LCS al sistema financiero

El LCS deber ser particularizado para el sistema financiero. En concreto, se define la información input y la acción de los agentes.

2.4.1. La información Input

En los mercados financieros, los inversores realizan dos tipos de análisis para extraer información del mercado: el análisis fundamental y el análisis técnico.

Análisis Fundamental

Los inversores siempre buscan comercializar acciones que produzcan beneficios. Los beneficios provienen de la empresa emisora de la acción. Si una empresa está bien posicionada en el mercado, entonces sus acciones producen mejores beneficios (pago de dividendos más altos y seguros). Por lo tanto, conocer a la empresa emisora permite al inversor tener una idea de los futuros beneficios de la acción. Definiendo, el análisis fundamental es el estudio y evaluación de la compañía que emite las acciones. [37, 38]

El análisis fundamental determina el valor fundamental de la acción. El valor fundamental es el valor de la acción que solo representa los activos y utilidades de la empresa. En la literatura económica, el valor fundamental se define como [38]:

$$P_f(t-1) = \frac{p(t-1) + d(t-1)}{1+r} \quad (2.1)$$

donde P_f es el precio fundamental de la acción, p es el precio de la acción, d es el dividendo que paga la acción y r es la tasa de retorno. En finanzas, el análisis de una empresa siempre concluye con el cálculo de una tasa de retorno. Los beneficios de una empresa se pueden representar como un interés pagado cada cierto periodo, la tasa de este interés es la tasa de retorno.

Para que un inversionista obtenga beneficios, el precio de la acción debe ser mayor que su precio fundamental [38]. Matemáticamente es:

$$p(t-1) > \frac{p(t-1) + d(t-1)}{1+r} \quad (2.2)$$

Despejando $p(t-1)$ se obtiene:

$$\frac{r \cdot p(t-1)}{d(t-1)} > 1 \quad (2.3)$$

Si se cumple esta condición, entonces las acciones produjeron buenos beneficios en el periodo anterior. En el modelo, r es la tasa bancaria y es equivalente a la tasa de retorno (en el capítulo 3 se discute a detalle esta condición). Esta condición es el bit fundamental dentro la información input.

Análisis Técnico

Otra forma de obtener beneficios por medio de acciones es la comercialización. Comprar acciones a precios bajos y revenderlas a precios altos generan ganancia de dinero. Para efectuar esta opción de inversión, el inversor debe analizar la comercialización de la acción. Para ello, el inversor realiza un análisis técnico. El análisis técnico consiste en analizar los precios pasados para determinar la tendencia del precio en el mercado [39–42].

Cuantitativamente, los precios pasados se analizan mediante la función Moving Average. Esta función da como resultado el valor medio del precio de la acción durante los últimos n periodos. Se calcula mediante la fórmula [42]:

$$MA_n p(t) = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} p(t-k) \quad (2.4)$$

En la información input, la condición a cumplir es:

$$p(t-1) > MA_n p(t-1) \quad (2.5)$$

Si la condición es verdadera, entonces el precio tiende al alza. Si la condición no se cumple, entonces el precio tiende a la baja. Esta condición permite al agente conocer la tendencia del mercado.

2.4.2. Acción de los agentes

La acción final de los inversores es comprar o vender acciones. Y adicionalmente, el inversor debe especificar la cantidad de acciones que desea comercializar. Para ello, el agente debe comparar todas las posibles inversiones que puede realizar y tomar una decisión. El agente tiene dos opciones de inversión: comprar-vender acciones y guardar su dinero en un banco que le da un rendimiento seguro periódico.

Para determinar las acciones a comercializar y comparar las opciones de inversión se utiliza la siguiente fórmula [26, 43, 44]:

$$h_{desired}^i(t) = \frac{[a_{i,j}(p(t-1) + d(t-1)) + b_{i,j}] - (1 + r_f)p(t-1)}{\gamma \sigma_{t,i,j}^2} \quad (2.6)$$

Donde el índice i identifica el inversor, el índice j identifica a la regla que utiliza el agente para tomar su decisión, $h_{desired}^i(t)$ es número de acciones a comprar o vender, $p(t-1)$ es el precio de la acción, $d(t-1)$ es el dividendo de la acción, r_f es la tasa bancaria, γ es el coeficiente de averión al riesgo, $\sigma_{t,i,j}$ es el error en la predicción del agente y a, b son valores reales.

En la fórmula, $h_{desired}^i(t)$ es proporcional a la expectativa del agente y la inversión segura en el banco. La constante de proporcionalidad es $1/\gamma$. La expectativa del agente es el término entre paréntesis. Este término es la predicción del precio de la acción para el siguiente periodo. En la expectativa, el término $a_{i,j}(p(t-1)+d(t-1))$ es la predicción del valor fundamental de la acción. La constante $a_{i,j}$ es el término de predicción del agente. El término $b_{i,j}$ es la predicción del ciclo económico y representa el valor que gana el precio por un boom o pierde por un bust. El término $(1+r_f)p(t-1)$ es el valor de dinero que ganaría el agente si no compra acciones, al contrario vende las acciones y guarda el dinero en el banco. Finalmente, la constante de proporcionalidad es el inverso del producto entre el coeficiente de aversión al riesgo y $\sigma_{t,i,j}$. El coeficiente de aversión al riesgo mide la sensibilidad del inversor al riesgo. Su valor está comprendido entre 0 y 1. Si γ es cercano a 1, el agente es menos arriesgado. Si γ es cercano a 0, el agente es más arriesgado.

$\sigma_{t,i,j}$ mide la calidad de la predicción de la regla. Este parámetro se actualiza cada periodo mediante la fórmula [26, 43, 44]:

$$\sigma_{t,i,j}^2 = (1 - \frac{1}{\tau})\sigma_{t-1,i,j}^2 + \frac{1}{\tau}((p_t + d_t) - (a_{i,j}(p_{t-1} + d_{t-1}) + b_{i,j}))^2 \quad (2.7)$$

La fórmula actualiza el parámetro a través de dos términos. El primer término ($\sigma_{t-1,i,j}$) es la experiencia de predicciones anteriores. Este término aporta a la actualización con un peso de $1 - \frac{1}{\tau}$ (es el término que más aporta). El segundo término es la evaluación de la predicción en el último periodo. El término $p_t + d_t$ es el valor determinado para el periodo actual por el mercado. El término $(a_{i,j}(p_{t-1} + d_{t-1}) + b_{i,j})$ es la predicción que el agente realizó para el periodo actual. La resta entre los dos términos mide la diferencia entre la predicción y el valor real. Se eleva al cuadrado para tener siempre un término positivo. Este término aporta a la actualización con un peso de $\frac{1}{\tau}$.

3. Modelo Computacional

En este capítulo se presenta el modelo de mercado financiero y su implementación computacional. El código computacional se implementa en tres etapas: primero se construye la información input, segundo se implementa la estructura que simula al inversor y finalmente se implementa la estructura del mercado. Adicionalmente, el código, a través de ciertas modificaciones, es capaz de simular el mercado basado en las expectativas racionales. A esto último se lo puede considerar como una cuarta etapa de implementación.

3.1. Información Input

La información es una cadena de 6 bits¹, definida por:

Bit	Condición
1	Si $\frac{r \cdot p(t)}{d(t)} > 0.8$ entonces 1. Si $\frac{r \cdot p(t)}{d(t)} < 0.8$ entonces 0.
2	Si $\frac{r \cdot p(t)}{d(t)} > 1.0$ entonces 1. Si $\frac{r \cdot p(t)}{d(t)} < 1.0$ entonces 0.
3	Si $\frac{r \cdot p(t)}{d(t)} > 1.4$ entonces 1. Si $\frac{r \cdot p(t)}{d(t)} < 1.4$ entonces 0.
4	Si $p(t) > MA_{10}p(t)$ entonces 1. Si $p(t) < MA_{10}p(t)$ entonces 0.
5	Si $p(t) > MA_{100}p(t)$ entonces 1. Si $p(t) < MA_{100}p(t)$ entonces 0.
6	Si $p(t) > MA_{500}p(t)$ entonces 1. Si $p(t) < MA_{500}p(t)$ entonces 0.

Tabla 3.1: Información Input

¹En el código existe un séptimo bit en la información input, el cual siempre es 1. Este bit no tiene significado económico, sólo sirve para comprobar el aprendizaje del sistema clasificador. Si en las reglas de los agentes el séptimo bit es 1 o #, el agente está aprendiendo

Los tres primeros bits son bits fundamentales (2.3), mientras que los otros tres bits son bits técnicos (2.5).

El segundo bit es la condición presentada en la ecuación 2.3. Sin embargo se definen dos bits adicionales con los valores 0.8 y 1.4 (Bits 1 y 3). Estos dos nuevos bits permiten al inversor conocer con mayor exactitud el intervalo en que se encuentra la condición del valor fundamental. Por ejemplo, si la condición es menor a uno, las acciones no generan beneficios. Sin embargo, si la condición es mayor a 0.8, el agente posiblemente obtenga beneficios de la acción en el futuro.

Mientras que los bits 4, 5 y 6 es la definición concreta de la ecuación 2.5. Se seleccionan los valores 10, 100 y 500 porque son valores razonables para el análisis técnico de los inversores. Al ser muy cambiante el precio de las acciones, definir un valor medio con un periodo de análisis muy grande puede conllevar al inversor a ambigüedades o percepciones falsas.

3.2. Implementación del agente

El agente posee 10 reglas. Cada regla tiene su estímulo y asociada una acción. La estructura del estímulo fue presentada en el capítulo 2. En cambio, la decisión final del agente es el número de acciones a comprar o vender. La decisión de comprar o vender se representa con un bit binario: 1 significa vender y 0 significa comprar. En cambio, el número de acciones se calcula por medio de la ecuación 2.6. El agente debe decidir los valores $a_{i,j}$ y $b_{i,j}$ a utilizar en la ecuación El valor de $\sigma_{t,i,j}$ está definido por la ecuación 2.7 y se actualiza en cada periodo.

El valor $a_{i,j}$ es la predicción del agente sobre la constante de proporcionalidad del precio fundamental. Matemáticamente es:

$$a_{i,j} = \frac{1}{1 + r_r}$$

donde r_r es la tasa de retorno. La tasa de retorno puede ser positiva o negativa. Si es positiva, entonces la empresa genera ganancias. Si es negativa, entonces la empresa está generando pérdidas. El comportamiento de la tasa de retorno implica en el valor de $a_{i,j}$: 1) si la empresa genera ganancias, entonces $a_{i,j}$ es menor que 1 o 2) si la empresa genera pérdidas, entonces el valor de $a_{i,j}$ es mayor que 1. En finanzas, un proyecto exitoso no suele dar una tasa de rendimiento mayor al 46% [37, 38]. En cambio, algunas veces los inversores buscan proyectos que estén a pérdida para reconstruirlos. En este caso los inversores tienen una tolerancia máxima de una tasa de rendimiento de -16% [37, 38]. Estas tasas de rendimiento dan como resultado los límites del valor de $a_{i,j}$. Por lo tanto, el valor de este parámetro, en nuestro modelo, está comprendido entre:

$$a_{i,j} = [0.7; 1.2]$$

El valor de $b_{i,j}$ es la predicción del agente sobre el ciclo económico que experimenta el precio.

Si el precio está en un boom, la acción adquiere mayor valor sobre su valor fundamental, un valor positivo. Si el precio está en un bust, la acción pierde valor sobre su valor fundamental, b es un valor negativo. El valor de este parámetro está comprendido entre:

$$b_{i,j} = [-10.0; 19.0]$$

Se selecciona este rango porque si bien el agente espera un valor por el ciclo económico, este valor debe ser razonable. Concluyendo, la acción se compone de un bit y 3 parámetros reales ($a_{i,j}$, $b_{i,j}$ y $\sigma_{i,j}$).

Definidos los parámetros de acción del agente, el siguiente paso es la implementación de la estructura del sistema clasificador en función del sistema a modelar (en este caso un inversor financiero). En concreto, se deben definir: el peso de las reglas, el sistema feedback y el proceso de creación de nuevas reglas.

Peso de las reglas

El peso de una regla representa la utilidad de la regla. En la realidad, el conocimiento es más útil cuando permite interpretar correctamente diversas situaciones. En la representación mediante reglas, las reglas son más útiles cuando puedan ser estimuladas por diversos casos de información input y su acción sea beneficiosa. La fórmula para el cálculo del peso que cumple con estos criterios es:

$$f_{t,i,j} = M - \sigma_{t,i,j}^2 - Cs_i \quad (3.1)$$

donde $f_{t,i,j}$ es el peso de la regla, M es un valor constante cualquiera, $\sigma_{t,i,j}$ es la calidad de predicción de la regla (explicado en la fórmula 2.7), C es el costo impuesto por especificidad y s_i es el número de bits que difieren de $\#$ en el estímulo de la regla. Una regla cuyo valor se acerca a M es mucho más útil porque:

- Las reglas con buenas predicciones tienen valores de $\sigma_{t,i,j}$ pequeños.
- Reglas más generales (valor pequeño de s_i) pueden actuar con más casos de información input. Y al tener un conjunto limitado de reglas, una regla que pueda actuar en más casos es más útil.

Se define $M = 90$ y $C = 0.001$. El valor de M permite que en la evolución $f_{t,i,j}$ se aleje de 0 y evite problemas en el proceso de selección. El valor de C elegido permite que el peso sea determinado en su mayoría por la predicción de la regla y en una pequeña proporción por la especificidad.

Sistema Feedback

El sistema feedback califica el efecto de la decisión a través de la riqueza del agente. La riqueza del agente se compone del monto de dinero que posee el agente en el banco y el dinero que valen las acciones que posee. Para entender el cálculo de la riqueza, primero se debe explicar el banco dentro del modelo.

Paralelamente al mercado existe un banco en el modelo. En el banco, los agentes guardan el dinero ganado por pago de dividendos y venta de acciones, y a la vez este monto es el utilizando para la compra de acciones. Los agentes al guardar su dinero en el banco reciben una recompensa, el interés. El interés se calcula sobre los fondos guardados y paga a una tasa de $r_f = 12\%$. En el modelo, la tasa de interés bancaria y la tasa de retorno de la empresa emisora son las mismas. Esta igualdad permite que haya una competencia directa entre el banco y las acciones. Así, el agente siempre estará obligado a comprar o vender, en consecuencia, a lo largo de la simulación, el agente siempre participa en el mercado. Se selecciona este valor de tasa porque el promedio mundial de la tasa es del 12% para las cuentas de ahorro [25]. Así los fondos del banco se actualizan en cada periodo mediante la fórmula:

$$M_i(t) = r_f \cdot M_i(t - 1) + h_i(t)d(t) \quad (3.2)$$

Donde: $M_i(t)$ es el monto del agente i -ésimo en el tiempo t , $M_i(t - 1)$ es el monto de dinero que guardó el agente en el periodo anterior, $r_f * M_i(t - 1)$ es la ganancia debido al interés, $h_i(t)$ son las acciones que posee el agente i -ésimo en el tiempo t , $d(t)$ son los dividendos que se paga por acciones en el tiempo t y $h_i(t)d(t)$ es el monto de dinero que gana el agente por pago de dividendos.

Así, la riqueza de cada agente se calcula mediante:

$$w_i(t) = M_i(t) + h_i(t)p(t) \quad (3.3)$$

Donde w_i es la riqueza del agente, M_i el monto de dinero que el agente posee en el banco, h_i el número de acciones que posee el agente en el periodo t y p el precio por acción en el tiempo t . El término $h_i(t)p(t)$ expresa el valor de las acciones en forma de dinero.

La riqueza es el parámetro a utilizar para calificar el efecto de la decisión final. Toda decisión que toma el inversor la realiza con el objetivo de incrementar su riqueza (w_i). Si la riqueza del agente aumenta, implica que la decisión tuvo un efecto positivo. Si la riqueza disminuye, entonces la decisión tuvo un efecto negativo. El premio o castigo del feedback se realiza sobre el peso de la regla. Así, el proceso de feedback se implementa de la siguiente manera:

1. Si $w_i(t) > w_i(t - 1)$
 - $f_{t,i,j} = f_{t,i,j} + 0,001$
2. Caso contrario

- $f_{t,i,j} = f_{t,i,j} - 0,001$

El valor de 0,001 se define para que el beneficio sea medido en el largo plazo.

Creación de nuevas reglas

El proceso de creación de nuevas reglas se divide en tres etapas: la selección de las reglas padres, la creación de las reglas y la colocación de las nuevas reglas en el conjunto de reglas del agente.

El proceso de selección implementado se basa en la idea de dar a cada regla la oportunidad de ser elegida, pero dando ventaja a las reglas más fuertes sobre las reglas más débiles. Esta idea surge porque el ser humano para construir conocimiento (o aprender) primero toma de base el conocimiento mejor establecido (el conocimiento más utilizado) y después combina este conocimiento con conocimiento nuevo (recién adquirido por el efecto) o conocimiento antiguo (conocimiento utilizado con menos frecuencia). El proceso de selección probabilística que acopla esta idea es la selección proporcional en base al peso. El proceso primero normaliza los pesos a una escala de 1 mediante la fórmula:

$$P_{i,j} = \frac{f_{t,i,j}}{\sum_{i=1}^{10} f_{t,i,j}} \quad (3.4)$$

Donde $f_{t,i,j}$ es el peso de la regla j-esima que posee el agente i-esimo, $P_{i,j}$ es el peso normalizado de la regla j-esima que posee el agente i-esimo. El sumatorio solo llega hasta 10 porque es el número de reglas que posee cada agente.

Después, se divide la escala de 0 a 1 en porciones (en este caso 10 porciones porque cada agente tiene 10 reglas) y a cada regla se le asigna una porción. El tamaño de cada porción es proporcional al peso de la regla. Por ejemplo en la figura 3.1 se observa gráficamente un caso de normalización y asignación de probabilidad a cada regla:

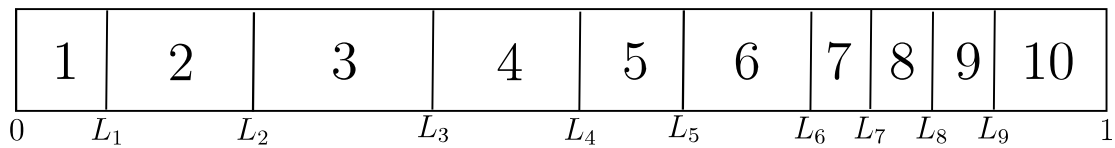


Figura 3.1: Esquema de la normalización de los pesos.

Cada subdivisión se determina por la ecuación:

$$L_k = \sum_{j=1}^k P_{i,j} \quad (3.5)$$

Donde L_k es la división k-ésima y $P_{i,j}$ es el peso de la regla j-esima. Así, la porción de la regla j-ésima se encuentra entre la subdivisión L_{i-1} y L_i (Para la regla 1, $L_0 = 0$). Por último, se genera un número aleatorio uniforme r entre 0 y 1, y se identifica la

porción que contiene r . La porción de la regla que contiene a r es la regla seleccionada. En la figura 3.2 se puede observar un ejemplo donde r cae en la porción de la regla 5, la regla 5 es la seleccionada.

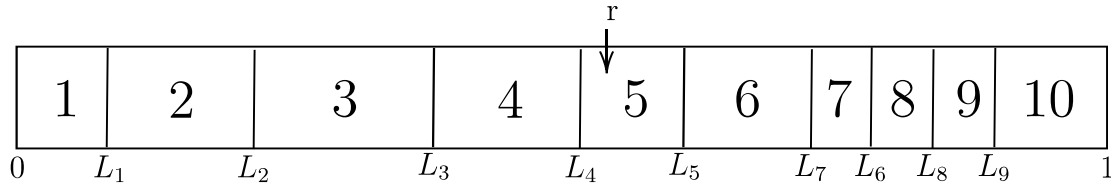


Figura 3.2: Ejemplo de selección proporcional en base al peso.

La creación de reglas se realiza mediante dos operadores de reproducción: el operador mutación y el operador cruce. Los dos operadores están definidos para cadenas de bits (explicado en el capítulo 2), pero para parámetros numéricos no existe definición formal en la literatura. Por lo tanto, los operadores deben ser definidos en función del sistema a modelar.

Operador mutación.- es el cambio aleatorio de un bit en la condición de la regla. Basado en la idea cualitativa del operador mutación sobre cadenas de bits, el operador mutación para los parámetros se plantea como la generación aleatoria de nuevos parámetros dentro del rango permitido. Matemáticamente es:

$$a_{i,j} = 0.7 + r_1 \cdot 0.5$$

$$b_{i,j} = -10.0 + r_1 \cdot 29.0$$

$$\sigma_{0,i,j} = 4.$$

donde r_1 es una variable aleatoria uniforme entre 0 y 1. Todas las nuevas reglas comienzan con un valor $\sigma_{0,i,j}$ igual a 4. Se inicializan con este valor porque si el valor inicial fuese muy cercano a 0 implica una regla con predicciones muy buenas, mientras que un valor muy alto implica una regla con pésimas predicciones. Al desconocer la calidad de la regla, 4 es un valor medio razonable.

Operador cruce.- este operador produce nuevas reglas que poseen características de las reglas padres (en las cadenas de bits es el cruce de los bloques de construcción). Por lo tanto, el operador cruce para los parámetros numéricos debe crear nuevos parámetros que posean características de los parámetros de las reglas padres. Basado en la idea cualitativa del operador cruce se propone como operador mutación generar nuevos parámetros de manera aleatoria dentro de un rango cuyos límites son los parámetros de las reglas padres. Matemáticamente se expresa como:

Padre 1: $(a_1; b_1; \sigma_1)$ Padre 2: $(a_2; b_2; \sigma_2)$

Hijo 1: $(a_3; b_3; \sigma_3)$ Hijo 2: $(a_4; b_4; \sigma_4)$

$$a_3 = a_1 + (a_2 - a_1) \cdot r_2 \quad b_3 = b_1 + (b_2 - b_1) \cdot r_2$$

$$a_4 = a_1 - (a_2 - a_1) \cdot r_2 \quad b_4 = b_1 - (b_2 - b_1) \cdot r_2$$

Donde r_2 es una variable aleatoria uniforme entre 0 y 1.

Para crear nuevas reglas se debe aplicar uno de los dos operadores sobre las reglas padres, por lo tanto, se debe determinar la frecuencia de uso de cada uno de los operadores. Para determinar la frecuencia se definen las probabilidades de activación de los operadores. En el aprendizaje, la creación de conocimiento se da más por procesos lógicos que por cambios aleatorios en el conocimiento previo, por ello el operador cruce tiene preferencia sobre el operador mutación. Por esta razón, en la implementación la probabilidad de cruce es del 90% ($P_C = 0.9$) y la probabilidad de mutación es del 10% ($P_M = 0.1$).

El proceso de colocación consiste en reemplazar dos reglas antiguas por las dos reglas nuevas. El proceso de colocación implementado se basa en la idea de dar a cada regla la oportunidad de ser eliminada, pero dando ventaja a las reglas débiles sobre las reglas fuertes. Este criterio surge porque, en ocasiones, las reglas débiles no necesariamente son erróneas, más bien no han sido utilizadas con mucha frecuencia. Puede que una regla débil sea útil cuando el agente deba enfrentar una situación desconocida. Así, conservar reglas débiles puede ser útil para el futuro. El criterio de colocación va acorde con la realidad, el ser humano tiene preferencia por el conocimiento que le permite enfrentar situaciones cotidianas porque este es el que más usa. Pero al enfrentar situaciones desconocidas este conocimiento no es tan útil, generando que el ser humano recurra a conocimiento menos utilizado. El proceso que implementa este criterio es la selección proporcional en base al inverso del peso. El inverso del peso se calcula mediante:

$$f_{t,i,j}^{inv} = \frac{1}{1 + f_{t,i,j}} \quad (3.6)$$

Donde $f_{i,j}^{inv}$ es el peso inverso de la regla j-ésima del agente i-ésimo y $f_{t,i,j}$ es el peso de la regla j-ésima del agente i-ésimo. Puede existir reglas con pesos demasiados bajos y cuya división inversa puede generar complicaciones en la simulación computacional, por ello en la fórmula se suma uno al peso de la regla en el denominador para evitar divisiones cercanas a cero. Después se normaliza a 1 todos los pesos inversos y se repite el mismo proceso para la selección de los padres. Se eliminan las dos reglas seleccionadas y se colocan las dos nuevas reglas en el conjunto de reglas del agente.

3.3. Estructura del Mercado

El mercado establece el precio de las acciones y brinda a los inversionistas los mecanismos para la compra-venta de acciones. Para la construcción del modelo computacional se establecen los siguientes criterios:

- El mercado se constituye de N_a agentes.
- Los agentes sólo interaccionan a través de la compra-venta de acciones y estas transacciones se realizan a través del mercado.
- Todas las acciones pertenecen a una sola empresa.
- El número de acciones es una variable continua. Por ejemplo, un agente puede poseer 0.32 de una acción (el 32% de una acción).
- El precio y dividendo establecido en cada periodo es por unidad de acción.
- El mercado debe presentar el fenómeno del impacto de la riqueza.

A partir de estos criterios se implementa el sistema que establece el precio y los dividendos, el sistema de compra y venta de acciones y el sistema que simula el impacto de la riqueza.

Cálculo del precio y dividendo para las acciones

Para determinar el precio se equilibra la demanda con la oferta. Los agentes son oferentes cuando su decisión es vender. Los agentes son demandantes cuando su decisión es comprar. Así se define las cantidades:

$$O = \sum_k h_{desired}^{k,O} \quad (3.7)$$

Donde O es la cantidad de acciones ofertadas, el sumatorio con el índice k va sobre todos los agentes cuya decisión es vender (0), $h_{desired}$ es la fórmula 2.6 con los parámetros de decisión del agente y el superíndice O es para identificar la oferta.

$$D = \sum_l h_{desired}^{l,D} \quad (3.8)$$

Donde D es la cantidad de acciones demandas, el sumatorio con el índice l va sobre todos los agentes cuya decisión es comprar (1), $h_{desired}$ es la fórmula 2.6 con los parámetros de decisión del agente y el superíndice D es para identificar la demanda. Para balancear la oferta y la demanda, se establece la condición:

$$O = D \quad (3.9)$$

Reemplazando las fórmulas 3.7 y 3.8, se obtiene:

$$\sum_l h_{desired}^{l,O} = \sum_k h_{desired}^{k,D} \quad (3.10)$$

Reemplazando 2.6 en cada lado de la ecuación:

$$\begin{aligned} \sum_l \frac{[a_{l,j}^O(p_t + d_t) + b_{l,j}^O] - (1 + r_f)p_t}{\gamma\sigma_{t,l,j}^O} &= \sum_k \frac{[a_{k,j}^D(p_t + d_t) + b_{k,j}^D] - (1 + r_f)p_t}{\gamma\sigma_{t,k,j}^D} \\ (p_t + d_t) \sum_l \frac{a_{l,j}^O}{\gamma\sigma_{t,l,j}^O} + \sum_l \frac{b_{l,j}^O}{\gamma\sigma_{t,l,j}^O} - (1 + r_f)p_t \sum_l \frac{1}{\gamma\sigma_{t,l,j}^O} &= (p_t + d_t) \sum_k \frac{a_{k,j}^D}{\gamma\sigma_{t,k,j}^D} \\ &+ \sum_k \frac{b_{k,j}^D}{\gamma\sigma_{t,k,j}^D} - (1 + r_f)p_t \sum_k \frac{1}{\gamma\sigma_{t,k,j}^D} \end{aligned} \quad (3.11)$$

Se definen las cantidades:

$$\begin{aligned} A^O &= \sum_l \frac{a_{l,j}^O}{\gamma\sigma_{t,l,j}^O} & B^O &= \sum_l \frac{b_{l,j}^O}{\gamma\sigma_{t,l,j}^O} & C^O &= \sum_l \frac{1}{\gamma\sigma_{t,l,j}^O} \\ A^D &= \sum_k \frac{a_{k,j}^D}{\gamma\sigma_{t,k,j}^D} & B^D &= \sum_k \frac{b_{k,j}^D}{\gamma\sigma_{t,k,j}^D} & C^D &= \sum_k \frac{1}{\gamma\sigma_{t,k,j}^D} \end{aligned}$$

Y reemplazando en la expresión 3.11, se obtiene:

$$(p_t + d_t)A^O + B^O - (1 + r_f)p_t C^O = (p_t + d_t)A^D + B^D - (1 + r_f)p_t C^D$$

Despejando $p(t)$ se obtiene:

$$p(t) = \frac{d(t)(A^D - A^O) + B^D - B^O}{A^O - A^D + (1 + r_f)(C^D - C^O)} \quad (3.12)$$

Con la ecuación 3.12 se establece el precio de la acción en cada periodo.

Para determinar el dividendo se utiliza un proceso estocástico de tipo AR(1). En finanzas, los dividendos responden a un proceso autorregresivo de tipo 1 [45, 46]. Matemáticamente se modela como:

$$d(t) = \bar{d} + \alpha_1(d(t-1) - \bar{d}) + \mu_t \quad (3.13)$$

Donde \bar{d} es la media del dividendo, α_1 es una constante numérica comprendida entre 0 y 1, y μ_t es una variable aleatoria gaussiana de media 0 y varianza 1. En la implementación computacional, $\bar{d} = 10.0$ y $\alpha_1 = 0.95$. Este modelo indica que el valor del

dividendo en el tiempo t es en una proporción α_1 el valor del dividendo en el periodo $t-1$ más una perturbación aleatoria en el tiempo. Y todos los valores de los dividendos están expresados como desviaciones de su valor medio.

Sistema de compra y venta

El mercado da a los inversores el mecanismo para la compra y venta de acciones. En concreto, el mercado recolecta la oferta de los agentes vendedores y la distribuye entre los agentes demandantes. Existen dos problemas que se pueden presentar en la compra y venta:

- Agentes que quieren vender cierta cantidad de acciones, pero no disponen en su inventario dicha cantidad de acciones.
- Agentes que desean comprar cierta cantidad de acciones, pero no disponen del dinero suficiente para adquirir dicha cantidad.

Para solucionar estos problemas, en el modelo, se crea un sistema de compra y venta que normaliza a 1 la oferta y la demanda, recolecta la oferta en función de las acciones que posee cada agente oferente y la reparte entre los agentes demandantes de manera proporcional.

Primero se recolecta la oferta total (Of) y la demanda total (De):

$$Of = \sum_l h_{desired}^{l,O} \quad (3.14)$$

$$De = \sum_k h_{desired}^{k,D} \quad (3.15)$$

Donde el índice l es para todos los agentes cuya decisión es vender, el superíndice O indica que es oferta, el índice k es para todos los agentes cuya decisión es comprar, el superíndice D indica que es demanda.

Después se normaliza a 1 la oferta o demanda de cada agente mediante:

$$X_l = \frac{h_{desired}^{l,O}}{Of}$$

$$X_k = \frac{h_{desired}^{k,D}}{De}$$

Donde X es la oferta o demanda del agente, el índice l es para los agentes oferentes y k es para los agentes demandantes.

Se realiza la compra de las acciones a los agentes oferentes, mediante:

$$h_{oferta} = \sum_l X_l \cdot h_l(t)$$

$$M_l(t) = M_l(t) + p(t) \cdot X_l \cdot h_l(t)$$

Donde h_{oferta} es el número de acciones que el mercado recolecta para vender, $h_l(t)$ son las acciones que posee el agente l -ésimo y $M_l(t)$ es monto de dinero que posee el agente l -ésimo en el periodo t . La primera ecuación recolecta toda la oferta. La segunda ecuación es el pago al agente por las acciones que vendió.

Por último, se realiza la venta de las acciones a los agentes demandantes, mediante:

$$h_k(t) = h_k(t) + X_k \cdot h_{oferta}$$

$$M_k(t) = M_k(t) - p(t) \cdot X_k \cdot h_{oferta}$$

El impacto de la riqueza

Un fenómeno que ocurre muy comúnmente en los mercados es el impacto de la riqueza. En este fenómeno muchos inversores replican las decisiones de los inversores más ricos. Los agentes ignoran sus análisis del mercado y prefieren seguir al inversor mejor posicionado. Este es un fenómeno que se presenta en inversores con poca experiencia en el mercado o los inversores con menos recursos. Este fenómeno no es generalizado en el mercado, pero sí está presente en cierto porcentaje.

El modelo del presente trabajo de titulación incorpora el fenómeno del impacto de la riqueza. El algoritmo para simular el fenómeno del impacto de la riqueza es el siguiente:

1. Se busca al agente más rico del mercado en el periodo actual, basándose en la riqueza.

Parámetros de decisión del agente más rico: $(\hat{a}_i; \hat{b}_i; \hat{\sigma}_i^2)$

2. Se selecciona aleatoriamente a un sub grupo [R] de agentes que representen al 14% de la población total de inversores. Se selecciona el 14% porque el impacto de la riqueza solo influye en un pequeño sector del mercado.

3. Para cada agente en R

a) Se genera un número aleatorio Rand entre 0 y 1

b) Si $(Rand < P_{IR})$

i. $(a_i; b_i; \sigma_i^2) \leftarrow (\hat{a}_i; \hat{b}_i; \hat{\sigma}_i^2)$

El tercer paso, del algoritmo para el impacto de la riqueza, representa la elección de un inversor poco experimentado. Basado en la probabilidad P_{IR} , el agente selecciona si

desea aplicar los parámetros producto de sus modelos internos o replicar los parámetros del agente más rico del mercado. En función de P_{IR} , el agente confiará en su decisión. En el modelo P_{IR} se fija con el valor 0.7 (inversor con poca confianza en sus decisiones) para que el fenómeno del impacto de la riqueza se presente con frecuencia.

3.4. Modelo del mercado eficiente y las expectativas racionales

El modelo planteado, bajo ciertas modificaciones mínimas es también capaz de reproducir el modelo de las expectativas racionales en los inversores para evolucionar al mercado eficiente. Las expectativas racionales plantean un inversor que no necesita aprender debido a que posee las reglas necesarias para predecir correctamente al mercado.

Después de la simulación del mercado como CAS, cada agente dispone de su propio conjunto de reglas. Estas reglas finales son los modelos que posee el agente para predecir correctamente el mercado.

Las modificaciones principales para obtener las expectativas racionales se realizan en el sistema clasificador. El inversor ya no debe aprender, por lo tanto, en el sistema clasificador se desactiva el proceso de creación de nuevas reglas. No se realiza procesos de creación de nuevas reglas a través de mutación y cruce. Al tener reglas que el inversor considera son suficientes para interactuar en el mercado, las reglas no necesitan ser evaluadas. Por lo que se desactiva el sistema feedback y se deja de actualizar el peso de las reglas. En el caso que el agente obtenga una información input que no coincida con las reglas que posee, el agente utiliza la regla con el peso más alto. La estructura de mercado y la información input se mantiene igual que en el caso de los CAS.

3.5. Estructura del Código

El programa computacional está dividido en cuatro archivos: main.f90, mercado.f90, aleatorio.f90 y sistema_clasificador.f90.

El archivo aleatorio.f90 contiene las funciones ran2 y gasdev. Ran2 es una función tomada de [47] y permite generar números aleatorios de 0 a 1 con distribución uniforme. Mientras que, gasdev es una función tomada de [47] que permite generar números aleatorios con una distribución gaussiana de media cero y varianza 1.

El archivo mercado.f90 contiene dos funciones: especialista3 y movingaverage. La función especialista3 es la encargada de establecer el precio de la acción por medio de la ecuación 3.12 en cada período de la simulación. Mientras que, la función movingaverage implementa la ecuación 2.4 utilizada en los bits técnicos (2.5).

El archivo `sistema_clasificador.f90` contiene el código que implementa el algoritmo del sistema clasificador que utilizan los agentes para tomar decisiones. La subrutina principal es `clasificador`. Esta subrutina implementa todo el proceso para la toma de decisiones y creación de nuevas reglas. Por ende, esta subrutina es la que llaman los agentes en el mercado para tomar su decisión. La subrutina `clasificador`, para el proceso de creación de nuevas reglas, utiliza la subrutina `genético` (algoritmo genético), `mutation` (operador mutación) y `crossover` (operador cruce).

Finalmente, el archivo `main.f90` se controla la simulación. En este archivo se definen los parámetros de la simulación, se define la información input (llamada `worldbits`, bloque desde la línea 121 hasta la línea 175), se realiza la compra-venta de las acciones (bloque desde la línea 221 hasta la línea 252), se simula el impacto de la riqueza (bloque desde la línea 195 hasta la línea 211), se guarda la serie temporal de precios generada y se controla la evolución temporal del mercado.

4. Resultados

En este capítulo se presentan las series temporales de precios obtenidos de las simulaciones del modelo planteado en el capítulo anterior.

Inicialmente se presentan y se analizan cualitativamente las series temporales reales de precios de acciones de diferentes empresas que cotizan en bolsa. Después se presenta las series temporales de precios obtenidas de varias simulaciones (en las cuales se varía la capacidad de aprendizaje de los agentes) y se analizan las dinámicas de las mismas. Finalmente, se comparan las dinámicas de las simulaciones con las dinámicas presentes en las series temporales reales para verificar la validez del modelo y la hipótesis que plantea ver al sistema financiero como un sistema complejo adaptativo.

4.1. Series temporales de mercados financieros reales

La principal fuente de información entre los sistemas financieros son las series temporales de los precios de acciones, pues representan la dinámica y evolución de los mercados en el tiempo.

Las series temporales que presentamos han sido obtenidas de Yahoo Finance. Las series corresponden a un periodo de tiempo de 10 años, comprendidos desde 31/12/1999 hasta 01/01/2011; se ha considerado este periodo porque abarca la crisis financiera del 2008. Para el presente análisis cualitativo se utilizan datos del índice S&P 500, en concreto, los datos sobre las empresas Apple Inc., Bank of America, JPMorgan, Coca-Cola y Nike.

Índice SP 500.- es un índice financiero que se calcula a partir de los estados financieros de las 500 empresas más importantes de los Estados Unidos. Los inversores financieros utilizan el índice para estudiar las tendencias que presenta el mercado. Por ello, el S&P 500 es el primer indicador que muestra las crisis financieras en Estados Unidos. Al realizar el gráfico del Índice S&P 500 (Figura 4.1) muestra el comportamiento oscilante en los mercados. Así, analizando el índice se observa dos caídas (bust), la primera entre los años 2000 al 2002 y la segunda entre el año 2007 al 2008, que corresponden a las crisis de los años 2000 y a la crisis crediticia del año 2008. Del año 2002 al 2007 se observa un boom, siendo una recuperación del mercado post crisis del 2000.

Apple Inc. corresponde a la empresa tecnológica Apple y es una de las 500 empresas más importantes de los Estados Unidos. En el gráfico se observa el precio por

acción vs tiempo. Desde el año 1999 al año 2004 las acciones de Apple no presentan alta volatilidad en el precio. Del año 2004 al año 2007 las acciones presentan ciertas oscilaciones con pequeños booms y bust. Del año 2008 hasta el 2010 el precio presenta un boom. Este boom se debe principalmente al estallido de la burbuja crediticia ya que los inversores al observar un mercado crediticio débil buscan cambiar sus inversiones a mercados más seguros para cuidar sus inversiones, en este caso el mercado tecnológico, aumentando la demanda y consecuentemente aumentando el precio.

Bank of America. es uno de los tres bancos más importantes de los Estados Unidos y una de las 500 empresas más importantes de Estados Unidos. En el gráfico Precio v.s. Tiempo se observa que las acciones tienen un crecimiento constante en el precio desde el año 2000 hasta el año 2007. En cambio, del año 2007 al año 2008 el precio de las acciones de este banco cae de forma abrupta. Esto se debe, a que este banco presenta de forma más clara la burbuja crediticia del año 2008. En el año 2008 al tener los bancos muchos créditos impagos, los inversores financieros buscan inversiones alternas. Esto genera que la demanda de las acciones de este banco descienda, dando como resultado una caída en el precio.

JP Morgan.- es una firma de inversiones y forma parte de una de las 500 empresas más importantes de Estados Unidos. El gráfico precio v.s. tiempo de estas acciones presenta alta volatilidad con una tendencia de caída del precio del año 2000 al año 2001. Durante los años 2002 a 2007, el precio presenta un boom seguido del bust del año 2008 debido a la crisis financiera.

Coca-Cola Company.- en el caso de estas acciones observamos claramente las oscilaciones que presentan los precios en los mercados. Se presenta subidas y bajadas periódicas desde el año 2000 al 2004, seguido presenta un boom del año 2004 al año 2008 y un bust del año 2008 al año 2009. Esta gráfica muestra claramente que la dinámica oscilante es natural en la evolución del mercado.

Nike Inc. .- en el caso de estas acciones, los precios no presentan una alta volatilidad ni oscilaciones bruscas. Presenta un crecimiento progresivo entre el año 2000 hasta el año 2006. En el año 2007 presenta un boom pequeño seguido de bust hasta el año 2008.

El anterior análisis de las series temporales demuestra que las oscilaciones, la volatilidad, los booms y bust son comportamientos habituales en los mercados financieros. Lo que se busca obtener mediante el modelo de mercado financiero planteado es reproducir estas dinámicas.

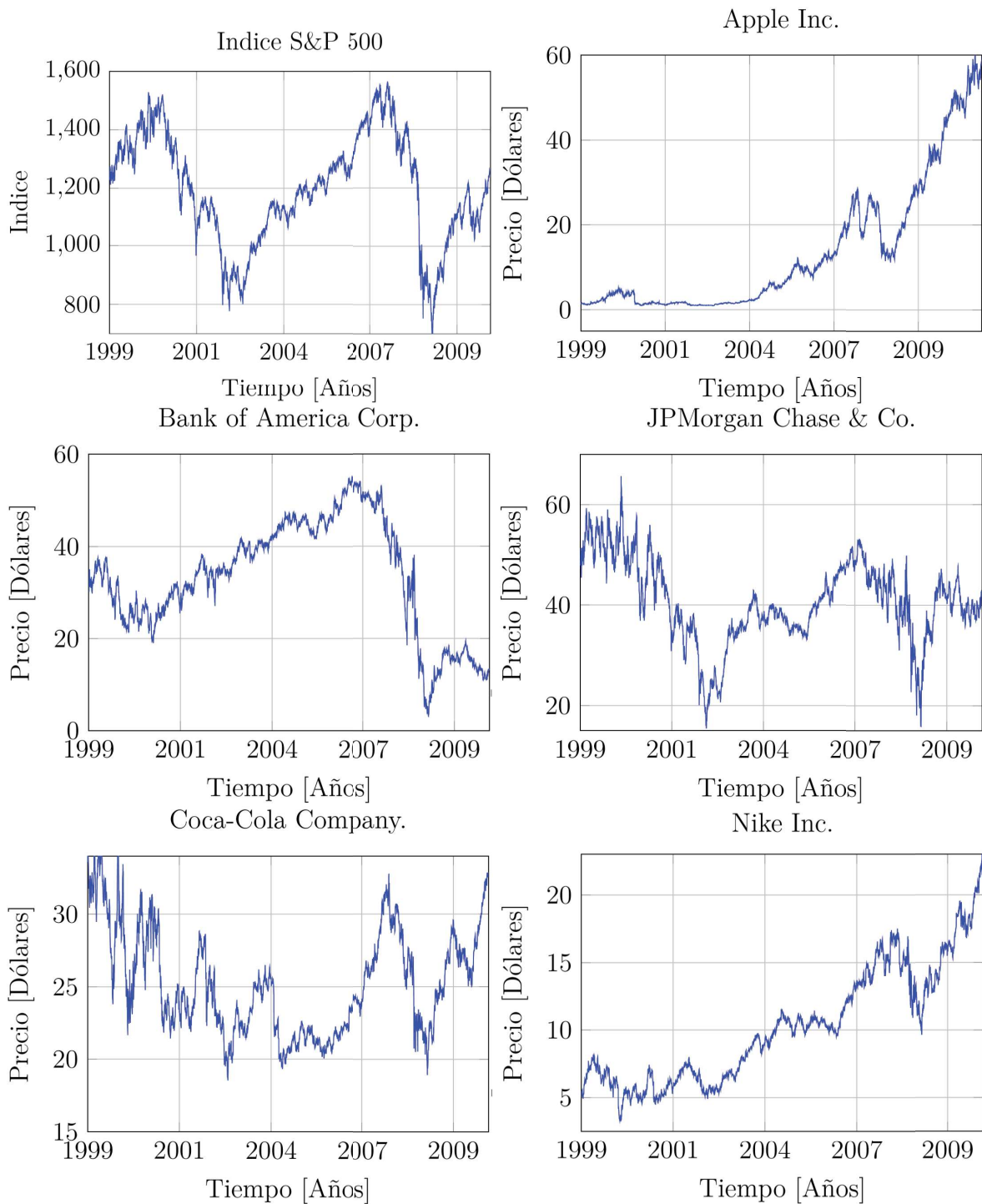


Figura 4.1: Ejemplos de series temporales de acciones de empresas que cotizan en bolsa.

4.2. Resultados de las simulaciones del modelo

Las simulaciones se realizan con los siguientes parámetros:

Parámetros	Valores
Periodos de Tiempo	1250000
Número de Agentes	1000000
r_f	12%
γ	Generado Aleatoriamente para cada agente
τ	75
M	90
C	0.001
$M_i(0)$	2000
Prob. de Cruce	90%
Prob. de Mutación	10%
\bar{d}	10
α_1	0.91
Prob. IR	70%

Tabla 4.1: Parámetros para las simulaciones.

Se simula durante un millón de periodos, pero los datos se almacenan a partir del periodo 250 000. Los primeros 250 000 periodos se utilizan para entrenar al sistema clasificador de cada agente. El entrenamiento permite a cada agente crear un conjunto de reglas consistentes para su participación en el mercado.

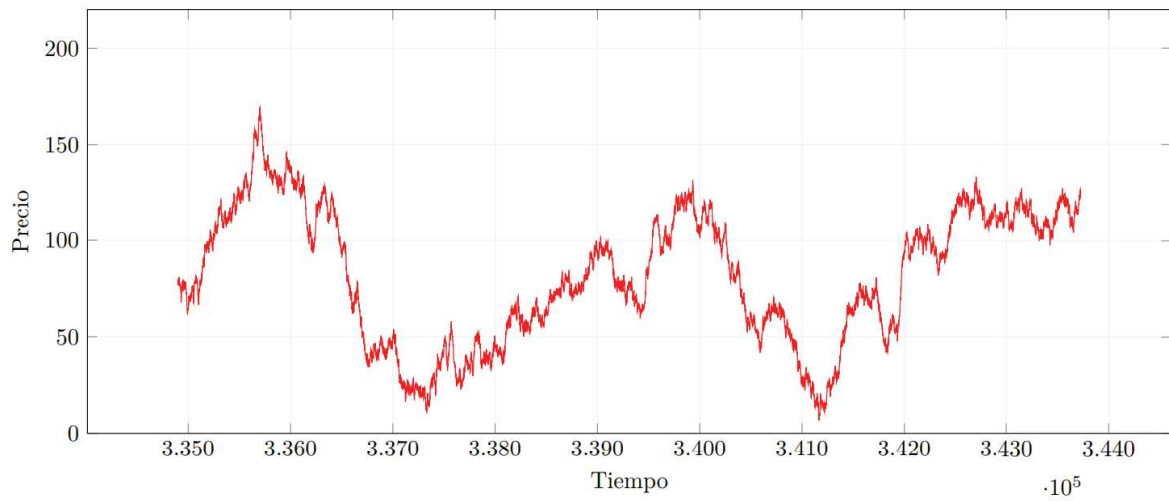
Las simulaciones se realizaron variando la probabilidad de activación del algoritmo genético. La variación de este parámetro permite comprobar (como se presenta en el capítulo 1) que el comportamiento de mercado está relacionado con el aprendizaje de los inversores. Pasado el periodo 1000000 se desactiva el aprendizaje en el sistema clasificador de cada agente (es decir, la probabilidad de activación del algoritmo genético se iguala a cero) para simular las expectativas racionales. De cada simulación se obtiene la serie temporal del precio de la acción.

Las figuras 4.2, 4.3 y 4.4 son los resultados de la simulación del mercado con una probabilidad de activación del algoritmo genético de 99%. La gráfica 4.2 (a) presenta la serie temporal de precios desde el periodo 335000 hasta 344000. Del periodo 336000 hasta el periodo 337000, el mercado presenta una caída (bust) en el precio. Después experimenta un nuevo ciclo de crecimiento (boom) hasta el periodo 340000. Desde el periodo 340000 hasta el periodo 341000 se vuelve a presentar una caída. Seguido a la caída, el mercado vuelve a recuperarse y presenta un boom. Esta gráfica presenta ciclos

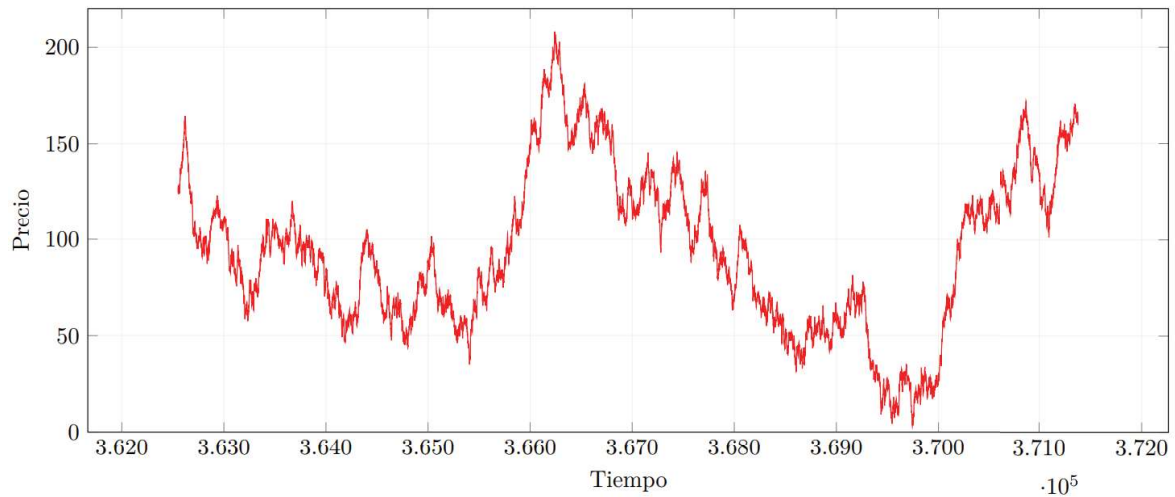
de boom/bust continuos similares al índice S&P 500. Este comportamiento se presenta igualmente en las gráficas 4.2 (b), 4.2 (c), 4.3 (b), 4.4 (b) y 4.4 (c).

La gráfica 4.2 (c) muestra que entre los periodos 388000 y 391000 el mercado presenta alta volatilidad. Igualmente en la gráfica 4.4 (a), entre los periodos 767000 y 771000, el mercado presenta una caída con alta volatilidad. Este tipo de volatilidad se presenta en los mercados reales. En la gráfica de JPMorgan (Figura 4.1) se observa una caída con alta volatilidad entre el año 1999 y 2001, similar a la gráfica 4.4 (a). En cambio, en la gráfica de Coca-Cola Company entre los años 1999 y 2004 se observa alta volatilidad sin ninguna tendencia, similar a la gráfica 4.2 (c).

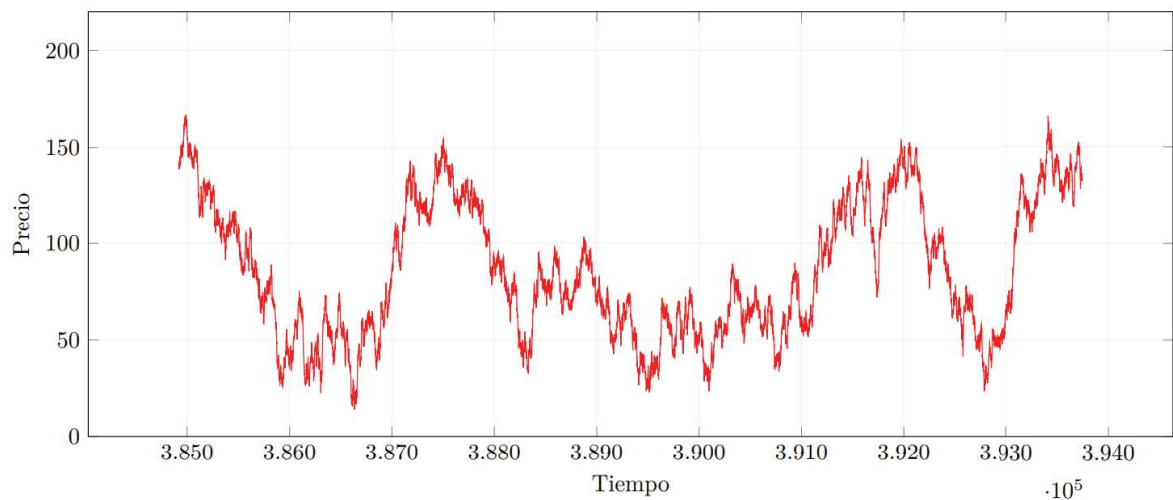
Finalmente, en la gráfica 4.4 (c) se muestra la transición del mercado visto como un CAS al mercado basado en las expectativas racionales. Se observa que el mercado transforma su comportamiento oscilatorio inestable a un comportamiento equilibrado sin volatilidad y oscilaciones.



(a)

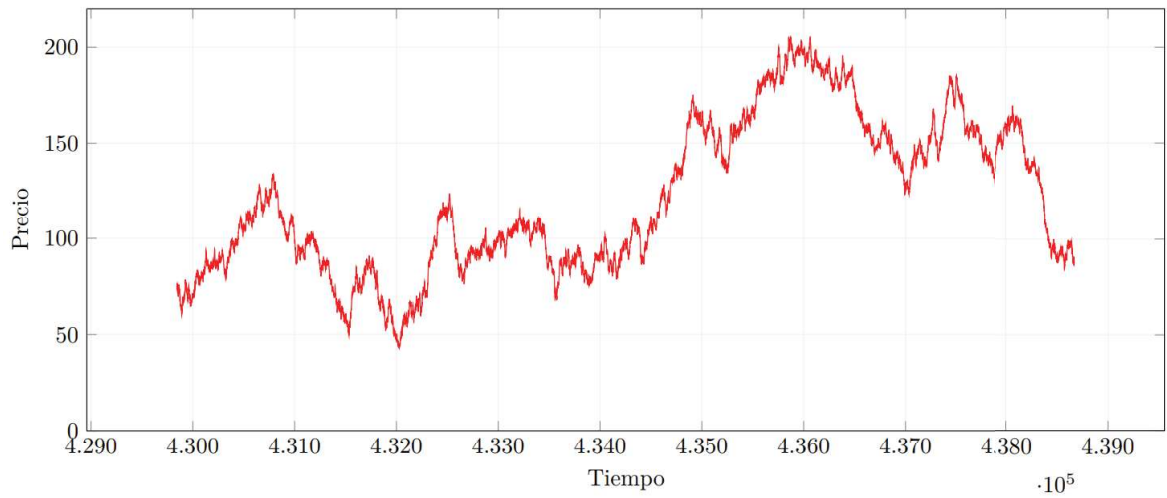


(b)

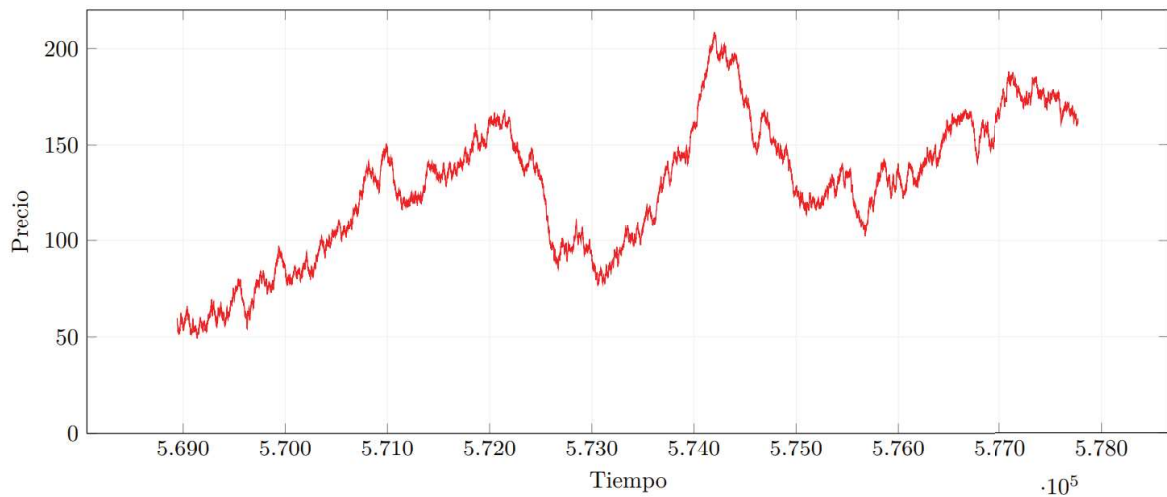


(c)

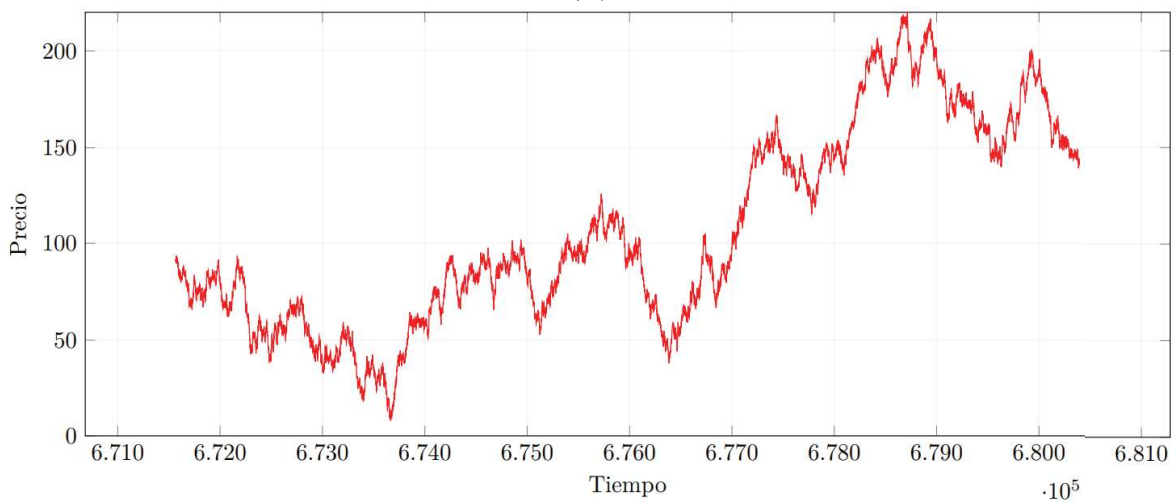
Figura 4.2: Serie Temporal de precios para una simulación con $P_G = 0.99$.



(a)

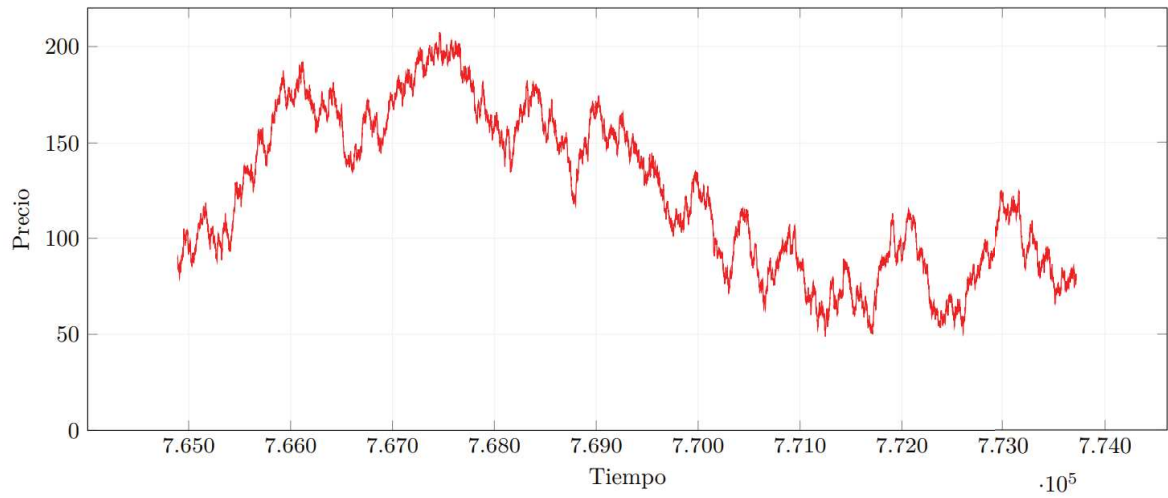


(b)

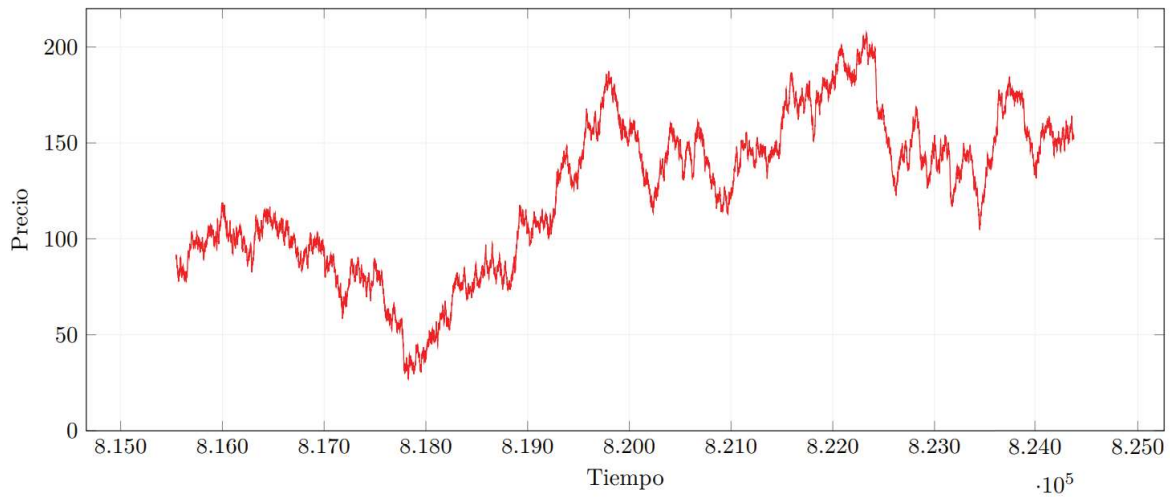


(c)

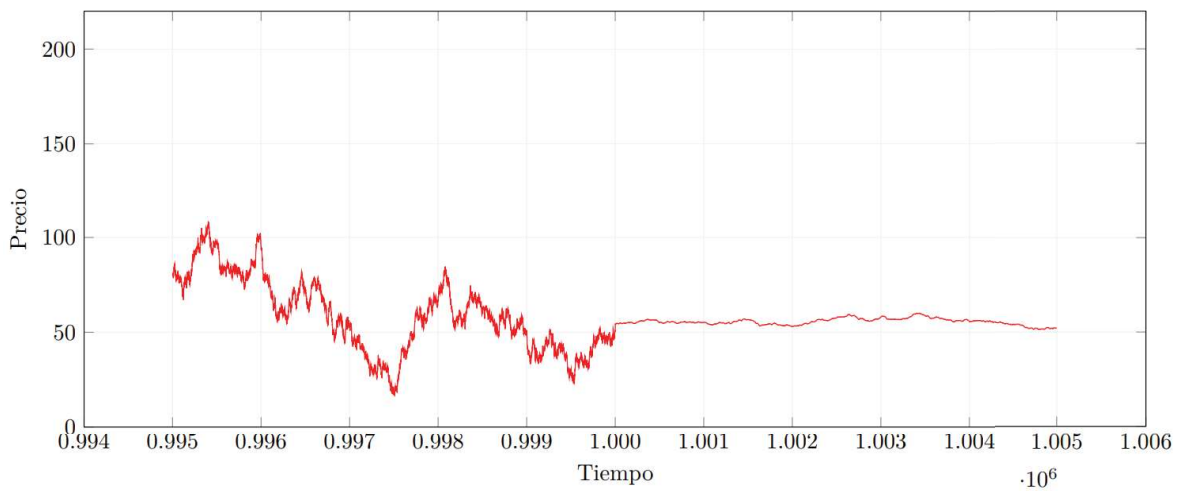
Figura 4.3: Serie Temporal de precios para una simulación con $P_G = 0.99$.



(a)



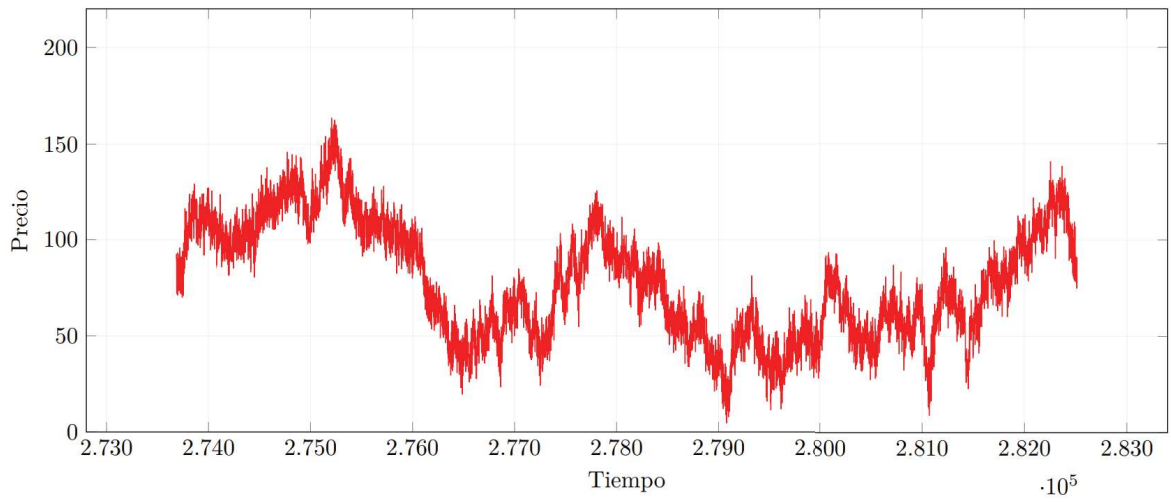
(b)



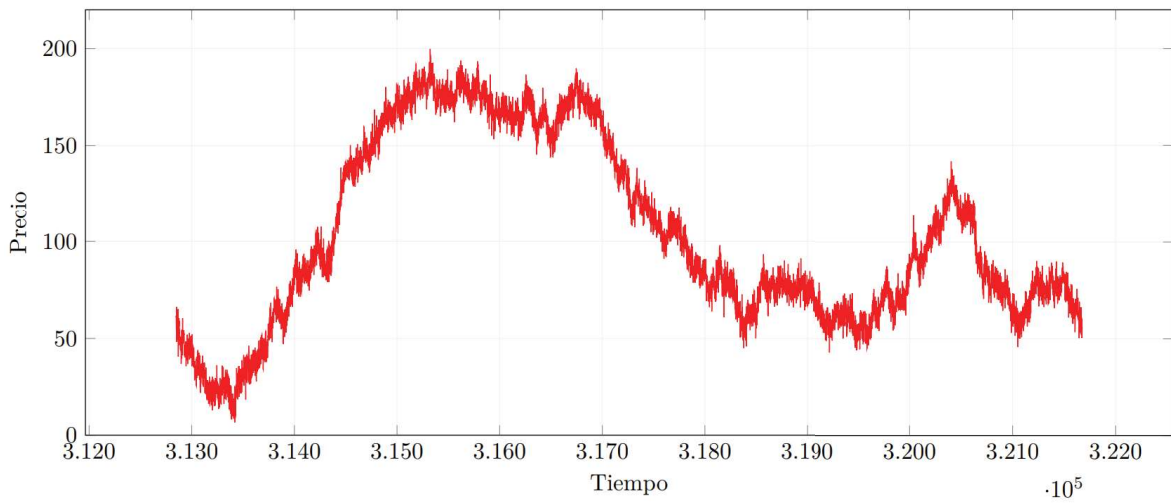
(c) Serie Temporal de precios para una simulación con $P_G = 0.99$ y transición al régimen de expectativas racionales.

Figura 4.4: Serie Temporal de precios para una simulación con $P_G = 0.99$.

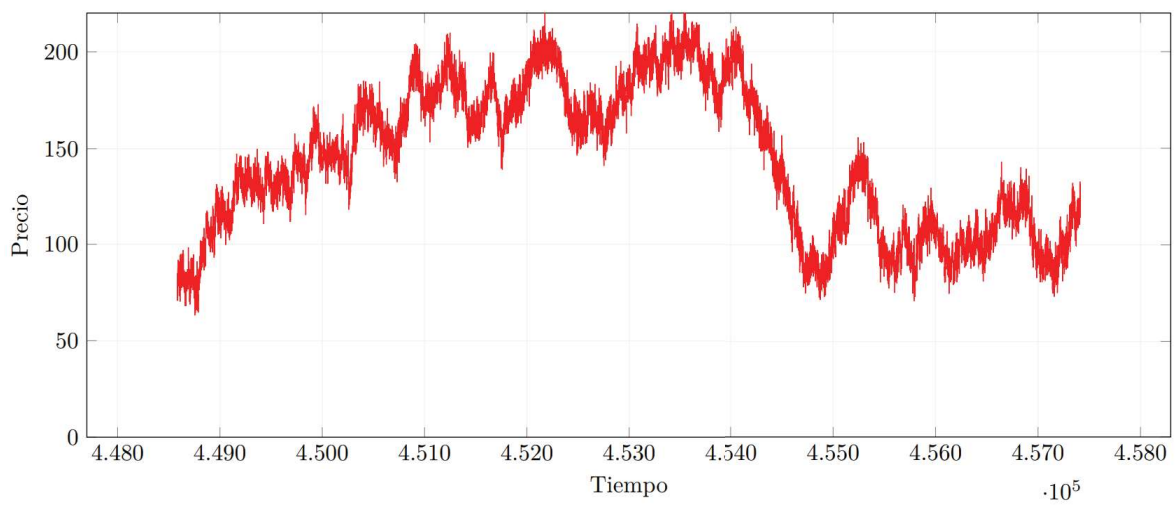
Las figuras 4.5, 4.6 y 4.7 son los resultados de la simulación del mercado con una probabilidad de activación del algoritmo genético de 50%. En las gráficas 4.5 (a), 4.5 (c), 4.6 (b), 4.7 (a) y 4.7 (b) se observan oscilaciones (boom y bust) continuas similares a los observados en el índice S&P 500 y en los precios de las acciones de JP Morgan y Coca Cola (Figura 4.1). En cambio, las gráficas 4.5 (b), 4.6 (a) y 4.6 (c) muestran un largo periodo de crecimiento (boom) y un largo periodo de caída (bust), similar a los observados en los precios de las acciones (figura 4.1) Bank of America, Apple y Nike (en estos dos últimos solo se puede observar un largo periodo de boom). Finalmente, las gráficas 4.5 (a) y 4.5 (c) presentan periodos de volatilidad similares a los que presentan los precios de las acciones de JPMorgan y Coca-Cola (figura 4.1).



(a)

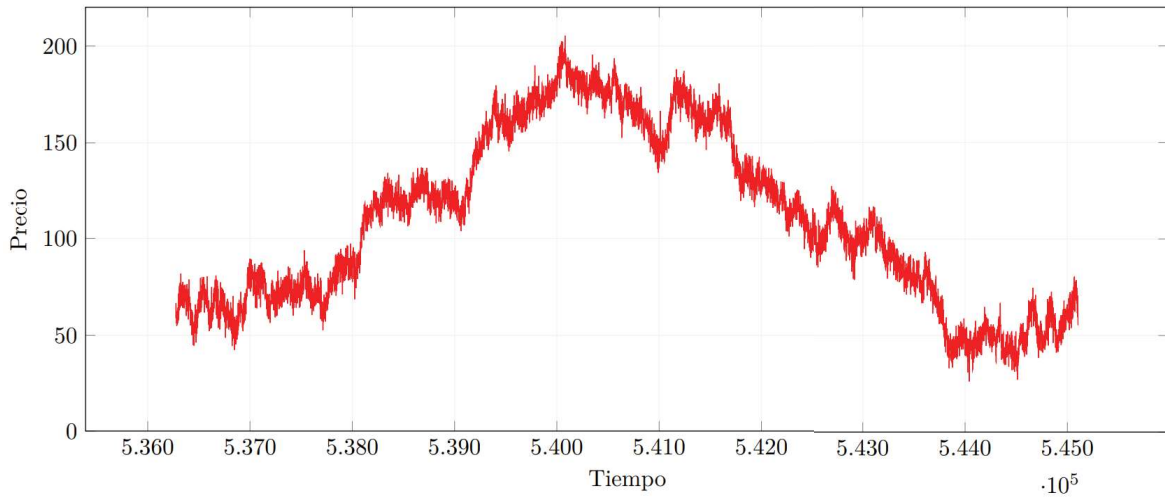


(b)

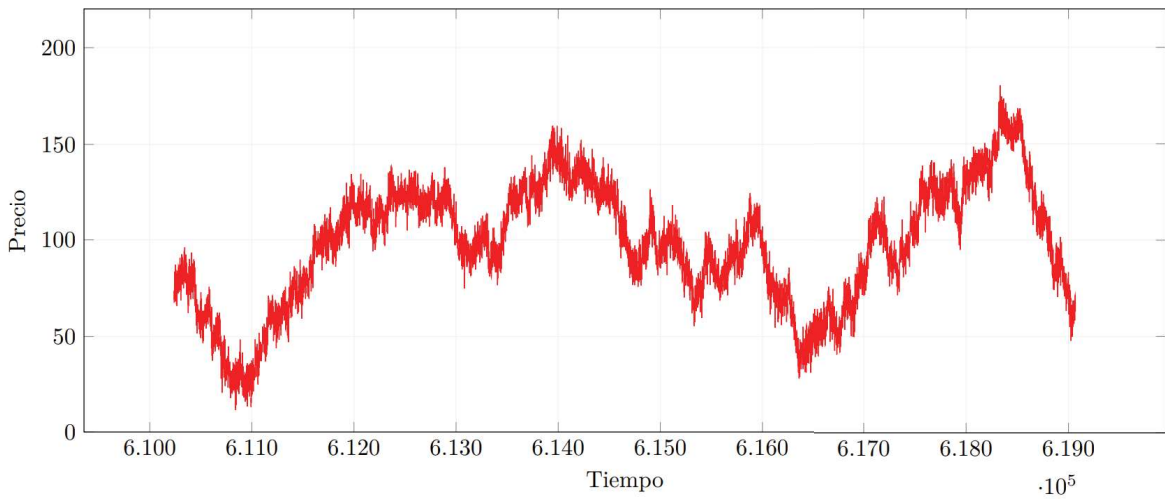


(c)

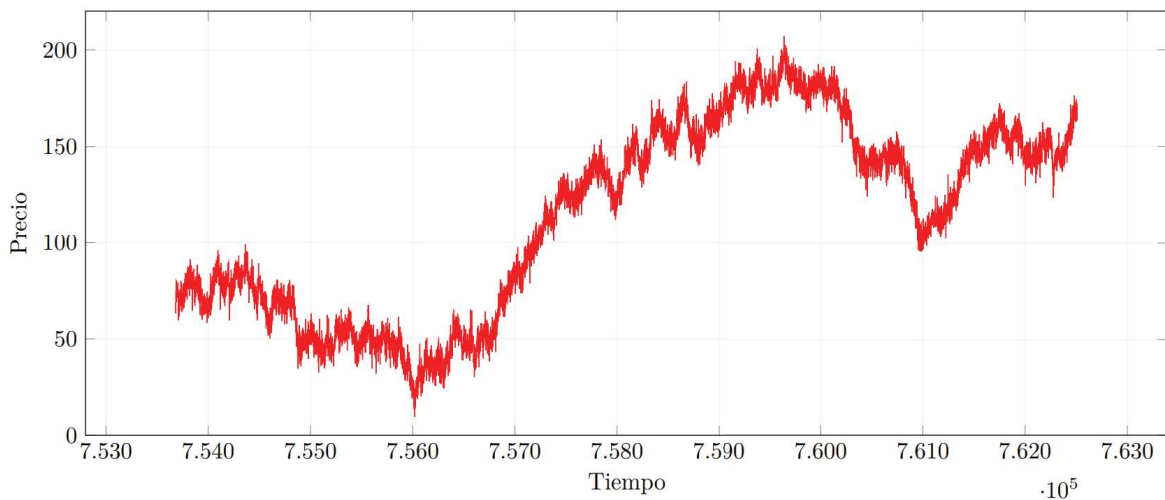
Figura 4.5: Serie Temporal de precios para una simulación con $P_G = 0.50$.



(a)

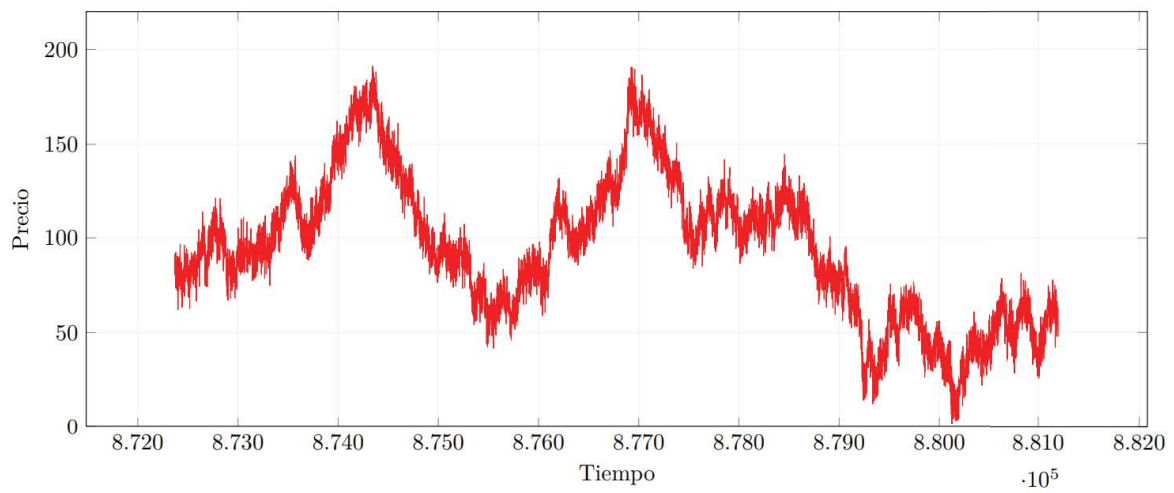


(b)

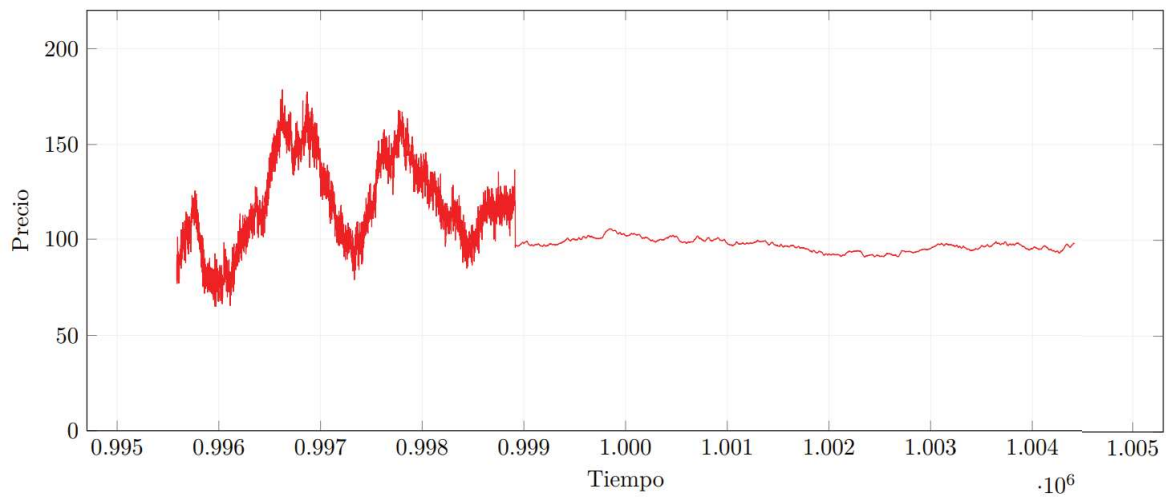


(c)

Figura 4.6: Serie Temporal de precios para una simulación con $P_G = 0.50$.



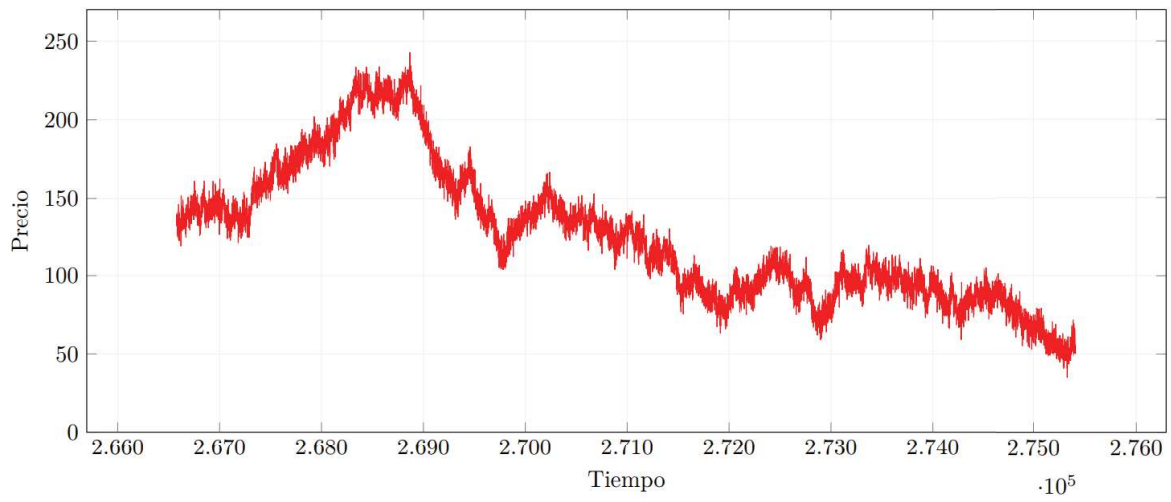
(a)



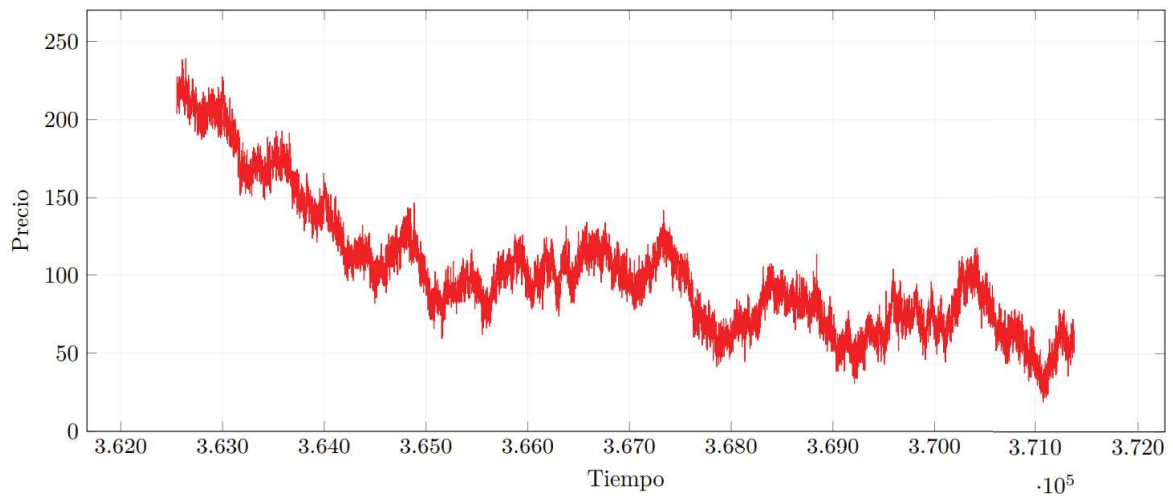
(b) Serie Temporal de precios para una simulación con $P_G = 0.50$ y transición al régimen de expectativas racionales.

Figura 4.7: Serie Temporal de precios para una simulación con $P_G = 0.50$.

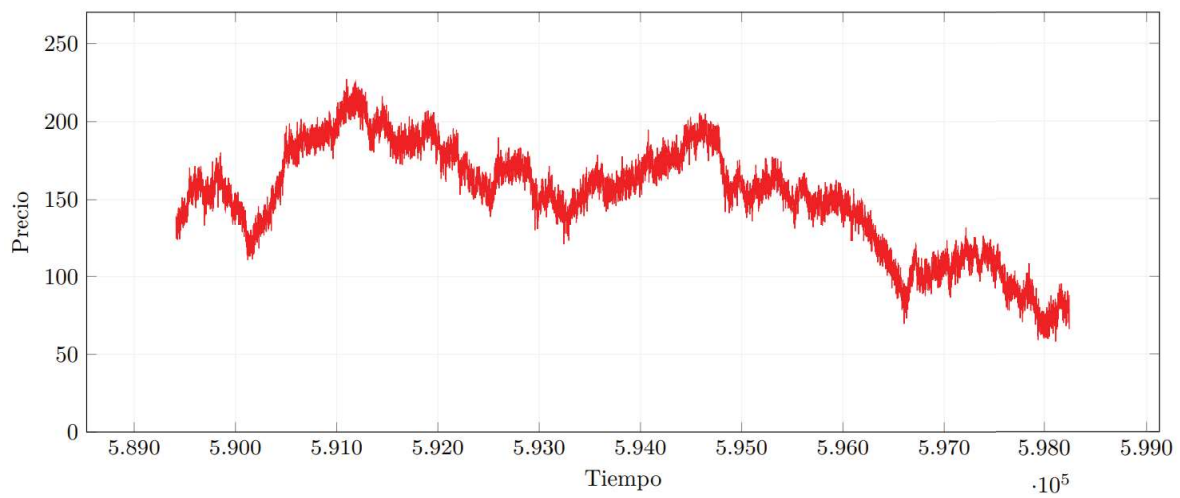
Finalmente, las gráficas 4.8 y 4.9 son los resultados de la simulación del mercado con una probabilidad de activación del algoritmo genético de 20% en los agentes. Todas las gráficas (4.8 (a), 4.8 (b), 4.8 (c), 4.9 (a), 4.9 (b) y 4.9(c)) muestran oscilaciones (boom y bust) similares a las que presentan los mercados reales (Fig. 4.1). Sin embargo, estas oscilaciones no son continuas ni se mantienen por largos periodos, por ejemplo la gráfica 4.8 (b) presenta un bust entre los periodos 362000 y 364000 pero entre los periodos 364000 y 372000 solo se presentan fluctuaciones alrededor del valor de 95. De manera similar, la gráfica 4.9 (a) entre los periodos 752000 y 758000 se presentan fluctuaciones alrededor del valor de 150. Estos son periodos de tiempo donde el mercado trata de evolucionar al equilibrio debido a que al ser una probabilidad de aprendizaje muy baja, el modelo comienza a acercarse al caso de las expectativas racionales. A su vez, el modelo en este caso presenta menos periodos de alta volatilidad. Las gráficas 4.9 (b) y 4.9 (c) presentan dos periodos de volatilidad, el primero en la gráfica 4.9 (b) entre los periodos 850000 y 853000, y en la gráfica 4.9 (c) entre los periodos 995500 y 998000. Finalmente, la figura 4.9 (c) muestra una transición brusca entre el modelo del mercado como un CAS y el mercado basado en las expectativas racionales.



(a)

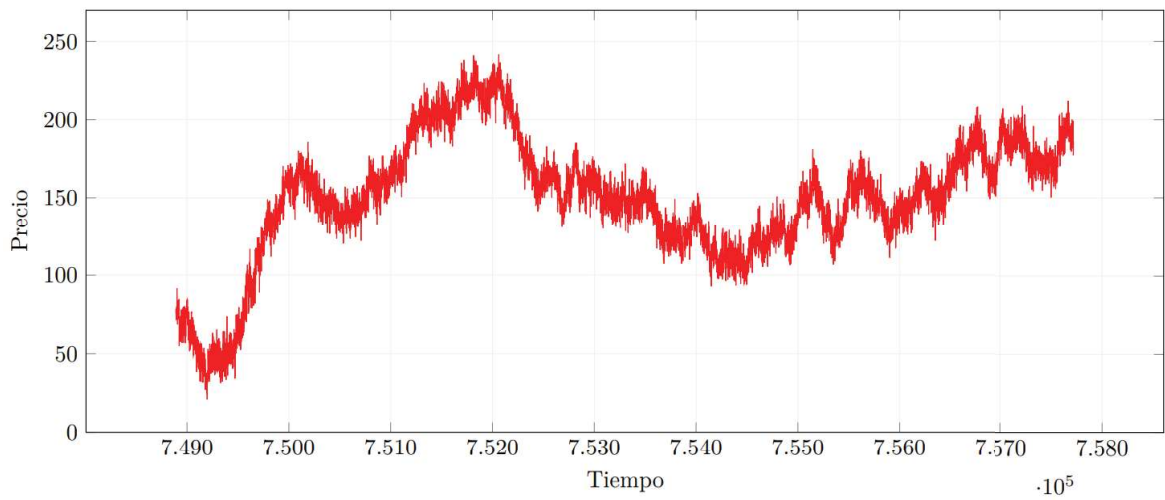


(b)

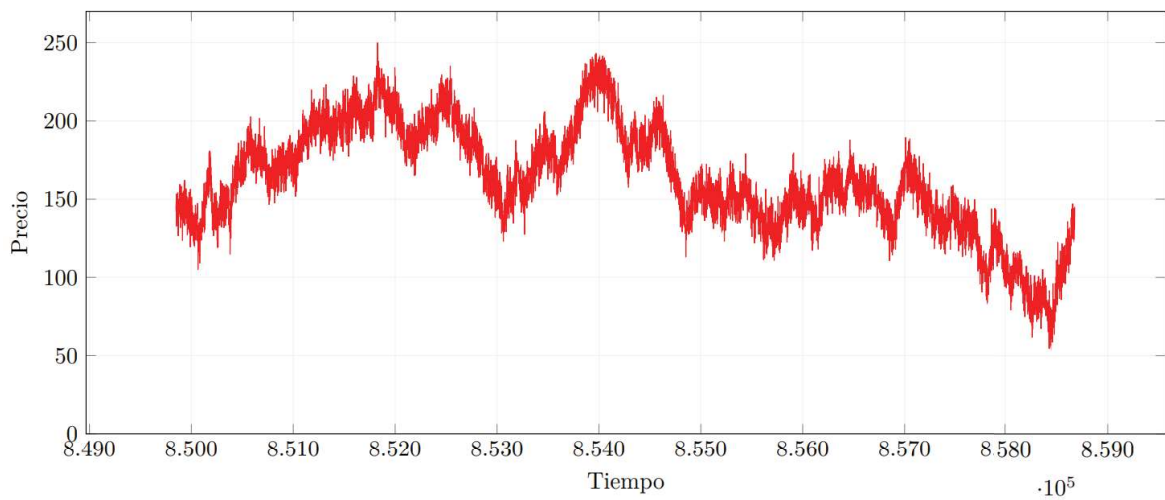


(c)

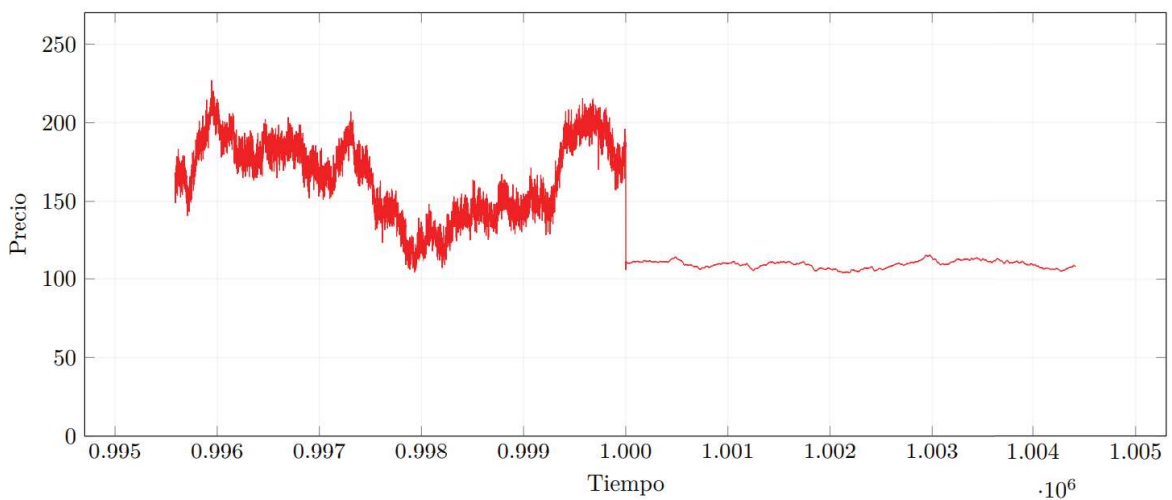
Figura 4.8: Serie Temporal de precios para una simulación con $P_G = 0.20$.



(a)



(b)



(c)

Figura 4.9: Serie Temporal de precios para una simulación con $P_G = 0.20$.

5. Conclusiones y Recomendaciones

En el presente trabajo de titulación se ha modelado el sistema financiero como un sistema complejo adaptativo. Los resultados muestran dos características importantes del modelo. Primero, el modelo es capaz de reproducir cualitativamente las dinámicas de precios observadas en los mercados reales. En particular, el modelo reproduce dos comportamientos importantes: el boom y el bust, a diferencia de los modelos planteados desde el enfoque de la economía clásica. Por lo tanto, se concluye que el mercado financiero puede ser visto como un sistema complejo adaptativo y el modelo de Holland es la técnica adecuada para modelar sistemas complejos adaptativos. Segundo, el modelo muestra una relación directa entre la capacidad de aprendizaje de los inversores y la dinámica del mercado. Los resultados muestran que a mayor capacidad de aprendizaje, el modelo reproduce en mayor magnitud las dinámicas boom y bust. En cambio, a menor capacidad de aprendizaje, el modelo evoluciona al equilibrio.

Por otra parte, este trabajo de titulación es una contribución al desarrollo de una futura teoría de los sistemas complejos adaptativos. Como se vio en el capítulo 1, los sistemas complejos adaptativos aun están lejos de ser una teoría formal por lo tanto se recurre a la modelización de ejemplos concretos para descubrir nuevas propiedades de los CAS que permitan alcanzar dicha teoría. Así, este modelo incorpora dos nuevas características respecto a los modelos de sistemas financieros planteados en los años noventa: el impacto de la riqueza y la decisión de la cantidad de acciones que el agente desea comprar o vender. A partir de los resultados se observa que el impacto de la riqueza mantiene el comportamiento de mercado.

Finalmente, este trabajo de titulación es un aporte a las ciencias económicas, debido a que el modelo presentado es capaz de reproducir tanto los comportamientos reales de un mercado como el comportamiento de un mercado basado en las expectativas racionales. Por ello, esperamos que el modelo desarrollado sirva de base para futuros modelos de mercado desde el punto de vista de la economía.

En un trabajo futuro sería necesario estudiar las propiedades estadísticas de las series temporales de precios que arroja el modelo, y determinar, cuantitativamente, hasta qué punto el mercado financiero artificial reproduce los comportamientos de los mercados financieros reales. Como a su vez, realizar más simulaciones para encontrar más relaciones entre los parámetros de simulación (Tabla 4.1) y la dinámica del mercado.

Otra característica importante a añadir en el modelo es ampliar la oferta de acciones,

es decir, que existan acciones de diferentes empresas en el mercado. Puesto que comercializar las acciones de una sola empresa es el caso más simple, a pesar de la sencillez el modelo funciona. Para llevar a cabo esta modificación, el modelo debe incorporar un nuevo tipo de sistema clasificador que pueda clasificar y evaluar las decisiones de compra-venta de múltiples acciones.

Bibliografía

- [1] John H Holland. *Complexity: A very short introduction*. OUP Oxford, 2014.
- [2] Didier Sornette. *Why stock markets crash: critical events in complex financial systems*, volume 49. Princeton University Press, 2017.
- [3] John Henry Holland. *Hidden order: how adaptation builds complexity*. Number 003.7 H6. 1995.
- [4] George E Mobus, Michael C Kalton, et al. *Principles of systems science*. Springer, 2015.
- [5] Philip W Anderson. More is different. *Science*, 177(4047):393–396, 1972.
- [6] Yaneer Bar-Yam. *Dynamics of complex systems*, volume 213. Addison-Wesley Reading, MA, 1997.
- [7] Paul Cilliers. *Complexity and postmodernism: Understanding complex systems*. routledge, 2002.
- [8] Melanie Mitchell. *Complexity: A guided tour*. Oxford University Press, 2009.
- [9] John H Holland. *Emergence: From chaos to order*. OUP Oxford, 2000.
- [10] John H Miller and Scott E Page. *Complex adaptive systems: An introduction to computational models of social life*, volume 17. Princeton university press, 2009.
- [11] Roger Lewin. *Complexity: Life at the edge of chaos*. University of Chicago Press, 1999.
- [12] Gros Claudius. *Complex and Adaptive Dynamical Systems: A Primer*. Springer Verlag, 2008.
- [13] Nino Boccara. *Modeling complex systems*. Springer Science & Business Media, 2010.
- [14] Sean P Cornelius. An introduction to complex systems: Society, ecology, and nonlinear dynamics an introduction to complex systems: Society, ecology, and nonlinear dynamics, paul fieguth, springer, 2017, 346 p. *Physics Today*, 70(11):51–53, 2017.

-
- [15] John H Holland. Studying complex adaptive systems. *Journal of systems science and complexity*, 19(1):1–8, 2006.
- [16] Simon A Levin. Ecosystems and the biosphere as complex adaptive systems. *Ecosystems*, 1(5):431–436, 1998.
- [17] John H Holland. Complex adaptive systems. *Daedalus*, 121(1):17–30, 1992.
- [18] Ryan J Urbanowicz and Jason H Moore. Learning classifier systems: a complete introduction, review, and roadmap. *Journal of Artificial Evolution and Applications*, 2009:1, 2009.
- [19] W Brian Arthur. *Complexity and the Economy*. Oxford University Press, 2014.
- [20] W Brian Arthur. Asset pricing under endogenous expectations in an artificial stock market. In *The economy as an evolving complex system II*, pages 31–60. CRC Press, 2018.
- [21] Robin Bade and Michael Parkin. *Foundations of Macroeconomics*. Pearson Addison Wesley, 2009.
- [22] Michael Parkin. *Foundations of economics*. Pearson Addison Wesley, 2007.
- [23] Murray N Rothbard. *Man, economy, and state*. Ludwig von Mises Institute, 2009.
- [24] Murray Newton Rothbard. *Power and market*. Ludwig von Mises Institute, 1970.
- [25] Frederic S. Mishkin. *Economics of Money, Banking, and Financial Markets (10th Edition)*. Prentice Hall, 10 edition, 2012. ISBN 978-0132770248.
- [26] RG Palmer, W Brian Arthur, John H Holland, and Blake LeBaron. An artificial stock market. *Artificial Life and Robotics*, 3(1):27–31, 1999.
- [27] W Brian Arthur. Complexity in economic and financial markets. *Complexity*, 1(1):20–25, 1995.
- [28] W Brian Arthur. Complexity, the santa fe approach, and non-equilibrium economics. *History of Economic Ideas*, pages 149–166, 2010.
- [29] Larry Bull. *Foundations of learning classifier systems*, volume 183. Springer Science & Business Media, 2005.
- [30] Pier L Lanzi. *Learning classifier systems: from foundations to applications*. Number 1813. Springer Science & Business Media, 2000.
- [31] David E Goldberg and John H Holland. Genetic algorithms and machine learning. *Machine learning*, 3(2):95–99, 1988.
-

-
- [32] Aidan Feeney and Evan Heit. *Inductive reasoning: Experimental, developmental, and computational approaches*. Cambridge University Press, 2007.
- [33] John H Holland, Keith J Holyoak, Richard E Nisbett, and Paul R Thagard. *Induction: Processes of inference, learning, and discovery*. MIT press, 1989.
- [34] John H Holland. *Signals and boundaries: Building blocks for complex adaptive systems*. Mit Press, 2012.
- [35] Olivier Sigaud and Stewart W Wilson. Learning classifier systems: a survey. *Soft Computing*, 11(11):1065–1078, 2007.
- [36] Melanie Mitchell. *An introduction to genetic algorithms*. MIT press, 1998.
- [37] Matthew Krantz. *Fundamental analysis for dummies*. John Wiley & Sons, 2016.
- [38] Jeffrey S Abarbanell and Brian J Bushee. Fundamental analysis, future earnings, and stock prices. *Journal of accounting research*, 35(1):1–24, 1997.
- [39] Richard Schabacker. *Technical analysis and stock market profits*. Harriman House Limited, 2005.
- [40] Robert D Edwards, John Magee, and WH Charles Bassetti. *Technical analysis of stock trends*. CRC press, 2018.
- [41] John J Murphy. *Trading with Intermarket Analysis: A Visual Approach to Beating the Financial Markets Using Exchange-traded Funds*, volume 586. John Wiley & Sons, 2015.
- [42] John J Murphy. *Technical analysis of the financial markets: A comprehensive guide to trading methods and applications*. Penguin, 1999.
- [43] Norman Ehrentreich. *Agent-based modeling: The Santa Fe Institute artificial stock market model revisited*, volume 602. Springer Science & Business Media, 2007.
- [44] Blake LeBaron. Building the santa fe artificial stock market. *Physica A*, 2002.
- [45] James H Stock, Mark W Watson, and Raúl Sánchez Larrión. *Introducción a la Econometría*. Number 330.1543 S8. Pearson, 2012.
- [46] Jeffrey M Wooldridge. *Introductory econometrics: A modern approach*. Nelson Education, 2016.
- [47] William H Press, Saul A Teukolsky, William T Vetterling, and Brian P Flannery. *Numerical recipes in Fortran 77: the art of scientific computing*, volume 2. Cambridge university press Cambridge, 1992.
-

- [48] Richard G Palmer, W Brian Arthur, John H Holland, Blake LeBaron, and Paul Tayler. Artificial economic life: a simple model of a stockmarket. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 75(1-3):264–274, 1994.
- [49] Blake LeBaron, W Brian Arthur, and Richard Palmer. Time series properties of an artificial stock market. *Journal of Economic Dynamics and control*, 23(9-10): 1487–1516, 1999.
- [50] Steven F Railsback, Steven L Lytinen, and Stephen K Jackson. Agent-based simulation platforms: Review and development recommendations. *Simulation*, 82(9):609–623, 2006.
-