

COMPROBACIÓN DE LA TEORÍA DE FINANZAS CONDUCTUALES EN EL
MERCADO BURSÁTIL DE COLOMBIA MEDIANTE LA SIMULACIÓN DE
MERCADOS ARTIFICIALES.

LEONARDO HERNÁN TALERO SARMIENTO

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECANICAS
ESCUELA DE ESTUDIOS INDUSTRIALES Y EMPRESARIALES
BUCARAMANGA
2015

COMPROBACIÓN DE LA TEORÍA DE FINANZAS CONDUCTUALES EN EL
MERCADO BURSÁTIL DE COLOMBIA MEDIANTE LA SIMULACIÓN DE
MERCADOS ARTIFICIALES.

LEONARDO HERNÁN TALERO SARMIENTO

Trabajo de grado para optar por el título de
Ingeniero Industrial

Director

JUAN BENJAMIN DUARTE DUARTE
Doctor en Finanzas de Empresas

Codirector

KATHERINE JULIETH SIERRA SUAREZ
Magister en Ingeniería Industrial

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICO-MECANICAS
ESCUELA DE ESTUDIOS INDUSTRIALES Y EMPRESARIALES
BUCARAMANGA
2015

No existe un solo hombre en la tierra; somos el avatar de quienes nos rodean.

A mi padre Leonardo, madre Adelaida y tío Hernando. A toda mi familia y amigos.

AGRADECIMIENTOS

Este proyecto de investigación es la convergencia de sueños y trabajo; cada objetivo cumplido surge en la sinergia de múltiples personas quienes me acompañaron en cuerpo y espíritu; agradezco especialmente al Profesor Juan Benjamín Duarte Duarte por haber depositado su confianza en mí, direccionando y potenciando mis capacidades mediante su ejemplo.

Agradezco al Profesor Edwin Alberto Garavito Hernández y a la Profesora Katherine Julieth Sierra Suarez, por ser guía durante el desarrollo de ésta investigación. A toda mi familia por haber tipificado el concepto de solidaridad y amor, sembrando con cariño bondades que en su momento no reconocía, dones que hoy emergen con el nombre de cada uno: Leonardo, Adelaida, Hernando, María, Nelly, Carmen y Alfonso.

A Juan Camilo Arias, mi amigo; quien ha sido un soporte en mis momentos de flaqueza, brindando su apoyo en los diversos proyectos llevados a cabo durante mis estudios. A mis amigos Oscar Fernando Arias, Reinaldo Pabón, Laura Escobar, Silvia Machuca, -entre otros-; por depositar su confianza, invitándome a ser mejor persona cada día.

A los profesores Henry Lamos, Eliana Peña, Myriam Niño y todos los demás, quienes han sido mis maestros y seguirán siendo un ejemplo a seguir.

CONTENIDO

	Pág
INTRODUCCIÓN	27
1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	29
2. JUSTIFICACION	29
3. OBJETIVOS	31
3.1 OBJETIVO GENERAL	35
3.1.1. Objetivos Específicos	35
4. REVISIÓN DE LITERATURA.....	35
4.1 FINANZAS	36
4.2 SISTEMA COMPLEJO.....	40
5. MARCO TEÓRICO	45
5.1 MERCADO BURSÁTIL.....	45

5.1.1. Descripción general	45
5.1.2. Historia del mercado bursátil colombiano	45
5.1.3. Finanzas clásicas.....	47
5.1.4. Eficiencia del Mercado	48
5.1.5. Finanzas Conductuales.....	49
5.1.6. Mercado Fractal y caos.....	49
5.1.7. Rentabilidades y precios	51
5.1.8. Rentabilidades y precios en los mercados virtuales	51
5.1.9. Simulación microscópica de Levy, Levy, Solomon.	55
5.1.10. Simulación de precios mediante el modelo LLS adaptado por Milan	55
5.1.11. Inversores técnicos o RII.....	57
5.1.12. Inversores de valoración fundamental o EBM.....	58
5.2. MODELOS FINANCIEROS.....	60

5.2.1. Modelo basado en agentes.....	60
5.2.2. Generalidades del Modelo Automata Celular.....	61
5.2.3. Coeficiente de Hurst para un modelo automata celular	62
5.3. INTRODUCCIÓN A LOS AUTÓMATAS CELULARES	62
5.3.1. Juego de la Vida	62
5.3.2. Características del Juego de la Vida.....	65
5.3.3. Gráficos de distribuciones.....	66
5.3.4. Gráfico de distribuciones de tetromino.....	68
5.3.5. Modelo Automata Celular en mercados bursátiles.....	71
5.3.6. Características del Modelo Automata Celular para mercados bursátiles	72
5.3.7. Factor macro económico.....	73
5.3.8. Variables para medir la complejidad del mercado bursátil	75
5.3.9. Coeficiente de Hurst.....	75

5.3.10. Longitud promedio de ciclo (l)	80
5.3.11. Nivel discreto (w)	80
5.4. CONSTRUCCIÓN DE UN MERCADO BURSÁTIL ARTIFICIAL.....	82
5.4.1. Generalidades del Modelo Automata Celular talero-duarte-sierra	84
5.4.2. Validación del Modelo Automata Celular.	85
5.4.3. Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio de posición individual	87
5.4.4. Modelo Automata Celular influenciado por el macrofactor económico.....	88
5.4.5. Modelo Automata Celular con agentes racionales.....	90
5.4.6. Modelo Automata Celular conductual influenciado por el macrofactor económico colombiano	92
5.4.7. Modelo Automata Celular con agentes racionales y conductuales	94
5.4.8. Generación de precios y el Modelo Automata Celular	95
6. COMPROBACIÓN LA TEORÍA DE FINANZAS CONDUCTUALES EN EL MERCADO BURSÁTIL DE COLOMBIA MEDIANTE LA SIMULACIÓN DE MERCADOS ARTIFICIALES.	99

6.1.SIMULACIÓN DE LAS VARIANTES DEL MODELO AUTÓMATA CELULAR	99
6.1.1.Simulación del Modelo Autómata Celular con p individual.....	99
6.1.2. Simulación del Modelo Autómata Celular influenciado por el macrofactor económico.....	106
6.1.3. Simulación del Modelo Autómata Celular con agentes racionales.....	110
6.1.4. Simulación del Modelo Autómata Celular conductual influenciado por el macrofactor económico colombiano	118
6.1.5. Simulación del Modelo Autómata Celular con agentes racionales y conductuales.....	123
6.1.6. Comparación de medias de la memoria en las series y el estimado del coeficiente de hurst para las variantes del modelo	127
6.2. SIMULACIÓN DEL GENERADOR DE PRECIOS.....	130
6.2.1.Comportamiento comparativo de la memoria en la rentabilidad del modelo adaptado de milan	131
6.2.2. Comportamiento del modelo adaptado de milan, ajustado con parámetros colombianos.....	133

6.2.3. Estimación de la configuración agentes racionales y conductuales en el mercado nacional.....	136
7. CONCLUSIONES	140
BIBLIOGRAFÍA.....	146
ANEXOS.....	152

LISTA DE ILUSTRACIONES

	Pág
Ilustración 1 Revisión literaria por grupos	43
Ilustración 2 Escala temporal de la revisión	44
Ilustración 3 Grilla	63
Ilustración 4 Grilla con contadores	64
Ilustración 5 Tripleta A	66
Ilustración 6 Tripleta B	67
Ilustración 7 Tripleta C	67
Ilustración 8 Tripleta D	67
Ilustración 9 Tripleta E	68
Ilustración 10 Tretomino A	69

Ilustración 11 Tretomino B	69
Ilustración 12 Tretomino C	70
Ilustración 13 Tretomino D	70
Ilustración 14 Tretomino E	70
Ilustración 15 Regresión suavizada logarítmicamente en una serie de datos aleatoria	79
Ilustración 16 Diagrama del proceso para la construcción del MAC	84
Ilustración 17 Representación gráfica de las posiciones de los agentes distribuidas uniformemente	86
Ilustración 18 prueba de Tukey para la validación del Modelo Autómata Celular mediante intervalos de confianza.....	88
Ilustración 19 Modelo ajustado de la serie de rentabilidades COLCAP	93
Ilustración 20 Distribución de probabilística del modelo ajustado de la serie de rentabilidades COLCAP	93
Ilustración 21 Distribución base de los agentes conductuales y racionales	94

Ilustración 22 Comportamiento de los precios a partir del generador propuesto por Lovric Milan.....	96
Ilustración 23 Ajustes de distribución de las rentabilidades del generador propuesto por Lovric Milan.....	97
Ilustración 24 Comportamiento del coeficiente de Hurst en el tiempo para el Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual.....	100
Ilustración 25 Estadísticas descriptivas para el coeficiente de Hurst en la posición Comprar.....	101
Ilustración 26 Estadísticas descriptivas para el coeficiente de Hurst en la posición Retener.....	102
Ilustración 27 Posiciones iniciales para el Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual.....	103
Ilustración 28 Resumen gráfico estadístico de las posiciones iniciales para el Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual.....	104
Ilustración 29 Posiciones finales para el Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual.....	105
Ilustración 30 Resumen gráfico estadístico de las posiciones finales para el Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual.....	106

Ilustración 31 Comportamiento del coeficiente de Hurst en el tiempo para el Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual y macrofactor	107
Ilustración 32 Resumen gráfico del coeficiente de Hurst para el Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual y macrofactor	108
Ilustración 33 Posiciones finales para el Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual y macrofactor	109
Ilustración 34 Resumen gráfico estadístico de las posiciones finales para el Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual y macrofactor	110
Ilustración 35 Comportamiento del coeficiente de Hurst en el tiempo para el Modelo Automata Celular racional y macrofactor distribuido uniformemente	111
Ilustración 36 Resumen gráfico del coeficiente de Hurst para el Modelo Automata Celular racional y macrofactor distribuido uniformemente	112
Ilustración 37 Posiciones finales para el Modelo Automata Celular racional y macrofactor distribuido uniformemente	113
Ilustración 38 Resumen gráfico de posiciones finales para el Modelo Automata Celular racional y macrofactor distribuido uniformemente	114
Ilustración 39 Comportamiento del coeficiente de Hurst en el tiempo para el Modelo Automata Celular racional y macrofactor calculado	115

Ilustración 40 Resumen gráfico del coeficiente de Hurst para el Modelo Autómata Celular racional y macrofactor calculado	116
Ilustración 41 Posiciones finales para el Modelo Autómata Celular racional y macrofactor calculado.....	117
Ilustración 42 Resumen gráfico de posiciones finales para el Modelo Autómata Celular racional y macrofactor calculado	118
Ilustración 43 Comportamiento del coeficiente de Hurst en el tiempo para el Modelo Autómata Celular con probabilidad de cambio individual y macrofactor COLCAP.	119
Ilustración 44 Resumen gráfico del coeficiente de Hurst para el Modelo Autómata Celular con probabilidad de cambio individual y macrofactor COLCAP.....	121
Ilustración 45 Posiciones finales para el Modelo Autómata Celular con probabilidad de cambio individual y macrofactor COLCAP	122
Ilustración 46 Resumen gráfico de posiciones finales para el Modelo Autómata r Celular con probabilidad de cambio individual y macrofactor COLCAP.....	123
Ilustración 47 Comportamiento del coeficiente de Hurst en el tiempo para el Modelo Autómata Celular mixto.....	124
Ilustración 48 Resumen gráfico del coeficiente de Hurst para el Modelo Autómata Celular mixto	125

Ilustración 49 Posiciones finales para el Modelo Autómata Celular mixto	126
Ilustración 50 Resumen gráfico de posiciones finales para el Modelo Autómata Celular mixto	127
Ilustración 51 Diagrama de caja de bigotes de gato para la comparación del coeficiente de Hurst en $L = 29$	129
Ilustración 52 Resumen gráfico de la comparación de medias de las variantes del modelo con el mercado nacional	130
Ilustración 53 Comportamiento del coeficiente de Hurst en el tiempo para las rentabilidades generadas y la acción de Bancolombia	132
Ilustración 54 Resumen gráfico de la comparación de medias entre las rentabilidades modeladas y la de Bancolombia	133
Ilustración 55 Comportamiento del coeficiente de Hurst en el tiempo para la rentabilidad generada con parámetros colombianos y la acción de Bancolombia.	134
Ilustración 56 Resumen gráfico de la comparación de medias entre la rentabilidades modelada con parámetros colombianos y la rentabilidad de Bancolombia.....	135
Ilustración 57 Diagrama del algoritmo para contrastar la serie de precios simulada.	138

LISTA DE TABLAS

Pág

Tabla 1 Matriz de transferencia de posiciones para agentes conductuales.....	74
Tabla 2 Representación gráfica de las posiciones de los agentes.	85
Tabla 3 Análisis de varianza para la validación del Modelo Autómata Celular.....	87
Tabla 4 validación del Modelo Autómata Celular mediante agrupación por la prueba de Tukey	87
Tabla 5 Posiciones de los agentes basados en su vecindad e influenciados por $P(i,j,t)$ y M_f	89
Tabla 6 Matriz de transferencia de posiciones para agentes racionales.....	91
Tabla 7 Descripción de la distribución de agentes racionales y conductuales en el modelo mixto.....	94
Tabla 8 Correlación del Hurst estimado para diferentes posiciones para un Modelo Autómata Celular con probabilidad de cambio individual.	100
Tabla 9 Correlación de las diferentes posiciones para un Modelo Autómata Celular con probabilidad de cambio individual.	103
Tabla 10 Correlación del Hurst estimado para diferentes posiciones para un Modelo Autómata Celular con probabilidad de cambio individual y macrofactor.	107

Tabla 11 Correlación de las diferentes posiciones para un Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual y macrofactor.....	109
Tabla 12 Correlación del Hurst estimado para diferentes posiciones para un Modelo Automata Celular racional y macrofactor distribuido uniformemente.	111
Tabla 13 Correlación del Hurst estimado para diferentes posiciones para un Modelo Automata Celular racional y macrofactor calculado.	116
Tabla 14 Correlación de las diferentes posiciones para un Modelo Automata Celular racinal y macrofactor calculado.	116
Tabla 15 Correlación del Hurst estimado para diferentes posiciones para un Modelo Automata Celular conductual y macrofactor COLCAP.	120
Tabla 16 Correlación de las diferentes posiciones para un Modelo Automata Celular conductual y macrofactor COLCAP.	120
Tabla 17 Correlación del Hurst estimado para diferentes posiciones para un Modelo Automata Celular mixto.	123
Tabla 18 Correlación de las diferentes posiciones para un Modelo Automata mixto.....	127
Tabla 19 Correlación del coeficiente de Hurst para la serie financiera modelada y el indicador de bancolombia.....	134
Tabla 20 Error cuadrado medio para la estimación porcentual de agentes racionales en el mercado nacional.....	139

LISTA DE ANEXOS

Pág

Anexo A Certificado de Ponencia: Evaluación de las metodologías para la construcción de mercados artificiales.	152
Anexo B Artículo de carácter publicable: memorias de: EVALUACIÓN DE LAS METODOLOGÍAS PARA LA CONSTRUCCIÓN DE MERCADOS ARTIFICIALES.....	153
Anexo C Pseudo código para la generación de precios por Lovric Milan.....	166
Anexo D Estadísticas descriptivas para el precio fundamental, basado en el modelo de Lovric Milan.....	169
Anexo E Posición de los agentes al comienzo de t en el Modelo Autómata Celular Base.....	170
Anexo F Posición de los agentes al final de t en el Modelo Autómata Celular Base.....	170
Anexo G Estadísticas descriptiva del COLCAP entre el 02/01/2012 al 16/09/2015.....	171
Anexo H Comparación de medias con el coeficiente de Hurst para los Modelos Autómatas Celulares y el Mercado Nacional.	172

Anexo I Comportamiento del precio de la acción de Bancolombia entre el 03/09/2012. Al 22/04/2014173

Anexo J Ajustes de distribución de las rentabilidades de la acción de Bancolombia entre el 03/09/2012. Al 22/04/2014.....173

Anexo K Estadísticas descriptiva de las rentabilidades de la acción de Bancolombia entre el 03/09/2012. Al 22/04/2014.....174

Anexo L Rentabilidad de Fiducias privadas y públicas 31/07/2013 a 31/07/2015..175

Anexo M Estadísticas descriptivas para la rentabilidad de Fiducias privadas y públicas comprendidas del 31/07/2014 a 31/07/2015.....176

LISTA DE ECUACIONES

	Pág
Ecuación 1 Función del impacto del precio.....	54
Ecuación 2 Equilibrio temporal del mercado.....	56
Ecuación 3 Modelo de Gordon Shapiro.....	57
Ecuación 4 Ecuación de utilidad esperada de Levy para agentes RII.....	57
Ecuación 5 Retorno esperado de Levy para agentes RII.....	58
Ecuación 6 Utilidad esperada de Levy para agentes RII comprendida entre z_1 y z_2	58
Ecuación 7 Probabilidad de retorno esperado de Levy para agentes EBM.....	59
Ecuación 8 Utilidad esperada de Levy para agentes EBM en m ventanas de tiempo.....	59
Ecuación 9 Agente generador de ruido de Levy para agentes EBM.....	59
Ecuación 10 Estado del espacio en la grilla.....	71
Ecuación 11 Regla general de evolución.....	71

Ecuación 12 Ecuación de estado de la vecindad.....	72
Ecuación 13 Suma de probabilidades en el MAC.....	74
Ecuación 14 Ecuación de rendimientos.....	76
Ecuación 15 Promedio en una serie de datos.....	76
Ecuación 16 Variabilidad en una serie de datos.....	77
Ecuación 17 Desviación estándar en una serie de datos.....	77
Ecuación 18 Rango en una serie de datos.....	77
Ecuación 19 Función de rango re-escalado.....	78
Ecuación 20 Promedio de funciones de rango re escalado.....	78
Ecuación 21 Función de rango re-escalada y proporción Hurst.....	78
Ecuación 22 Nivel discreto.....	80
Ecuación 23 Volumen de las diferentes posiciones de los inversores.....	81
Ecuación 24 Hipótesis para validar el Modelo Autómata Celular.....	86
Ecuación 25 Filtro de Alexander adaptado al Modelo Autómata Celular.....	90
Ecuación 26 Macrofactor adaptado al Modelo Autómata Celular.....	91

RESUMEN

TÍTULO: COMPROBACIÓN DE LA TEORÍA DE FINANZAS CONDUCTUALES EN EL MERCADO BURSÁTIL DE COLOMBIA MEDIANTE LA SIMULACIÓN DE MERCADOS ARTIFICIALES.*

AUTOR: LEONARDO HERNÁN TALERO SARMIENTO.**

PALABRAS CLAVES: FINANZAS CONDUCTUALES, SISTEMAS COMPLEJOS, AUTÓMATASCELULARES, HURST

La hipótesis de Mercado Eficiente expone que debido a características como: amplitud, transparencia, libertad, profundidad y flexibilidad; el precio de los activos en un mercado depende solamente de la información que ingresa al mismo, generando equilibrio entre oferta y demanda, contrastando con la hipótesis de Mercado Fractal, en ella se plantea que los inversores poseen diferentes horizontes temporales y, debido a ello, valoran la información disponible acorde a la proyección propia, generando cambios bruscos e inestabilidad, además, dentro de las series financieras, existe un nivel de memoria, indicando la capacidad para replicar un comportamiento.

El presente trabajo busca estudiar el nivel de memoria en un mercado artificial simulado en el que los agentes cambian de posición mediante la imitación de su vecindad e información disponible, para compararlo con la eficiencia del mercado colombiano. Para ello se construye un Autómata Celular y se estudia su comportamiento fractal mediante la estimación del coeficiente de Hurst.

En la primera etapa, se desarrollan variantes al modelo propuesto por Ying Fan en 2009, para así determinar cuáles características conceptuales afectan el nivel de eficiencia de las series; luego, dicho valor se contrasta con un indicador de memoria financiera en aras de evidenciar diferencias significativas. En la segunda etapa se implementan generadores de precios los cuales son comparados con el comportamiento de una acción a partir de su memoria y error medio cuadrado.

Los resultados indican que, los Autómatas Celulares deben incluir comportamientos conductuales y racionales para evitar la pérdida de memoria, y métodos no lineales para mejorar la estimación del comportamiento financiero colombiano validando así el supuesto de finanzas conductuales mediante simulación

* Proyecto de grado

** Universidad Industrial de Santander, Facultad de Físico Mecánicas, Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Director: PhD Juan Benjamín Duarte Duarte Codirector: M.Eng. Katherine Julieth Sierra

ABSTRACT

TITLE: TESTING BEHAVIORAL FINANCE THEORY IN COLOMBIAN STOCK MARKET BY ARTIFICIAL MARKETS SIMULATION.*

AUTHOR: LEONARDO HERNÁN TALERO SARMIENTO.**

KEYWORDS: BEHAVIORAL FINANCES, COMPLEX SYSTEM, AUTOMATON CELLULAR, HURST

The Efficient Market Hypothesis argues that due to characteristics such: amplitude, transparency, freedom, depth and flexibility; the assets price in a stock market depends of the entering information, creating balance between supply and demand, developing random behavior in the whole stock market; that hypothesis, contras with Fractal Market Hypothesis, because this proposes that investors have different horizons, hence, they value information available according to the own individual projection, generating instability and sudden changes. In the Fractal Market Hypothesis, the financial series have a memory level, it indicates the behavioral imitation ability.

This paper testing the artificial stock market memory level, in which agents change position by neighborhood mimicking, that behavior is compared with colombian stock market efficient. Therefore it builds a cellular automaton with a fractal study by Hurst coefficient estimation.

In the first stage, original model variants were developed in order to identify conceptual characteristics which affect the efficient level. Then, the efficient value is contrasted with a financial indicator in order to evidence significant differences.

The final results show that cellular automata model should include behavioral and rational components, in order to prevent loss memory; also, add nonlinear methods improve the Colombian financial performance estimation, validating through simulation, the behavioral finance assumption.

* Bachelor thesis.

** Universidad Industrial de Santander, Physical Mechanics School, Industrial and Business Studies School. Director: PhD Juan Benjamín Duarte Duarte, Codirector: M.Eng. Katherine Julieth Sierra

INTRODUCCIÓN

El mercado bursátil refleja el comportamiento, estado y esperanza de una economía, éste; a su vez, es el resultado de las propuestas de mejora, crecimiento, generación de valor empresarial y cómo las personas reconocen dicha gerencia. Durante la décadas de los 70's, se suponía que el precio de una divisa, acción y demás, era el valor fundamental y que las diferencias posibles eran errores aceptables; luego entonces, se consideraba como un *mercado eficiente*.

Sin embargo, el comportamiento de los mercados no refleja la realidad intrínseca de las empresas y, por ende, de la economía de una región. Surge una nueva corriente de investigación basada en las *finanzas tradicionales* y su estudio a partir del ser humano como elemento determinante en la valoración. Durante su desarrollo, se sentaron las bases para modelos de complejidad, los cuales buscaban representar la forma en que la información fluía en un mercado bursátil.

Dichos algoritmos permanecieron en la teoría debido a la inviabilidad tecnológica del momento; con el mejoramiento de los computadores, los planteamientos teóricos de la nueva corriente de estudio empezaron a ser validados mediante simulación de *flujos de caja libre descontados*, *modelos de autómatas celulares*, *simulaciones de mercados* y demás.

En esta nueva etapa, el estudio de las *finanzas*, -ahora desde la perspectiva *conductual*- ya no parte solamente del error inexplicable en la valoración por métodos tradicionales en diversos mercados; en vez de ello, aborda los teoremas

de estudio desde escenarios virtuales en los cuales se integran conceptos psicológicos, matemáticos y de otras ciencias sociales.

El modelo de Autómata Celular desarrollado por Ying Fan, Shang-Jun Ying, Bing-Hong Wang y Yi-Ming Wei. Busca estudiar el comportamiento de un mercado bursátil bajo la perspectiva de un sistema complejo, partiendo de un escenario ideal donde todos los agentes de la bolsa tienen la misma probabilidad inicial de cambiar de posición mediante su capacidad de imitar, ser indiferente o llevar la contraria.

El presente trabajo busca replantear el Modelo de Autómata Celular para diferenciar la probabilidad de cambio de posición para cada agente; así mismo, evaluar como la información económica influye en los agentes conductuales y, finalmente, parametrizar el modelo con elementos del mercado bursátil colombiano determinando cuán diferente es el modelo original propuesto por Ying Fan, Shang-Jun Ying, Bing-Hong Wang, Yi-Ming Wei. En 2009, al modelado mediante la actual investigación.

1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.1. DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

La simulación es una herramienta matemática y probabilística que permite una vez modelada una realidad o evento, crear diversos escenarios con el fin de contrastarlos y concluir cuáles elementos influyen con mayor o menor efecto en las métricas de calidad. Dentro de los diversos modelos existe uno enfocado a *sistemas complejos* denominado *Automata Cellular Model* o *Modelo Automata Celular*, desarrollado a partir del trabajo de Conway. Se caracteriza por poseer diversos componentes y a su vez relaciones entre éstos.

La mayor expresión disciplinaria dedicada a los sistemas complejos llegó a ser la cibernética, que algunos definen como la ciencia de la complejidad,¹ ésta se implementa a un sistema complejo a través de un *Modelo Automata Celular* enfocado a las finanzas, permitiendo contrastar teorías conductuales bajo la perspectiva de agentes que intercambian información en un mercado genérico. El modelo desarrollado por Ying Fan, Shang-Jun Ying, Bing-Hong Wang y Yi-Ming Wei estudia dicho efecto de la información mediante un análisis de Rango Re-escalado con el fin de determinar la memoria de un mercado.

La memoria de un conjunto de datos –*Cluster*–, puede ser estudiada bajo la óptica de los fractales, analizando el comportamiento de una o múltiples variables cuantificables y como éstas desarrollan una tendencia a replicarse a través del

¹ ROSS ASHBY. Sistemas y sus medidas de Información. En Tendencias en la teoría general de sistemas 1987.

tiempo; dicha capacidad de imitación se estima mediante el coeficiente de Hurst a partir de la relación entre el rango y la desviación estándar de los datos.

El estudio de sistemas complejos mediante el uso de software en simulación se transforma en una herramienta investigativa la cual, a partir de modelos definidos por un experto, brinda un análisis de escenarios; en el caso de las *finanzas conductuales*, facilitando la evaluación de supuestos y su diseño experimental.

2. JUSTIFICACIÓN DEL PROYECTO

La teoría financiera clásica expone que en un mercado bursátil los inversionistas se desenvuelven en mercados eficientes; es decir, los agentes toman posiciones basados en información pública y sin costo acompañado de acciones racionales – entre otras consideraciones-. Gracias a las fuentes se puede estimar el valor fundamental de los activos; sin embargo, existe evidencia la cual sugiere que el paradigma económico estándar -agentes racionales que operan en un mercado eficiente- no es adecuado para describir el comportamiento observable de los individuos en los mercados financieros Stewart (2006)².

Surge en consecuencia una teoría, la cual plantea un nivel de relación entre el comportamiento del mercado bursátil y la manera en que los agentes o individuos toman decisiones, éstas son afectadas por conductas inherentes a las personas; luego entonces, ante la misma información, los agentes racionales y conductuales pueden tomar decisiones diferentes. Las finanzas conductuales, como estructura sólida de las finanzas, incorporan partes de las finanzas clásicas, reemplazan otras e incluyen puentes entre teorías; la evidencia y la práctica de las finanzas conductuales reemplazan a las personas racionales en las finanzas clásicas por personas normales. Meir Statman, (2014)³.

Las finanzas conductuales también conocidas como economías conductuales, combinan economía y psicología para analizar ¿por qué? y ¿cómo? los inversores (personas normales) toman sus decisiones financieras. El campo de las finanzas conductuales tiene mucho en común con el campo de la psicología cognitiva, ésta

² STEWART Patricia. Behavioral Finance Not To Be Ignored. En Trust & States. Junio. 2006

³ STATMAN, Meir Behavioral Finance: Finance with Normal People. En Borsa Istanbul Review. 2014. Vol. 14, no. 2, p. 65–73.

ofrece una explicación teórica para algunas elecciones y acciones a veces irracionales o emocionales por parte de los inversores.

Se han planteado y desarrollado entonces ordenamientos lógicos que buscan emular e identificar la manera en que los inversores o agentes toman sus decisiones. Modelos en los cuales se estudia el efecto psicológico del inversor en la complejidad de un mercado bursátil como: Cellular Automaton Model YING FAN (2009) ⁴, Cellular Learning Automata Model MOZAFARI (2013) ⁵ o estudios del comportamiento del efecto rebaño en el mercado de patrimonios CHANG (2000) ⁶, entre otros.

Por otra parte, diversas investigaciones han buscado validar supuestos: En Colombia se desplegaron estudios sobre la eficiencia del mercado nacional DUARTE (2014) ⁷ o la predictibilidad del mismo SIERRA (2015) ⁸, caracterizando e identificando teorías financieras a nivel del país y Latinoamérica; estudios conductuales realizados para mercados bursátiles en Asia CHANG (2000)⁹ y

⁴ YING, Fan y otros. The effect of investor psychology on the complexity of stock market: An analysis based on cellular automaton model. En Computers & Industrial Engineering 2009. Vol. 56, no. 1, p. 63-69.

⁵ MOZAFARI, Milad y ALIZADEH Rahim. A Cellular Learning Automata Model of Investment Behavior in the Stock Market. En Ubiquitous Computing 2013. Vol. 122, p. 470-79.

⁶ CHANG, Eric C, CHENG Joseph, and KHORANA Ajay. An Examination of Herd Behavior in Equity Markets: An International Perspective. En Journal of Banking & Finance, 2000, vol. 24, no. 10, p. 1651-79.

⁷ DUARTE Juan Benjamín, MASCAREÑAS Juan Manuel. Comprobación de la eficiencia débil en los principales mercados financieros latinoamericanos. En Estudios Gerenciales. octubre-diciembre. 2014, vol. 30, no.133, 365-375.

⁸ SIERRA Katherine, DUARTE Juan, RUEDA Victor. Predictibilidad de los retornos en el mercado de Colombia e hipótesis de mercado adaptativo. En Estudios gerenciales. julio – septiembre 2015, vol. 31 no. 136

⁹ CHANG, Eric C. CHENG, Joseph. Y KHORANA, Ajay. Op. cit.

Estados Unidos SHILLER (2003)¹⁰ (2006)¹¹ evidencian hipótesis conductuales en la valoración de activos.

En conjunto; investigaciones y caracterizaciones propias de las teorías conductuales en el mundo, sumado a los modelos de complejidad para mercados bursátiles, permiten mediante simulación la comprobación de la teoría basada en finanzas conductuales.

En Colombia la simulación como herramienta de estudio adquiere importancia al abordar los temas de economías conductuales desde una perspectiva de bajo riesgo, invitando a la construcción colaborativa a través de grupos de investigación para profundizar temáticas, las cuales son de interés para la Banca, empresas inversoras, agentes financieros, sectores económicos, estudios corporativos y departamentos pertinentes a las Instituciones de educación superior.

De lo anterior se concluye que, a pesar de los estudios precedentes en la región, éstos sólo se enfocan en el comportamiento histórico del sector financiero mas no se han modelado mercados bursátiles artificiales que faciliten el análisis de la bolsa mediante un enfoque de bajo riesgo. La presente investigación desarrollará un modelo que alcanzará al menos una de las siguientes variantes:

- Un Modelo Autómata Celular donde la probabilidad $P(i, j)$ de cambio de posición para los agentes sea individual y no general como el diseñado por Ying Fan.

¹⁰ SHILLER, Robert. From Efficient Markets Theory to Behavioral Finance. En The Journal of Economic Perspectives. 2003, vol. 17, no. 1, p. 83–104.

¹¹ SHILLER, Robert. Tools for Financial Innovation: Neoclassical versus Behavioral Finance. En Financial Review. 2006, vol. 41, no. 1, p. 1–8.

- Un Modelo Automata Celular donde el macrofactor económico Mf , influya en el cambio de posición de los agentes a diferencia de los diseñados por Ying Fan y Mozafari.
- Un Modelo Automata Celular en que existan agentes racionales.
- Un Modelo Automata Celular donde el macrofactor económico Mf , esté relacionado con el comportamiento histórico del mercado nacional.

Para ello se ha de recopilar información sobre el comportamiento de la bolsa de valores nacional y se contrastará con un modelo matemático mediante la comparación estadística de: memoria a corto plazo; propiedades fractales y comportamiento de rentabilidades.

3. OBJETIVOS

31. OBJETIVO GENERAL

Comprobar la teoría de finanzas conductuales en el mercado bursátil de Colombia mediante la simulación de mercados artificiales.

3.1.1. Objetivos Específicos

- Revisar la literatura relacionada con la teoría de finanzas conductuales, con el propósito de identificar los métodos de simulación desarrollados
- Modelar el comportamiento del mercado bursátil colombiano mediante software, para simular el proceso de toma de decisiones de diferentes tipos de inversores.
- Contrastar estadísticamente los resultados obtenidos mediante modelación con los datos reales del mercado, con el fin de validar el modelo.
- Escribir un artículo de carácter publicable sobre la temática trabajada.¹²

¹² El artículo es un producto confidencial entre el Director y el estudiante, no se anexará al proyecto de grado para someter a evaluación.

4. REVISIÓN DE LITERATURA

4.1. FINANZAS

Debido a la importancia de la valoración de activos, se han planteado teorías y desarrollado modelos financieros con el fin de entender el comportamiento de la Bolsa. Posiblemente uno de los primeros trabajos relacionados con el tema fue creado por GIBSON (1889)¹³ quien tomaba como base la libre información y, por ende, la igualdad de oportunidades al momento de negociar. Poco más de una década después. BACHELIER (1900)¹⁴, explica el comportamiento del mercado bursátil a partir de eventos estocásticos y la relación del precio de un activo con la matemática y estadística del movimiento browniano, iniciando así las matemáticas financieras con procesos no determinísticos.

Con el fin de explicar la diferencia de retornos ante la misma oportunidad – información libre-, KEYNES (1923)¹⁵ destaca que los inversores no son recompensados por conocer mejor el mercado o estimar el valor futuro de los activos; en vez de ello, por el riesgo intrínseco al que están expuestos al invertir en éstos, puesto que, se asume que el precio de los activos recoge toda la información disponible y la diferencia está relacionada con la capacidad del agente para asumir riesgos; concepto que convergerá hacia la hipótesis del mercado eficiente.

¹³ GIBSON, George. The Stock Markets of London, Paris and New York. En Putnam's sons. New York. 1889.

¹⁴ BACHELIER, Louis. Théorie de la spéculation, En Annales scientifiques de l'É.N.S. 1900, vol. 3 no. 17, p. 21-86.

¹⁵ KEYNES, John. Some aspects of commodity markets. En Manchester Guardian Commercial: European Reconstruction Series. Londres: Macmillan. 1923.

Años más tarde, durante la década de los 60s se llevó a cabo un estudio del comportamiento de los mercados por parte de SIDNEY (1961)¹⁶, quien indagaba sobre cómo los datos históricos influían en la toma de decisiones a partir de la necesidad de obtener información antes que otros. A principio de los años 70s, FAMA (1965)¹⁷ (1970)¹⁸ trabajó sobre la hipótesis de los mercados eficientes estudiando el comportamiento estadístico del precio en diversos activos.

Sin embargo, al analizar las tendencias de dichas series surge una nueva perspectiva aportada por MANDELBROT (1972)¹⁹ quien diserta sobre el comportamiento del precio mediante los ciclos no periódicos de datos, descubriendo que un histórico financiero de precios posee una memoria a corto plazo, dicha memoria se evidencia en las características fractales de la serie. Dentro de ese tipo de caracterización, PETER (1994)²⁰ aplica un método de regresión a través de los datos, lo anterior, con el fin de hallar cualquier tipo de evidencia de un proceso de memoria mediante la estimación del coeficiente de Hurst.

Para esa misma época, JENSEN (1994)²¹ utiliza el modelo REMM: *The Resourceful, Evaluative, Maximizing Model*, concluyendo que, las personas a nivel financiero u económico suelen evidenciar un comportamiento ingenioso, fundamentado en el interés personal y en el deseo de ganar; lo cual justificaría las

¹⁶ SIDNEY Alexander S. Price movements in speculative markets: Trends or random walks. En Industrial Management Review. 1961, vol. 2, no 2, p. 7.

¹⁷ FAMA, Eugene F. The behavior of stock-market prices. En Journal of business. 1965, vol. 38, no. 1, p. 34-105.

¹⁸ FAMA, Eugene.F Efficient Capital Markets: a Review of Theory and Empirical Work. En Journal of Finance. 1970, vol. 25, no. 2, p. 383-417

¹⁹ MANDELBROT, B. B. Statistical methodology for non-periodic cycles: From the covariance to R/S analysis. En Annals of Economic and Social Measurement. 1972, vol. 1, no. 3, p. 257–288.

²⁰ PETERS Edgar. Fractal Market Analysis: Applying Chaos Theory to Investment and Economics. New York: John Wiley. 1994.

²¹ JENSEN, Michael y MECKLING, William. The Nature of Man. En Journal of Applied Corporate Finance. 1994, vol. 7, no. 2, p. 4–19.

diferentes posiciones de los inversores ante la misma información. Gracias a estos hallazgos, sumado a las discrepancias entre el valor intrínseco de los activos cotizados y el precio de éstos en el mercado, como el encontrado por BULKLEY (1997)²²; se desarrollan estudios con el fin de hallar anomalías en otras bolsas y estructurar la teoría de finanzas conductuales: CHANG (2000)²³ recopila datos financieros en Estados Unidos (1963-1997), Hong Kong (1981-1995), Japón (1976-1995), Corea del Sur (1978-1995) y Taiwan (1976-1995), evidenciando el efecto rebaño en los agentes; GRINBLATT (2000)²⁴ realiza un estudio en Finlandia para relacionar el error en la valoración con la manera en la cual los inversores toman decisiones; diferenciando dos categorías: *racionales* y *conductuales*; MASSA (2000)²⁵ por aparte, revisa la conducta de 91.000 agentes siguiendo el comportamiento de sus inversiones y el indicador S&P 500; definiendo dos categorías: inversores de reacción positiva, quienes tienen en cuenta el comportamiento histórico del activo, e inversores inconformes, para ellos sus decisiones parten del comportamiento de la acción en el día anterior.

En consecuencia a la categorización resultante de dichas investigaciones –agentes racionales y conductuales-, FROMLET (2001)²⁶ considera la importancia de tener en cuenta factores psicológicos y la medida en que estos afectan las decisiones de

²² BULKLEY, George y HARRIS, Richard. Irrational Analysts' Expectations as a Cause of Excess Volatility in Stock Prices. En The Economic Journal. 1997, vol. 107, p. 359-371.

²³ CHANG, Eric C, CHENG Joseph, and KHORANA Ajay. Op.cit.

²⁴ GRINBLATT, Mark, y Matti Keloharju. The Investment Behavior and Performance of Various Investor Types: A Study of Finland's Unique Data Set. En Journal of Financial Economics. 2000, vol. 55, no. 1, p. 43–67.

²⁵ MASSA, Massimo y GOETZMANN William. Daily Momentum and Contrarian Behavior of Index Fund Investors. SSRN Scholarly Paper. Rochester, NY: En Social Science Research Network. Febrero, 2000, vol. 53, 1689-1699.

²⁶ FROMLET, Hubert. Behavioral Finance-Theory and Practical Application: systematic analysis of departures from the homo oeconomicus paradigm are essential for realistic financial research and analysis. En Business Economics. 2001, vol. 36, no. 3, p. 63–69.

los inversores ante el comportamiento del mercado; HIRSHLEIFER (2001)²⁷ a la par, estudia el paradigma de la valoración de activos.

Con la evidencia de un factor comportamental en el mercado, las finanzas conductuales emergen como corriente de estudio a principios del nuevo siglo de la mano de SHILLER (2003)²⁸ (2006)²⁹ quien realiza una investigación basada en la volatilidad de los años 80s, al analizar el indicador S&P 500, exponiendo la teoría conductual como una herramienta integradora y multidisciplinaria para comprender el mercado bursátil, perspectiva que RAMÍREZ (2009)³⁰ enfocaría desde el punto de vista de la psicología cognitiva.

Con dos teorías vigentes, VILLAGRA (2013)³¹ realiza una comparación entre ambas -finanzas racionales y conductuales-, las limitaciones que tienen las dos teorías por separado, explicando -en forma satisfactoria-, la conducta de los seres humanos cuando toman decisiones económicas. Abordando la teoría conductual y las ventajas explicativas de ésta, STATMAN (2014)³² expone que un mercado está conformado por personas y ellas deben ser estudiadas bajo la óptica psicosocial para explicar la variabilidad que las teorías racionales no logran justificar.

Finalmente; la teoría conductual es abordada mediante la validación de supuestos racionales, teoría de caos, memoria a corto plazo, modelos no lineales y caracterización de agentes, teniendo en cuenta el horizonte de inversión, estabilidad

27 HIRSHLEIFER, David. Investor Psychology and Asset Pricing. En The Journal of Finance. 2001, vol. 56, no. 4, p. 1533–97.

28 SHILLER, Robert. Op. cit.

29 SHILLER, Robert. Op. cit.

30 RAMÍREZ, HERNÁNDEZ Manrique. Finanzas Conductuales: un enfoque para Latinoamérica. En TEC Empresarial. 2009, vol. 3, no. 3, p. 1-17.

31 VILLAGRA, Víctor Valenzuela. Finanzas Conductuales. Un híbrido entre la psicología y las finanzas. En Documento de Análisis N° 7 Facultad de Economía y Negocios Universidad Andrés Bello, s.f. 2013. Facultad de Economía y Negocios Universidad Andrés Bello.

32 STATMAN, Meir. Op. cit.

y riesgo; trabajando con el comportamiento de indicadores financieros y acciones SIERRA (2013)³³ para Colombia y PETERS (2015)³⁴ como un estudio general.

4.2. SISTEMA COMPLEJO

Las finanzas conductuales logran un cambio metodológico a través del tiempo, aprovechando los modelos de complejidad que parten del *Juego de la Vida* de John Conway, explicado por GARDNER (1970)³⁵ donde se diseña un escenario virtual en que existen estados o posiciones las cuales varían según unas reglas predeterminadas. La distribución inicial es configurada por un experto, ésta se puede sesgar en consecuencia a la usanza del modelador; a partir de esas limitantes ASHBY (1987)³⁶ diferencia al modelador de la máquina y el entorno mediante componentes estocásticos que funcionan como insumos permitiendo el cambio de estados o *transformada*.

PETER (1994)³⁷ estudia el mercado bursátil a partir de un sistema complejo, donde la información fluye en la bolsa y los agentes la reciben cambiando de posición; lo anterior, bajo la perspectiva de mercado caótico. Para su análisis revisa las propiedades fractales mediante el rango escalado de los datos. Los sistemas complejos como espacios de relaciones múltiples son abordados de manera

³³ SIERRA, Katherine. DUARTE y Juan. MASCAREÑAS, Juan. Comprobación del comportamiento caótico en la bolsa de valores de Colombia. En Estrategia Organizacional. 2013, vol. 2, no. 1, p. 41 – 54 2013.

³⁴ PETERS Edgar. Fractal Market Analysis: Applying Chaos Theory to Investment and Economics, New York: John Wiley & Sons, 2015.

³⁵ GARDNER Martin. MATHEMATICAL GAMES The fantastic combinations of John Conway's new solitaire game "life". En Scientific American Octubre 1970, 120-123

³⁶ ROSS ASHBY. Op. Cit.

³⁷ PETERS Edgar. (1994). Op. cit.

multidisciplinar por TARRIDE (1995)³⁸ quien incorpora áreas de conocimiento como la informática, psicología y matemática, -entre otras-, con el fin de exponer la trayectoria y visión del modelamiento de la realidad a través de estos tipos de sistemas.

Finalmente, se construye un Modelo Automata Celular YING FAN (2009)³⁹, el cual retoma las bases del trabajo de Conway y lo encamina hacia un mercado virtual para estudiar la manera en que los agentes (máquinas) reciben la información y cómo ésta les induce al cambio de posición (transformada); trabajo que MOZAFARI (2013)⁴⁰ reenfoca con el fin de crear un Modelo Automata Celular de Aprendizaje, éste recompensa el nivel de acierto de los inversores generando una tendencia para la siguiente iteración.

Con el fin de contrastar la eficiencia del mercado a través del análisis de un sistema complejo, ATMAN (2011)⁴¹ desarrolla un estudio sobre la memoria a largo plazo, complejidad y tendencia de una bolsa artificial mediante sus características fractales - tomando como medida el coeficiente de Hurst-. De esta manera, la simulación como herramienta de análisis de mercados bursátiles adquiere relevancia, puesto que, permite contrastar teorías desde un escenario de bajo riesgo; en consecuencia, MESTRAS (2012)⁴² describe la importancia de la simulación mediante el Modelado Basado en Agentes; partiendo de los conceptos: abstracción, identificación de parámetros, variabilidad y las diversas posiciones que pueden adquirir los

³⁸ TARRIDE Mario, Complexity and complex systems História Ciências, En Saúde – Manguinhos. 1995, Vol. 2, no. 1, p. 46-66.

³⁹ YING, Fan y otros. Op. cit.

⁴⁰ MOZAFARI, Milad y ALIZADEH Rahim.op. cit.

⁴¹ ATMAN, Fardia y GONÇALVES Bruna. Influence of the Investor's Behavior on the Complexity of the Stock Market. En Brazilian Journal of Physics. 2011, vol. 42, no. 1, p. 137-45.

⁴² MESTRAS Juan, LÓPEZ Adolfo y GALÁN José Manuel. Modelado Basado En Agentes para el estudio de Sistemas Complejos. En Novática. 2012, vol. 42, no. 1-2, p 13-18.

inversores; recalcando finalmente el alcance, propiedades y ventajas de la computación de datos para la prueba de hipótesis aplicadas al mercado bursátil.

En síntesis; para el estudio del Modelo Autómata Celular, a partir de la hipótesis de eficiencia del mercado y su transformación hacia el mercado fractal mediante métodos estadísticos, teoría de caos y memoria en serie de datos, se realizó una revisión de artículos y libros agrupados en tres grandes categorías:

- **Finanzas clásicas:** hace referencia a diversos estudios en los ámbitos de análisis probabilísticos, pronósticos, eficiencia del mercado y demás métodos o herramientas utilizadas a partir del trabajo sintetizado por FAMA.
- **Finanzas Conductuales:** recopila hallazgos en el comportamiento de mercados bursátiles y en la caracterización de agentes; lo anterior, evidenciando la variabilidad que el método clásico no logra explicar. Abarca estudios financieros, análisis de periodos de retorno, estudios sobre la memoria a corto plazo, tipificación de agentes y fractalidad.
- **Modelos:** sintetiza trabajos relacionados con sistemas complejos, métodos autómatas para toma de decisiones, modelos autómatas celulares y simulación de toma de decisiones.

La revisión de literatura se puede agrupar en la Ilustración 1 y evidenciar cronológicamente en la Ilustración 2

Ilustración 1 Revisión literaria por grupos

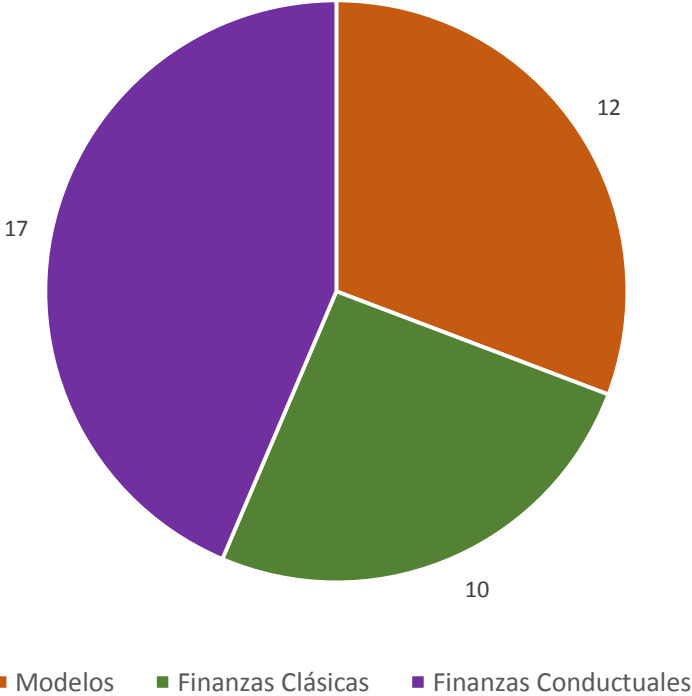
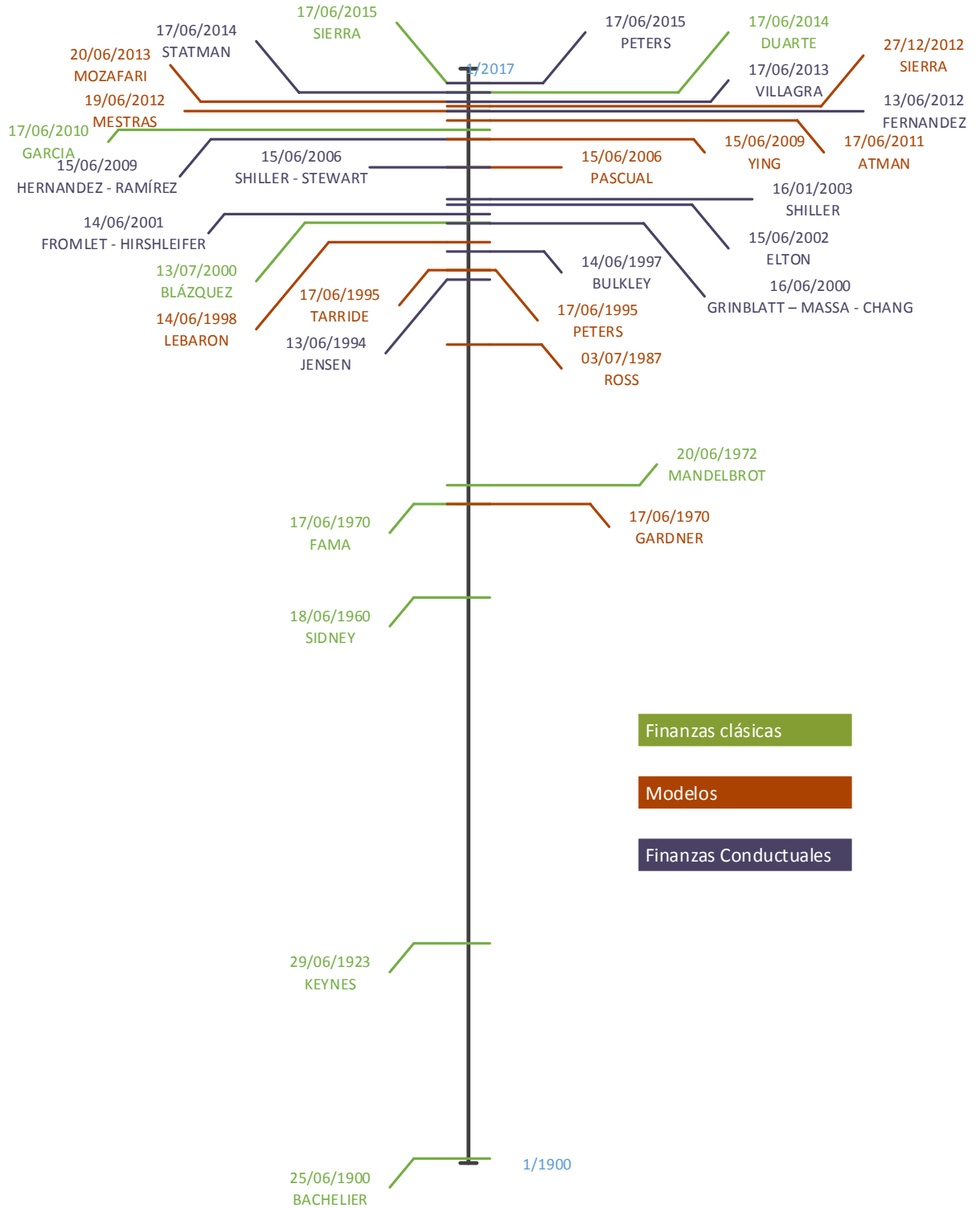


Ilustración 2 Escala temporal de la revisión



5. MARCO TEÓRICO

5.1. MERCADO BURSÁTIL

El mercado bursátil se caracteriza por ser el punto de encuentro entre dos figuras: empresas y ahorradores. La interacción entre éstos genera cambios en la economía puesto que, como expone BLÁZQUEZ (2000)⁴³, canaliza el ahorro hacia la *inversión productiva*, siendo un instrumento de financiación para las empresas y de inversión para los ahorradores. En la Bolsa se resuelve la valoración de activos a través de la libre conjunción de la *oferta y la demanda*; es decir, el precio de los productos financieros es un precio objetivo puesto que se corresponde con el valor que el mercado da por ellos.⁴⁴

5.1.1. Descripción general Según BLÁZQUEZ, la Bolsa es un mercado. Como en todo mercado, se negocia una serie de productos; se ponen en contactos compradores y vendedores, por tanto, es un punto de encuentro en el que el equilibrio entre oferentes y demandantes permite el crecimiento de la economía, puesto que, le ofrece a los inversores la posibilidad de transformar en el corto o inmediato plazo los valores mobiliarios en dinero y, a la par, funge como herramienta de financiación empresarial.

5.1.2. Historia del mercado bursátil colombiano El origen del mercado de valores en Colombia se da a finales del Siglo XVI e inicios del Siglo XVII cuando varias compañías decidieron emitir acciones como medio para obtener recursos

⁴³ BLÁZQUEZ, Benjamín Hernández. Bolsa y estadística bursátil: Díaz de Santos, 2000, p. 328.

⁴⁴ Ibid.

financieros. Posteriormente, a comienzos del siglo XX algunos sectores comenzaron un proceso de industrialización y se presentó el auge del sector cafetero permitiendo mayor movimiento de capitales, y con ello la necesidad de establecer un escenario de negociación.

En 1928, un grupo de empresas deciden organizarse en una bolsa de valores para facilitar las actividades de transacción y la transparencia de las operaciones. Es así como, el Banco de Colombia, Nacional de Chocolates y Banco de Bogotá, entre otras compañías, dan origen a la Bolsa de Bogotá con un capital inicial de COP\$20.000. La primera rueda de negociación de la Bolsa de Bogotá se llevó a cabo el 2 de abril de 1929. Los primeros años de la Bolsa de Valores de Bogotá no fueron fáciles por cuanto coincidieron con la crisis financiera de 1929; sin embargo, el mercado de valores colombiano fue respondiendo a las nuevas necesidades de las compañías colombianas.

En enero de 1961 nace la Bolsa de Medellín con un capital inicial de COP\$522.000 proveniente de la Asociación de corredores de Medellín. Su inicio fue favorable ya que se dio en una época de marcada expansión demográfica, crecimiento del sector exportador y de la industria colombiana en general. Dos décadas más tarde, en 1983 se crea la Bolsa de Occidente que comienza a adquirir importancia y maneja volúmenes importantes.

Con el paso del tiempo, se evidenció que los tres escenarios de negociación manejaban precios diferentes respecto a los mismos activos generando oportunidades de arbitraje, además la creación de gremios empresariales y un aumento generalizado de la violencia y el narcotráfico en el país, afectaron negativamente el dinamismo del mercado de capitales colombiano; en especial, la función de canalizar ahorro del público hacia la inversión. Adicionalmente existía fragmentación en el mercado, débil presencia

institucional, concentración de ingresos en ciertos gremios y posible competencia entre las bolsas de Bogotá, Medellín y de Occidente.

Por lo tanto, se buscó la manera de seguir canalizando recursos a través de la reducción de costos y generación de confianza entre los inversionistas; sin embargo, comienza a pensarse en la fusión de las 3 bolsas en una que permitiera un desempeño transparente del mercado de valores colombiano.

El 3 de Julio del año 2001 se integraron las 3 Bolsas existentes en Colombia, la Bolsa de Bogotá, Medellín y Occidente). La integración permitió la existencia de la actual Bolsa de Valores de Colombia (BVC), que con el paso de los años le ha otorgado profundidad, transparencia y dinamismo al mercado de activos financieros colombiano.

La BVC es una entidad financiera privada, vigilada por la Superintendencia Financiera de Colombia y adscrita al Ministerio de Hacienda y Crédito Público que actúa como intermediario entre demandantes y oferentes de activos tanto de renta variable como de renta fija. Su principal función es canalizar los recursos del público hacia las empresas colombianas que requieren capital.⁴⁵

5.1.3. Finanzas Clásicas La teoría clásica de las finanzas TF. Parte de la noción filosóficamente fundamental de la racionalidad: o concepto de preferencia GARCIA (2010)⁴⁶, en el que los accionistas son capaces de doblegar sus emociones, tomando decisiones en un escenario equitativo, de libre y gratuita información, procurando disminuir el riesgo y aumentar las utilidades. El comportamiento del

⁴⁵ Información tomada de la página: http://www.irc.gov.co/irc/es/mercadovalorescolombiano/Mercado%20en%20Colombia%20Ene11_0.pdf acceso 22-09-2015

⁴⁶ GARCIA, Adolfo. La estructura lógica de la teoría clásica de las finanzas. *En* EconoQuantum. 2010, vol. 6 no. 2, p. 81-98.

precio es independiente en el tiempo y, por tanto, imposible de predecir, puesto que, éste no posee memoria o un comportamiento replicable. Para su análisis se desarrollan modelos probabilísticos como la teoría de la utilidad esperada de John von Neumann y Oskar Morgenstern (1947), en el que se conciben los proyectos de inversión financiera, siendo estos el fundamento de la teoría de la elección racional.

5.1.4. Eficiencia del mercado Un mercado es eficiente cuando en él se cuenta con la suficiente liquidez y racionalidad económica por parte de los agentes, para que, cualquier tipo de información relevante sea absorbida por los precios de los activos en forma instantánea DUARTE (2014)⁴⁷, debido a la manera en la cual los precios se actualizan, el pronóstico de los mismos es imposible. La Hipótesis del Mercado Eficiente HME parte del concepto de competencia perfecta y, para que ésta ocurra, es necesaria la comunión de cinco características:

- **Amplitud:** Hace referencia al volumen o cantidad de activos financieros comercializados en un mercado bursátil; entre más amplio sea el número de negociaciones de éstos, mayor será el grado de satisfacción de los deseos de los oferentes y demandantes potenciales, puesto que, aumenta la gama de productos y, por ende, la posibilidad de satisfacer un comprador potencial.
- **Transparencia:** Hace referencia a la facilidad de acceso a la información de calidad y gratuidad; entré más transparente sea un mercado, más fácil se desarrolla la toma de decisiones por parte de los inversores.
- **Libertad:** Hace referencia a la no intervención por parte de las autoridades monetarias o económicas, influyendo o sesgando así el proceso de formación de

⁴⁷ DUARTE Juan Benjamín. Op. Cit.

precios. Los precios de los activos financieros se determinan por la libre concurrencia de la oferta y de la demanda.

- **Profundidad:** Hace referencia a la cantidad de negociaciones existentes para cada tipo de activo financiero en un momento dado, entre mayor sea el número de órdenes de compra y venta que existen para cada tipo de activo financiero, más profundo es el mercado.
- **Flexibilidad:** Hace referencia a la velocidad de respuesta que tienen los agentes económicos para cambiar de posición en compra, retención o venta de una acción, ante un cambio en las condiciones del mercado. Un mercado es tanto más flexible en cuanto más facilidad exista para el rápido cambio en posición ante variaciones en los precios de los activos. FERNANDEZ (2012)⁴⁸

5.1.5. Finanzas conductuales Las finanzas conductuales son, en esencia, son el estudio de la influencia de psicología y sociología en el comportamiento de practicantes financieros y el efecto subsecuente que estos tienen en los mercados HERNANDEZ (2009)⁴⁹. Las finanzas conductuales también conocidas como *economías conductuales*, combinan economía y psicología para analizar ¿por qué? y ¿cómo? los inversores (personas normales) toman sus decisiones financieras. El campo de las finanzas conductuales tiene mucho en común con el campo de la psicología cognitiva. La cual ofrece una explicación teórica para algunas elecciones y acciones a veces irracionales o emocionales por parte de los inversores.

5.1.6. Mercado fractal y caos La Hipótesis de Mercado Fractal HMF, se basa en el uso que le da cada agente bursátil -según su horizonte temporal- a la información

⁴⁸ FERNANDEZ, Andrés. GRAU, Pilar. Hipótesis de mercado eficiente, caos y mercado de capitales, Madrid: Servicio de Publicaciones. Universidad Rey Juan Carlos, 2012.

⁴⁹ HERNANDEZ. Manrique. Finanzas conductuales: un enfoque para Latinoamérica. En TEC Empresarial. 2009, vol. 3, no. 3, p. 8-17.

de la Bolsa, en contraste con la HME, la cual postula agentes racionales que reaccionan ante una información pública y sin costo, ésta genera cambios en el precio de los activos. Las características de un mercado fractal son definidas por PETERS (1994)⁵⁰

- **Ineficiencia:** las estructuras no lineales en los precios de los activos hacen inválida la hipótesis de caminata aleatoria y, por tanto, la bolsa no es eficiente; sin embargo, el inversor no busca eficiencia sino liquidez en el mercado.
- **El equilibrio del mercado:** en la HMF, los inversores tienen diferentes horizontes temporales, valorando la información disponible de acuerdo a la proyección de su interés, por esto, el mercado se mantiene estable. Cuando el inversor adquiere una nueva perspectiva temporal, se producen cambios bruscos que generan inestabilidad en bolsa, debido a esto, no existe un solo equilibrio de mercado, sino tantos como horizontes temporales tengan los inversores.
- **Memoria y ciclos en el mercado:** Los sistemas caóticos son deterministas y tienen memoria de los hechos pasados; debido al atractor, se puede volver a pasar por un punto en el que ya había estado, dando posibilidad al inversor de predecir el futuro comportamiento del mercado.
- **Aleatoriedad local y determinismo global:** Un inversor valora la información disponible en función de su horizonte temporal, de hecho, dos inversores con la misma proyección pueden valorar una información de forma distinta, se producen movimientos aleatorios a nivel local; sin embargo, la existencia de atractores convierte en caótico el mercado global.

⁵⁰ PETERS Edgar. (1994). Op. cit.

Dadas estas características, se encuentra que la principal diferencia entre ambas hipótesis es que, la HEM, no permite hacer predicciones, porque los precios son aleatorios y el pasado no sirve de guía para el futuro. Si el mercado no es eficiente, sino caótico, se pueden realizar predicciones en el corto plazo, ya que en el largo plazo, el sistema se hace inestable (efecto mariposa)

- **Comprobación del comportamiento caótico:** existen diversas herramientas cualitativas y cuantitativas para probar la existencia de comportamiento caótico.

5.1.7. Rentabilidades y precios La dinámica de un mercado se ve reflejada en la economía de un sector; el mercado bursátil al canalizar el ahorro hacia la inversión productiva, es un punto de referencia del estado económico. En la bolsa, la oferta y la demanda dinamizan hasta encontrar un punto de equilibrio en el que los inversores sacrifican una porción de su riqueza con el fin de adquirir un número determinado de acciones, divisas u otras figuras, para, -finalmente-, obtener unas ganancias futuras.

Dicho nivel de sacrificio genera el precio de un activo en el mercado MILAN (2011)⁵¹ como en cada momento las variables que permiten adoptar una posición u otra cambian, la interacción de esos factores genera un precio y, por ende, éste no es constante. La rentabilidad es entonces, un análisis del cambio, tendencia y volatilidad del nivel de sacrificio de los inversores.

5.1.8. Rentabilidades y precios en los mercados virtuales Los mercados bursátiles virtuales facilitan el análisis e inferencia del comportamiento de las series de datos financieras, para ello, los diversos simuladores deben generar información

⁵¹ MILAN Lovric, Behavioral Finance and Agent-Based Artificial Markets. Trabajo de grado para obtener el título de Doctor de la Erasmus University Rotterdam. 2011.228 p.

con un comportamiento estocástico que represente la variabilidad real. CONT (2001)⁵² realiza un estudio cuantitativo denominado *stylized statistical facts*, sobre el comportamiento que deben poseer dichas series:

- **Ausencia de auto-correlaciones lineales:** Los retornos de las acciones carecen de auto-correlación significativa, excepto cuando se trata de periodos sumamente cortos (20 minutos) en el que los efectos de la microestructura de los retornos entra en acción.
- **Colas pesadas:** Sin importar la tendencia de los retornos (expresados en su tipo de distribución), éstos poseen un comportamiento tipo cola de Pareto, con un índice finito superior a dos e inferior a cinco para la mayoría de las series de datos estudiadas. En particular, este comportamiento excluye leyes de estabilidad con infinita varianza y distribución Normal. Sin embargo, la forma precisa de las colas es difícil de determinar.
- **Ganancia o pérdida de simetría:** Observaciones extensas de cambios en los precios del mercado e índices bursátiles lo reflejan, pero no aplica para grandes tendencias al alza.
- **Agregación Gaussiana:** Al aumentar el valor de iteraciones t en el análisis de una serie de retornos, éstos empiezan a adquirir un comportamiento Normal, en particular, la forma de la distribución de probabilidad para los retornos, dicho comportamiento es diferente para distintas escalas temporales.
- **Intermitencia:** Al visualizar los retornos en cualquier escala temporal con un alto grado de variabilidad, ésta es afectada por comportamientos explosivos e irregulares, a través de los diversos estimadores de volatilidad.
- **Volatilidad agrupada:** Al realizar diferentes medidas en la volatilidad de la serie de datos, se puede apreciar cierta correlación positiva en lapsos, lo que expone el hecho de que los eventos altamente volátiles tienden a agruparse en el tiempo.

⁵² CONT, Rama. Empirical Properties of Asset Returns : Stylized Facts and Statistical Issues. En Quantitative Finance. 2001, vol. 1 p 223–36.

- **Colas pesadas condicionadas:** Al realizar análisis de correlación en los retornos para volatilidades agrupadas, la serie de tiempo residual sigue presentando colas pesadas; sin embargo, las colas poseen menos grosor o peso que las existentes en las distribuciones incondicionales u originales de los retornos.
- **Disminución lenta de la correlación:** En retornos absolutos, la auto correlación en función del retorno decae lentamente como función del lapso, más o menos como una ley de potencia con $\beta \in [0.2, 0.4]$. A veces interpretado como una tendencia a largo plazo.
- **Efecto de apalancamiento:** la mayoría de las medidas de volatilidad de un activo, están correlacionadas negativamente con los retornos del mismo.
- **Correlación entre el volumen y la volatilidad:** El comportamiento del volumen de compras está correlacionado con todas las medidas de la volatilidad.
- **Asimetría en escalas temporales:** La predicción de la volatilidad mediante medidas de grano grueso, generan estimaciones de escala fina mejor que otras metodologías.

Los mercados bursátiles artificiales se basan en un pequeño número de comportamientos determinados, conocidos como modelo de pocos tipos LEBARON (2000)⁵³ a manera tradicional, las estrategias pueden agrupar a dichos agentes en dos categorías: *valoradores fundamentales*, quienes consideran que el precio de un activo es el valor fundamental del mismo en el mercado y *técnicos*, quienes tienen en cuenta precios pasados para estimar el comportamiento presente o futuro.

Estimar el precio de un activo determinado en un tiempo específico dentro de un mercado bursátil virtual se puede lograr mediante diversas técnicas:

⁵³ LEBARON Blake, BRIAN William y PALMER Richard. Time series properties of an artificial stock market. En Journal of Economic Dynamics & Control. 1999, vol. 23, no. 5, p. 1487-1516.

- **Equilibrio temporal del mercado:** Es un mecanismo dónde precios son determinados por la demanda total de los agentes y cuando ésta se iguala al número total de acciones en el mismo periodo. Se generan una demanda para cada agente acompañado de un precio estratégico y éste va cambiando hasta encontrar en el equilibrio.
- **Función del impacto del precio:** Se estructura un proceso de ajuste en el que el precio futuro es determinado por el precio pasado y una orden de pedido (la diferencia entre la demanda y la oferta), adaptada por un parámetro α . El exceso de demanda incrementa el precio mientras que el exceso de oferta lo disminuye. La ventaja de esta metodología es la velocidad computacional; sin embargo, la estimación es sensible al parámetro de liquidez α .

Ecuación 1 Función del impacto del precio

$$P_{t+1} = P_t + \alpha * (D * (P_t) - S * (P_t))$$

- **Cartera de pedidos:** Es un mecanismo de asignación de precios en el que la cartera de pedido es simulada, los agentes se entretajan mediante un proceso; negociando y generando el valor. Es una metodología más realística porque tiene en consideración diversos mecanismos de negociación, contrasta con el modelo basado en el equilibrio, puesto que, en ese, la negociación explícita no es modelada.
- **Emparejamiento:** Se generan una cantidad aleatoria de agentes y estos de forma probabilística se encuentran y negocian unos con otros. Es un mecanismo que permite modelar situaciones donde los mercados de valores no están bien definidos o establecidos; luego entonces, no existen

instituciones que ayuden a los vendedores a disminuir el ajuste aleatorio del precio.

5.1.9. Simulación microscópica de Levy, Levy, Solomon El modelo de Levy, Levy, Solomon LLS es prominente en los mercados bursátiles bajo el enfoque de simulación, el cual tiene sus raíces en la física. El LLS es un modelo numérico de maximización de la utilidad esperada en un entorno de inversión. LEVY (2000)⁵⁴ y para el cual, dos tipos de agentes son diseñados: inversores racionales informados o *técnicos* RII y los agentes creedores de la eficiencia del mercado o *valoradores fundamentales* EMB.

Para la generación de precios se tiene en cuenta dos tipos de activos: primero, acciones de riesgo las cuales son pagadas según el comportamiento de un dividendo, éste sigue una caminata aleatoria y tiene un número determinado de acciones en el mercado; segundo, bonos libres de riesgo, los cuales pagan un interés fijo y tiene un número infinito de compras.

5.1.10. Simulación de precios mediante el modelo LLS adaptado por Milan Al comienzo de la simulación todos los inversores están dotados con la misma cantidad de riqueza que se compone de dinero en efectivo y un número de acciones. El mecanismo para determinar el precio se basa en el equilibrio temporal del mercado LEBARON (2006)⁵⁵ que se evidencia en la Ecuación 2. El objetivo de todos los inversores en el modelo LLS es la maximización de la utilidad esperada

⁵⁴ LEVY Moshe, LEVY Haim y SOLOMON Sorin. Microscopic simulation of financial markets. Elsevier: Academic Press. 2000.

⁵⁵ LEBARON Blake. Agent Based Computational Finance, En Handbook of Computational Economics. 2006, vol. 2, p. 92–112.

reflejada en la riqueza del próximo periodo; en el LLS, los inversores son adversos al riesgo, y dicho comportamiento es reflejado por la función de utilidad.

Ecuación 2 Equilibrio temporal del mercado

$$\sum_i N_h^i(P_t) = \sum_i \frac{X_h^i(P_t) * W_h^i(P_t)}{P_t} = N$$

En donde $W_h^i(P_t)$ representa la riqueza de cada inversor bajo un escenario hipotético h , $X_h^i(P_t)$ es la proporción de dicha riqueza que será usada para invertir y N , en número de acciones a negociar.

La función de utilidad en el LLS, trabaja con las propiedades DARA (decrecimiento absoluto de la aversión al riesgo) y el CRRA (constante aversión al riesgo relativo), las cuales en conjunto, permiten asumir que los inversores maximizaran su utilidad a un periodo futuro sin tener en cuenta el horizonte personal. LEVY (2000)⁵⁶ una característica temporal de los inversores EMB es su memoria con respecto al comportamiento pasado del precio, el cual es usado para predecir el precio del mismo.

Las estrategias de los inversores EMB y RII, son diferentes a pesar de tener el mismo objetivo, debido a la distinta información empleada para la estimación de los precios: los RII, conocen el comportamiento de la acción y pueden evaluar el precio fundamental mediante la tasa descontada de futuros dividendos, con ello valorando el precio presente; los EMB por su parte, asumen un comportamiento probabilístico

⁵⁶ LEVY Op. Cit.

de la variación del precio y, con ello, estiman el valor intrínseco al traer dicha variabilidad al presente.

5.1.11. Inversores técnicos o RII La estimación del precio fundamental de los activos se calcula mediante una tasa de descuento, teniendo en cuenta el modelo de Gordon Shapiro de la Ecuación 3; se parte de un comportamiento probabilístico del activo \tilde{z} , una tasa de descuento k para cada inversor y el crecimiento o decrecimiento promedio del bien g . Dicha interacción afecta el valor del Dividendo actual D_t

Ecuación 3 Modelo de Gordon Shapiro

$$P_{t+1}^f = \frac{D_t * (1 + \tilde{z}) * (1 + g)}{k - g}$$

Para los N periodos, cada inversor $RIII_i$, destina una porción de su riqueza para invertir en acciones y bonos, con el fin de maximizar la utilidad esperada para el instante $t + 1$, siguiendo la ecuación de Levy para el modelo de simulación microscópica (Ver la Ecuación 4), donde W_h^i representa la riqueza hipotética de cada agente i , en el periodo t . y es dependiente de la riqueza del periodo anterior W_{t-1}^i , \tilde{R}_{t+1} es el retorno influenciado por una variable aleatoria que representa la incertidumbre de la negociación del dividendo o acción (Ver Ecuación 5 Retorno esperado de Levy para agentes RII).

Ecuación 4 Ecuación de utilidad esperada de Levy para agentes RII

$$EU(\tilde{W}_{t+1}^i) = EU(W_h^i[(1 - x) * (1 + r_f) + x\tilde{R}_{t+1}])$$

Ecuación 5 Retorno esperado de Levy para agentes RII

$$\tilde{R}_{t+1} = \frac{\tilde{P}_{t+1} + \tilde{D}_{t+1}}{P_t} = \frac{D_t * (1 + z) * (1 + g)}{k - g} + D_t * (1 + \tilde{z})$$

Por tanto, la utilidad esperada de Levy para agentes RII puede calcularse mediante la integración de \tilde{z} , considerada una variable uniforme entre $[z_1, z_2]$ (ver Ecuación 6) donde α representa la aversión al riesgo. Con dicha utilidad esperada, cada agente RII es capaz de invertir una porción de su riqueza, primero en el activo con riesgo y el restante en bonos libres de riesgo; generando así el precio.

Ecuación 6 Utilidad esperada de Levy para agentes RII comprendida entre z_1 y z_2

$$EU(\tilde{W}_{t+1}^i) = \frac{W_h^{i1-\alpha}}{(1-\alpha)(2-\alpha)} * \frac{1}{z_2 - z_1} * \left(\frac{k-g}{k+1}\right) * \frac{(P_h)}{xD_t}$$

$$* \left\{ \left[(1-x) * (1+r_f) + \frac{x}{P_h} \left(\frac{k+1}{k-g}\right) * D_t * (1+z_2) \right]^{2-\alpha} \right.$$

$$\left. - \left[(1-x) * (1+r_f) + \frac{x}{P_h} \left(\frac{k+1}{k-g}\right) * D_t * (1+z_1) \right]^{2-\alpha} \right\}$$

5.1.12. Inversores de valoración fundamental o EBM La estimación del precio fundamental se realiza mediante el análisis de una distribución estadística; asumiendo que la rentabilidad del dividendo o acción presenta un comportamiento probabilístico determinado, luego, trayendo posibles escenarios a presente y así calculando el precio. Para ello los EBM, utilizan ventanas móviles de longitud m^i , asignándole cada uno la misma posibilidad de cambio a las diferentes ventanas, a

menos que exista información que indique lo contrario LEVY (2000)⁵⁷. De allí se asume que para los EBM, los retornos sobre la inversión presentan un comportamiento probabilístico uniforme y discreto, observado en la Ecuación 7 ,la utilidad entonces, se describe en la Ecuación 8.

Ecuación 7 Probabilidad de retorno esperado de Levy para agentes EBM

$$Pr^i(\tilde{R}_{t+1}) = R_{t-j} = \frac{1}{m^i}, \text{ para } j = 1, \dots, m^i$$

Ecuación 8 Utilidad esperada de Levy para agentes EBM en m ventanas de tiempo

$$EU(\tilde{W}_{t+1}^i) = \frac{W_h^{i^{1-\alpha}}}{(1-\alpha)} \sum_{j=1}^m Pr^i(\tilde{R}_{t+1} = R_{t-j}) * [(1-x)(1+r_f) + xR_{t-j}]^{1-\alpha}$$

Con el fin de maximizar la utilidad esperada en los inversores EMB, para cada agente i , se añade un elemento generador de ruido; con ello se calcula la proporción óptima de inversión (ver Ecuación 9). El elemento probabilístico ε^i se comporta como una distribución Normal con media en 0 y desviación estándar igual a 0.2, el parámetro x^i es truncado en el dominio $[0, 1]$ para evitar la generación de riquezas o precios negativos.

Ecuación 9 Agente generador de ruido de Levy para agentes EBM

$$x^i = x^{*i} + \varepsilon^i$$

⁵⁷ LEVY Op. Cit.

5.2. MODELOS FINANCIEROS

5.2.1. Modelo basado en agentes Partiendo de los resultados experimentales de LEBARON (1999)⁵⁸ los cuales usan un algoritmo rastreador de precios, diseñado para hacer predicciones sobre el futuro, -así mismo la posición de compra o venta de un activo-; se concluye que, los horizontes temporales afectan los pronósticos y, por tanto, el concepto de valor para cada agente.

Dicho algoritmo es retomado y modificado, puesto que, la presencia exclusiva de inversores racionales no explica adecuadamente las propiedades estadísticas de las series financieras reales PASCUAL (2006)⁵⁹, en consecuencia, es necesario modelar mercados incluyendo diversos tipos de agentes con el fin de explicar la volatilidad y curtosis de las series.

En los modelos a implementar, se incluyen nuevos tipos de agentes afectados por factores psicológicos, a la par de analistas técnicos; quienes tienen en cuenta el comportamiento pasado de los activos. Se evidencian tendencias más reales en las series de datos financieros, con escenarios que se alejan de la HME; es decir, la inclusión de agentes conductuales influye en la creación de clústeres de volatilidad mientras que, dicho ejercicio con sólo analistas, se traduce en una tendencia estadística, con alto grado de curtosis en los rendimientos y el comportamiento no estacionario en la serie de datos.

⁵⁸ LEBARON Blake. Op. cit.

⁵⁹ PASCUAL José Antonio, PAJARES Javier y LOPEZ Adolfo. El modelado basado en agentes como herramienta para la explicación de los mercados financieros. En X Congreso de Ingeniería de Organización (Valencia : España : septiembre: 2006)

En otras palabras, los inversores psicológicos son los responsables de agrupamientos de la volatilidad –burbujas- y los técnicos tienden a introducir no estacionalidad en el proceso. PASCUAL (2006)⁶⁰

5.2.2. Generalidades del Modelo Autómata Celular Un Celular Autómata o *Automata Cellular Model*. Es una grilla regular de figuras cuadradas y extensión infinita, en ésta se encuentran máquinas con estados o posiciones finitas (definidas); dichos estados cambian conforme se especifican unas reglas: cada nuevo estado depende del estado anterior y/o del estado de sus vecinos.

La responsabilidad recae sobre el modelador, quien debe ajustar los cambios de eventos mediante dichas directrices, éstas a su vez, pueden ser dinámicas o no. Debido a la naturaleza de los algoritmos, en ellos se pueden almacenar información del entorno -ya sea inmediata o pasada-, para sustentar los cambios de posiciones; además, la programación de los modelos les permite adaptarse y escoger entre diversas reglas con el fin de ejecutar las directrices.

5.2.3. Coeficiente de Hurst para un Modelo Autómata Celular Es un método estadístico creado por Hurst en 1951, éste es usado para medir la memoria en una serie de datos, relacionando la auto correlación de la misma. Parte del análisis de Rango Re-escalado enfocado a la tendencia fractal y sus propiedades a través del tiempo. Existe una relación entre el rango de los datos y la variabilidad de dicha serie; el coeficiente indica si dicho conjunto de datos es persistente (suele imitar la tendencia), anti persistente (ir en contra de la tendencia) o aleatorio.

⁶⁰ PASCUAL José Antonio, PAJARES Javier y LOPEZ Adolfo Op. Cit.

5.3. INTRODUCCIÓN A LOS AUTOMATAS CELULARES⁶¹

Los modelos Autómatas Celulares son un conjunto de directrices matemáticas que buscan modelar comportamientos basados en reglas básicas e iterativas. Desde su origen cuando se planteaba una manera futurista de poblar Marte pasando por el desarrollo de videojuegos y llegando hasta el estudio del transporte de fenómenos termodinámicos; los Autómatas Celulares han generado un sinnúmero de aplicaciones antes no proyectadas.

El ejemplo más conocido de un Autómata Celular es el Juego de la vida, creado por el matemático John Conway. Su modelo es bidimensional y está representado mediante un tablero de ajedrez infinito, donde cada celda o célula puede tener dos estados posibles: vivo/muerto. Una de las ventajas de los Autómata Celulares es la capacidad para ser representados de manera gráfica, en el Juego de la vida, cada estado está simbolizado por un color: blanco para vida y negro para muerte.

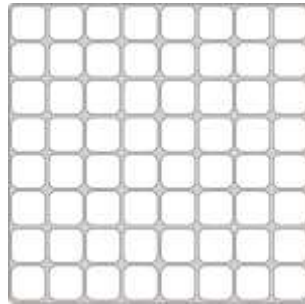
5.3.1. Juego de la Vida Comenzó como un juego para pasar el tiempo, el cual requería de un tablero o grilla, y dos colores o lápiz y borrador. La función de dicho modelo buscaba simplificar el comportamiento de cualquier ser viviente mediante el crecimiento y deceso del mismo, siendo éste el precursor de los juegos de simulación.

Los juegos de simulación se asemejan a procesos de la vida real, teniendo en cuenta que, en el entorno deben existir estímulos los cuales interactúan con un

⁶¹ GARDNER Martin. Op. cit.

organismo y lo afectan hasta el punto de cambiar su estado inicial; lo anterior, bajo el concepto de conjunto (sea éste manada, enjambre, piara y demás). Representan la interacción de colonias de individuos que se afectan mutuamente y generan transformaciones. En la Ilustración 3, se representa la grilla del juego.

Ilustración 3 Grilla



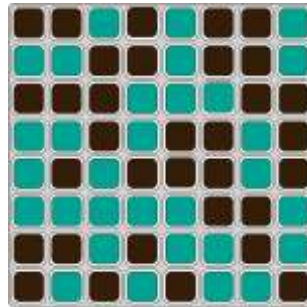
La medida en la cual dichas transformaciones describen tendencias, demuestran estabilidad o infieren caos; dependen de la manera en que los diversos estímulos pueden afectar a cada individuo. El comportamiento grupal es descrito como un modelo, en el cual, sus parámetros pueden ser modificados para analizar la relación de efecto-causa de los elementos del universo modelado.

Para la construcción del juego de la vida se parte de una sencilla configuración de contadores u organismos distribuidos por cada celda de la grilla; los estados posibles: vivo o muerto, son representados por un color o forma. En la ilustración 4, se representa el modelo con dos estados.

Una vez desarrollado la grilla y en cada celda los diversos estados; se aplican las leyes genéticas para nacimientos, muertes y supervivencias, con el fin de observar

el efecto o interacción entre ellas sumado al cambio poblacional. Existen tres sugerencias para la construcción de la grilla inicial:

Ilustración 4 Grilla con contadores



- **Supervivencias:** Cada celda viva con dos o tres contadores como vecinos sobrevive para la próxima generación.
- **Muertes:** Cada contador con cuatro o más vecinos muere (se retira o desaparece) de la superpoblación. Cada celda viva solitaria o con un único vecino muere de aislamiento.
- **Nacimientos:** Cada celda vacía adyacente a exactamente tres vecinos, es una celda que cambia su estado a viva. Un contador se coloca en él en el siguiente movimiento.

Es importante para el funcionamiento del modelo que todos los nacimientos y muertes ocurren simultáneamente y, al acontecer el cambio de estado, se genera un historial poblacional, (no existe ninguno previo a la creación del primer patrón de la población en el instante cero), a partir de ese momento las reglas o condiciones determinan la evolución. Para realizar los cambios en el historial poblacional, Conway recomienda el siguiente procedimiento:

- Comience con un patrón que consiste en fichas negras.
- Localice todos los contadores que van a morir, identificados con un contador de negro en la parte superior de cada uno.
- Localizar todas las células donde un nacimiento ocurrirá. Pon un contador de blanco en cada célula del nacimiento.
- Después de que el patrón se ha revisado para asegurarse que no se han cometido errores, se recomienda eliminar todos los contadores de estado muerto (pilas de dos) y colocar todos los organismos o celdas que han nacido blancos nacidos con fichas negras.

A partir de esa primera organización de contadores o fichas en el tablero, se dispone de la generación inicial del Juego de la vida; se itera n veces hasta encontrar un resultado poblacional. Debido a que el crecimiento poblacional es indeterminado, su desarrollo es inusual, generando en ocasiones patrones geométricos repetitivos, estancándose o desapareciendo según la disposición inicial de contadores. Conway definía a aquellos arreglos que se estabilizaban en pocas iteraciones como naturalezas muertas o *Still Life*.

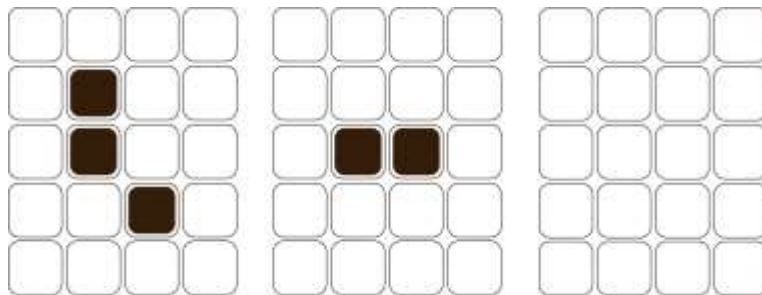
Otra característica en el Juego de la Vida de Conway es que, en ciertas disposiciones iniciales con contadores que no mostrasen simetría alguna, con el tiempo la desarrollaban, dicho patrón no desaparecía, en vez de ello, iba en aumento según las iteraciones en una grilla **infinita**.

5.3.2. Características del Juego de la Vida En los autómatas celulares existen diversas distribuciones iniciales; sin embargo, es importante recalcar que un organismo que se encuentre solo en cualquier parte del tablero será eliminado en

el primer movimiento. Un patrón inicial rodeado de dos o tres contadores también morirá inmediatamente a menos que uno de los contadores tengan dos vecinos.

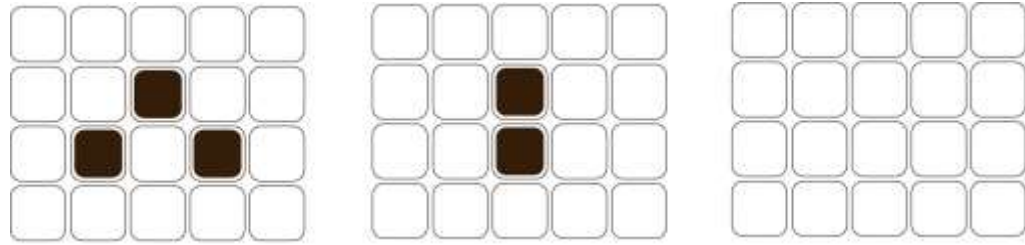
5.3.3. Gráficos de distribuciones En los gráficos siguientes se muestran cinco tripletas que no desaparecen en el primer movimiento. Las primeras tres figuras (Ilustración 5 Tripleta A, Ilustración 6 Tripleta B, Ilustración 7 Tripleta C) se desvanecen en el segundo movimiento. Con respecto a C, esta figura no es más que una diagonal sencilla o cadena de contadores, sin importar su extensión desaparecerá al final perdiendo contadores en cada movimiento hasta que la cadena se transforma en un organismo puntual y muere.

Ilustración 5 Tripleta A



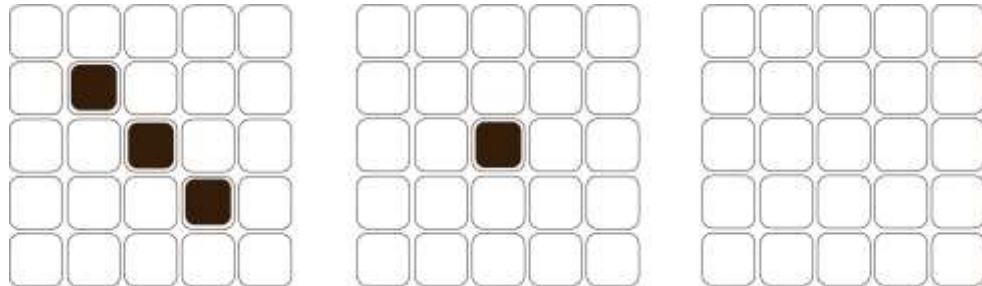
Fuente: Elaboración propia a partir de The fantastic combinations of John Conway's new solitaire game "life"

Ilustración 6 Tripleta B



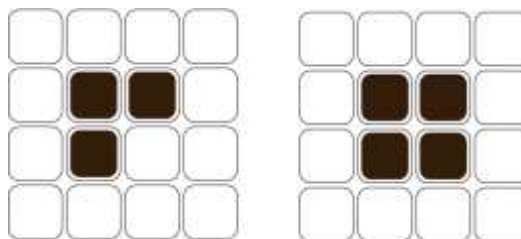
Fuente: Elaboración propia a partir de *The fantastic combinations of John Conway's new solitaire game "life"*

Ilustración 7 Tripleta C



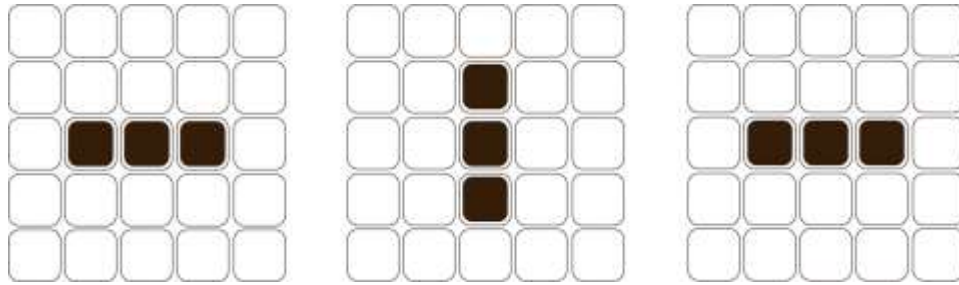
Fuente: Elaboración propia a partir de *The fantastic combinations of John Conway's new solitaire game "life"*

Ilustración 8 Tripleta D



Fuente: Elaboración propia a partir de *The fantastic combinations of John Conway's new solitaire game "life"*

Ilustración 9 Tripleta E



Fuente: Elaboración propia a partir de *The fantastic combinations of John Conway's new solitaire game "life"*

Por otra parte en el caso expuesto en la Ilustración 8 Tripleta D, se convierte en un bloque estable (un cuadrado de unidad dos) en su segundo movimiento. Finalmente en el caso de la Ilustración 9 Tripleta E, se refleja la forma más sencilla en la cual oscila una figura llamadas: *Flip-Flop*. Alternando su posición más no su tamaño entre el eje horizontal y vertical de la grilla, Conway denominaba a esa iteración *Blinkers*.

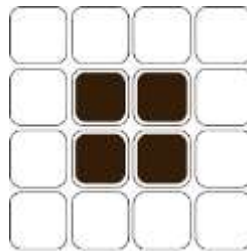
5.3.4. Gráfico de distribuciones de Tetromino En las figuras siguientes se representa el comportamiento del juego de la vida, con un diseño inicial geométrico compuesto por cuatro cuadrados conectados ortogonalmente. Es un tipo particular poliomínó, como los dominós o los pentominós. Su policubo correspondiente es un tetracubo.

En la Ilustración 10 Tretomino A, se representa una naturaleza muerta, para los casos de la Ilustración 11 Tretomino B e Ilustración 12 Tretomino C, se desarrollan hasta una figura estable en el segundo movimiento, dicha figura se denomina colmena o *Beehive*, (son patrones desarrollados con frecuencia en el juego de la

vida). La Ilustración 13 Tretomino D alcanza su estado de colmena en el tercer movimiento.

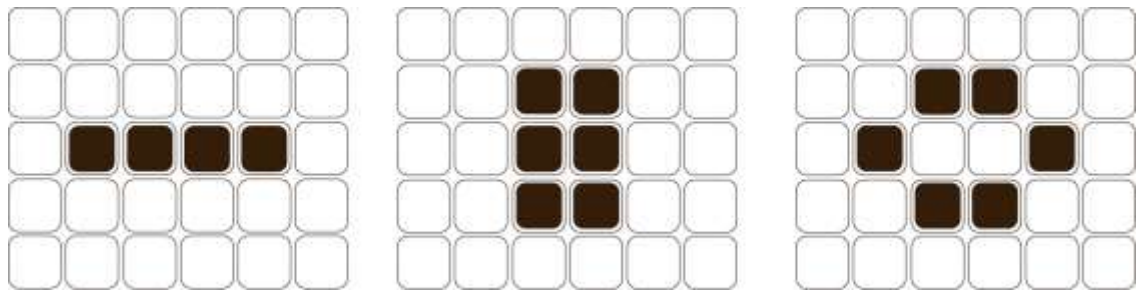
En la Ilustración 14 Tretomino E, se aprecia el comportamiento más interesante de los pentominós, después de nueve movimientos se convierte en cuatro figuras parpadeantes, un Flip-Flop denominado Luces de Tráfico la cual es una configuración muy común.

Ilustración 10 Tretomino A



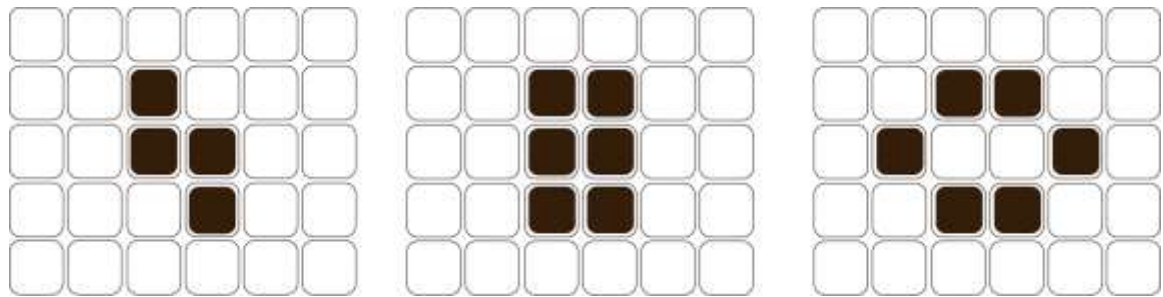
Fuente: Elaboración propia a partir de The fantastic combinations of John Conway's new solitaire game "life"

Ilustración 11 Tretomino B



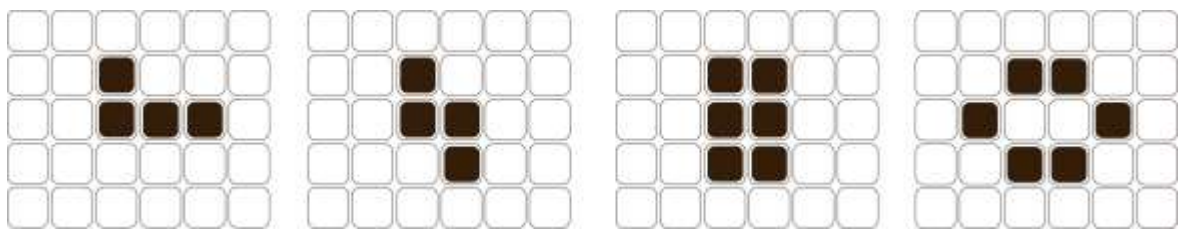
Fuente: Elaboración propia a partir de The fantastic combinations of John Conway's new solitaire game "life"

Ilustración 12 Tretomino C



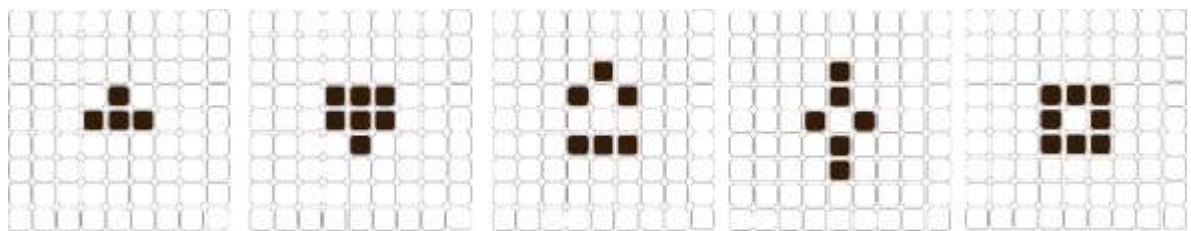
Fuente: Elaboración propia a partir de *The fantastic combinations of John Conway's new solitaire game "life"*

Ilustración 13 Tretomino D



Fuente: Elaboración propia a partir de *The fantastic combinations of John Conway's new solitaire game "life"*

Ilustración 14 Tretomino E



Fuente: Elaboración propia a partir de *The fantastic combinations of John Conway's new solitaire game "life"*

5.3.5. Modelo Autómata Celular en mercados bursátiles Para desarrollar del código se trabajó sobre los resultados obtenidos en la investigación desarrollada por Ying Fan en 2009. Los supuestos básicos son los siguientes:

1. Un MAC representa un mercado bursátil. Cada ubicación en la grilla del modelo hace referencia a un agente inversor en el mercado financiero.
2. El estado del espacio en la grilla es consistente con el del agente; dicha posición es variable y se denota con $S(i,j)(t)$, representando la inversión del agente en el sitio (i,j) para el instante t . Ésta puede tomar tres valores: S_b representa el estado de compra, S_h representar el estado de retención y S_s representa el estado de venta:

Ecuación 10 Estado del espacio en la grilla

$$S(i,j)(t) \in \{S_b, S_h, S_s\}$$

3. Reglas de evolución: generalmente, el estado cambia para dar paso a un nuevo estado, éste será determinado por su origen, sus vecinos, el momento previo y el control variables, las cuales, se pueden formular de la siguiente manera:

Ecuación 11 Regla general de evolución

$$S(i,j)(t+1) = F(S(i,j)(t), S(i,j)(t); G)$$

Donde $S(i, j)$ representa la ecuación de vecindad para cada momento t y es afectada por la posición adoptada por los vecinos al comienzo de cada iteración.

Ecuación 12 Ecuación de estado de la vecindad

$$S(i, j)L(t) = \begin{pmatrix} S(i-1, j-1)(t) & S(i-1, j)(t) & S(i-1, j+1)(t) \\ S(i, j-1)(t) & & S(i, j+1)(t) \\ S(i+1, j-1)(t) & S(i+1, j)(t) & S(i+1, j+1)(t) \end{pmatrix}$$

Representa el estado de los vecinos en sus respectivas ubicaciones (sólo se tiene en cuenta la vecindad para cada agente en la posición (i, j)). G es el vector de variables de control y F es la regla de evolución del modelo Automata Celular). Como regla común, se asume que el estado o posición en un espacio de la grilla se verá afectado solamente por el comportamiento de su vecindad, cada agente posee sus propias preferencias de inversión.

5.3.6. Características del Modelo Automata Celular para mercados bursátiles

La predilección o preferencia en el momento de invertir está definida como una emulación del comportamiento y es propia de cada agente. $P(i, j)$, determina la probabilidad de imitación de un inversor en el sitio (i, j) , significa que ese estado cambiará con probabilidad de $P(i, j)$ del estado actual al estado de la vecindad, el cual es definido como posición que la mayoría de sus vecinos adoptaron en el instante t .

La probabilidad puede ser nula o completa; luego entonces, $P(i, j) \in [0, 1]$. Una probabilidad $P(i, j) \in [0, 0.5)$ de inversión, indica una preferencia por anti-imitar la

cual se hace más fuerte en cuanto $P(i, j)$ se acerca a cero. Cuando la probabilidad $P(i, j) \in (0.5, 1]$ su preferencia en inversión está ligada con la imitación del comportamiento de sus vecinos y se hace más fuerte entre más cercano sea su valor a 1. En dado caso de presentar una $P(i, j) = 0.5$, la preferencia de la inversión se define por la no imitación del comportamiento de la vecindad.

En el estudio realizado por Wei, Ying, Fan, y Wang en 2009. Por simplicidad, consideraron una situación especial en la que la preferencia a la hora de invertir era la misma, por tanto $P(i, j) = P$ para todos los agentes en el mercado bursátil. En el mercado real, el comportamiento de los inversores posee una tendencia mayor o menor. En muchos casos, la probabilidad es a imitar $P(i, j) \geq 0.5$, lo cual es consistente con el principio de mayoría; sin embargo, se pueden estudiar más posibilidades.

Se puede definir un macrofactor que represente el coeficiente de compra o venta $Mf \in [0, 1]$, éste se relaciona con el comportamiento de la economía.

5.3.7. Factor macro económico Junto con la posibilidad de imitar, el macro-factor económico incrementa la probabilidad de que el inversor compre, retenga o venda una acción. Cuando el macro-factor se ve afectado por una información positiva, las probabilidades de compra aumentan y, por tanto, la cantidad de inversores. Cuando la macro-información o la información del macro-factor es negativa, las probabilidades de venta de los inversores van a incrementarse; el macro-factor es un coeficiente ajustado de transferencia de probabilidad, éste se ve moldeado por la información macro del mercado; es decir, la tendencia del mismo.

Las probabilidades de transferencia específicas en las cuales cada agente con su comportamiento puede incurrir para cambiar de un estado a otro se pueden enlistar de la siguiente manera

Tabla 1 Matriz de transferencia de posiciones para agentes conductuales⁶²

Macrofactores	Posición vecindad	Transferencia de Probabilidades		
		Comprar	Retener	Vender
Información positiva	Comprar	$(P+Mf)$	$(1-P-Mf)*0,5$	$(1-P-Mf)*0,5$
	Retener	$(1-P)*(0,5+0,5*Mf)$	P	$(1-P)*(0,5-0,5*Mf)$
	Vender	$(1-P)*(0,5+0,5*Mf)$	$(1-P)*(0,5-0,5*Mf)$	P
Información negativa	Comprar	P	$(1-P)*(0,5-0,5*Mf)$	$(1-P)*(0,5+0,5*Mf)$
	Retener	$(1-P)*(0,5-0,5*Mf)$	P	$(1-P)*(0,5+0,5*Mf)$
	Vender	$(1-P-Mf)*0,5$	$(1-P-Mf)*0,5$	$(P+Mf)$

Donde:

$P =$ Probabilidad de transferencia en el mercado

$Mf =$ Macroofactor económico del mercado

Para la construcción del modelo, algunos valores se van a restringir al conjunto entre 0 y 1 de manera tal que, valores inferiores o superiores serán descartados. De la misma forma la suma de los valores para las tres probabilidades de transferencia para cada agente en el Autómata Celular deberá ser igual a 1.

Ecuación 13 Suma de probabilidades en el MAC

$$P(B) + P(H) + P(S) = 1$$

⁶² YING FAN Op. Cit.

Donde:

$P(B)$ es la probabilidad de compra de un agente, $P(H)$ es la probabilidad de retención de un agente y $P(S)$ la probabilidad de venta de un agente. En caso que la suma no sea igual a 1, el algoritmo del programa automáticamente ajustará la probabilidad de transferencia para que el comportamiento del agente actual sea alterado o adaptado a la tendencia de sus vecinos; sin embargo, en el caso de la investigación base desarrollada por Ying Fan, se asume que el modelo o el mercado bursátil no tienen ninguna restricción, puesto que, desean estudiar el impacto de la psicología en el comportamiento global del mercado, sus correlaciones y no los macro-factores.

5.3.8. Variables para medir la complejidad del Mercado Bursátil La complejidad del mercado bursátil se considera bajo dos aspectos: el primero las características fractales y segundo la estabilidad. En diversas series de tiempo como lo son: aquellas de cambio de precio, volumen de transacciones, características o tendencias de los inversores, se puede construir un MAC, las características fractales se deben evaluar mediante coeficiente de Hurst denotado H , y el promedio de ciclo del periodo L , obtenido gracias a un análisis de rango re-escalado o r/s , para series específicas de tiempo. La estabilidad característica se debe evaluar mediante el nivel discreto W .

5.3.9. Coeficiente de Hurst. Hurst en 1951 Desarrolló un nuevo método estadístico llamado Análisis de Rango Re-escalado, éste se enfoca al estudio de la tendencia fractal o memoria de una serie y sus propiedades a través del tiempo. Considerando que se tiene una serie de tiempo $\{Mt\}$ con un valor de t comprendido entre $1 \leq t \leq T$ (Todos los valores en dicha serie son producidos por el modelo MAC) que expone el comportamiento del mercado; sin embargo, para desarrollar el análisis de la memoria es necesario trabajar con los rendimientos; luego entonces,

se genera una nueva serie de tiempo X , la cual está relacionada con los datos originales según su suavización logarítmica. Ver Ecuación 14 Ecuación de rendimientos

Ecuación 14 Ecuación de rendimientos

$$X_i = \ln\left(\frac{M_{i+1}}{M_i}\right), \quad i = 1, 2, 3, \dots, N$$

Este periodo de tiempo X se divide en A sub-periodos contiguos de longitud n , tal que $A * n = N$. Se nombra cada uno de los sub-periodos o subgrupos I , con $a = 1, 2, 3, \dots, A$. Cada elemento en I , es etiquetado $X_{k,a}$, tal que $t = 1, 2, 3, \dots, n$. Para cada sub-periodo I_a de longitud n , el valor promedio está definido por la siguiente expresión:

Ecuación 15 Promedio en una serie de datos

$$\langle X \rangle_N = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N X_{t,a}$$

El promedio X_t , es el valor representante de la serie de datos; sin embargo, no indica cuan variable puede llegar a ser dicha secuencia, se calcula entonces una relación entre cada valor y la diferencia con su media.

Ecuación 16 Variabilidad en una serie de datos

$$X(i, N) = \sum_{u=1}^i [X_{u,a} - N]$$

Con el valor promedio y la diferencia entre cada elemento $X(i, N)$ y $\langle X \rangle N$ se estima la desviación estándar de la muestra, para cada sub-periodo ***Ia***

Ecuación 17 Desviación estándar en una serie de datos

$$S(N) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (X_{t,a} - \langle X \rangle N)^2}$$

Obteniendo así el primer elemento para el cálculo del rango re-escalado. El segundo elemento es el rango de la serie de tiempo, denominado $R(N)$, dicho valor está dado entre los valores máximos y mínimos de la serie $X_{i,a}$.

Ecuación 18 Rango en una serie de datos

$$R(N) = (\max_{1 \leq i \leq N} X_{i,a} - \min_{1 \leq i \leq N} X_{i,a})$$

La función de rango re-escalado $F(N)$ se define mediante la relación entre la amplitud de valores de una serie de tiempo y la variabilidad de la misma, para cada sub-periodo.

Ecuación 19 Función de rango re-escalado

$$F(N) = \frac{R(N)}{S(N)}$$

De esta forma se obtiene una unidad de medida la cual escala el rango al considerar cada desviación estándar; todo esto, corresponde a un comportamiento Browniano, donde dicha función re escalada es proporcional a la \sqrt{n} para una serie de tiempo, en ésta, sus valores no están correlacionados unos con otros. Una vez obtenido todos los $F(N)_a$ se promedian con el fin de tener un estimado de variabilidad escalada para la serie de tiempo, como se observa en la Ecuación 20

Ecuación 20 Promedio de funciones de rango re escalado

$$\langle F(N) \rangle = \frac{1}{A} \sum_{a=1}^A F(N), a$$

Al utilizar el coeficiente de Hurst o el análisis de rango re-escalado en diferentes sistemas naturales, se encontró que, en la mayoría de los casos no existe un comportamiento completamente caótico. El re escalamiento de forma general se presenta de la siguiente manera para dichos sistemas, en los cuales, la función es proporcional a la raíz *Hurstiana* de T:

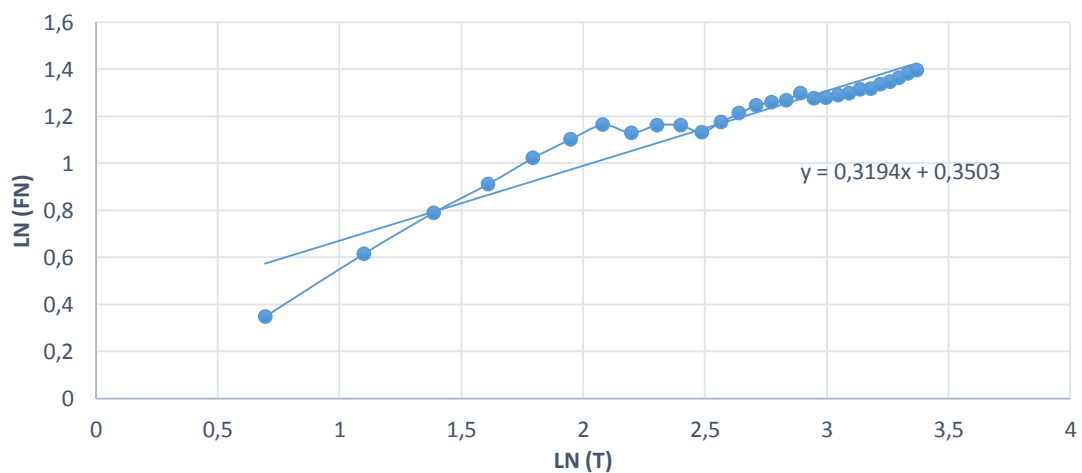
Ecuación 21 Función de rango re-escalada y proporción Hurst

$$F(N) \propto a * T^H$$

Dicha proporción se puede deducir de forma gráfica mediante el comportamiento de la serie, para un eje $\ln T$ confrontado con el $\ln F(T)$ (ver Ilustración 15) Mediante métodos de regresión lineal, mínimos cuadrados o derivadas se estima el valor de la pendiente, el coeficiente es indistinto del tipo de distribución original, y su derivada estima el valor de Hurst.

El exponente de Hurst está directamente relacionado con la *dimensión fractal*, lo que da una medida de la rugosidad de una superficie. La relación entre la dimensión fractal, D , y el exponente de Hurst, H , es $D = 2 - H$; entre más cercano a cero sea el valor del coeficiente, más complejo es el sistema. Para este caso de estudio, la complejidad del mercado bursátil se considera bajo el aspecto de sus características. En diversas series de tiempo como: cambio de precio, volumen de transacciones, tendencias de los inversores –entre otras-. Las características fractales se deben evaluar mediante componente de Hurst y para un promedio de ciclo del periodo L , obtenido gracias a un análisis de rango re-escalado o r/s para series específicas de tiempo.

Ilustración 15 Regresión suavizada logarítmicamente en una serie de datos aleatoria



5.3.10. Longitud promedio de ciclo (L) Una serie de tiempo analizada mediante el teorema de rango re-escalado, se enfoca en el comportamiento fractal; tiene una longitud pero también tiene una memoria finita. Cuando se estudian las series de tiempo en mercados bursátiles se pueden encontrar características similares; por tanto, se deben estimar aquellas longitudes promedias de ciclos de memoria en análisis de rango re-escalado o también de las series de tiempo relacionadas con los mercados bursátiles.

Por otra parte; el estudio de la dinámica de modelos no lineales con respecto a la longitud promedio de ciclo expone la importancia del análisis e inspección de datos, con el fin de identificar si existe un cambio o transición en el plano $Ln(N) - Ln(F(N))$ antes de calcular el coeficiente de Hurst; luego se realiza y dibuja la regresión a través del rango de los datos, lo anterior con el fin de hallar cualquier tipo de evidencia de un proceso de memoria a largo plazo. PETERS (1994)⁶³ Partiendo de la teoría de los modelos no lineales analizados mediante la *longitud promedio de ciclo*, la cual expone que, luego de un número n de observaciones se perderá la información inicial de la memoria, lo cual es acorde con el fin natural de un periodo.

5.3.11. Nivel discreto (w) El nivel discreto W es una variable de salida en los MAC para *mercados bursátiles* y es usada para explorar la estabilidad del mismo; se puede definir como:

Ecuación 22 Nivel discreto

$$W = R/C$$

⁶³ PETERS Edgar. Op. cit.

Donde W puede ser usada para escalar los niveles discretos del mercado bursátil. C es el volumen de los inversores conductuales en el mercado completo. Todos los inversores quienes tienen la misma intención de compra en un momento determinado se pueden denotar como Cb si están comprando Ch si están reteniendo y Cs si están vendiendo una acción las variables difieren en cada momento del tiempo, C equivale al total de agentes en el mercado.

Ecuación 23 Volumen de las diferentes posiciones de los inversores

$$C = Cb + Ch + Cs$$

Los valores esperados para cada cantidad de agentes adoptando una posición serán tomados para calcular la estabilidad del mercado bursátil durante un periodo; el valor esperado para comprar, retener y vender sería respectivamente:

$$Eb, Eh, Es$$

R es el rango de los valores esperados para compra, retención y venta de acciones; se considera que un mercado es estable cuando su nivel discreto es inferior a un valor específico y, caso contrario, un mercado completamente inestable.

5.4. CONSTRUCCIÓN DE UN MERCADO BURSÁTIL ARTIFICIAL

A partir de los estudios relacionados con el caos y eficiencia del mercado bursátil en Colombia DUARTE (2014)⁶⁴, SIERRA (2015)⁶⁵; se construye un Modelo Automata con el propósito de analizar la Bolsa mediante un enfoque de bajo riesgo. La construcción del mismo es desarrollada en el programa MATLAB, y la secuencia lógica es descrita en la Ilustración 16; el proceso secuencial se puede agrupar en siguiente pseudocódigo:

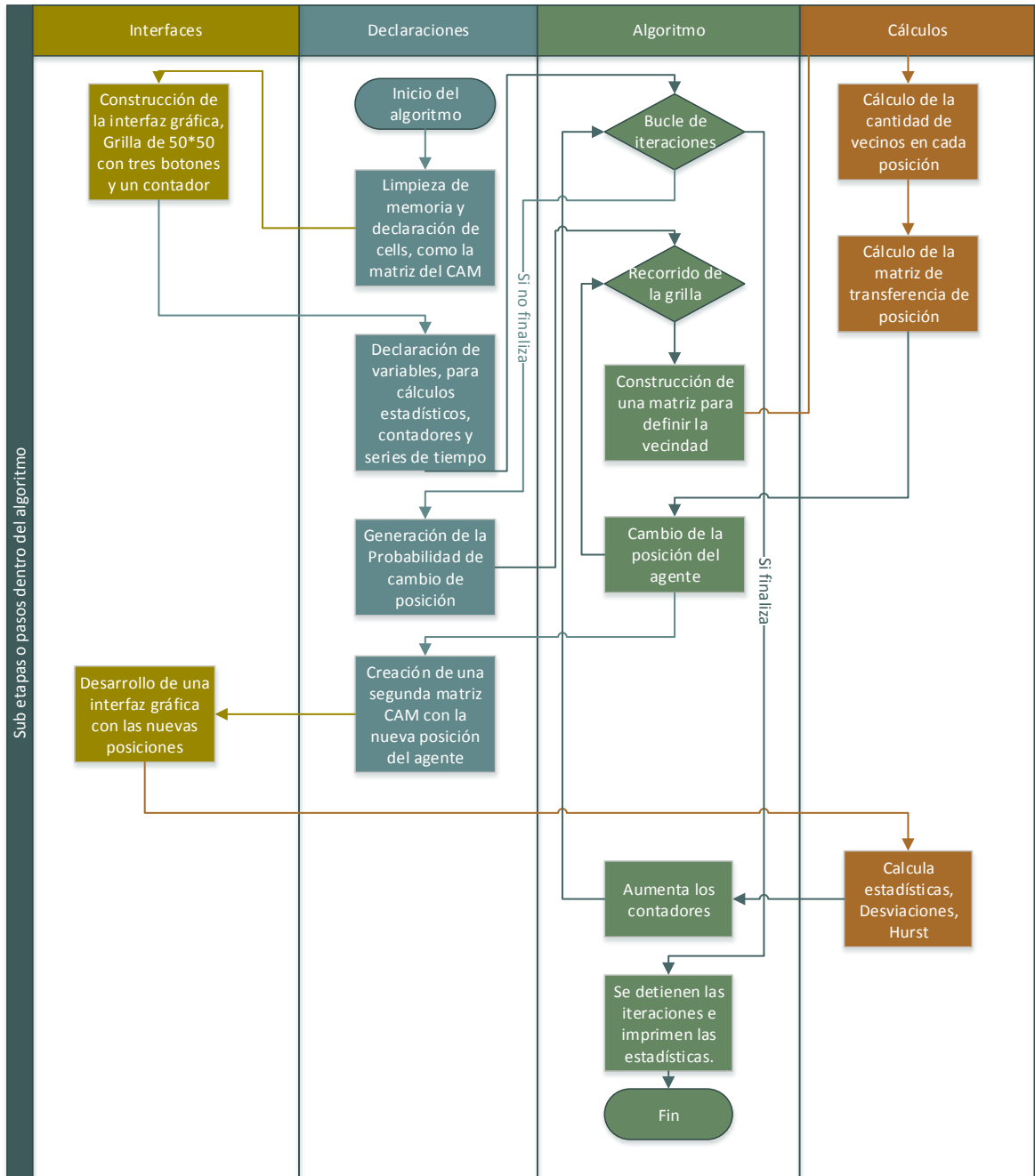
1. Ejecución del programa.
2. Limpieza de memoria y variables para evitar ruido en los datos.
3. Determinación del tamaño de la grilla, 50*50
4. Construcción de la grilla mediante una distribución uniforme. Ver Ilustración 17
5. Definición y construcción de los botones de la GUI (*Graphical User Interface*).
6. Generación de la interfaz gráfica.
7. Declaración e iniciación en 0 de las variables globales para medir:
 - a. La probabilidad de cambio de posiciones. Ver Ecuación 13
 - b. Cantidad o volumen de posiciones. Ver Ecuación 23
 - c. Valores esperados.
 - d. Variable de probabilidad.
 - e. Macrofactor económico.
 - f. Longitud de las series de tiempo.
 - g. Desviación de las series de datos. Ver Ecuación 17
 - h. Rango de las series de datos. Ver Ecuación 18
 - i. Función de rango re-escalado. Ver Ecuación 19
 - j. Coeficiente de Hurst para cada posición. Ver Ecuación 21
8. Iniciación del bucle de iteraciones del modelo.
9. Construcción de la matriz de vecindad.

⁶⁴ DUARTE Juan Benjamín y MASCAREÑAS Juan Manuel. Op. Cit.

⁶⁵ SIERRA Katherine, DUARTE Juan y RUEDA victor. Op. Cit.

10. Asignación de estados de vecindad para cada agente (i, j) . Ver Ecuación 12
11. Aplicación de probabilidad de cambio de posición. Ver Tabla 2
12. Cambio de posición para el agente en (i, j) en el momento (t)
13. Actualización de la interfaz gráfica.
14. Actualización de las variables definidas en el numeral 7.
15. Impresión de resultados
16. Finalización del algoritmo.

Ilustración 16 Diagrama del proceso para la construcción del MAC



5.4.1. Generalidades del Modelo Automata Celular Talero-Duarte-Sierra El modelo MAC parte de la construcción de un mercado bursátil en el que existe un

único tipo de agente, éste toma decisiones de acuerdo a su vecindad (ver Tabla 2) y la posición inicial en el momento (t), definida mediante una probabilidad de cambio descrita como una variable $P = \text{uniforme} [0,1]$, ésta es idéntica para todo el mercado. Entre más cercano a 1 sea su valor, la posición del agente se inclinará a imitar; caso contrario, entre más cercano a cero, el agente será adverso a la posición de sus vecinos.

Para el modelo desarrollado en MATLAB, la Ecuación 12 se puede representar gráficamente; cada color descrito en la Tabla 3 indica la posición o estado de cualquier agente durante la simulación. La cantidad total de agentes en el mercado simulado en cada iteración es de 2500, acorde al modelo descrito por Ying Fan en 2009; sin embargo, los cálculos son realizados con un $n = 50 * 50 - 99$ para facilitar su cómputo. Al comienzo de cada iteración, sus posiciones son distribuidas equitativamente (siguiendo una función de probabilidad uniforme), éstas se representan gráficamente en la Ilustración 17

Tabla 2 Representación gráfica de las posiciones de los agentes.



Color	Descripción
	Comprando una acción
	Reteniendo una acción
	Vendiendo una acción

5.4.2. Validación del Modelo Autómata Celular Se ejecuta el algoritmo con los parámetros descritos en el trabajo de investigación realizado por Ying Fan en 2009, luego se estima el Coeficiente de Hurst en las mismas longitudes promedio de ciclo para, finalmente, contrastar estadísticamente los resultados. Se desarrolla una

ANOVA de un único factor para definir si representan o no a una misma serie de tiempo (mediante su comportamiento *Hurstiano*)

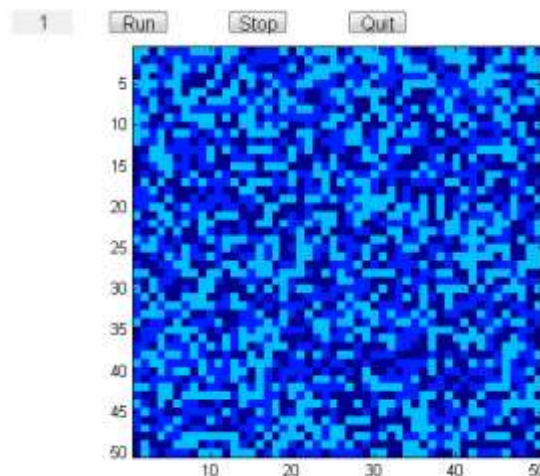
Ecuación 24 Hipótesis para validar el Modelo Autómata Celular

H0: La media resultante en cada modelo describe la misma población

H1: La media resultante en cada modelo no describe a la misma población

El análisis de varianza mostrado en la Tabla 4, indica que no se puede rechazar la hipótesis nula y, por tanto, ambos modelos describen a la misma población; se realiza la prueba de Tukey con el fin de corroborar los resultados de la ANOVA, el agrupamiento se describe en la Tabla 5. Los intervalos de confianza de cada nivel factorial se exponen en la Ilustración 18.

Ilustración 17 Representación gráfica de las posiciones de los agentes distribuidas uniformemente



Fuente: *Evaluación de las metodologías para la construcción de mercados artificiales*⁶⁶

⁶⁶ TALERO Leonardo, DUARTE Juan Benjamín, SIERRA Katherine, Evaluación de las metodologías para la construcción de mercados artificiales. En IV CONGRESO INTERNACIONAL DE FINANZAS:

Tabla 3 Análisis de varianza para la validación del Modelo Automata Celular

Fuente	GL	SC	MC	F	P
MAC	1	3,4	3,4	0,07	0,795
Error	8	372,8	46,6		
Total	9	376,1			

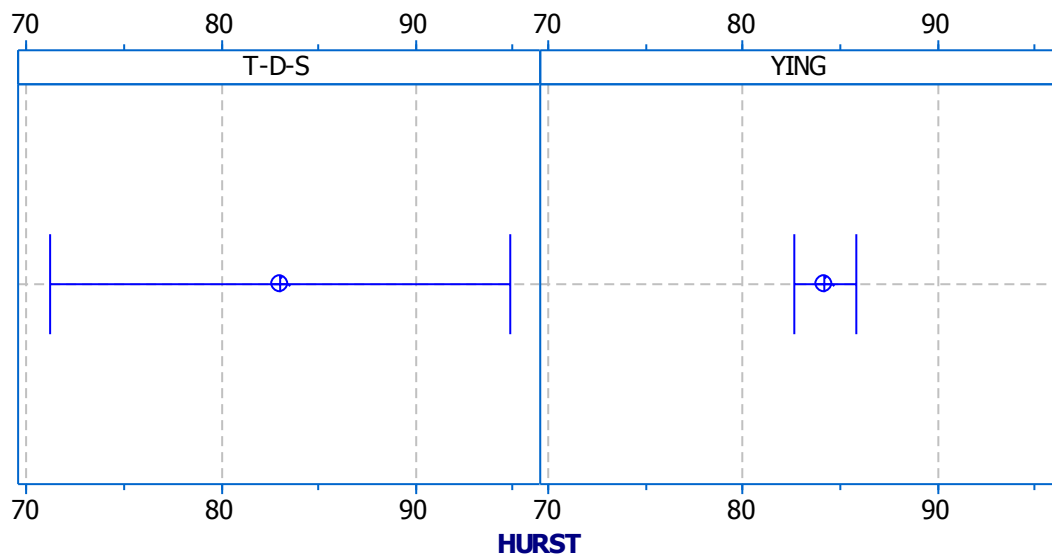
Tabla 4 Validación del Modelo Automata Celular mediante agrupación por la prueba de Tukey

MAC	N	Media	Desviación	Agrupación
YING	5	84	1,304	A
T-D-S	5	83	9,565	A

La posición de los agentes del Modelo Automata Celular T-D-S varía acorde a la matriz de transición ver Tabla 2. En cada iteración existe un cambio que parte de la distribución uniforme de posiciones a la acción final, dicho cambio se evidencia en el Anexo E Posición de los agentes al comienzo de t en el Modelo Automata Celular Base y Anexo F Posición de los agentes al final de t en el Modelo Automata Celular Base

5.4.3. Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio de posición individual En el trabajo realizado por Ying Fan en 2009, se aclara una particularidad del modelo; éste funciona bajo el supuesto especial en el que todos los agentes poseen un mismo comportamiento o tendencia a la imitación, dicha consideración se evidencia en la volatilidad del mercado simulado, bajo la perspectiva de las posiciones adoptadas por los agentes, ver Anexo E y Anexo F

Ilustración 18 prueba de Tukey para la validación del Modelo Autómata Celular mediante intervalos de confianza



Desv.Est. agrupada = 6,826
Variable de panel: CAM

La intención del modelo es verificar cómo fluye la información entre los agentes; luego entonces, el supuesto de una capacidad de imitación individual no altera el principio funcional y analítico del MAC, sólo favorece al estudio comportamental en el marco de la variabilidad individual. Durante la simulación; en cada iteración se calcula un valor $P(i, j, t)$ continuo y uniforme, comprendido en el dominio $[0, 1]$.

5.4.4. Modelo Autómata Celular influenciado por el macrofactor económico

Una vez estudiado el efecto de la probabilidad de imitación individual $P(i, j, t)$ y validar el flujo de información en el MAC, se añade un comportamiento global el cual, por ende, altera la tendencia a Comprar, Retener o Vender. El macrofactor económico o Mf , busca representar el dinamismo de la economía en un mercado en constante oferta y demanda; sin embargo, dicho valor se aleja de los factores

tradicionales expuestos en la teoría macroeconómica, debido a que su iteración es diaria.

La información generada por el Mf se divide en dos grupos:

1. Información positiva. Para este escenario, las posiciones de los agentes tenderán hacia la imitación de su vecindad o hacia el estado más cercano a ellos.
2. Información negativa. Para este escenario, las posiciones de los agentes tenderán lo opuesto de su vecindad.

El Mf se considera positivo cuando su valor se encuentra entre $[0.5, 1]$, y su contraparte en el dominio $[0, 0.5)$ la posibilidad de estar en cualquier valor del dominio se distribuye uniformemente. Un análisis de escenarios se puede apreciar en la Tabla 6

Tabla 5 Posiciones de los agentes basados en su vecindad e influenciados por $P(i,j,t)$ y Mf

		Mf									
		0			0,5			1			
		Comprar	Retener	Vender	Comprar	Retener	Vender	Comprar	Retener	Vender	
P	0	Comprar	0%	50%	50%	0%	25%	75%	100%	0%	0%
		Retener	50%	0%	50%	25%	0%	75%	100%	0%	0%
		Vender	50%	50%	0%	25%	25%	50%	100%	0%	0%
	0,5	Comprar	50%	25%	25%	50%	13%	38%	100%	0%	0%
		Retener	25%	50%	25%	13%	50%	38%	50%	50%	0%
		Vender	25%	25%	50%	0%	0%	100%	50%	0%	50%
	1	Comprar	100%	0%	0%	100%	0%	0%	100%	0%	0%
		Retener	0%	100%	0%	0%	100%	0%	0%	100%	0%
		Vender	0%	0%	100%	0%	0%	100%	0%	0%	100%

5.4.5. Modelo autómatas celular con agentes racionales El modelo propuesto por Ying Fan en 2009, estudia la complejidad del mercado bursátil mediante el flujo de información en el MAC, dando como resultado series de datos persistentes, con tendencia a la réplica y baja eficiencia. Un panorama netamente conductual en el que los posibles cambios en las posiciones de los inversores dependen de una capacidad de imitación y la configuración probabilística de la vecindad; en aras de estudiar el comportamiento de un mercado simulado con conducta racional, se modela un nuevo tipo de agente, el cual, tomará sus decisiones sin importar la configuración espacial de su vecindad.

El agente racional modelado, tomará la información del estado de la economía (basada en el comportamiento iterativo del mercado virtual), a la cual todos tendrán el mismo acceso. Como parámetro de decisión se desarrolla una adaptación de los filtros de Alexander. Ver Ecuación 25, teniendo en cuenta que en el MAC el filtro se comparará con un incremento o decremento porcentual $z\%$ en la posible compra.

Ecuación 25 Filtro de Alexander adaptado al Modelo Autómata Celular

$$z\% = \left\| \frac{\#Agentes comprando}{\#Agentes comprando + \#Agentes vendiendo} - 0.5 \right\|$$

El cambio en posición de un agente racional se relaciona con la información – gratuita y de calidad-, se define entonces el macrofactor económico o el estado general de la economía como una variable calculada a partir de la dinámica del MAC, Este Mf funciona como un símil, teniendo en cuenta que no representa el comportamiento económico global de una región –como un macrofactor real-, mas sirve para analizar la tendencia probable al cambio. Como el Mf se estima para

cada iteración, se puede relacionar con el número de transacciones realizadas durante el día anterior.⁶⁷ Cuando $Mf \geq 0.5$ la economía se considera al alza.

Ecuación 26 Macrofactor adaptado al Modelo Autómata Celular

$$Mf = \frac{\#Agentes\ comprando}{\#Agentes\ comprando + \#Agentes\ vendiendo}$$

La matriz general de transferencia de posiciones, basada en el estado de la economía y el filtro de decisión, se evidencia en la Tabla 6 Matriz de transferencia de posiciones para agentes racionales, donde $f\%$ simboliza el valor del filtro de Alexander. Según el estado de la economía, el agente puede cambiar o no de posición; sin embargo, de hacerlo, dicho cambio será siempre a la posición más cercana.

Tabla 6 Matriz de transferencia de posiciones para agentes racionales

Macrofactores	Posición vecindad	Transferencia de Posiciones		
		Comprar	Retener	Vender
Información positiva	Comprar	$z \% \geq f\%$	$z \% < f\%$	0
	Retener	$z \% > f\%$	$z \% = f\%$	$z \% < f\%$
	Vender	0	$z \% > f\%$	$z \% \leq f\%$
Información negativa	Comprar	$z \% \leq f\%$	$z \% > f\%$	0
	Retener	$z \% < f\%$	$z \% = f\%$	$z \% > f\%$
	Vender	0	$z \% > f\%$	$z \% \leq f\%$

⁶⁷ Variable de salida en Bloomberg.

5.4.6. Modelo Autómata Celular conductual influenciado por el macrofactor económico colombiano

El modelo general descrito por Ying Fan en 2009, es genérico y buscaba solamente el estudio del flujo de la información entre agentes, sin que existiera un factor externo o general que afectara su cambio de posiciones. Para configurar el modelo con parámetros colombianos; se toma una serie financiera que represente el dinamismo del mercado nacional – COLCAP-, y se acomoda al modelo. Para ello se consideran dos variantes:

1. Las rentabilidades del indicador financiero son suavizadas logarítmicamente y estandarizadas entre $[0, 1]$ con el fin de crear un vector de valores financieros reales, éste es adaptado al MAC para acompañar en cada iteración a la simulación. El vector resultante se observa en la Ilustración 19
2. Las rentabilidades del indicador financiero son analizadas en su conjunto mediante sus características estadísticas descriptivas y generando una función de probabilidad, ésta se estandariza en el dominio $[0, 1]$; la distribución de probabilidades se observa en la Ilustración 20; por otra parte, Las estadísticas descriptivas de las rentabilidades del indicador se evidencian en el Anexo G Estadísticas descriptiva del COLCAP entre el 02/01/2012 al 16/09/2015

Ilustración 19 Modelo ajustado de la serie de rentabilidades COLCAP

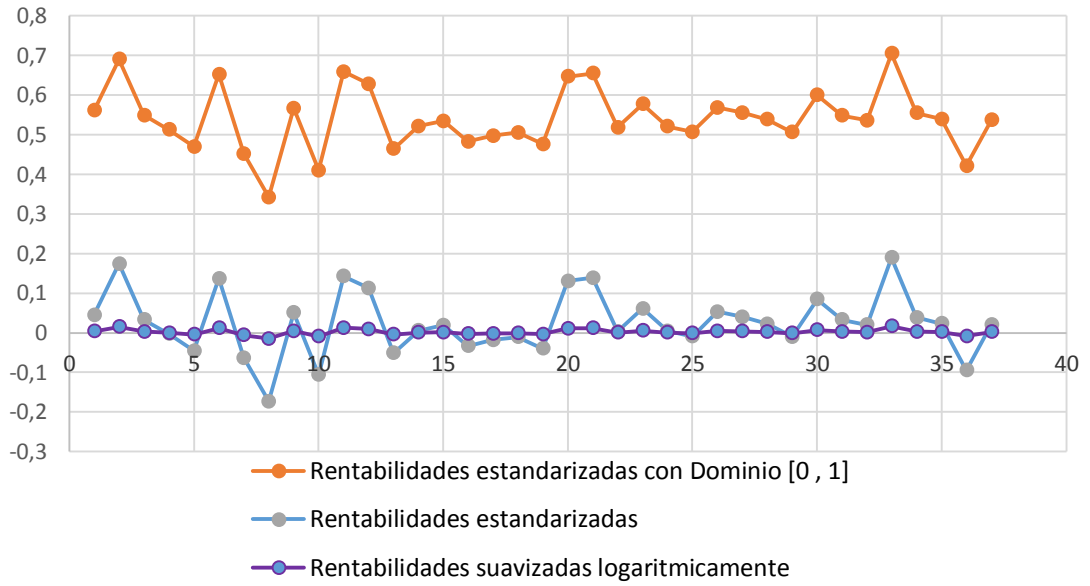
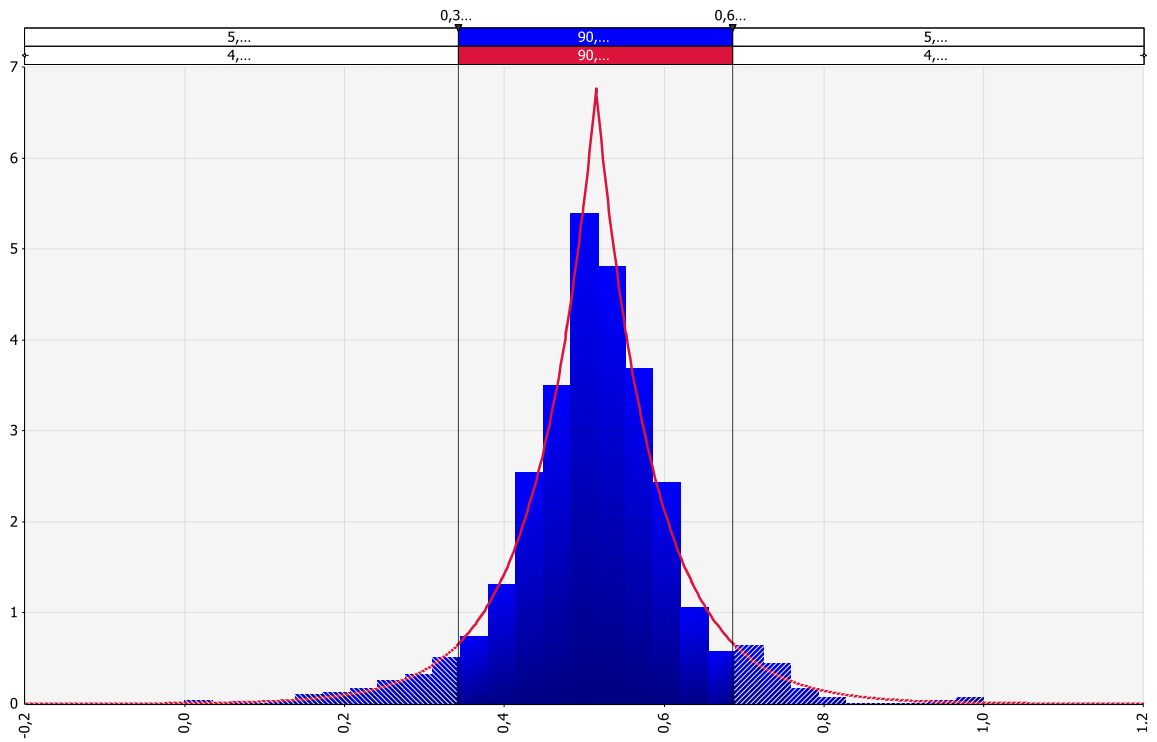


Ilustración 20 Distribución de probabilidad del modelo ajustado de la serie de rentabilidades COLCAP



5.4.7. Modelo Autómata Celular con agentes racionales y conductuales La hipótesis de finanzas conductuales, plantea que, en un mercado deben existir agentes que toman sus decisiones basados en la experiencia, conocimiento y diversos factores psicológicos, en contraste con la hipótesis de eficiencia del mercado. Se diseña un MAC en el que existen tanto un comportamiento conductual como racional, con el fin de estudiar la memoria o fractalidad de las posiciones adoptadas por éstos. Como diseño base, la disposición de agentes es equitativa e intercalada, permitiendo que las acciones de los inversores conductuales se vean afectadas por la naturaleza del mercado y el comportamiento de sus pares racionales. La organización se aprecia en la Ilustración 21 y las características de los agentes en la Tabla 8.

Tabla 7 Descripción de la distribución de agentes racionales y conductuales en el modelo mixto



Color	Descripción
	Agente Conductual afectado por la posición de sus vecinos y el comportamiento del macrofactor económico
	Agente racional afectado por el comportamiento del macrofactor económico y su filtro de decisión

Ilustración 21 Distribución base de los agentes conductuales y racionales



5.4.8. Generación de precios y el Modelo Autómata Celular El modelo Autómata Celular expuesto por Ying Fan en 2009, tiene un enfoque netamente conductual, estudiado bajo la fractalidad de las series de tiempo y las posiciones adoptadas por los agentes, éstos, interactúan durante cada iteración y la memoria de la serie parte del cambio de posiciones, dicho cambio está sujeto a las reglas observadas en la Tabla 2 Matriz de transferencia de posiciones para agentes conductuales y la configuración aleatoria del momento t . Por otra parte, al modelar agentes racionales se diseñó una adaptación de los filtros de Alexander (ver Ecuación 25) sin tener en cuenta el precio, ya que éstos no se generaban en el modelo de Ying Fan.

En la realidad, las posiciones adoptadas por los agentes están afectadas por elementos del pasado como el comportamiento de una serie financiera, noticias económicas y demás; por ende, el modelamiento de precios se puede analizar en paralelo con los cambios de posiciones de los Modelos CAM diseñados, mediante su memoria o fractalidad.

Se diseña un generador de precios, éste se basa en el Trabajo de grado para obtener el título de Doctor en la *Erasmus University Rotterdam*, del Ph.D Lovric Milan. El generador será estudiado bajo la perspectiva de memoria en su serie de datos financieros y comparado con la memoria del cambio de posiciones de los modelos anteriormente descritos. El pseudo código descrito por MILAN, se encuentra en el Anexo C. El comportamiento gráfico del algoritmo desarrollado está evidenciado en la Ilustración 22, la gráfica de distribución de rentabilidades y las estadísticas descriptivas se evidencian en la Ilustración 23 y el Anexo D Estadísticas descriptivas para el generador de precios por Lovric Milan

Ilustración 22 Comportamiento de los precios a partir del generador propuesto por Lovric Milan

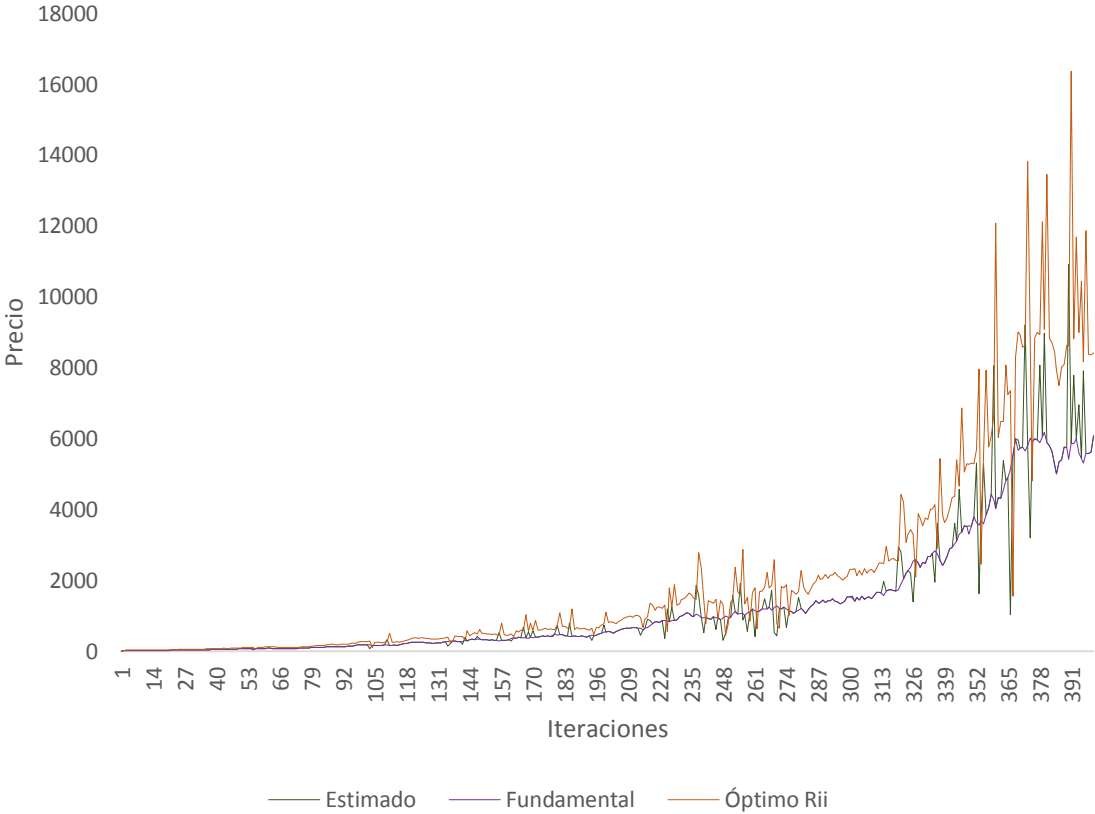
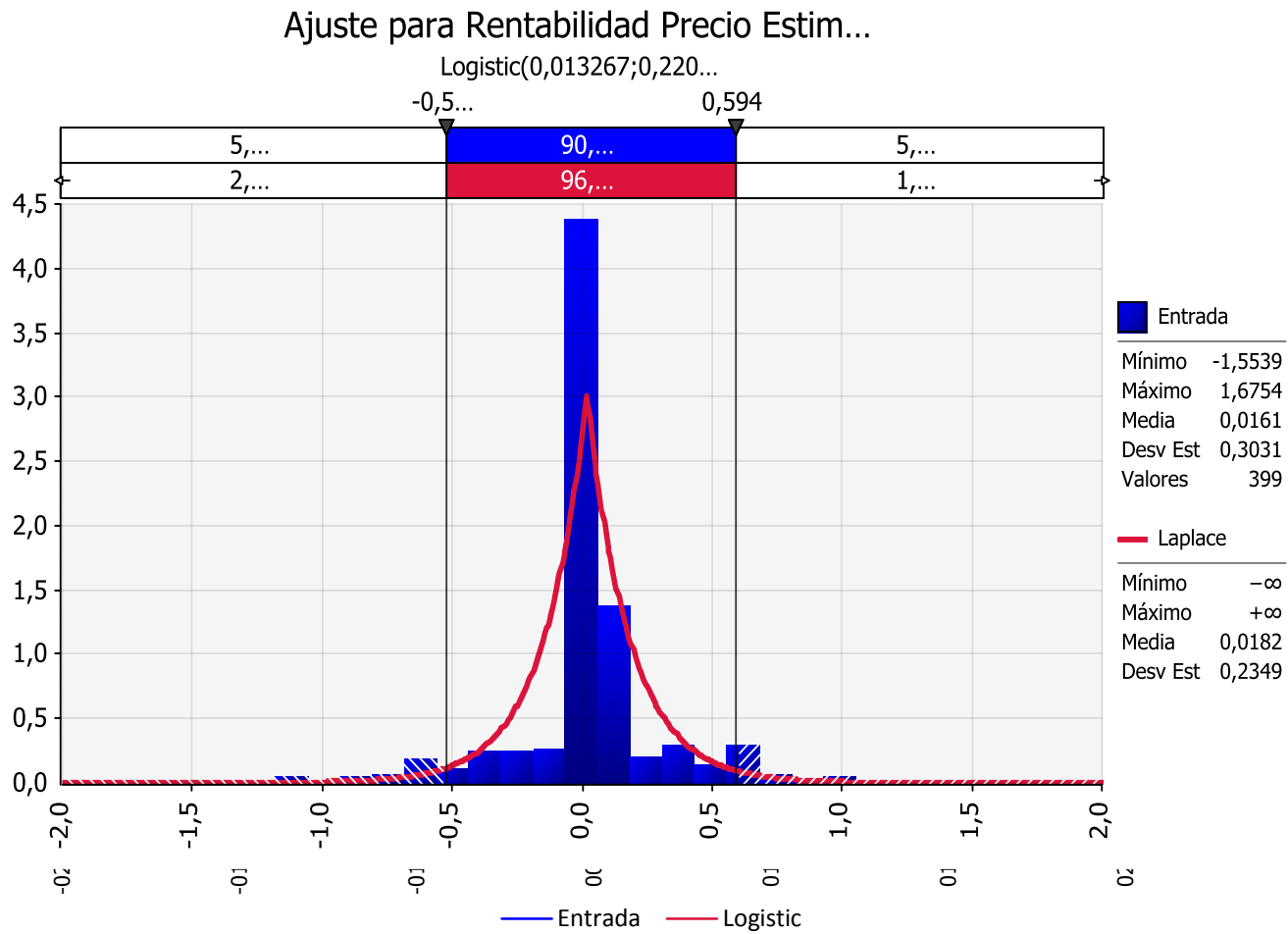
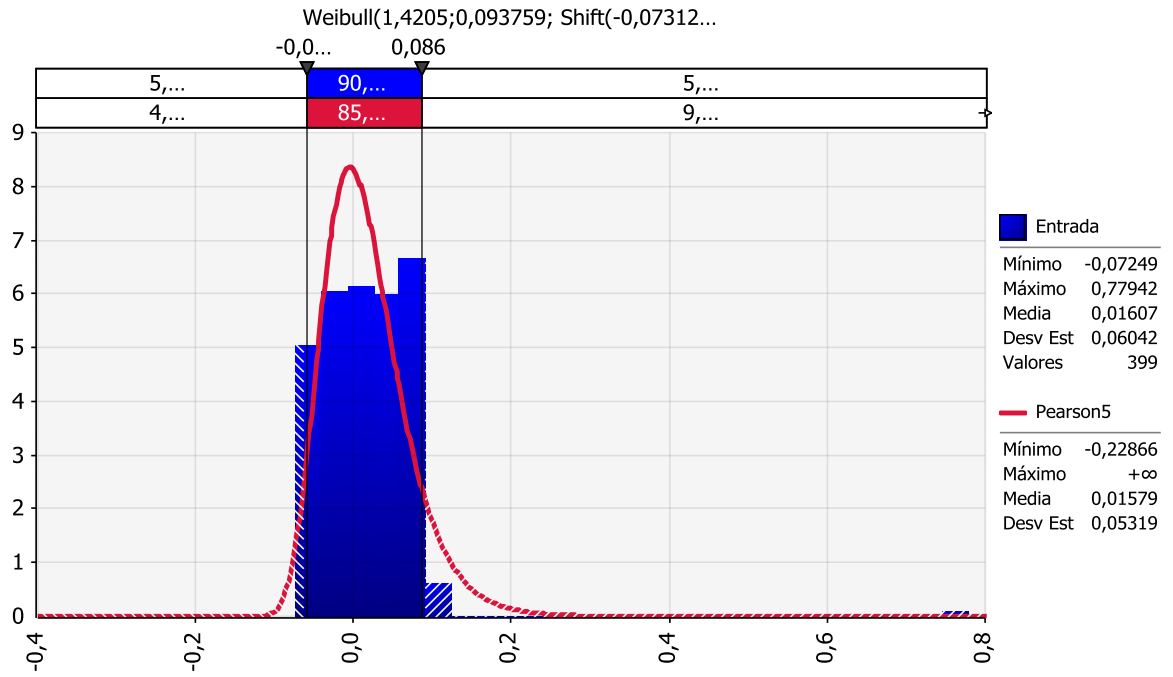


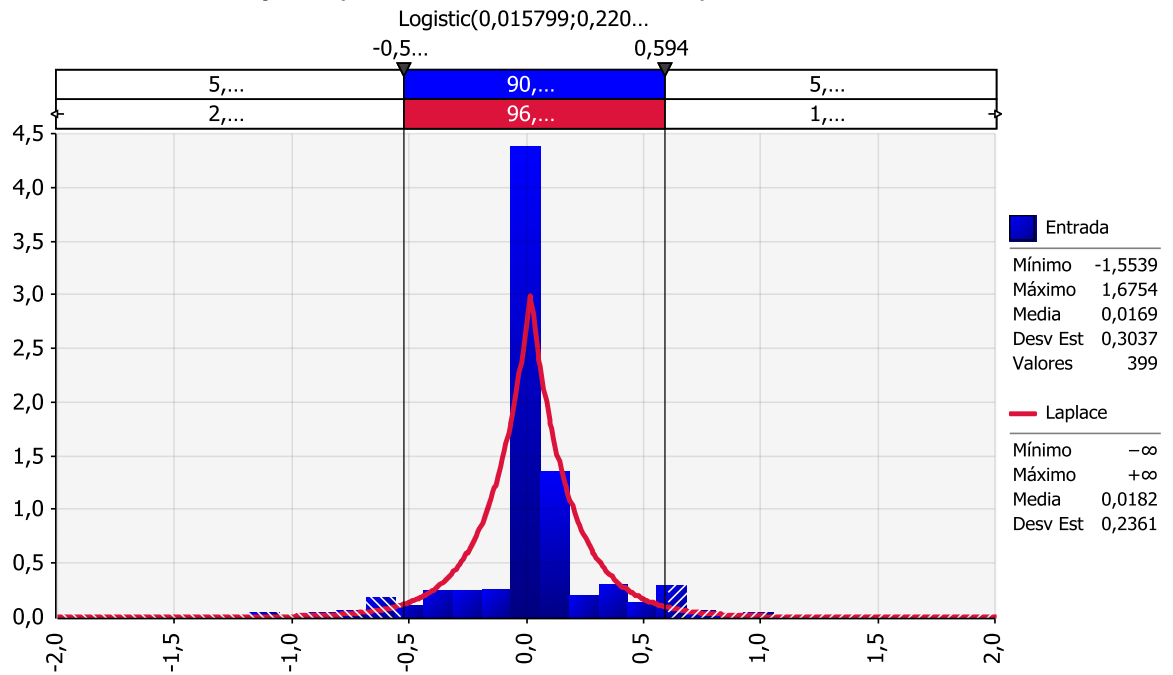
Ilustración 23 Ajustes de distribución de las rentabilidades del generador propuesto por Lovric Milan



Ajuste para Rentabilidad Precio Fundamen...



Ajuste para Rentabilidad Precio Óptimo...



6. COMPROBACIÓN LA TEORÍA DE FINANZAS CONDUCTUALES EN EL MERCADO BURSÁTIL DE COLOMBIA MEDIANTE LA SIMULACIÓN DE MERCADOS ARTIFICIALES.

6.1. SIMULACIÓN DE LAS VARIANTES DEL MODELO AUTÓMATA CELULAR

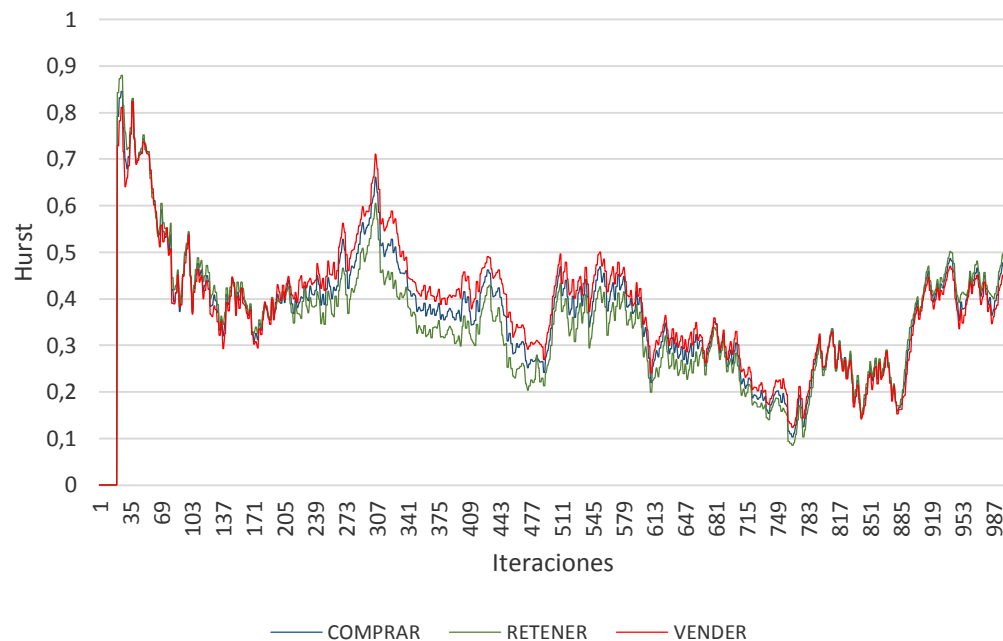
El estudio de la memoria en las series financieras a partir de las posiciones, se realiza mediante la estimación del coeficiente de Hurst en una longitud de ciclo $L = 29$; sin embargo, la experimentación abarcó un número de iteraciones mayor con $N = 1000$ con el fin de estudiar el comportamiento de la memoria en el tiempo.

Para cada variante del modelo se realiza un análisis estadístico descriptivo de las posiciones adoptadas por los diversos agentes y el comportamiento del coeficiente de Hurst.

6.1.1. Simulación del Modelo Autómata Celular con p individual

La implementación del cambio de posición individual, permite generar diferencias en la tendencia del coeficiente de Hurst (ver ilustración 24); conducta explicada por Ying Fan, quien expone que, transcurrido n iteraciones se perderá la información inicial de la memoria o auto correlación, presentando una transformación en su comportamiento, pasando de una serie antipersistente a caótica y, por tanto, eficiente. En esta variante del modelo, el coeficiente disminuye con una tendencia aleatoria, recuperando la memoria y adquiriendo diferentes valores, siendo incluso persistente en diversas etapas, evidenciando la posibilidad de que la serie almacene memorias de diferentes longitudes en el tiempo.

Ilustración 24 Comportamiento del coeficiente de Hurst en el tiempo para el Modelo Autómata Celular con probabilidad de cambio individual

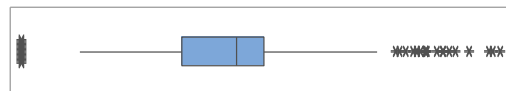
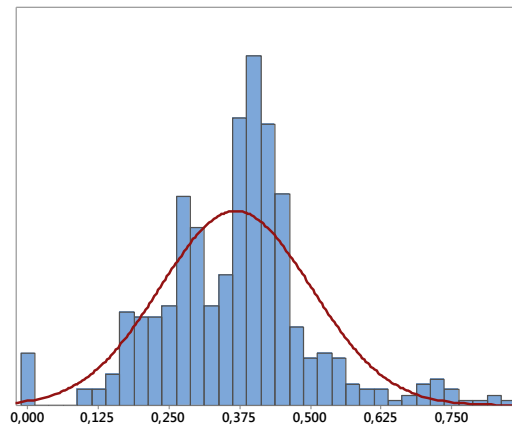


El nivel de fractalidad estimado para las diversas posiciones en esta variante al igual que el modelo original presenta una correlación positiva fuerte en sus coeficientes de Hurst.

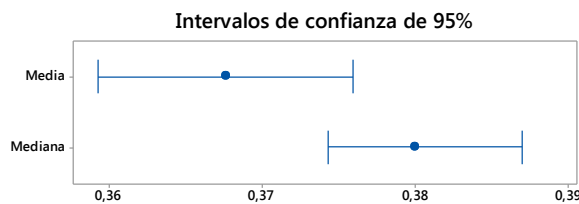
Tabla 8 Correlación del Hurst estimado para diferentes posiciones para un Modelo Autómata Celular con probabilidad de cambio individual.

	<i>COMPRAR</i>	<i>RETENER</i>	<i>VENDER</i>
COMPRAR	1		
RETENER	0,98101564	1	
VENDER	0,98552652	0,93550946	1

Ilustración 25 Estadísticas descriptivas para el coeficiente de Hurst en la posición Comprar



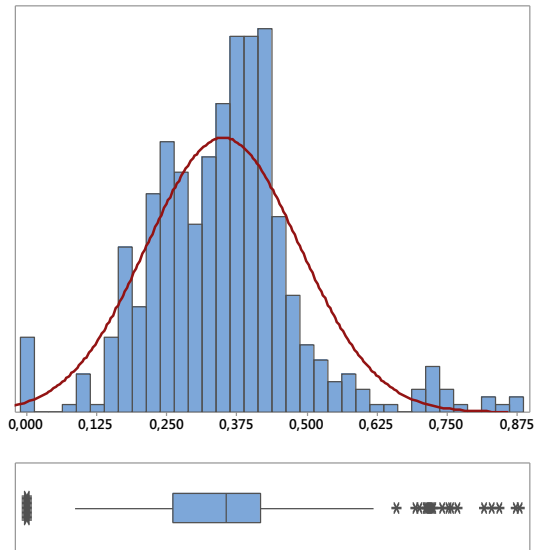
Prueba de normalidad de Anderson-Darling	
A-cuadrado	11,38
Valor p	<0,005
Media	0,36761
Desv.Est.	0,13394
Varianza	0,01794
Asimetría	0,30506
Curtosis	1,61144
N	1001
Mínimo	0,00000
1er cuartil	0,28326
Mediana	0,37997
3er cuartil	0,42827
Máximo	0,84630
Intervalo de confianza de 95% para la media	
	0,35930 0,37592
Intervalo de confianza de 95% para la mediana	
	0,37431 0,38699
Intervalo de confianza de 95% para la desviación estándar	
	0,12832 0,14008



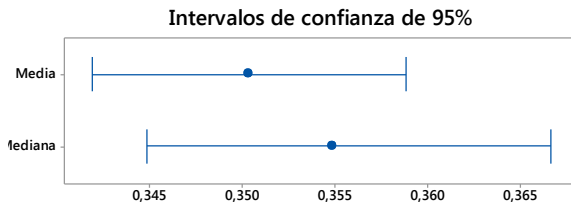
Si bien existe un alto nivel de correlación en la memoria, los histogramas de frecuencia, para cada posición exponen un comportamiento diferente; ver Ilustración 25 Estadísticas descriptivas para el coeficiente de Hurst en la posición Comprar, Ilustración 26 Estadísticas descriptivas para el coeficiente de Hurst en la posición Retener e Ilustración 27 Estadísticas descriptivas para el coeficiente de Hurst en la posición Vender

Según dichos histogramas, los estados de Comprar y Vender, presentan similitud en la agrupación de sus datos; pero, al carecer de una tendencia central, ningún coeficiente en el tiempo adquiere un comportamiento probabilístico Normal.

Ilustración 26 Estadísticas descriptivas para el coeficiente de Hurst en la posición Retener



Prueba de normalidad de Anderson-Darling	
A-cuadrado	10,26
Valor p	<0,005
Media	0,35034
Desv.Est.	0,13675
Varianza	0,01870
Asimetría	0,58807
Curtosis	2,04476
N	1001
Mínimo	0,00000
1er cuartil	0,25971
Mediana	0,35487
3er cuartil	0,41718
Máximo	0,88049
Intervalo de confianza de 95% para la media	
	0,34186 0,35882
Intervalo de confianza de 95% para la mediana	
	0,34482 0,36666
Intervalo de confianza de 95% para la desviación estándar	
	0,13101 0,14302



Todas las posiciones iniciales de las diversas variantes al modelo, presentan la variabilidad de la ilustración 28, repartidas uniformemente entre los tres posibles estados iniciales; una vez ejecutado el algoritmo, se observa que al implementar una probabilidad de cambio individual, la matriz de transferencia de posiciones favorece Comprar, ésta presenta un grado de correlación positivo débil con respecto a sus complementos; (ver Tabla 10). La agrupación de datos de las tres posiciones finales presenta una cercanía a la distribución estadística Normal, sólo la posición de Vender tuvo un P valor inferior al 0.05, con $Pvalor = 0.046$.

La variabilidad en las posiciones de este modelo disminuye significativamente con respecto al original, teniendo en cuenta el comportamiento de sus frecuencias (ver Ilustración 30 Resumen gráfico estadístico de las posiciones finales para el Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual).

Ilustración 27 Posiciones iniciales para el Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual

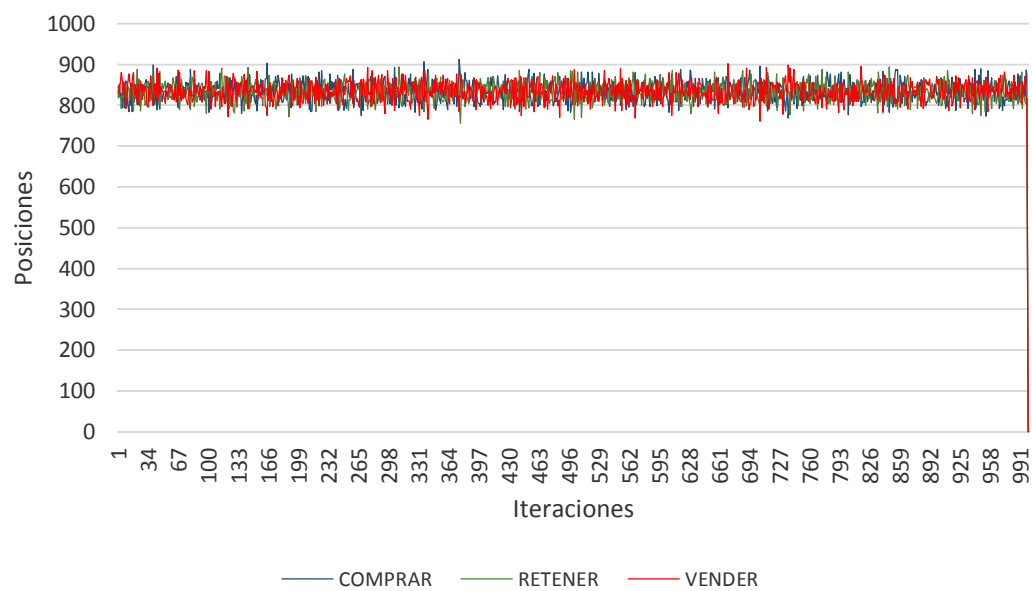
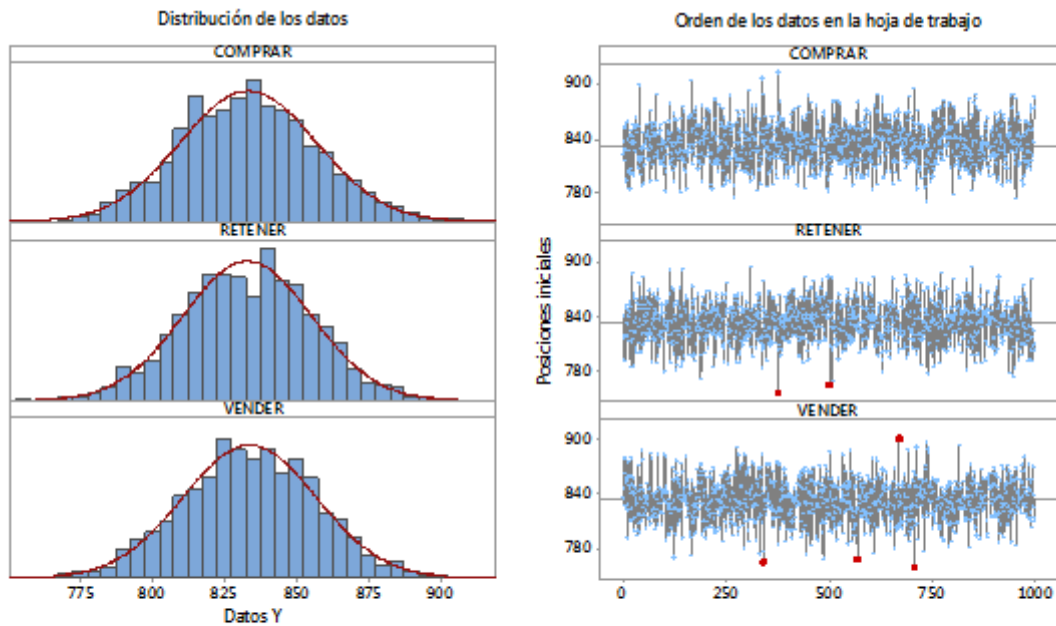


Tabla 19. Correlación de las diferentes posiciones para un Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual.

	COMPRAR	RETENER	VENDER
COMPRAR	1		
RETENER	- 0,53433207	1	
VENDER	- 0,56674118	- 0,39359032	1

Ilustración 28 Resumen gráfico estadístico de las posiciones iniciales para el Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual



Grupo	N	Media	IC 95%	Desv.Est.	IC 95%	Mín.	Mediana	Máx.	Prueba de normalidad	
									P	Decisión
COMPRAR	999	833,31	(831,84, 834,77)	23,649	(22,655, 24,734)	769	833	913	0,149	Pasa
RETENER	999	832,94	(831,55, 834,33)	22,343	(21,405, 23,369)	756	833	894	0,246	Pasa
VENDER	999	833,76	(832,31, 835,20)	23,249	(22,272, 24,316)	760	834	902	0,574	Pasa

Ilustración 29 Posiciones finales para el Modelo Autómata Celular con probabilidad de cambio individual

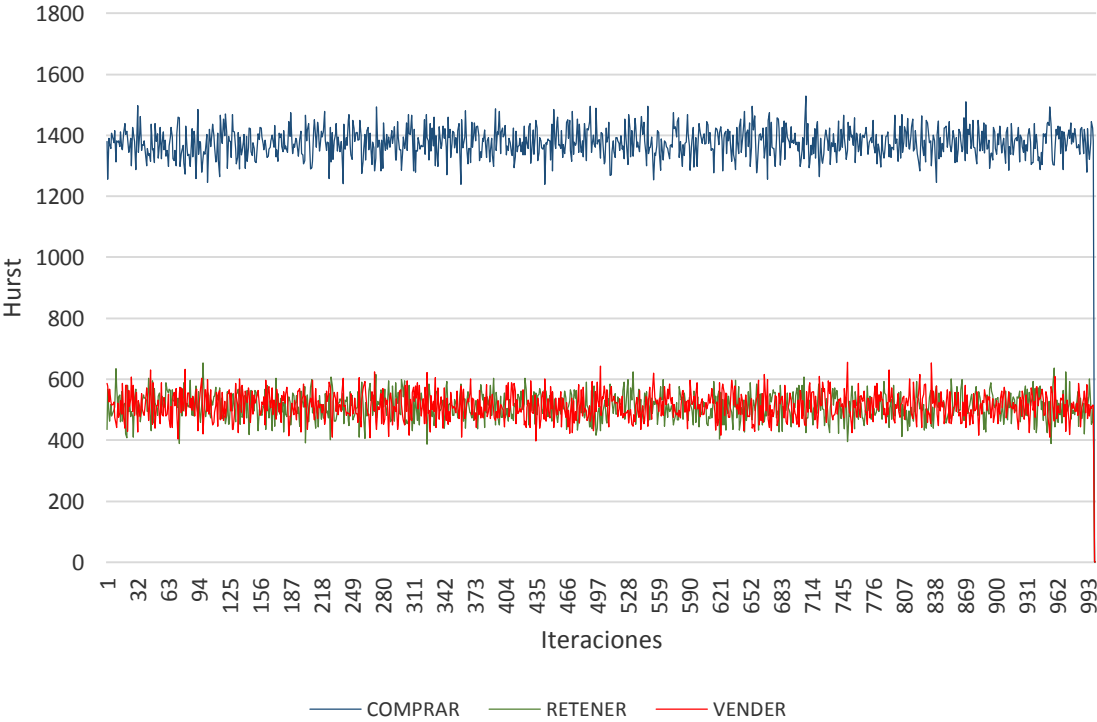
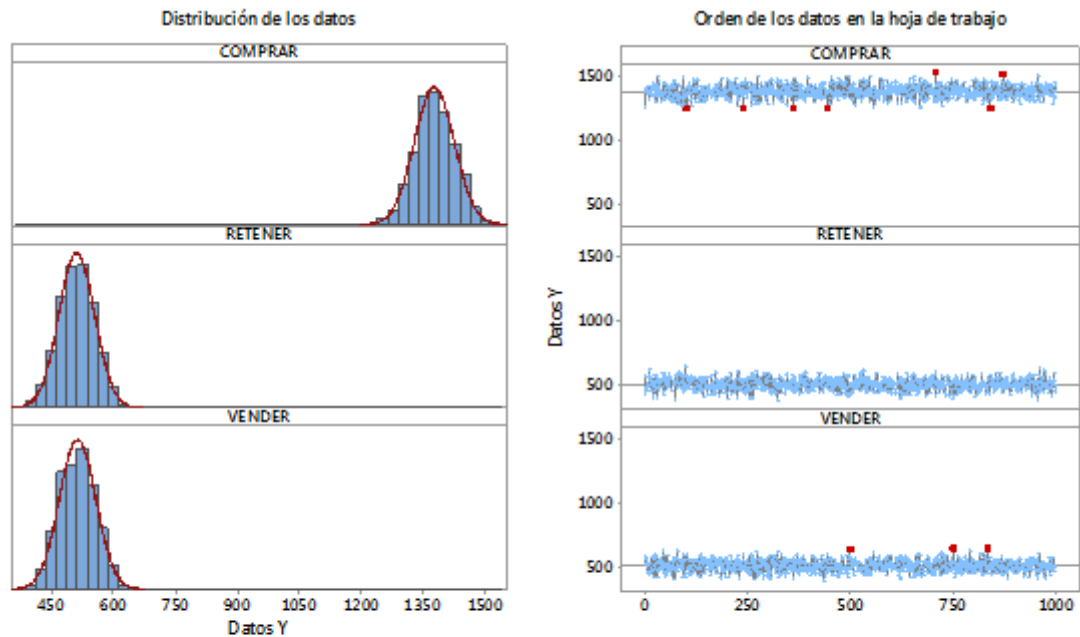


Ilustración 30 Resumen gráfico estadístico de las posiciones finales para el Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual



Grupo	N	Media	IC 95%	Desv.Est.	IC 95%	Mín.	Mediana	Máx.	Prueba de normalidad	
									P	Decisión
COMPRAR	999	1376,0	(1373,0. 1379,0)	48,040	(46,022. 50,244)	1239	1375	1528	0,528	Pasa
RETENER	999	511,48	(508,81. 514,15)	43,055	(41,246. 45,031)	386	512	654	0,631	Pasa
VENDER	999	513,55	(510,80. 516,29)	44,172	(42,317. 46,199)	397	513	655	0,046	No pasa

6.1.2. Simulación del Modelo Automata Celular influenciado por el macrofactor económico Para esta variante, el comportamiento de la fractalidad o memoria en la serie de datos presenta un estado diferente puesto que, los valores máximos de persistencia no se presentan en la longitud del periodo original. Ver Ilustración 32 Esto se debe a que el macrofactor favorece el dinamismo del mercado y la tendencia a la posición Comprar. Ver Tabla 6 Posiciones de los agentes basados en su vecindad e influenciados por $P(i,j,t)$ y M_f .

Existen además valores atípicos a lo largo de la serie, presentando una tendencia decreciente, ésta se puede relacionar con el efecto que tiene el macrofactor al

influenciar el cambio de estado de todos los agentes a la vez, en cada iteración (comportamiento similar al de cambio de posición global). Sigue presentándose una correlación entre las tres posiciones ver Tabla 11.

Ilustración 31 Comportamiento del coeficiente de Hurst en el tiempo para el Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual y macrofactor

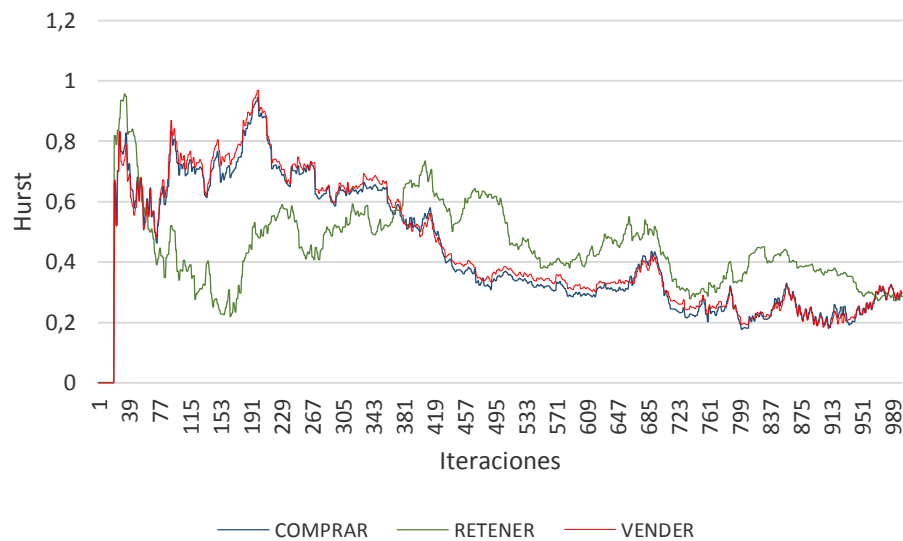
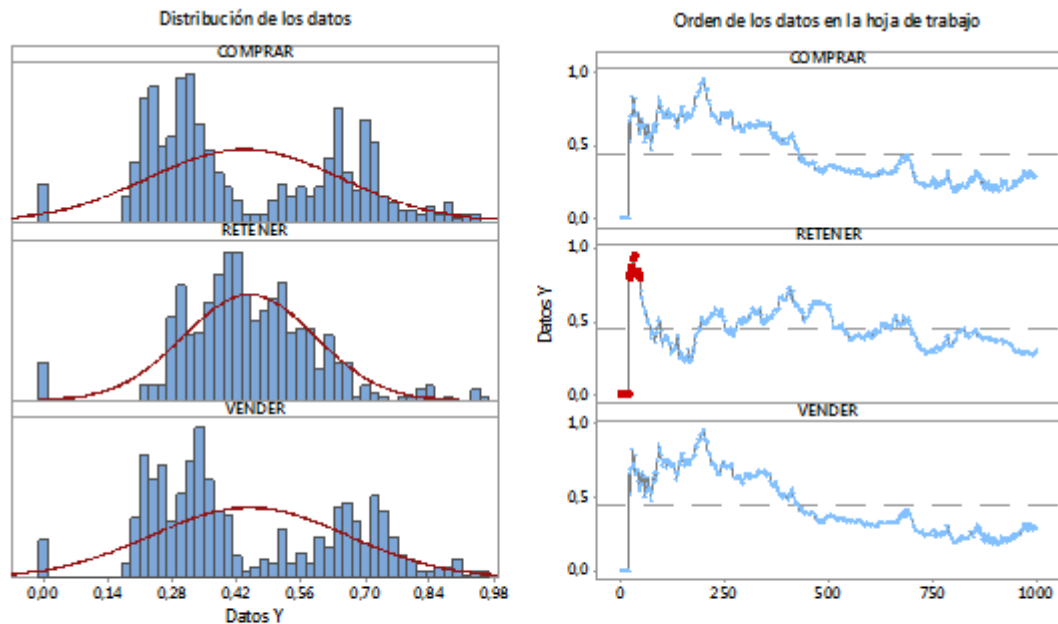


Tabla 20. Correlación del Hurst estimado para diferentes posiciones para un Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual y macrofactor.

	<i>COMPRAR</i>	<i>RETENER</i>	<i>VENDER</i>
<i>COMPRAR</i>	1		
<i>RETENER</i>	0,44024775	1	
<i>VENDER</i>	0,99666926	0,40619644	1

Ilustración 32 Resumen gráfico del coeficiente de Hurst para el Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual y macrofactor



Grupo	N	Media	IC 95%	Desv.Est.	IC 95%	Mín.	Mediana	Máx.	Prueba de normalidad	
									P	Decisión
COMPRAR	1001	0.43719	(0.4243. 0.4501)	0.20804	(0.1993. 0.2176)	0	0.35244	0.94617	<0.005	No pasa
RETENER	1001	0.44774	(0.4389. 0.4566)	0.14291	(0.1369. 0.1495)	0	0.43375	0.95722	<0.005	No pasa
VENDER	1001	0.44822	(0.4350. 0.4614)	0.21260	(0.2087. 0.2223)	0	0.36547	0.96798	<0.005	No pasa

El mercado virtual al final de las iteraciones presenta un comportamiento volátil en el que el cambio de posición es drástico hacia Comprar, existiendo un nivel de correlación negativo entre ésta y las otras posiciones. (Ver Tabla 12) La variabilidad del estado Retener disminuye, reflejado en un alto grado de curtosis. Las posiciones de Comprar y Vender, presentan gran variabilidad, complementándose en su forma Bimodal ver Ilustración 35.

Ilustración 33 Posiciones finales para el Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual y macrofactor

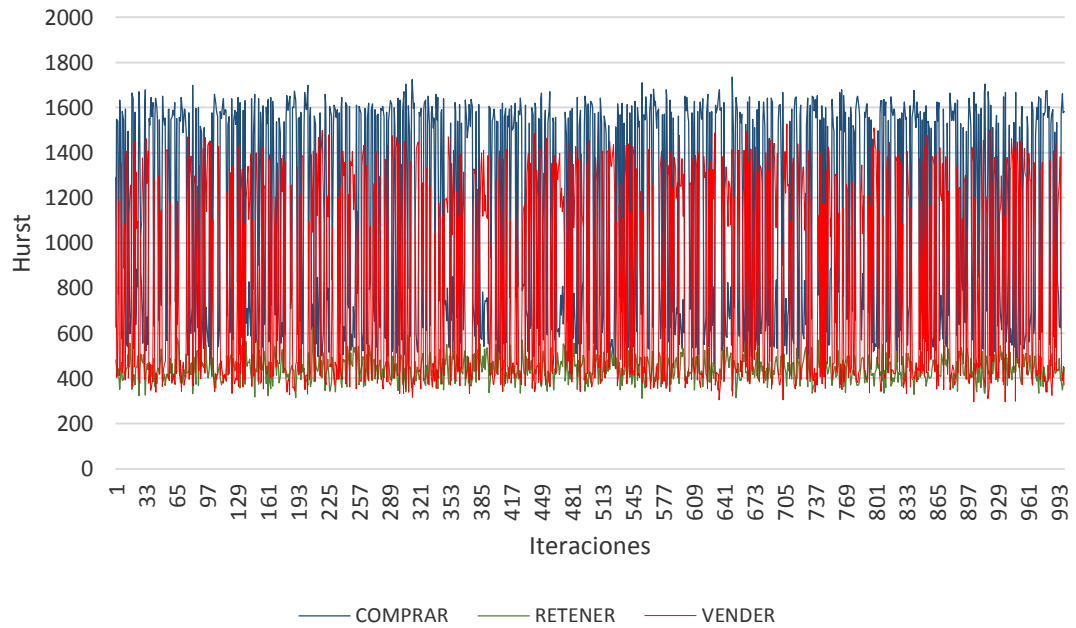
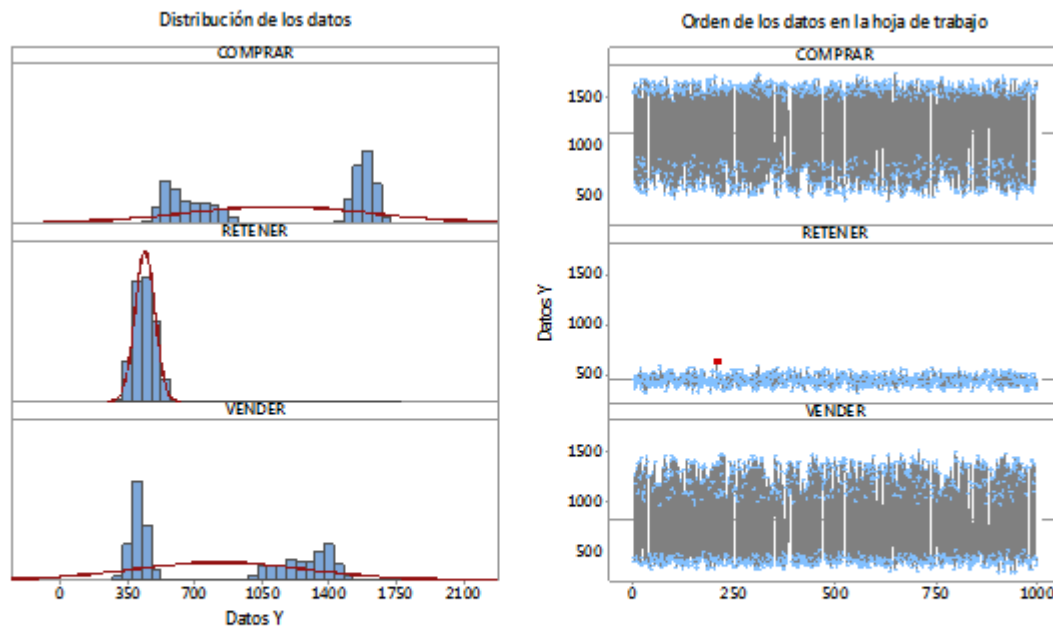


Tabla 11. Correlación de las diferentes posiciones para un Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual y macrofactor.

	<i>COMPRAR</i>	<i>RETENER</i>	<i>VENDER</i>
COMPRAR	1		
RETENER	-0,5995448	1	
VENDER	-0,99558404	0,52176558	1

Ilustración 34 Resumen gráfico estadístico de las posiciones finales para el Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual y macrofactor



Grupo	N	Media	IC 95%	Desv.Est.	IC 95%	Mín.	Mediana	Máx.	Prueba de normalidad	
									P	Decisión
COMPRAR	999	1132,5	(1103,2. 1161,9)	472,42	(45257. 494,10)	450	1488	1736	<0,005	No pasa
RETENER	999	439,73	(436,50. 442,96)	51,985	(49,802. 54,371)	312	434	623	<0,005	No pasa
VENDER	999	828,72	(801,21. 856,24)	443,21	(42459. 463,55)	296	483	1526	<0,005	No pasa

6.1.3. Simulación del Modelo Automata Celular con agentes racionales Para esta variante del modelo se construyen dos escenarios teniendo en cuenta la fórmula descrita en la Ecuación 26 en ésta, el macrofactor es estimado de forma similar al cálculo del filtro de Alexander adaptado. Como ambos elementos afectan la decisión de los agentes y existe una relación entre ambas ecuaciones se genera, por ende, un refuerzo para el cambio de posición. Se desarrolla una simulación extra, en la cual, el macrofactor económico o tendencia del mercado es independiente de los estados iniciales de los diversos agentes y se comporta como una distribución uniforme continua con dominio comprendido entre $[0, 1]$

Al anular la probabilidad de imitación, permitiendo que el cambio de posición se deba a un ejercicio racional y, modelando la tendencia de la economía como variables independientes; una correlación positiva se evidencia en sus estados. (Ver Tabla 13), la memoria de una serie racional en sus diversas posiciones es similar, con tendencia a la eficiencia; sin embargo, existe un punto de inflexión, para el cual, el coeficiente de Hurst alcanza su valor mínimo, indicando una memoria con diferente longitud de ciclo al original

Ilustración 35 Comportamiento del coeficiente de Hurst en el tiempo para el Modelo Autómata Celular racional y macrofactor distribuido uniformemente

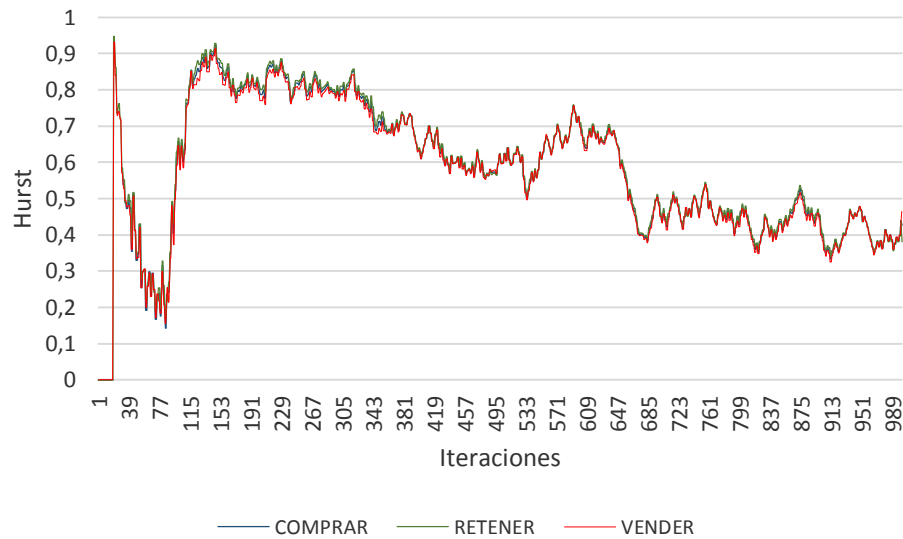
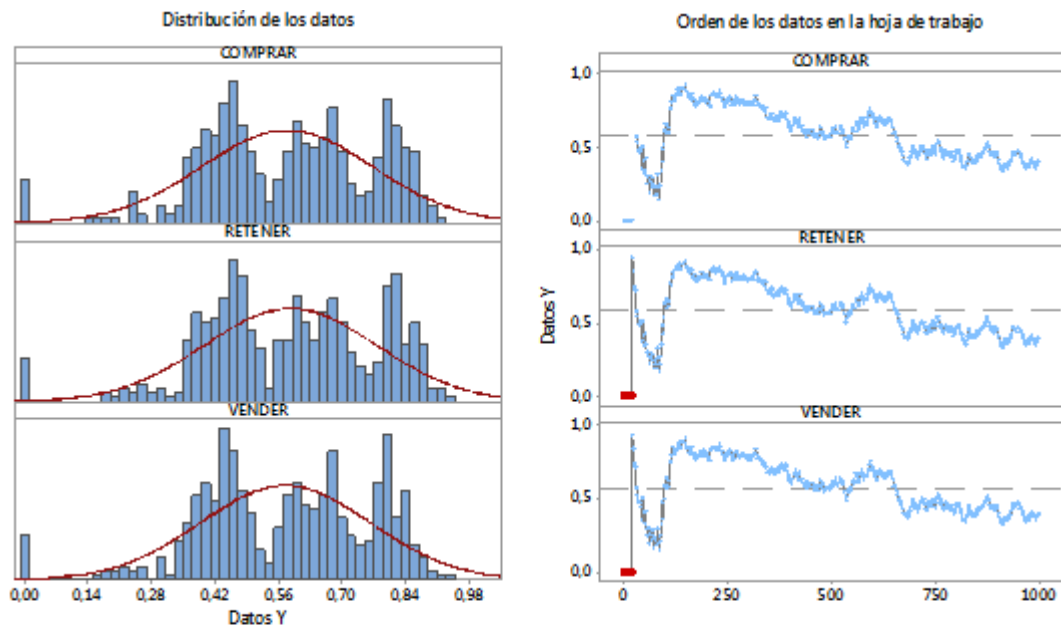


Tabla 32. Correlación del Hurst estimado para diferentes posiciones para un Modelo Autómata Celular racional y macrofactor distribuido uniformemente.

	<i>COMPRAR</i>	<i>RETENER</i>	<i>VENDER</i>
COMPRAR	1		
RETENER	0,9995834	1	
VENDER	0,99958223	0,99859734	1

A pesar de existir una fuerte tendencia a la aleatoriedad, el coeficiente de Hurst en sus diferentes posiciones no logra presentar un comportamiento estadístico Normal. El cambio drástico de posiciones al final de las iteraciones, se agrupa en torno a dos modas.

Ilustración 36 Resumen gráfico del coeficiente de Hurst para el Modelo Autómata Celular racional y macrofactor distribuido uniformemente



Grupo	N	Media	IC 95%	Desv.Est.	IC 95%	Mín.	Mediana	Máx.	Prueba de normalidad	
									P	Decisión
COMPRAR	990	0,57900	(0,5672 0,5908)	0,18915	(0,1812 0,1979)	0	0,59286	0,92283	<0,005	No pasa
RETENER	1000	0,58651	(0,5747 0,5984)	0,19088	(0,1829 0,1996)	0	0,59753	0,94811	<0,005	No pasa
VENDER	1000	0,57523	(0,5636 0,5869)	0,18741	(0,1795 0,1960)	0	0,58884	0,93252	<0,005	No pasa

Ilustración 37 Posiciones finales para el Modelo Autómata Celular racional y macrofactor distribuido uniformemente

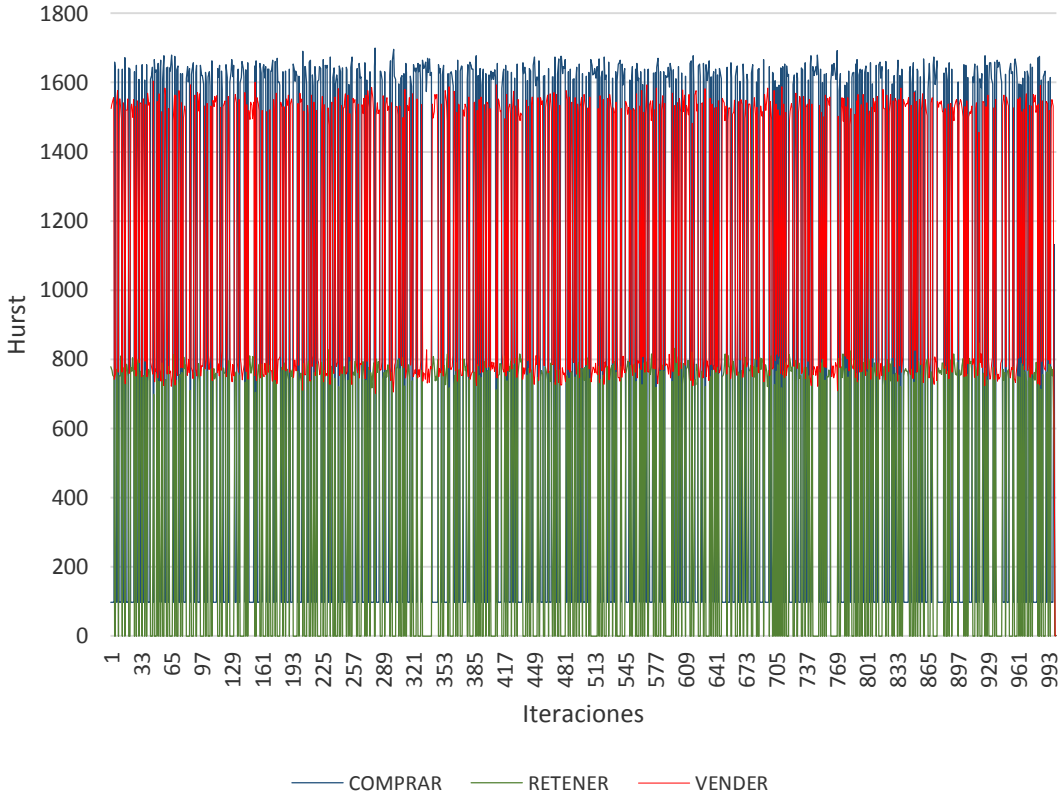
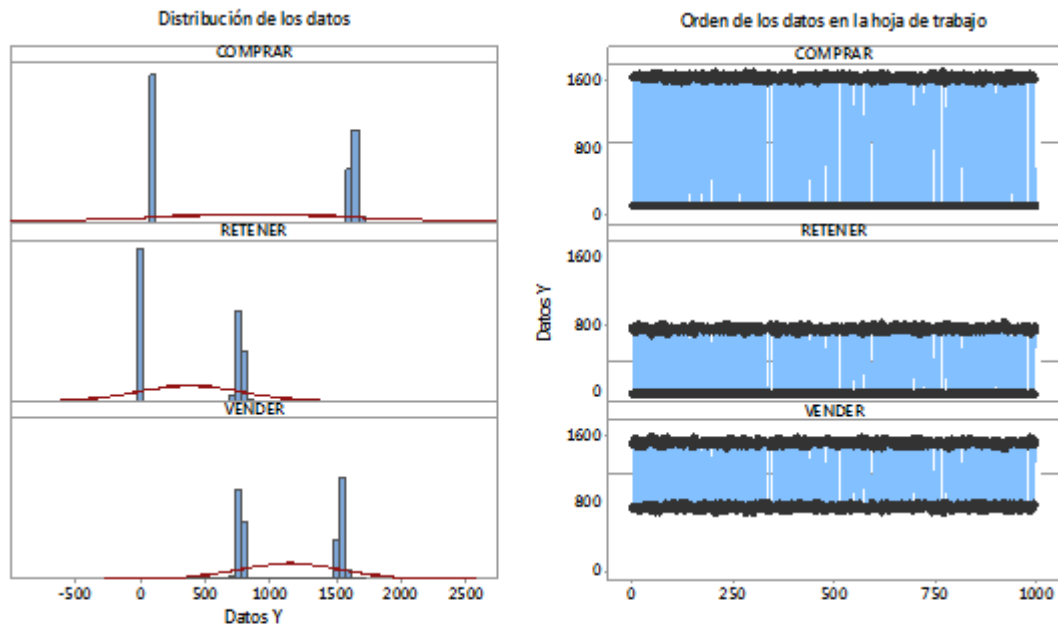
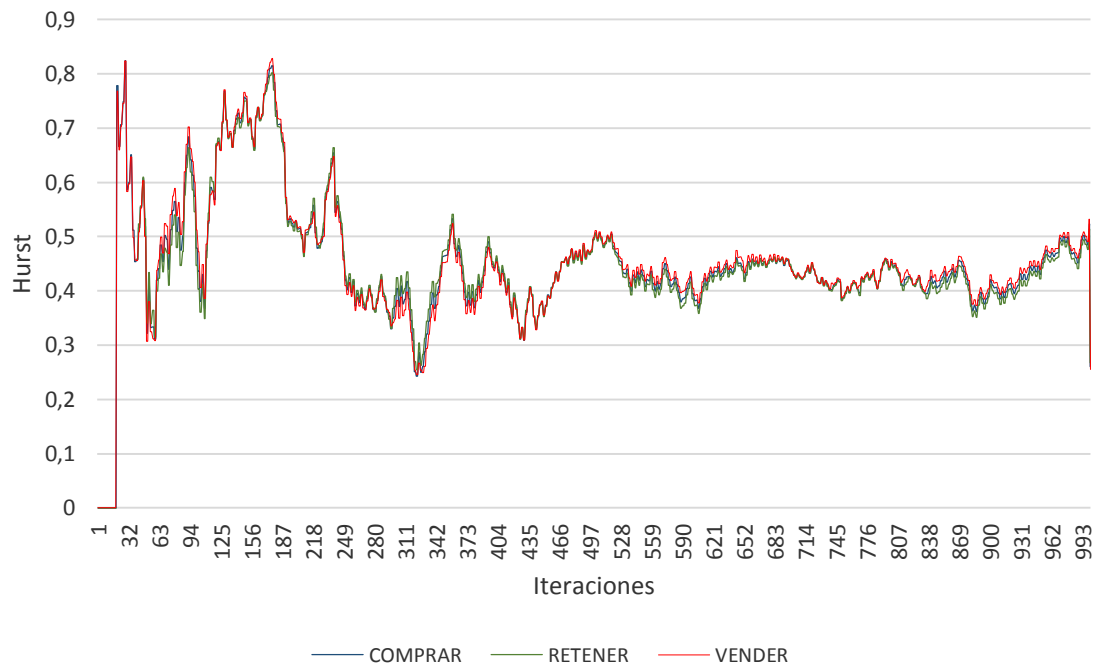


Ilustración 38 Resumen gráfico de posiciones finales para el Modelo Autómata Celular racional y macrofactor distribuido uniformemente



Grupo	N	Media	IC 95%	Desv.Est.	IC 95%	Mín.	Mediana	Máx.	Prueba de normalidad	
									P	Decisión
COMPRAR	999	873,56	(825,84. 921,28)	768,61	(73632. 803,88)	97	1584	1699	<0,005	No pasa
RETENER	999	379,04	(355,21. 402,86)	383,76	(36764. 401,37)	0	0	847	<0,005	No pasa
VENDER	999	1148,4	(1124,5. 1172,4)	385,69	(36949. 403,39)	702	817	1605	<0,005	No pasa

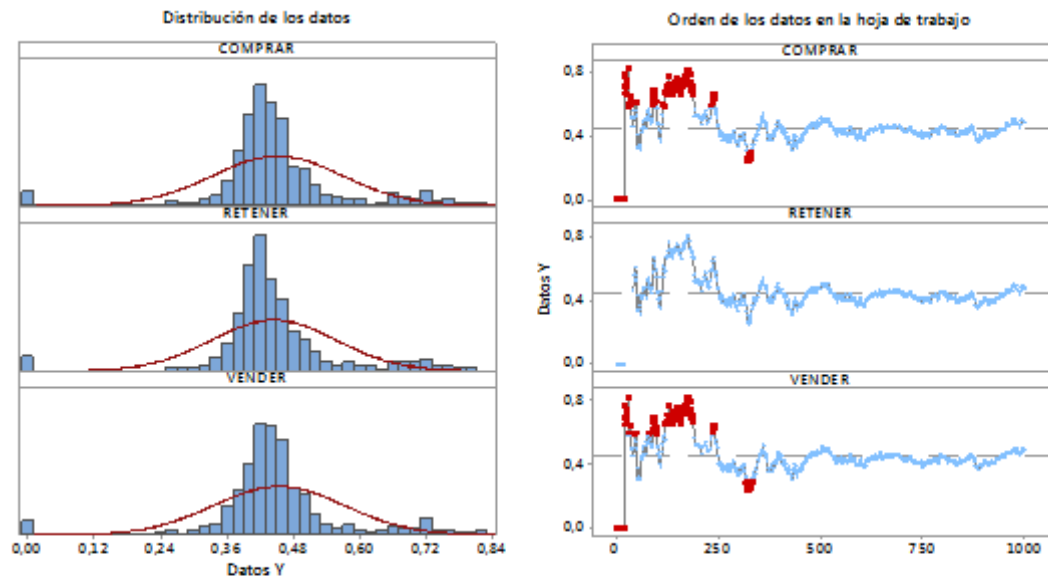
Ilustración 39 Comportamiento del coeficiente de Hurst en el tiempo para el Modelo Automata Celular racional y macrofactor calculado



En la segunda variante del modelo racional, la dispersión disminuye con su contraparte; sin embargo, presenta una cantidad de datos atípicos superior al principio de la simulación. A medida que avanza la serie, la pérdida de memoria es evidente y el modelo racional adquiere un comportamiento menos persistente y más caótico. Las tres series evidencian un alto grado de correlación ver Tabla 43. Correlación del Hurst estimado para diferentes posiciones para un Modelo Automata Celular racional y macrofactor calculado.

A diferencia de la versión del modelo con macrofactor independiente, al estar en éste relacionada la tendencia del mercado con el filtro de decisiones, el comportamiento del cambio hacia la posición final en cada iteración es más drástica, aumentando la cantidad final de agentes en cada posición.

Ilustración 40 Resumen gráfico del coeficiente de Hurst para el Modelo Automata Celular racional y macrofactor calculado



Grupo	N	Media	IC 95%	Desv.Est.	IC 95%	Min.	Mediana	Máx.	Prueba de normalidad P	Decisión
COMPRAR	1000	0,45115	(0,4439, 0,4584)	0,11708	(0,1122, 0,1224)	0	0,43475	0,82438	<0,005	No pasa
RETENER	980	0,44481	(0,4378, 0,4518)	0,11215	(0,1074, 0,1174)	0	0,42805	0,80126	<0,005	No pasa
VENDER	1000	0,45411	(0,4467, 0,4615)	0,11892	(0,1139, 0,1244)	0	0,43944	0,82882	<0,005	No pasa

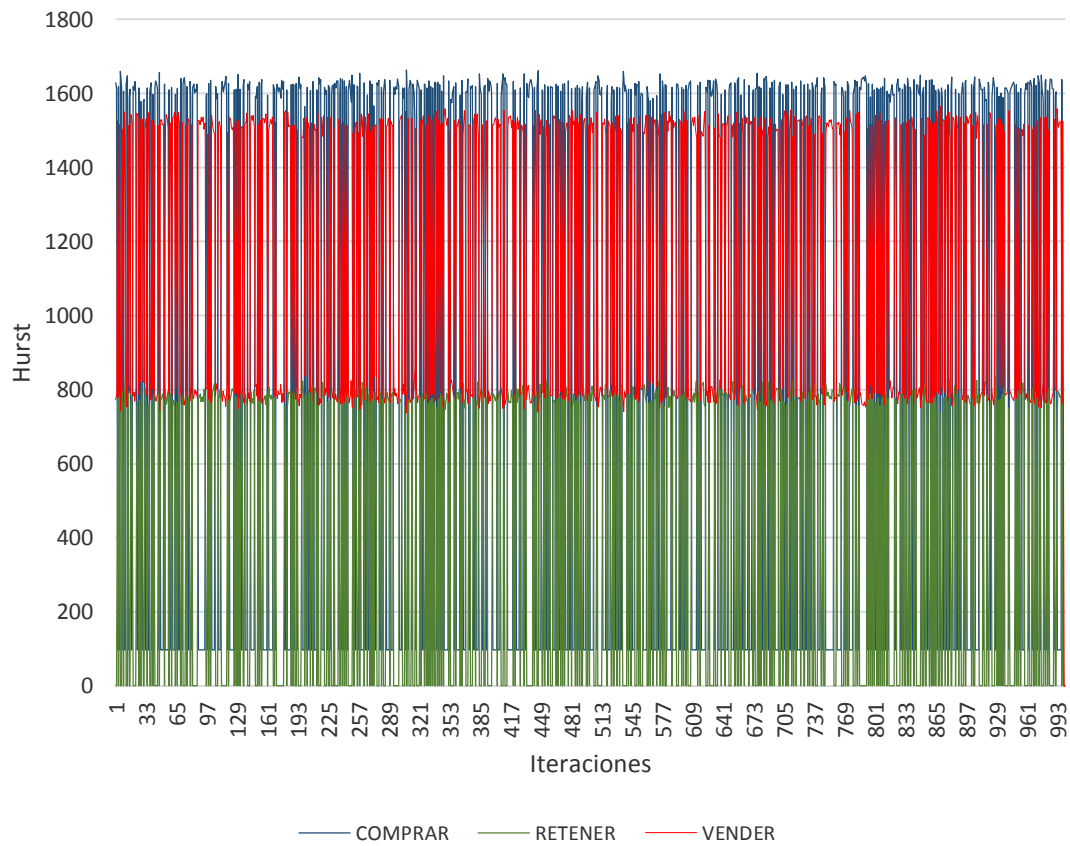
Tabla 43. Correlación del Hurst estimado para diferentes posiciones para un Modelo Automata Celular racional y macrofactor calculado.

	COMPRAR	RETENER	VENDER
COMPRAR	1		
RETENER	0,99626156	1	
VENDER	0,99672437	0,98607889	1

Tabla 54. Correlación de las diferentes posiciones para un Modelo Automata Celular racinal y macrofactor calculado.

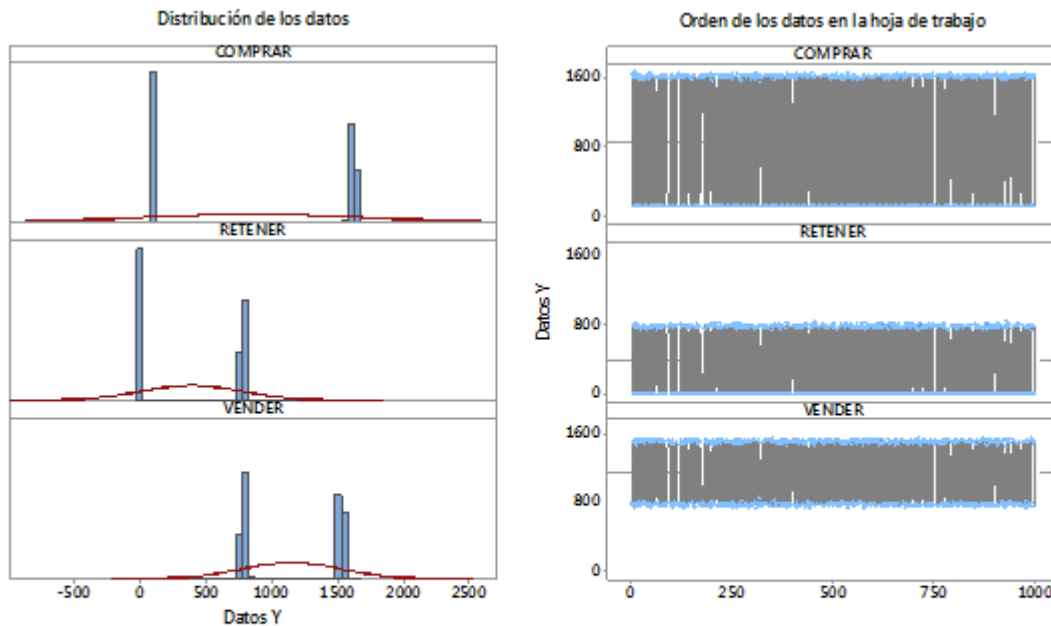
	COMPRAR	RETENER	VENDER
COMPRAR	1		
RETENER	-0,9993894	1	
VENDER	-0,9993129	0,99740771	1

Ilustración 41 Posiciones finales para el Modelo Autómata Celular racional y macrofactor calculado



El histograma de frecuencias expone dos tendencias o modas, similar a la versión de agentes racionales y macrofactor con distribución uniforme, ver Ilustración 43 Resumen gráfico de posiciones finales para el Modelo Autómata Celular racional y macrofactor calculado

Ilustración 42 Resumen gráfico de posiciones finales para el Modelo Autómata Celular racional y macrofactor calculado



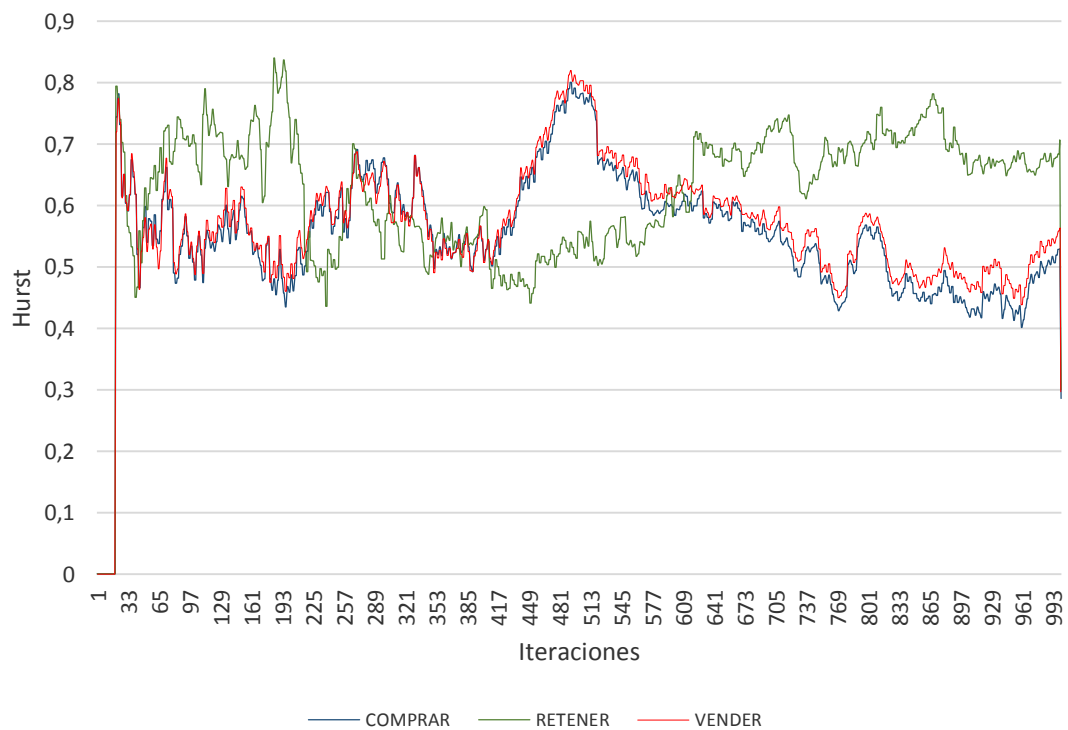
Grupo	N	Media	IC 95%	Desv.Est.	IC 95%	Mín.	Mediana	Máx.	Prueba de normalidad	
									P	Decisión
COMPRAR	1000	858,81	(811,60. 906,02)	760,76	(728,82. 795,66)	97	1553	1664	<0,005	No pasa
RETENER	1000	390,69	(366,38. 415,01)	391,86	(375,41. 409,84)	0	0	835	<0,005	No pasa
VENDER	1000	1151,5	(1128,6. 1174,4)	369,39	(353,88. 386,34)	737	848	1566	<0,005	No pasa

6.1.4. Simulación del Modelo Autómata Celular conductual influenciado por el macrofactor económico colombiano Para representar el comportamiento del mercado colombiano en el Modelo Autómata Celular, se desarrolla un análisis estadístico de la serie COLCAP, está refleja el estado financiero de las principales 20 empresas nacionales cotizadas en bolsa. ver Anexo G Estadísticas descriptiva del COLCAP entre el 02/01/2012 al 16/09/2015, la variante de Mf, usando un comportamiento histórico no es descrita a continuación, debido a la similitud en su comportamiento.

Las rentabilidades del indicador COLCAP, presentan un comportamiento *Laplaceano* ver Ilustración 20, una vez estandarizada la función de probabilidad, ésta posee una *media* = 0.51471 y *desviación* = 0.10453. con el fin de ajustar el comportamiento al modelo diseñado por Ying Fan, la función es truncada en el dominio $[0, 1]$, sustituyendo el macrofactor uniforme usado previamente.

Al ajustar el comportamiento de la rentabilidad del coeficiente COLCAP, la memoria de la serie de datos tiene un comportamiento volátil sin tendencia definida hacia la eficiencia. Existe además una correlación fuerte entre Comprar y Vender, indicando que los agentes suelen abandonar la posición intermedia para verterse hacia esas dos opciones. Ver Tabla 16.

Ilustración 43 Comportamiento del coeficiente de Hurst en el tiempo para el Modelo Automata Celular con probabilidad de cambio individual y macrofactor COLCAP



La memoria de la posición Retener, presenta un comportamiento bimodal, por la frecuente tendencia a cambiar de posición hacia sus dos variantes cercanas. Ver Ilustración 45. Con respecto al cambio de posiciones al finalizar las diversas iteraciones, Retener presenta poca variabilidad con un alto nivel de curtosis a diferencia de comprar y vender las cuales son bimodales y complementarias presentando una alta correlación negativa. Ver Ilustración 47 y Tabla 17.

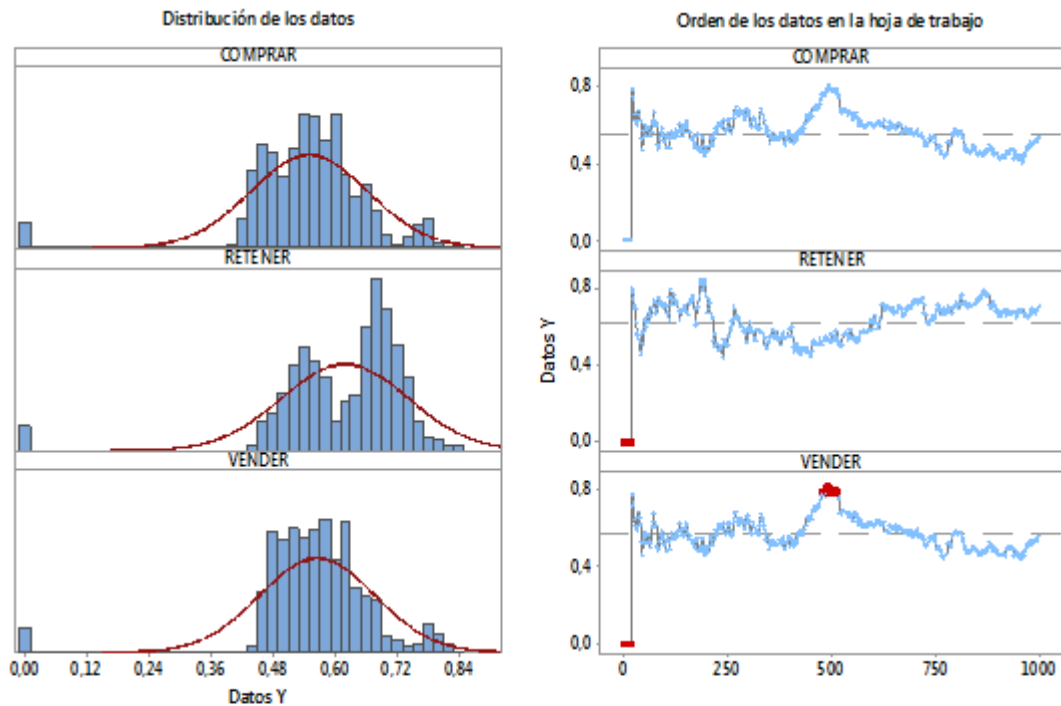
Tabla 15 Correlación del Hurst estimado para diferentes posiciones para un Modelo Automata Celular conductual y macrofactor COLCAP.

	<i>COMPRAR</i>	<i>RETENER</i>	<i>VENDER</i>
<i>COMPRAR</i>	1		
<i>RETENER</i>	0,21065818	1	
<i>VENDER</i>	0,99156526	0,25585141	1

Tabla 6 Correlación de las diferentes posiciones para un Modelo Automata Celular conductual y macrofactor COLCAP.

	<i>COMPRAR</i>	<i>RETENER</i>	<i>VENDER</i>
<i>COMPRAR</i>	1		
<i>RETENER</i>	-0,27280071	1	
<i>VENDER</i>	-0,99678787	0,19487505	1

Ilustración 44 Resumen gráfico del coeficiente de Hurst para el Modelo Autómata Celular con probabilidad de cambio individual y macrofactor COLCAP



Grupo	N	Media	IC 95%	Desv.Est.	IC 95%	Mín.	Mediana	Máx.	Prueba de normalidad	
									P	Decisión
COMPRAR	1000	0,54979	(0,5428, 0,5568)	0,11308	(0,1083, 0,1183)	0	0,55325	0,80031	<0,005	No pasa
RETENER	1000	0,61884	(0,6113, 0,6264)	0,12192	(0,1168, 0,1275)	0	0,65444	0,83992	<0,005	No pasa
VENDER	1000	0,56512	(0,5582, 0,5720)	0,11140	(0,1067, 0,1165)	0	0,56569	0,82007	<0,005	No pasa

Ilustración 45 Posiciones finales para el Modelo Autómata Celular con probabilidad de cambio individual y macrofactor COLCAP

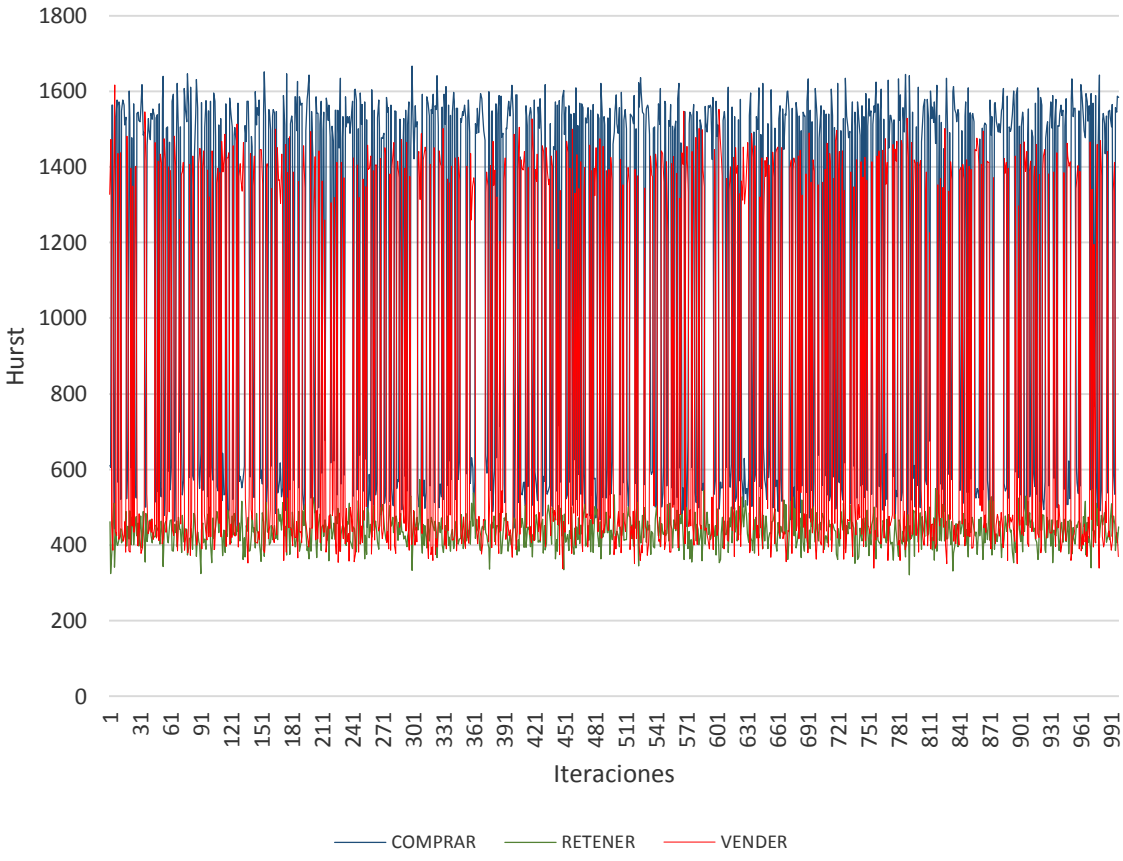
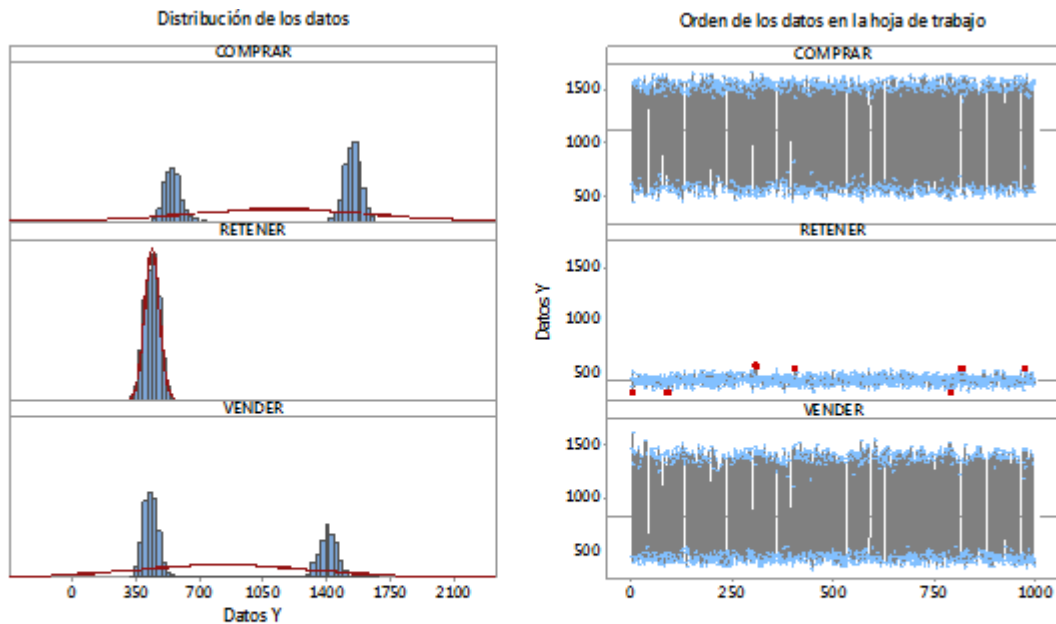


Ilustración 46 Resumen gráfico de posiciones finales para el Modelo Automata r Celular con probabilidad de cambio individual y macrofactor COLCAP



Grupo	N	Media	IC 95%	Desv.Est.	IC 95%	Mín.	Mediana	Máx.	Prueba de normalidad	
									P	Decisión
COMPRAR	999	1134,9	(1104,5; 1165,3)	490,31	(46971; 512,81)	438	1496	1667	<0,005	No pasa
RETENER	999	437,16	(434,68; 439,65)	40,035	(38,353; 41,872)	321	438	573	0,795	Pasa
VENDER	999	828,94	(799,08; 858,80)	480,93	(46073; 503,00)	338	468	1617	<0,005	No pasa

6.1.5. Simulación del Modelo Automata Celular con agentes racionales y conductuales Para esta variante del modelo se trabajó con un macrofactor distribuido uniformemente, una probabilidad de cambio individual y un filtro de decisión equivalente a 5%.

Tabla 17. Correlación del Hurst estimado para diferentes posiciones para un Modelo Automata Celular mixto.

	<i>COMPRAR</i>	<i>RETENER</i>	<i>VENDER</i>
COMPRAR	1		
RETENER	0,99626156	1	
VENDER	0,99672437	0,98607889	1

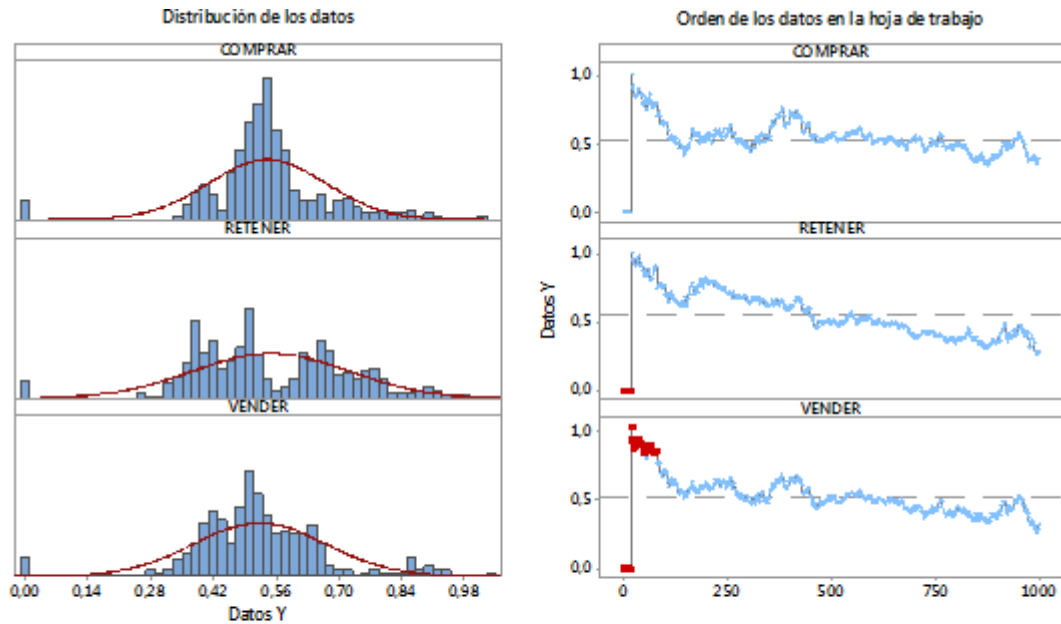
Ilustración 47 Comportamiento del coeficiente de Hurst en el tiempo para el Modelo Autómata Celular mixto



El modelo mixto adquiere un comportamiento anti persistente en el tiempo, con un alto grado de correlación; sin embargo, para la longitud promedio estimada por Ying Fan en 2009, la serie almacena mayor memoria, en comparación con las variantes netamente racionales.

No existe similitud en el comportamiento en la frecuencia de las tres memorias estimadas, a pesar de tener una tendencia similar, la auto correlación de la serie Comprar presenta menor variabilidad y la de Vender una cantidad inicial de datos atípicos.

Ilustración 48 Resumen gráfico del coeficiente de Hurst para el Modelo Autómata Celular mixto



Grupo	N	Media	IC 95%	Desv.Est.	IC 95%	Mín.	Mediana	Máx.	Prueba de normalidad P	Decisión
COMPRAR	1000	0.54007	(0.5319. 0.5482)	0.13085	(0.1254. 0.1369)	0	0.53292	1.0133	<0,005	No pasa
RETENER	1000	0.54832	(0.5375. 0.5592)	0.17510	(0.1677. 0.1831)	0	0.51151	1.0070	<0,005	No pasa
VENDER	1000	0.52389	(0.5148. 0.5330)	0.14728	(0.1411. 0.1540)	0	0.51021	1.0401	<0,005	No pasa

De manera similar al MAC con posición individual el modelo mixto favorece el desarrollo de la economía, bajo la óptica de la tendencia hacia Comprar, a diferencia del Modelo de posición individual, existe mayor variabilidad en las posiciones finales y Comprar adquiere un valor medio mayor. La tendencia al cambio de posición en las series es consistente, evidenciando un alto grado de correlación. Ver Tabla 19

Ilustración 49 Posiciones finales para el Modelo Autómata Celular mixto

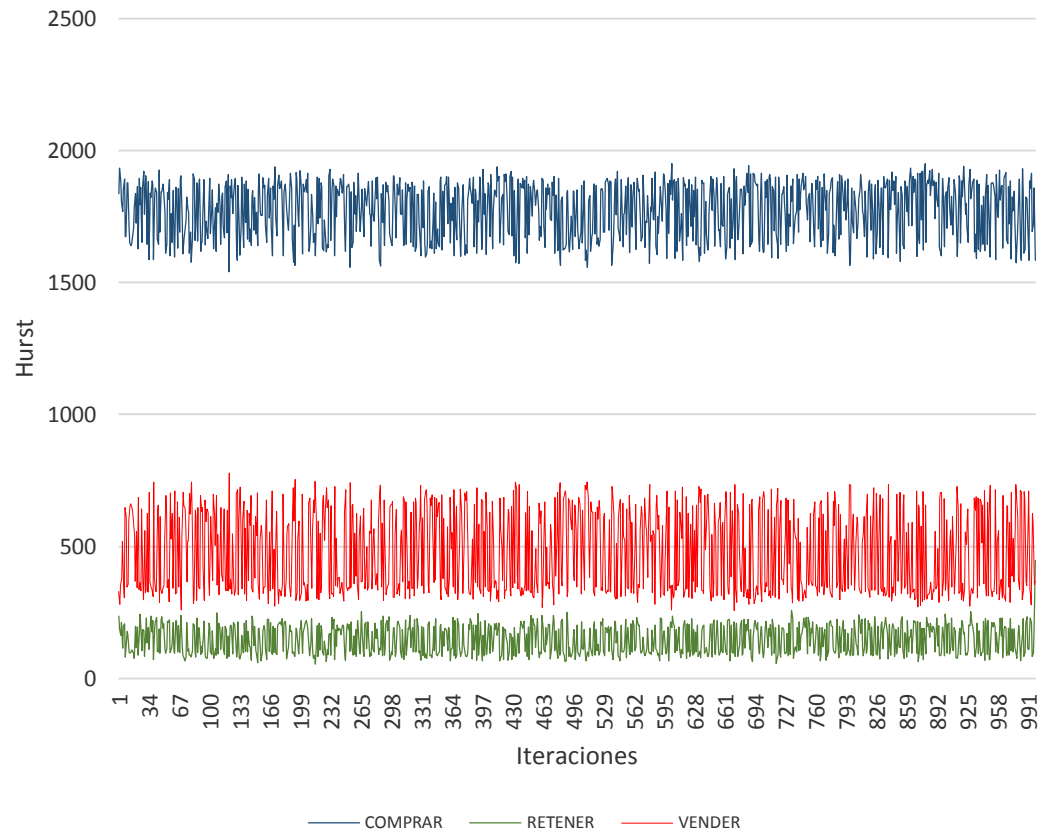
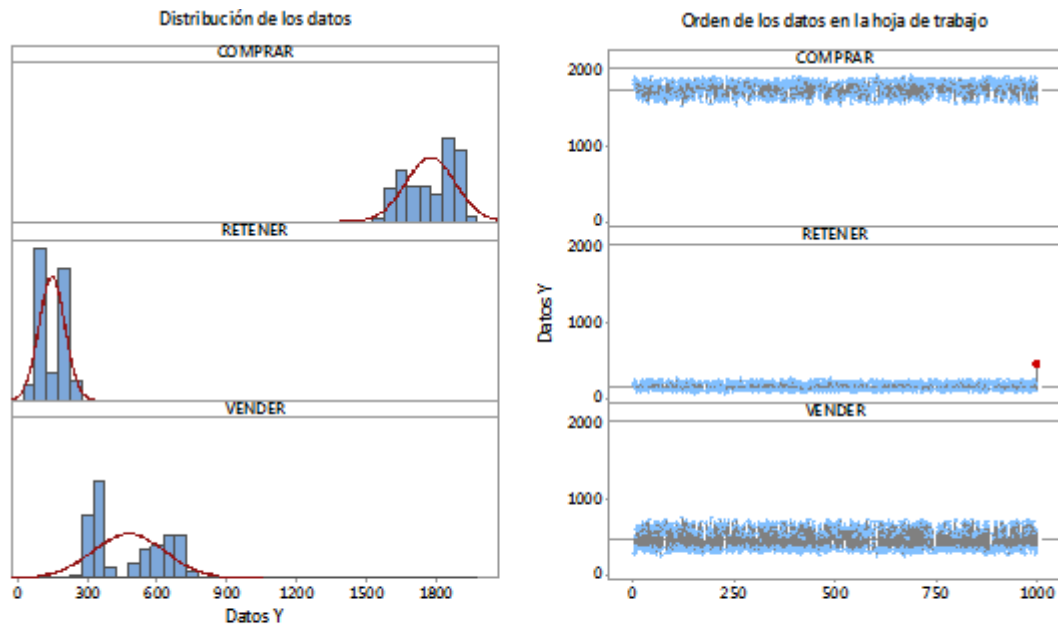


Ilustración 50 Resumen gráfico de posiciones finales para el Modelo Automata Celular mixto



Grupo	N	Media	IC 95%	Desv.Est.	IC 95%	Mín.	Mediana	Máx.	Prueba de normalidad	
									P	Decisión
COMPRAR	999	1775,2	(1768,5. 1781,8)	107,10	(102,60. 112,02)	1541	1808	1951	<0,005	No pasa
RETENER	999	147,47	(144,01. 150,94)	55,807	(53,463. 58,368)	54	152	448	<0,005	No pasa
VENDER	999	478,35	(468,71. 488,00)	155,33	(148,81. 162,46)	256	396	777	<0,005	No pasa

Tabla 78. Correlación de las diferentes posiciones para un Modelo Automata mixto

	<i>COMPRAR</i>	<i>RETENER</i>	<i>VENDER</i>
<i>COMPRAR</i>	1		
<i>RETENER</i>	- 0,9993894	1	
<i>VENDER</i>	- 0,9993129	0,99740771	1

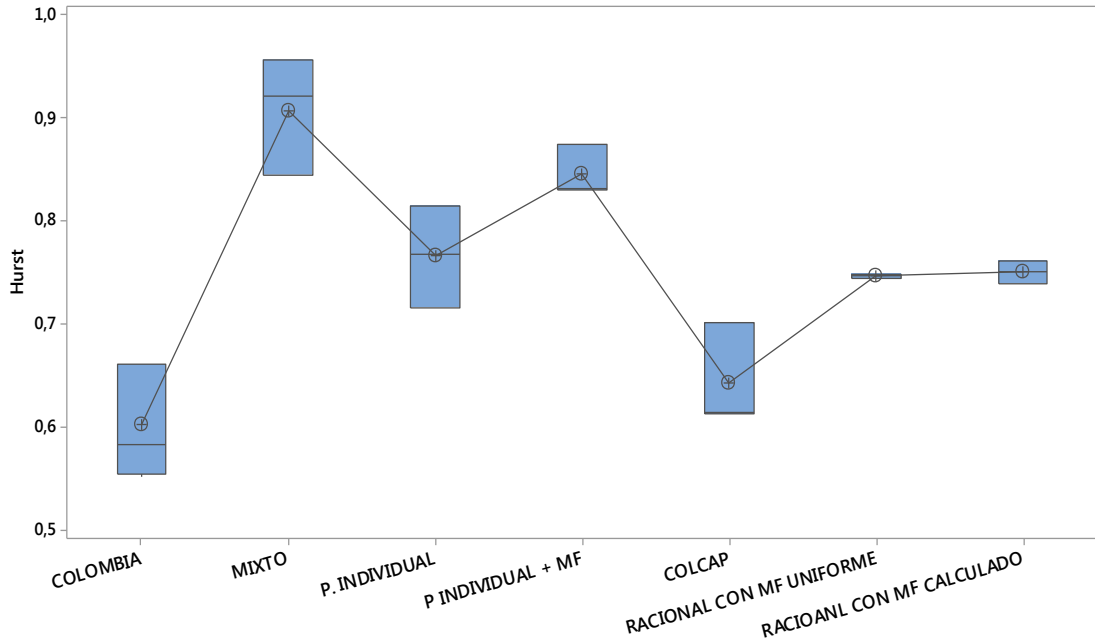
6.1.6. Comparación de medias de la memoria en las series y el estimado del coeficiente de Hurst para las variantes del modelo El comportamiento general y en conjunto de las medias de los coeficientes de Hurst para una longitud promedio de ciclo $L = 29$ de los diferentes modelos posee cierto nivel de asimetría hacia la

derecha sin valores atípicos, indicando que el 50% de los datos están por debajo del promedio, eso demuestra que, en general, los modelos tienen una conducta ligeramente persistente. Sin embargo, al compararlos de manera individual con el Hurst estimado para Colombia⁶⁸ No todos poseen la misma variabilidad y sólo el MAC con macrofactor COLCAP presenta valores similares. Ver Ilustración 52.

Para hallar diferencias significativas, se realiza una comparación de medias con un nivel de significancia de $P = 0.05$, el resumen gráfico se observa en Ilustración 53.

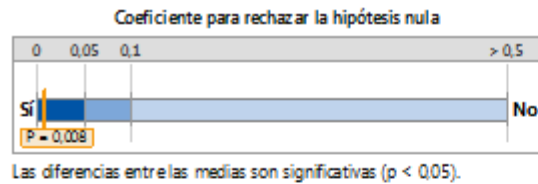
⁶⁸ SIERRA SUÁREZ Katherine Julieth. Comprobación del comportamiento caótico en el índice general de la bolsa de valores de Colombia. Bucaramanga 2012. Trabajo de grado (Ingeniera Industrial) Universidad Industrial de Santander. Facultad de Físico Mecánicas, Escuela de Estudios Industriales y Empresariales

Ilustración 51 Diagrama de caja de bigotes de gato para la comparación del coeficiente de Hurst en L = 29

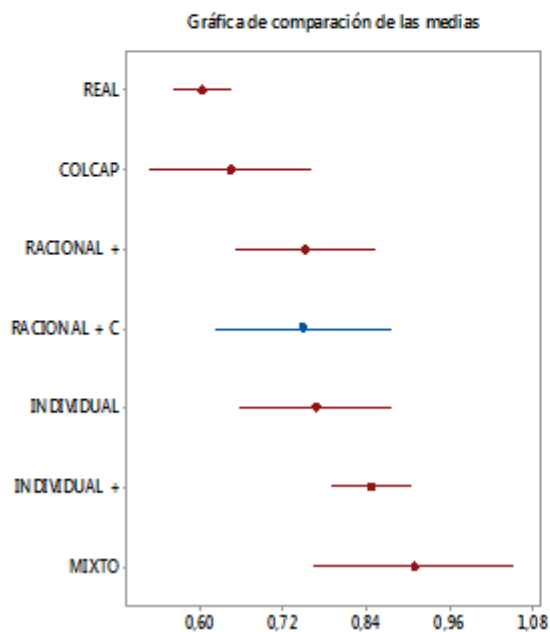


Estadísticas	COLOMBIA	MIXTO	P INDIVIDUAL	P INDIVIDUAL + MF	COLCAP	RACIONAL_1	RACIONAL_2
N	5	3	3	3	3	2	2
Media	0,60295	0,90816	0,76660	0,84613	0,64328	0,74714	0,75113
Desv.Est.	0,054496	0,057757	0,049490	0,024849	0,051171	0,0026711	0,015503
Mínimo	0,55144	0,84479	0,71659	0,83113	0,61278	0,74525	0,74017
Máximo	0,66157	0,95784	0,81555	0,87482	0,70236	0,74903	0,76209

Ilustración 52 Resumen gráfico de la comparación de medias de las variantes del modelo con el mercado nacional



#	Muestra	¿Cuáles medias difieren?
1	REAL	3 5 6 7
2	COLCAP	6 7
3	RACIONAL +	1
4	RACIONAL + C	
5	INDIVIDUAL	1
6	INDIVIDUAL +	1 2
7	MIXTO	1 2



Análisis de intervalos de confianza

- Con un nivel de significancia del 0,05, se rechaza la hipótesis nula de igualdad de medias.
- El intervalo de confianza estimado Colombia, no difiere del modelo con probabilidad de cambio individual y macrofactor COLCAP ni de un modelo racional con Macrofactor calculado.

6.2. SIMULACIÓN DEL GENERADOR DE PRECIOS

Para adaptar el simulador de Milan y estudiar la memoria de su serie; se partieron de los siguientes supuestos:

- Sólo se trabajan con Agentes RII y agentes EBM.
- Los agentes EBM, no poseen exceso de confianza.
- Se simplifica el modelo de ventanas en los agentes EBM, utilizando el reemplazo probabilístico para $t < m^i$
- El nivel de riqueza para los diversos agentes es la misma.

- Se limita la cantidad invertida de riqueza al 0.5, para evitar precios infinitos.
- El precio óptimo para RII es independiente del precio óptimo del modelo, calculándose mediante dos metodologías diferentes.
- El modelo se restringe para evitar precios negativos.

6.2.1. Comportamiento comparativo de la memoria en la rentabilidad del modelo adaptado de Milan Las series de precio poseen un comportamiento auto correlacionado; cada valor en cualquier instante es estadísticamente dependiente del anterior. Debido a esa naturaleza, se estudian las variaciones de los mismos con el fin de observar estadísticamente la capacidad de cambio de dichas series financieras. Tanto el precio estimado como el de los agentes óptimos RII pierde la memoria en sus rentabilidades, transformándose en una serie anti persistente, indicando que, en cualquier momento t , si la serie va al alza, lo más probable es que en la siguiente iteración vaya a la baja.

El modelo de precios fundamental, es de carácter persistente, indicando la imitación de tendencias y el almacenamiento de memoria a través del tiempo. Finalmente, la serie de rentabilidades de Bancolombia oscila entre $H = 0.5$, indicando un comportamiento eficiente. Ver Ilustración 54.

El precio de la acción a través del tiempo se observa en el Anexo I Comportamiento del precio de la acción de Bancolombia entre el 03/09/2012. Al 22/04/2014, la función de probabilidad que representa el comportamiento de las rentabilidades, junto con la estadística descriptiva para dicha serie financiera se evidencia en el Anexo A0 y Anexo A1 respectivamente.

Con el fin de determinar si existen diferencias estadísticas entre el comportamiento de dichas series, a partir del nivel de memoria de las mismas, se realiza una comparación de medias, la descripción y resultados se evidencian en los comentarios de la Ilustración 55.

Como el Precio fundamental es estimado mediante la relación entre un crecimiento promedio y una tasa de oportunidad fija, su tendencia es creciente e ideal; gracias a dichas características, su comportamiento es atípico a las series estudiadas. El precio óptimo RII, surge de la optimización de la función de Utilidad esperada descrita en la Ecuación 6, mientras que el precio estimado surge del equilibrio del mercado, a partir de la solución mediante métodos numéricos de la Ecuación 2 Equilibrio temporal del mercado.

Ilustración 53 Comportamiento del coeficiente de Hurst en el tiempo para las rentabilidades generadas y la acción de Bancolombia

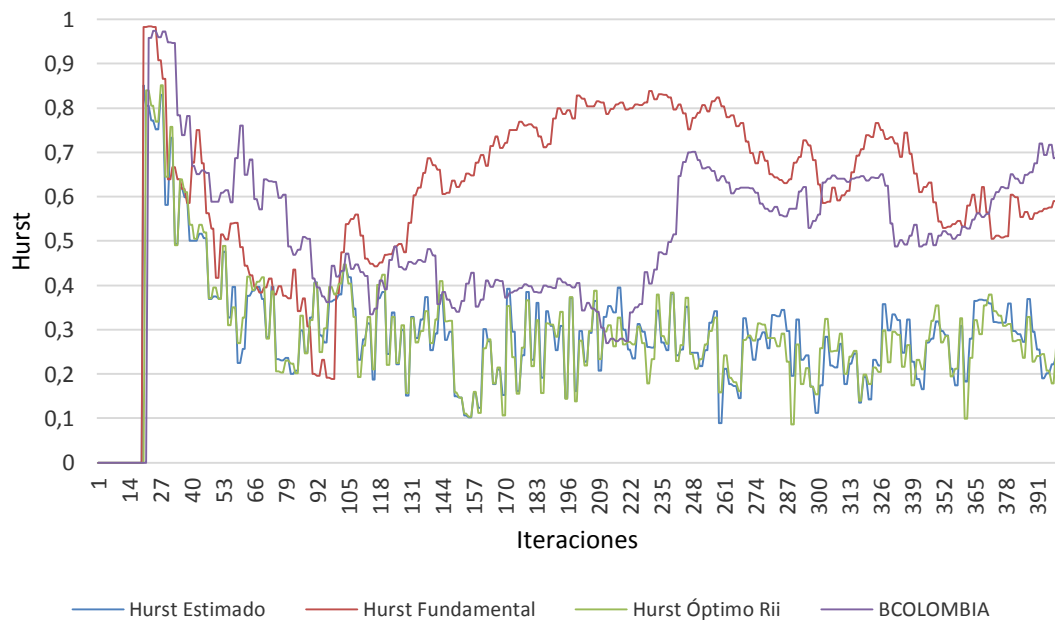
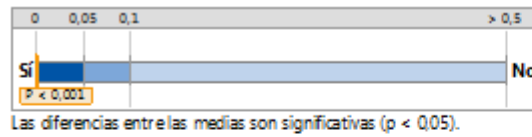
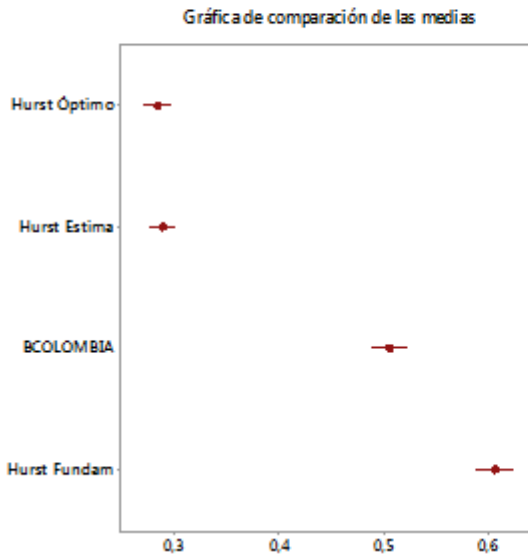


Ilustración 54 Resumen gráfico de la comparación de medias entre las rentabilidades modeladas y la de Bancolombia.



#	Muestra	Diferencias de medias	
		Difiere de	
1	Hurst Óptimo	3	4
2	Hurst Estima	3	4
3	BCOLOMBIA	1	2 4
4	Hurst Fundam	1	2 3



Comentarios

- La Hipótesis nula plantea que no existe diferencia entre las medias de alguna de las series.
- la hipótesis alterna plantea que al menos una de las medias es diferentes.
- El nivel de significancia para la prueba fue de 0,05.
- No existe diferencia estadística entre el comportamiento de las rentabilidades para la serie de precios OPTIMA RII y la precios ESTIMADOS
- Ninguna de las series logra exponer el nivel de memoria de la serie financiera de precios de la acción BANCOLOMBIA

6.2.2. Comportamiento del modelo adaptado de Milan, ajustado con parámetros colombianos Para ajustar el modelo, se modificaron parámetros de entrada al algoritmo y se realizan treinta simulaciones, cada una es contrastada con la serie financiera real. Las características del modelo son:

- El retorno esperado por los inversionistas representa la rentabilidad de agentes racionales en el mercado nacional ver Anexo A2 Rentabilidad de Fiducias privadas y públicas 31/07/2013 a 31/07/2015. Con un valor medio $K = 0.1327$
- La tasa libre de riesgos equivale a interés anual pagado por el monto mínimo de inversión en una entidad bancaria. $r_f = 0.04818$ ver
- El comportamiento de los rendimientos sigue el indicador COLCAP. Anexo G
- Las estadísticas descriptivas para la rentabilidad de Fiducias se registra en el Anexo A3

Las series de precios modeladas con los parámetros nacionales presentan un comportamiento anti persistente con el tiempo y cercano al nivel de aleatoriedad (ver Ilustración 56); al contrastarlo con la serie real, se registra una correlación suave negativa. Indicando una tendencia persistente suave en la rentabilidad de Bancolombia. Tabla 20.

Ilustración 55 Comportamiento del coeficiente de Hurst en el tiempo para la rentabilidad generada con parámetros colombianos y la acción de Bancolombia

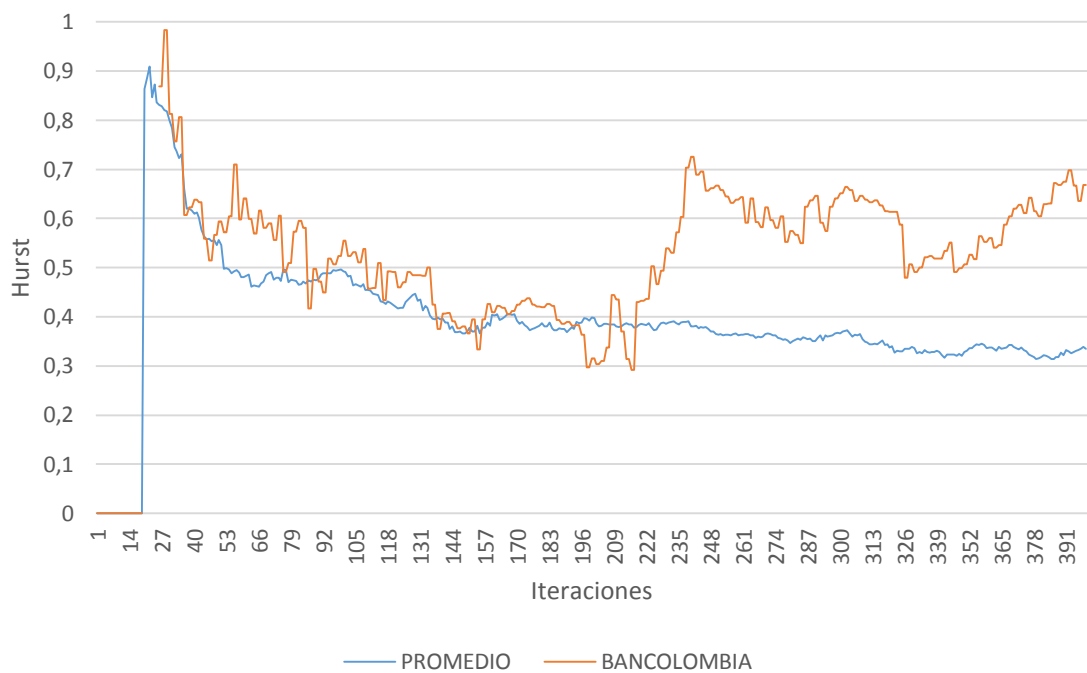


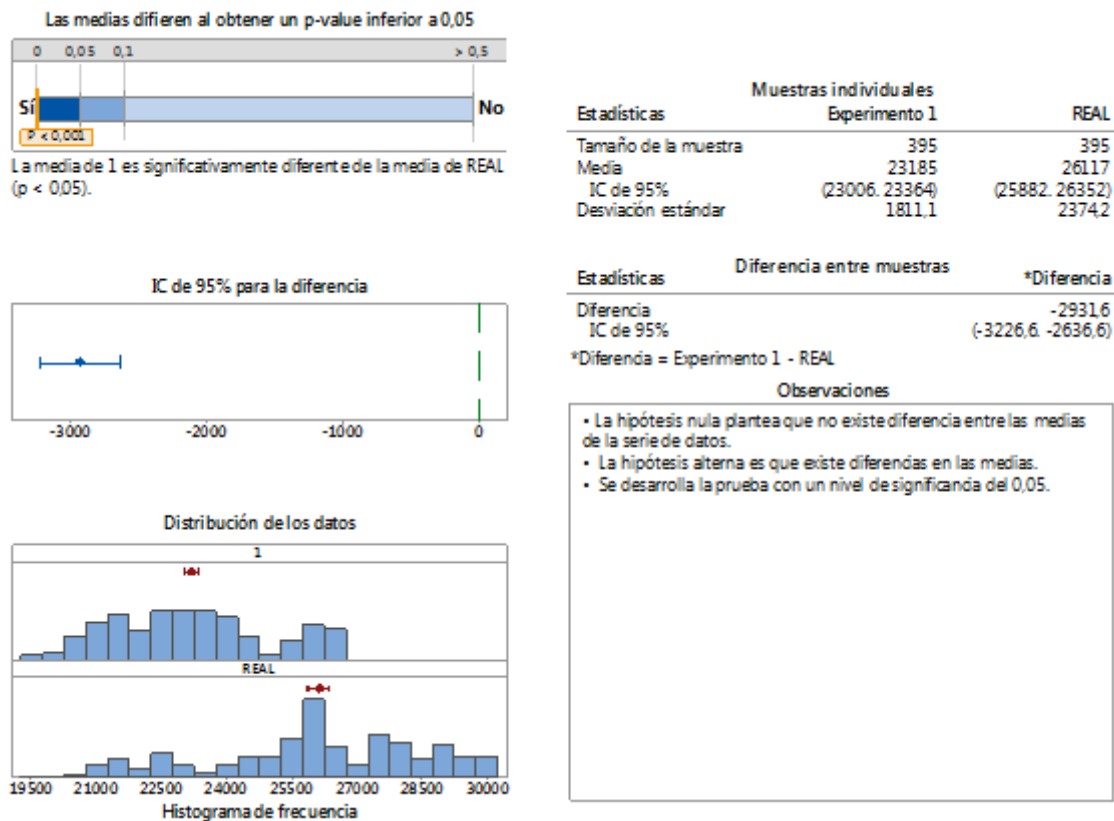
Tabla 19. Correlación del coeficiente de Hurst para la serie financiera modelada y el indicador de bancolombia

	<i>Colombia</i>	<i>Modelado</i>
Colombia	1	
Modelado	-0,64616636	1

Al generar una serie uniforme de precios a partir de transformar las rentabilidades calculadas, se contrastan treinta series con el valor de la acción para el periodo, hallando que existen diferencias significativas en sus medias y rechazando que el comportamiento simulado explique la tendencia en precios.

En la Ilustración 56 se resume la comparación de medias; el comportamiento de los precios no agrupa valores en torno a modas, indicando que no existe una tendencia probabilística Normal en las series.

Ilustración 56 Resumen gráfico de la comparación de medias entre la rentabilidades modelada con parámetros colombianos y la rentabilidad de Bancolombia



6.2.3. Estimación de la configuración agentes racionales y conductuales en el Mercado Nacional Para estimar la configuración del mercado nacional, se supone que existen dos tipos de agentes en el mismo: Agentes Racionales AR, quienes deciden a partir del comportamiento del precio y Agentes Conductuales AC, quienes toman sus posiciones mediante la capacidad de imitar y el comportamiento de la economía.

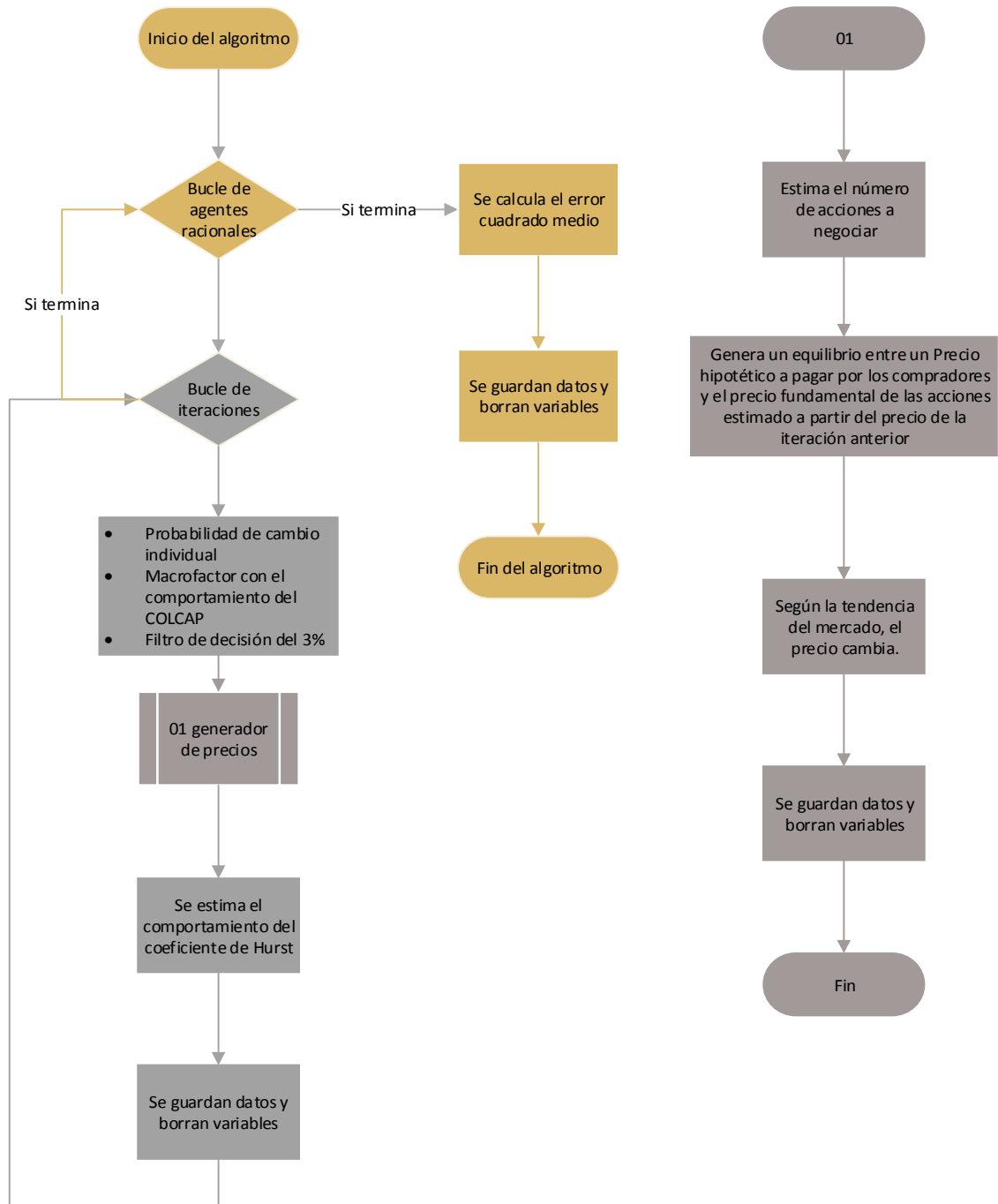
Se construyen un algoritmo en el que el precio depende del equilibrio del mercado, éste se da cuando los agentes interesados en adquirir un bien o acción pagan un precio hipotético al conjunto de quienes están dispuesto a venderlo o no están interesados en comprar (ver Ecuación 2 Equilibrio temporal del mercado), configurando así la cantidad de acciones en cada momento t . La Ilustración 57 Diagrama del algoritmo para contrastar la serie de precios simulada. expone el proceso general para el cálculo del error cuadrado.

Para realizar la simulación, el equilibrio del mercado genera cada nuevo precio P_t ; sin embargo, al no existir una riqueza modelada, éste puede hacerse cero o infinito en diversas estimaciones, para evitar dicho comportamiento, el algoritmo ignora el valor atípico y mediante una función de probabilidad y el precio fundamental, genera el P_t para dicha iteración. La cantidad de agentes interesados en comprar surge de las posiciones finales del MAC en un modelo mixto en el que la cantidad de agentes AR, está comprendida entre [1% , 100%].

El macrofactor económico modelado tiene un comportamiento probabilístico COLCAP estandarizado en el intervalo [0, 1] (ver página **¡Error! Marcador no definido.**), la probabilidad de cambio es individual y sigue una distribución uniforme continua en el dominio [0, 1]. En vez de usar la variante para toma de decisiones

en los agentes AR (Ecuación 25 Filtro de Alexander adaptado al Modelo Autómata Celular), se aplican los filtros originales con valor del 3% y el precio inicial es el de la acción de Bancolombia para la fecha 03/09/2012 (Anexo I Comportamiento del precio de la acción de Bancolombia entre el 03/09/2012. Al 22/04/2014)

Ilustración 57 Diagrama del algoritmo para contrastar la serie de precios simulada.



Se desarrollan diez corridas, con el fin de evidenciar comportamientos. El error cuadrado medio de las rentabilidades estimadas se registra en la Tabla 8. Error cuadrado medio para la estimación porcentual de agentes racionales en el mercado nacional, en la que se registra la cantidad porcentual de agentes racionales, la cantidad de agentes conductuales es el complemento.

Se estima que la cantidad de agentes racionales no debe ser superior al 15% y, por tanto, la cantidad de agentes conductuales no menor a 85%.

Tabla 8. Error cuadrado medio para la estimación porcentual de agentes racionales en el mercado nacional

Corrida	Porcentaje de Agentes Racionales	ECM Rentabilidad
1	7	0,001475063
2	6	0,000149659
3	8	0,000194524
4	3	0,000139637
5	15	0,000165314
6	5	0,000184528
7	7	0,000172714
8	8	0,000166532
9	3	0,000277703
10	12	0,000325075

7. CONCLUSIONES

- Existen diversas metodologías -como el caso del coeficiente de Hurst-, que se desarrollan en áreas diferentes a la financiera; por ende, la revisión de fuentes alternas, sumado al pensamiento sistémico, le permite al ingeniero industrial ampliar el horizonte investigativo, integrando múltiples disciplinas.
- Al representar la realidad en modelos virtuales, es necesario incorporar el concepto de variabilidad mediante herramientas probabilísticas con el fin de conjugar la certeza e incertidumbre; para ello, el uso de software es indispensable, sobre todo en estimaciones financieras con metodologías no lineales.
- La estimación del comportamiento en series financieras suele tener cimientos en modelos basados en el equilibrio del mercado y funciones de impacto; sin embargo, éstos no representan la realidad de la Bolsa. Al adoptar una visión holística, se puede estimar el valor fundamental de los activos a partir de carteras de pedidos y emparejamientos a través de mercados bursátiles virtuales.
- El análisis de supuestos financieros y tendencias del mercado a partir de estudios probabilísticos, se puede realizar aplicando Modelos Automatas Celulares, ésta metodología es reciente y empieza a ser cada vez más aplicada.

MODELO AUTÓMATA CELULAR

- Los modelos representan la realidad de manera simplificada, con el fin de estudiar los factores que influyen con mayor o menor impacto en las métricas de calidad. Para el MAC base, se estudia la memoria fractal en la serie de datos,

bajo la capacidad de imitar, sin considerar algunos elementos que le permiten ser comparados con otras metodologías, entre ellos: pronóstico de precios, distribución de rentabilidades, nivel de riesgo, errores de estimación, entre otros.

- La versatilidad de los MAC le permiten ser usados para modelar interacciones bajo la definición de complejidad, entre éstas: la construcción de portafolios, análisis de efecto manada, sistemas de premios y castigos, entre otros.
- Al modelar las variantes del MAC, se encuentra que en el tiempo las series pueden recuperar su memoria.

VARIANTES DEL MODELO AUTÓMATA CELULAR

- Al incorporar una capacidad de imitación o cambio individual, el MAC presenta una tendencia a comprar, evidenciando un equilibrio entre las tres posiciones básicas, esto indica que, un mercado artificial netamente conductual exhibe un comportamiento fácilmente predecible y por tanto no es eficiente.
- A diferencia del MAC diseñado por Ying Fan en 2009, al añadir una capacidad de imitación individual, la memoria de la serie no presenta una tendencia aleatoria definida, en vez de ello, ésta suele oscilar en una conducta anti-persistente, indicando que, cuando el mercado se encuentra al alza, lo más probable es que en el siguiente periodo vaya a la baja.
- Al concatenar una capacidad de imitación individual y un comportamiento económico global aleatorio, la serie es capaz de almacenar memoria en diversas longitudes de ciclo, permitiendo evidenciar una interacción entre comprar y vender, posiciones con comportamiento probabilístico bimodal y complementario.

- Al diseñar el MAC mediante la adaptación de los Filtros de Alexander, se encuentra para ambas variantes, el mercado presenta una conducta ligeramente anti persistente en el tiempo.
- Al modelar agentes racionales en el MAC, la memoria disminuye en la longitud de ciclo; es decir, el comportamiento racional favorece la eficiencia del mercado y ésta es mayor, en la medida en que el agente es más exigente con la información.
- El comportamiento del mercado a partir de la integración de agentes racionales, presenta una tendencia volátil, cuando el filtro es igualado por la preferencia de la economía (M_f), todos los agentes cambian de posición.
- Al estudiar el MAC conductual con posibilidad de cambio individual y bajo el comportamiento de un indicador financiero colombiano, se encuentra que la serie a diferencia de lo expuesto por Ying Fan en 2009, no tiende a la aleatoriedad; en vez de ello, es ligeramente persistente, indicando que el mercado bursátil se comporta diferente a partir de la información financiera regional.
- El MAC conductual afectado por el macrofactor COLCAP, presenta también una relación bimodal entre las posiciones de compra y venta, la variabilidad en esta variante disminuye debido a la tendencia central de la distribución probabilística que describe el macrofactor.
- El MAC mixto presenta una tendencia a perder la memoria en el tiempo, al estudiar su comportamiento en la longitud de ciclo 29, se evidencia un nivel mayor al racional. Los agentes conductuales disminuyen la eficiencia del mercado.

- Las posiciones de compra y venta presentan un comportamiento bimodal; sin embargo, el valor medio de éstas es diferente (en comparación con el MAC de probabilidad de cambio individual). Los modelos mixtos favorecen la dinámica de compra mas cada posición adquiere mayor variabilidad, concluyendo que los agentes racionales disminuyen la predictibilidad del mercado.
- Al contrastar las estimaciones del coeficiente de Hurst para Colombia y los calculados en los diferentes MAC, se concluye que el Modelo Autómata Celular configurado con el comportamiento COLCAP, representa la complejidad del mercado nacional, validando así el supuesto conductual en el mismo.
- El MAC racional con macrofactor estimado, posee la mayor variabilidad; por ende, es estadísticamente similar a todas las variantes, se considera entonces como un mercado volátil e impredecible.
- Las estimaciones de precios mediante la adaptación del modelo de MILAN, demuestra que al aplicar métodos no lineales, las rentabilidades poseen características estilizadas, tendencia que no se evidencia en el precio fundamental estimado.
- Al no poseer un comportamiento con alta curtosis, la estimación de precios mediante la técnica del precio fundamental presentará un comportamiento persistente y se puede estimar mediante proyecciones no lineales, no describe un mercado eficiente.
- Debido a la variabilidad del dividendo en el modelo de MILAN, éste no logra exponer el comportamiento de la rentabilidad en la acción de BANCOLOMBIA

- Al parametrizar el modelo de MILAN con rentabilidades colombianas, a través del comportamiento del COLCAP, se encuentra que la metodología aplicada no logra representar la complejidad de la serie financiera. La simulación indica que a medida que avanza el tiempo, en promedio, los datos generados aleatoriamente tienden a la eficiencia.
- Los modelos de estimación de precios suelen trabajar con una cantidad finita y constante de agentes, al generar una cantidad variable de compradores mediante el uso del MAC, es necesario simplificar la estimación del precio, se recomienda usar la función de equilibrio del mercado.
- Para los parámetros descritos se valida el supuesto de finanzas conductuales en Colombia mediante la simulación de mercados artificiales con un porcentaje de agentes racionales inferior al 15%

ALCANCE Y RECOMENDACIONES DEL MODELO AUTÓMATA CELULAR

- En Colombia la simulación como herramienta de estudio financiero y pronóstico de precios, se puede desarrollar a través de los autómatas celulares, al implementar técnicas de complejidad y simulaciones microscópicas de LEVY; sin embargo, dicho análisis está por fuera del alcance de esta investigación.
- La eficiencia en la estimación rentabilidades del MAC puede ser analizada al contrastar los resultados con diferentes series de precios.

- El pronóstico de precios del MAC diseñado se puede mejorar siguiendo las directrices propuestas de MILAN; sin embargo, dicha adaptación incurre en técnicas no lineales y estudios sectoriales propios de una investigación en un nivel académico superior.
- El pronóstico de precios en el MAC, puede buscar implementar la técnica del equilibrio del mercado y emparejamiento, debido a su diseño complejo.
- Mediante la implementación de un sistema de castigos y compensaciones, se puede diseñar un modelo de aprendizaje, con el fin de estudiar si existe mejoría en la predicción de posiciones al usar parámetros colombianos.
- La investigación en Modelos Automatas Celulares brinda herramientas complementarias al perfil profesional del Ingeniero Industrial, permitiendo una proyección laboral en estudios financieros y pronósticos.

BIBLIOGRAFÍA

ATMAN, Fardia y GONÇALVES Bruna. Influence of the Investor's Behavior on the Complexity of the Stock Market. En: Brazilian Journal of Physics. 2011, vol. 42, no. 1, p. 137–45.

BACHELIER, Louis. Théorie de la spéculation, En: Annales scientifiques de l'É.N.S. 1900, vol. 3 no. 17, p. 21-86.

BLÁZQUEZ, Benjamín Hernández. Bolsa y estadística bursátil: Díaz de Santos, 2000, p. 328.

BULKLEY, George y HARRIS, Richard. Irrational Analysts' Expectations as a Cause of Excess Volatility in Stock Prices. En The Economic Journal. 1997, vol. 107, p. 359-371.

CHANG, Eric C, CHENG Joseph, and KHORANA Ajay. An Examination of Herd Behavior in Equity Markets: An International Perspective. En Journal of Banking & Finance, 2000, vol. 24, no. 10, p. 1651–79.

CONT, Rama. Empirical Properties of Asset Returns : Stylized Facts and Statistical Issues. En Quantitative Finance. 2001, vol. 1 p 223–36.

DUARTE Juan Benjamín, MASCAREÑAS Juan Manuel. Comprobación de la eficiencia débil en los principales mercados financieros latinoamericanos. En Estudios Gerenciales. octubre-diciembre. 2014, vol. 30, no.133, 365-375.

FAMA, Eugene F. The behavior of stock-market prices. En Journal of business. 1965, vol. 38, no. 1, p. 34-105.

FAMA, Eugene.F Efficient Capital Markets: a Review of Theory and Empirical Work. En Journal of Finance. 1970, vol. 25, no. 2, p. 383-417

FERNANDEZ, Andrés. GRAU, Pilar. Hipótesis de mercado eficiente, caos y mercado de capitales, Madrid: Servicio de Publicaciones. Universidad Rey Juan Carlos, 2012.

FROMLET, Hubert. Behavioral Finance-Theory and Practical Application: systematic analysis of departures from the homo oeconomicus paradigm are essential for realistic financial research and analysis. En Business Economics. 2001, vol. 36, no. 3, p. 63–69.

GARCIA, Adolfo. La estructura lógica de la teoría clásica de las finanzas. En EconoQuantum. 2010, vol. 6 no. 2, p. 81-98.

GARDNER Martin. MATHEMATICAL GAMES The fantastic combinations of John Conway's new solitaire game "life". En Scientific American Octubre 1970, 120-123

GIBSON, George. The Stock Markets of London, Paris and New York. En Putnam's sons. New York. 1889.

GRINBLATT, Mark, y Matti Keloharju. The Investment Behavior and Performance of Various Investor Types: A Study of Finland's Unique Data Set. En Journal of Financial Economics. 2000, vol. 55, no. 1, p. 43–67.

HERNANDEZ. Manrique. Finanzas conductuales: un enfoque para Latinoamérica. En TEC Empresarial. 2009, vol. 3, no. 3, p. 8-17.

HIRSHLEIFER, David. Investor Psychology and Asset Pricing. En The Journal of Finance. 2001, vol. 56, no. 4, p. 1533–97.

INVESTOR RELATIONS COLOMBIA. El mercado de valores en Colombia. [en línea] [Bogotá: Colombia] Ministerio de Hacienda y Crédito Público, 2008. [citado 4 Ago. 2015] Disponible en Internet: http://www.irc.gov.co/portal/page/portal/irc/es/mercadovalorescolombiano/Mercado%20en%20Colombia%20Ene11_0.pdf

JENSEN, Michael y MECKLING, William. The Nature of Man. En Journal of Applied Corporate Finance. 1994, vol. 7, no. 2, p. 4–19.

KEYNES, John. Some aspects of commodity markets. En Manchester Guardian Commercial: European Reconstruction Series. Londres: Macmillan. 1923.

LEBARON Blake, BRIAN William y PALMER Richard. Time series properties of an artificial stock market. En Journal of Economic Dynamics & Control. 1999, vol. 23, no. 5, p. 1487-1516.

LEBARON Blake. Agent Based Computational Finance, En Handbook of Computational Economics. 2006, vol. 2, p. 92–112.

LEVY Moshe, LEVY Haim y SOLOMON Sorin. Microscopic simulation of financial markets. Elsevier: Academic Press. 2000.

MANDELBROT, B. B. Statistical methodology for non-periodic cycles: From the covariance to R/S analysis. En Annals of Economic and Social Measurement. 1972, vol. 1, no. 3, p. 257–288.

MASSA, Massimo y GOETZMANN William. Daily Momentum and Contrarian Behavior of Index Fund Investors. SSRN Scholarly Paper. Rochester, NY: En Social Science Research Network. Febrero, 2000, vol. 53, 1689-1699.

MESTRAS Juan, LÓPEZ Adolfo y GALÁN José Manuel. Modelado Basado En Agentes para el estudio de Sistemas Complejos. En Novática. 2012, vol. 42, no. 1-2, p 13-18.

MILAN Lovric, Behavioral Finance and Agent-Based Artificial Markets. Trabajo de grado para obtener el título de Doctor de la Erasmus University Rotterdam. 2011.228 p.

MOZAFARI, Milad y ALIZADEH Rahim. A Cellular Learning Automata Model of Investment Behavior in the Stock Market. En Ubiquitous Computing 2013. Vol. 122, p. 470–79.

PASCUAL José Antonio, PAJARES Javier y LOPEZ Adolfo. El modelado basado en agentes como herramienta para la explicación de los mercados financieros. En X Congreso de Ingeniería de Organización (Valencia : España : septiembre: 2006)

PETERS Edgar. Fractal Market Analysis: Applying Chaos Theory to Investment and Economics. New York: John Wiley. 1994.

PETERS Edgar. Fractal Market Analysis: Applying Chaos Theory to Investment and Economics, New York: John Wiley & Sons, 2015.

RAMÍREZ, HERNÁNDEZ Manrique. Finanzas Conductuales: un enfoque para Latinoamérica. En TEC Empresarial. 2009, vol. 3, no. 3, p. 1-17.

ROSS ASHBY. Sistemas y sus medidas de Información. En Tendencias en la teoría general de sistemas 1987.

SHILLER, Robert. From Efficient Markets Theory to Behavioral Finance. En The Journal of Economic Perspectives. 2003, vol. 17, no. 1, p. 83–104.

SHILLER, Robert. Tools for Financial Innovation: Neoclassical versus Behavioral Finance. En Financial Review. 2006, vol. 41, no. 1, p. 1–8.

SIDNEY Alexander S. Price movements in speculative markets: Trends or random walks. En Industrial Management Review. 1961, vol. 2, no 2, p. 7.

SIERRA SUÁREZ Katherine Julieth. Comprobación del comportamiento caótico en el índice general de la bolsa de valores de Colombia. Bucaramanga 2012. Trabajo de grado (Ingeniera Industrial) Universidad Industrial de Santander. Facultad de Físico Mecánicas, Escuela de Estudios Industriales y Empresariales

SIERRA Katherine, DUARTE Juan, RUEDA Víctor. Predictibilidad de los retornos en el mercado de Colombia e hipótesis de mercado adaptativo. En Estudios gerenciales. julio – septiembre 2015, vol. 31 no. 136

SIERRA, Katherine. DUARTE y Juan. MASCAREÑAS, Juan. Comprobación del comportamiento caótico en la bolsa de valores de Colombia. En Estrategia Organizacional. 2013, vol. 2, no. 1, p. 41 – 54 2013.

STATMAN, Meir Behavioral Finance: Finance with Normal People. En Borsa Istanbul Review. 2014. Vol. 14, no. 2, p. 65–73.

STEWART Patricia. Behavioral Finance Not To Be Ignored. En Trust & States. Junio. 2006.

TALERO Leonardo, DUARTE Juan Benjamín, SIERRA Katherine, Evaluación de las metodologías para la construcción de mercados artificiales. En IV CONGRESO INTERNACIONAL DE FINANZAS: INVERSIONES, SEGUNDO ENCUENTRO DE INVESTIGACIÓN EN FINANZAS (Mayo : 2015 : Medellín : Colombia)

TARRIDE Mario, Complexity and complex systems História Ciências, En Saúde – Manguinhos. 1995, Vol. 2, no. 1, p. 46-66.

VILLAGRA, Víctor Valenzuela. Finanzas Conductuales. Un híbrido entre la psicología y las finanzas. En Documento de Análisis N° 7 Facultad de Economía y Negocios Universidad Andrés Bello, s.f. 2013. Facultad de Economía y Negocios Universidad Andrés Bello.

YING, Fan y otros. The effect of investor psychology on the complexity of stock market: An analysis based on cellular automaton model. En Computers & Industrial Engineering 2009. Vol. 56, no. 1, p. 63-69

.

ANEXOS

Anexo A Certificado de Ponencia: Evaluación de las metodologías para la construcción de mercados artificiales



II Encuentro
de Investigación
en Finanzas



LA RED ACADÉMICA EN FINANZAS - REDAFIN

Certifica que

LEONARDO HERNÁN TALERO SARMIENTO
1095911077

participó como ponente en el

II ENCUENTRO DE INVESTIGACIÓN EN FINANZAS

con la ponencia

EVALUACIÓN DE LAS METODOLOGÍAS PARA LA CONSTRUCCIÓN DE MERCADOS ARTIFICIALES

Realizado en Medellín, el día 9 de mayo de 2015.



Beatriz Elena Bejoya Rios
Directora Ejecutiva
REDAFIN - Red Académica en Finanzas



Ramón Javier Mesa Callejas
Decano Facultad de Ciencias Económicas
Universidad de Antioquia



UNIVERSIDAD DE ANTIOQUIA UNAB Universidad de Santander CORPORACIÓN UNIVERSITARIA ADVENTISTA ESUMER INSTITUCIÓN UNIVERSITARIA ITM INSTITUCIÓN UNIVERSITARIA POLITÉCNICO COLOMBIANO JAIME ISAZA CADAVID USC UNIVERSIDAD SAN CARLOS Tecnológica de Antioquia INSTITUCIÓN UNIVERSITARIA Universidad Piloto de Colombia UN TEPACIO PARA LA EVOLUCIÓN

Anexo B Artículo de carácter publicable: memorias de: EVALUACIÓN DE LAS METODOLOGÍAS PARA LA CONSTRUCCIÓN DE MERCADOS ARTIFICIALES

EVALUACIÓN DE LAS METODOLOGÍAS PARA LA CONSTRUCCIÓN DE MERCADOS ARTIFICIALES

Resumen

El objetivo principal del presente trabajo es evaluar las metodologías para la construcción de mercados bursátiles artificiales mediante la simulación de toma de decisiones a partir del *Cellular Automata Model* (Ying Fan, 2009) mediante el efecto de los agentes en el mercado. Se construyen tres escenarios: el primero, es un mercado netamente conductual en el que la capacidad de imitar, anti imitar o ser indiferente se distribuye de acuerdo a funciones de probabilidad; el segundo, un mercado racional mediante una adaptación de los Filtros de Alexander (Juan Benjamin Duarte Duarte, 2014) ; el tercero, genera un mercado mixto. Se encuentra que la mezcla de agentes permite un comportamiento menos predictivo y con comportamientos en el que se evidencia la incidencia de la información

Palabras Claves

Autómatas celulares, Decisiones racionales, Finanzas conductuales, Psicología de inversores, Simulación

Abstract

The main goal of this study is the methodologies for the construction of artificial stock markets by decision simulation assessment. Based on the Cellular Automata Model, (Ying Fan, 2009) CAM studies the psychological effect of a broker¹ in a market with full access and free information. Three scenarios were made: the first is a behavioral market where the ability to imitate, anti imitate or be indifferent is distributed according to probability distributions; the a rational market, through the Alexander Filters adaptation (Juan Benjamin Duarte Duarte, 2014) the third, a stock market mixed. We found that, the CAM mixed has a less predictive performance and a better effect information.

¹ Agent

Keywords

Rational Decisions, Behavior Finances, Cellular Automata, Investor psychology, Simulation

Introducción

La Teoría Financiera Clásica expone que en un mercado bursátil los inversionistas se desenvuelven en mercados eficientes; sin embargo, existe evidencia la cual sugiere que el paradigma económico estándar² no es adecuado para describir el comportamiento de los individuos en los mercados (Stewart, 2006) surge una corriente denominada finanzas conductuales, la cual reemplaza a las personas racionales en las Finanzas Clásicas por personas normales. (Statman, 2014)

Ante la complejidad de los mercados bursátiles, se han desarrollado modelos como el ASM³ para la exploración de los mismos, (Brian A. W, 1997) los cuales buscan evaluar las interacciones entre agentes de un mercado bajo condiciones preestablecidas mediante aleatoriedad en un proceso no dependiente en el tiempo.⁴ El trabajo de Ying Fan busca estudiar la complejidad del mercado bursátil, sin tener en cuenta la información macroeconómica en cada momento t , dicho supuesto invita a estudiar un factor económico deducido por la relación entre oferta y demanda⁵

Por otra parte, los análisis del manejo de activos mediante filtros de decisión parten del supuesto de un mercado eficiente; en éste, decisiones son realizadas bajo dos parámetros: el primero, un filtro porcentual; el segundo, O/D; finalmente, se construye un mercado mixto.

Marco teórico

Para desarrollar un modelo del comportamiento financiero, es necesario recrear la interacción entre los mismos y como cada uno de estos toman decisiones. Un método usado para explorar la complejidad de los mismos es el denominado Mercado Bursátil

² Agentes racionales que operan en un mercado eficiente

³ Artificial Stock Market

⁴ Cadena de Markov

⁵ O/D

Artificial⁶, (Brian A. W, 1997) el cual es un modelo adaptativo. Al que al aplicarle reglas de decisión, se transforma en un Cellular Automata.

Por otra parte, debido a la naturaleza estocástica de los mercados, una herramienta útil para validar la eficiencia del mismo son los filtros de Alexander (Juan Benjamín Duarte Duarte, 2014)– como los modelos de decisión se enfocan en la interacción entre el mercado y sus agentes, se aplican los filtros de Alexander sin considerar costos de transacción, además, debido a la naturaleza del modelo no se tiene en cuenta el valor de los activos, en vez de ello, con una fórmula que representa la intención de compra.

Para poder emular el comportamiento de un mercado real, es necesario incluir diversos tipos de agentes: Racionales, analistas técnicos y conductuales (José Antonio Pascual Ruano, 2006) ⁷

Metodología del estudio

1. Cellular Automata con probabilidad individual.

CAM como base para el modelamiento de un método para sistemas complejos. (Ying Fan, 2009) Para el modelo conductual, la toma de decisiones es probabilística y se desarrollan tres escenarios:

⁶ Ver 3

⁷ Para cumplir con el modelo no dependiente se descartan los analistas técnicos.

Se plantean tres funciones de distribución para el Agente:	Distribución uniforme.	Continua en el intervalo [0,1] (Ying Fan, 2009)
	Distribución Normal.	Media en 0.5 y desviación estándar de 0.16, dominio [0,1]
	Distribución anti-indiferencia.	Probabilidad de indiferencia (0.5) igual a cero y simétrica, presenta la forma de la Figura 1 dominio entre [0,1]

Figura 1 Distribución de anti-indiferencia⁹



2. Cellular Automata adaptado a los Filtros de Alexander.

La estimación porcentual al alza o baja en un CAM, se determinó en la ecuación (1) sin embargo el filtro, en vez de seguir el precio de un activo, analiza la intención de compra como referencia del comportamiento del mercado simulado; se plantean tres escenarios: filtro exigente en 5%; máximo de permisibilidad 1%; valor medio de 3%

⁹ Generada mediante transformada inversa, simétrica con Dominio entre 0 y 1; favorece el imitar o anti imitar con probabilidad de ser indiferente a los vecinos: $P(0.5)=0$

$$\% = \frac{\#Agentes comprando}{\#Agentes comprando + \#Agentes vendiendo} - 0.5 \quad (1)$$

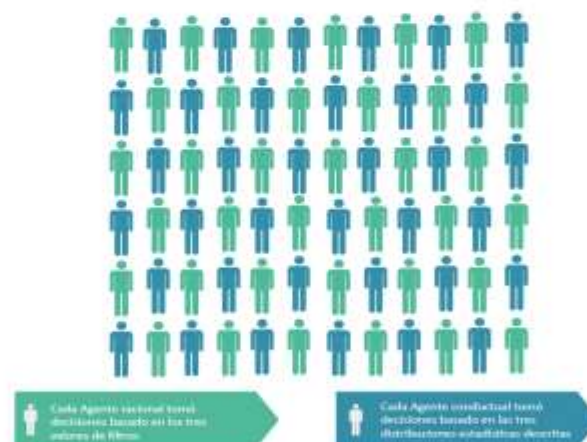
3. Cellular Automata Mixto

El CAM se distribuye equitativamente a los diversos tipos de agentes⁹ Figura 2 Distribución espacial de los agentes; con el fin de analizar la predisposición a imitar posiciones El CAM tiene en cuenta un estado del mercado que representa la tendencia al alza o baja de la economía¹⁰ medida diariamente, ver ecuación (2):

$$Mf = \frac{\#Agentes comprando}{\#Agentes comprando + \#Agentes vendiendo} \quad (2)$$

Se realiza un DOE¹¹ 2³ que mezcla los dos modelos con el fin de analizar si la interacción entre los dos tipos de agentes difiere de los modelos base

Figura 2 Distribución espacial de los agentes



4. Simulación y Resultados

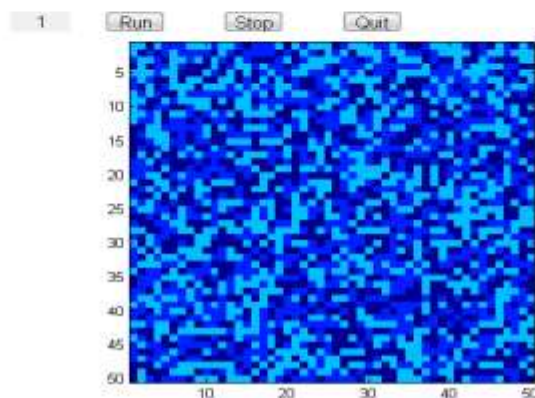
⁹ La acción que cada agente está desarrollando al principio de cada iteración se distribuye de manera uniforme entre Comprar, Retener y Vender

¹⁰ Se puede relacionar con el número de transacciones realizadas durante el día anterior calculadas por Bloomberg

¹¹ Design of Experiment con 360 iteraciones por réplica; dos factores: Filtro de Alexander para 1% 5% y 3% y Distribuciones estadísticas; Normal, Uniforme y Anti-Indiferencia

El CAM¹². Gráfico se observa en la Figura 3 Distribución de acciones, cada inicio de periodo, se vuelven a distribuir los agentes y la probabilidad de cambio $P(i,j)$ es individual.

Figura 3 Distribución de acciones¹³



4.1. CAM para agentes conductuales

El efecto manada¹⁴ se puede evidenciar como la tendencia a imitar¹⁵ en la se observa el cambio de la postura de cada agente, las características del CAM se exponen en la Figura 5 Al eliminar la capacidad de ser indiferente, se encuentra que cada agente intenta imitar o no (con igual probabilidad) a su vecindad y como esta presenta un comportamiento uniforme, el resultado final posee igual tendencia probabilística.

¹² Cellular Automata Model para todos los escenarios en el que cada agente está desarrollando una acción: Comprar, Retener o Vender. Cada color representa dicha acción, distribuida uniformemente en un espacio de 50*50 agentes

¹³ Cada color representa las acciones de COMPRAR, VENDER o RETENER una acción antes de ejecutar las reglas de validación

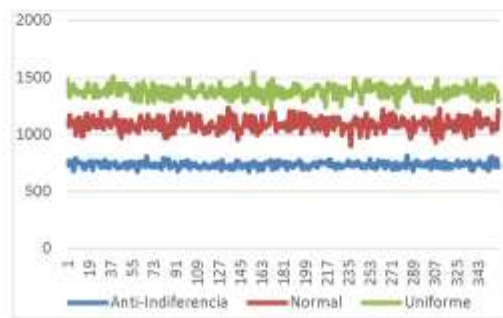
¹⁴ Nivel de imitación alto, el mercado colapsa al no haber equilibrio entre oferta y demanda.

¹⁵ Se analiza la compra de acciones como elemento representativo de la dinámica del mercado, para este caso, el mercado suele colapsar ver 13.

4.2. CAM para agentes Racionales

El efecto de imitación se observa en la Figura 6 Acción comprar para un agente racional durante el experimento se valida la incapacidad de determinar cuántos compradores habrán en un día 16 simulado mediante la ANOVA¹⁷ las características se muestran en la Figura 7 CAM para el agente racional

Figura 4 Agentes comprando al final del tiempo t



¹⁶ Debido a la aleatoriedad y gran dispersión de los datos; no es viable determinar un comportamiento Normal al aplicar los filtros de Alexander y; por ende, inviable una regresión lineal.
¹⁷ Análisis de Varianza

Figura 5 CAM para el agente conductual

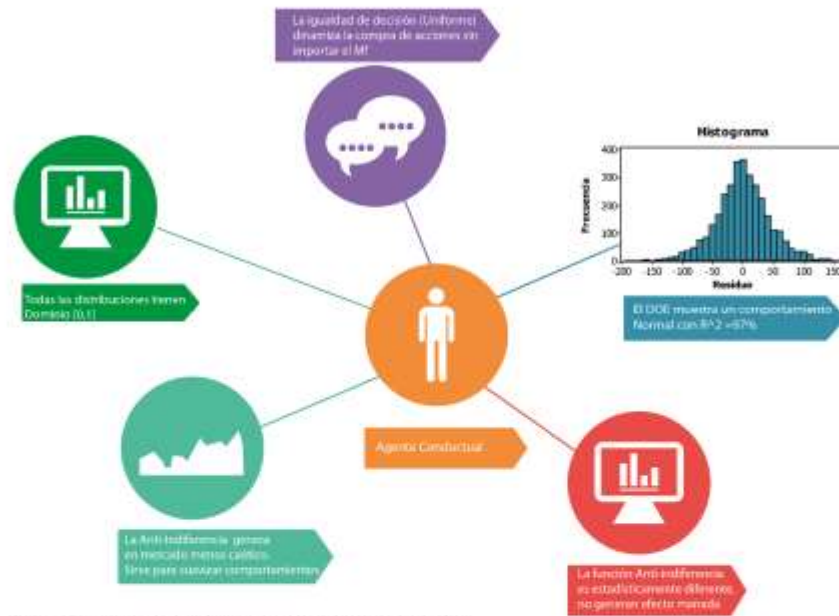


Figura 6 Acción comprar para un agente racional

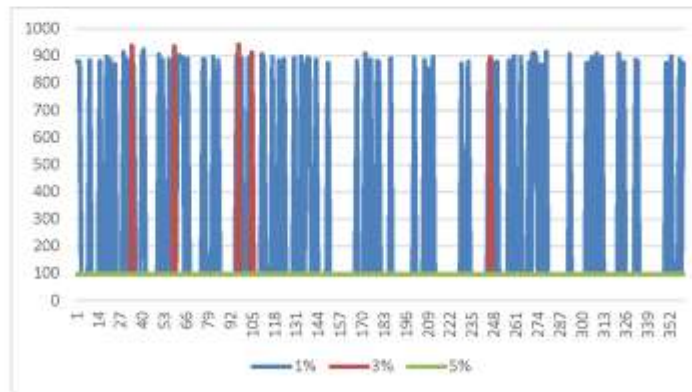
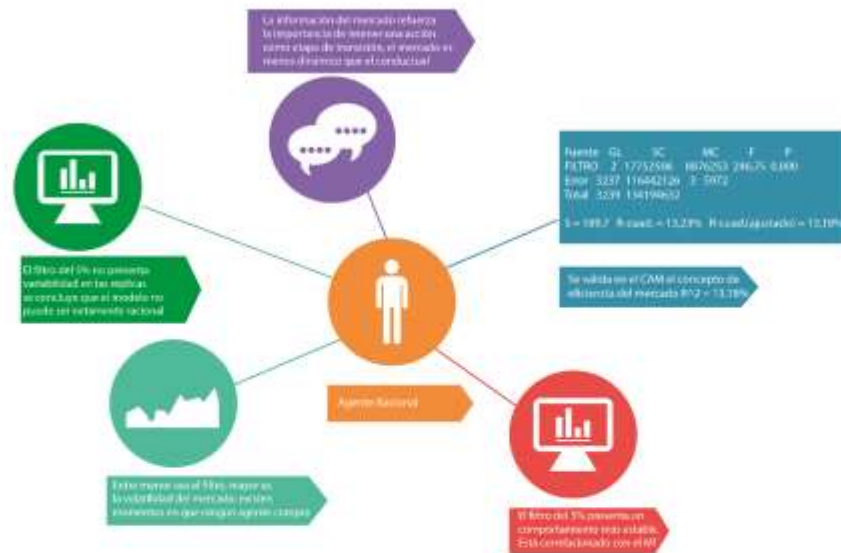


Figura 7 CAM para el agente racional

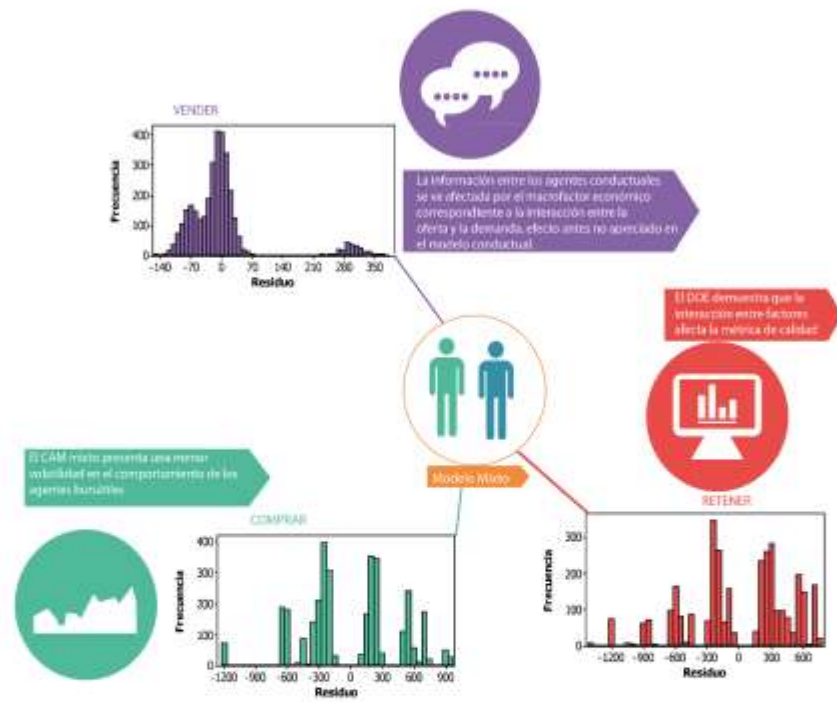


4.3. CAM para modelo mixto

Los factores bases son los tipos de agentes medido en su regla de cambio de posición,¹⁸ el efecto sobre el modelo se aprecian en la Figura 8

¹⁸ Factor Agente Conductual P [Uniforme, Normal, Anti-indiferencia] Factor Agente Racional filtro [1%, 3%, 5%]

Figura 8 CAM mixto¹⁹



¹⁹ Se realizó un DOE con Análisis Múltiple de Varianza MANOVA el cual confirma la incapacidad para predecir posiciones o estados futuros del mercado bursátil artificial

1. Conclusiones

Los modelos basados en conductas tipo CAM, permiten experimentar con variables como el tipo y cantidad de agentes, facilitan estudiar en hipótesis sobre la configuración de mercados locales.

Al adaptar los Filtros de Alexander, se validan supuestos de eficiencia como el acceso libre a la información, el rápido cambio de estado; la generación aleatoria de precios (en este caso la tendencia del mercado).

Los modelos mixtos presentan una menor volatilidad que los racionales, para mejorar el análisis de las posiciones de dichos agentes, se recomienda que el filtro cambie con el estado de la economía y considere la posición de Retener, no sólo de Comprar y Vender.

En los modelos mixtos la interacción estadística entre los tipos de agente afecta la variable respuesta; por ende, es el flujo de información entre estos y no la naturaleza per se la que explica el comportamiento del modelo.

En el modelo mixto, la compra, venta o retención de una acción presenta un comportamiento independiente en el tiempo, para estimar la eficiencia del mercado, se aconseja estudiar por separado y en conjunto el nivel de caos con coeficientes que indiquen la memoria en su serie de datos como el de Hurst.

2. Recomendaciones

Interpolar un Mf real en los diversos modelos.

Crear un experimento donde el Mf dependa de la interacción de los agentes en el tiempo $t-1$

Crear un filtro diferente al de Alexander el cual pueda reestructurarse en el tiempo; es decir, ser racional y adaptativo.

Construir un generador de precios con el fin de aplicar los Filtros de Alexander y no sólo adaptarlos

3. Agradecimientos

- Ing. Edwin Alberto Garavito Hernández

4. Referencias

Brian A. W. D. N. (1997). The economy as an evolving complex system II. Santa Fe, EE.UU: Santa Fe Institute studies in the science of complexity.

José Antonio Pascual Ruano, J. P. (8 de Septiembre de 2006). El modelado basado en agentes como herramienta para la explicación del comportamiento de los mercados financieros. Valencia, España.

Juan Benjamin Duarte Duarte, J. M.-I. (2014). Comprobación de la eficiencia débil en los principales mercados financieros latinoamericanos. ESTUDIOS GERENCIALES, 365-375.

Statman, M. (2014). Behavioral Finance: Finance with Normal People. Borsa Istanbul Review, 1-9.

Stewart, P. (2006). Behavioral Finance-Not To Be Ignored. Trusts &, 46-50.

Ying Fan, S.-J. Y.-H.-M. (2009). The effect of investor psychology on the complexity of stock market: An analysis based on cellular automaton model. Computers & Industrial Engineering, 63-69.

5. Autores

Leonardo Hernán Talero Sarmiento
Universidad Industrial de Santander
leonardo.talero@gmail.com

Juan Benjamín Duarte
Universidad Industrial de Santander
jbduarted@hotmail.com

Katherine Julieth Sierra Suarez
Universidad Industrial de Santander
katjulss@hotmail.com

Anexo C Pseudo código para la generación de precios por Lovric Milan.

1. set parameters and initial conditions

$N = 10000$ number of stocks issued

$M = 950$ number of RII investors

$M2 = 50$ number of EMB investors

$r_f = 0.01$ risk-free rate

$T = 1000$ number of time steps

$k = 0.04$ required rate of return on stock

$z1 = -0.07$ maximal one-period dividend decrease

$z2 = 0.10$ maximal one-period dividend growth

$g = 0.015$ average dividend growth rate $(z1 + z2)/2$

$alpha = 1.5$ degree of risk aversion

$P0 = 50$ initial price $\rightarrow P(1)$

$D0 = 0.5$ initial quarterly dividend \rightarrow

$D(1) Ni0 = 10$ initial stock holdings of RII investors

$W0 = 1000$ initial wealth of RII investors

$x0 = 0.5$ initial proportion of wealth invested in stocks $= P0 * Ni0 / W0$ $m2 = 10$ memory length of EMB investors

$N2i0 = 10$ initial stock holdings of EMB investors

$W20 = 1000$ initial wealth of EMB investors

$x20 = 0.5$ initial proportion of wealth invested in stocks $= P0 * N2i0 / W20$

$sigma = 0.2$ standard deviation of noise added to the optimum solution (see Equation 5.10)

2. set seed of the pseudo-random number generator 3. preallocate all variables and store initial values

4a. calculate dividend $z = rand_{uniform_{[0,1]}} * (z2 - z1) + z1$;

$$D(t) = D(t - 1) * (1 + z);$$

4b. update wealth of each agent i with realized dividends and bond interest

$$W(t, i) = W(t - 1, i) + Ni(t - 1, i) * D(t) + (W(t - 1, i) - Ni(t - 1, i) * P(t - 1)) * rf;$$

$$W2(t, i) = W2(t - 1, i) + N2i(t - 1, i) * D(t) + (W2(t - 1, i) - N2i(t - 1, i) * P(t - 1)) * rf;$$

4c. generate random departures from optimal behavior for each EMB investor i and store these values for later usage (see Equation 5.10) $x2(t, i) = rand_normal_{[0,1]} * sigma$;

4d. determine the market clearing price

$$\begin{aligned} & (P(t - 1) \text{ is the starting search value}) \text{surplus} \\ & = @(Ph)AggregateDemand(Ph, < listOfParameters >); \\ & P(t) = fzero(\text{surplus}, P(t - 1)); \end{aligned}$$

4e. calculate return $R(t) = (P(t) + D(t)) / P(t - 1)$;

4f. calculate fundamental value $Pf(t) = D(t) * (1 + g) / (k - g)$;

End

4g. update wealth of each agent with capital gains $W(t, i) = W(t, i) + Ni(t - 1, i) * (P(t) - P(t - 1))$; $W2(t, i) = W2(t, i) + N2i(t - 1, i) * (P(t) - P(t - 1))$;

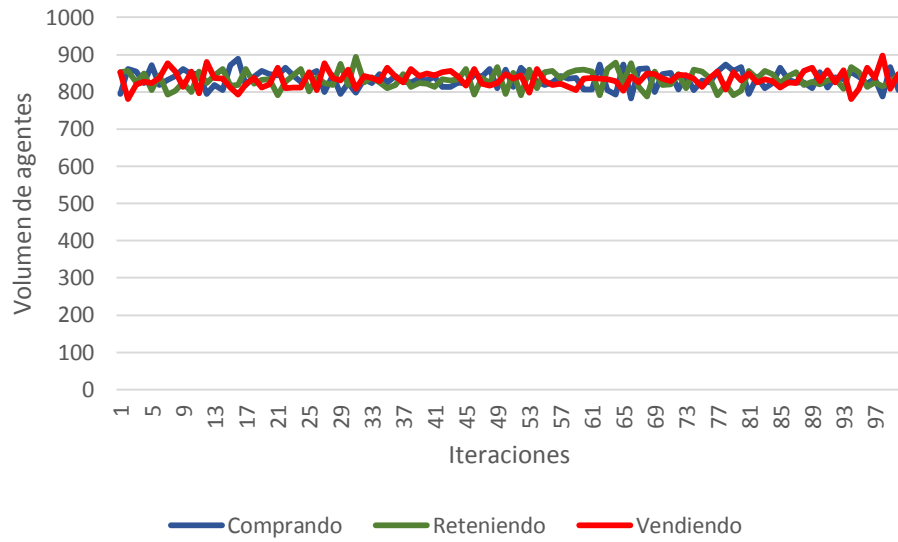
4h. determine new holdings of investors from the optimal proportions calculated in equilibrium (for EMB investors use optimal proportion + noise, if needed truncated so that it falls into the $[0,1]$ interval)

5. store simulation results 6. repeat experiment for different seeds
Aggregate

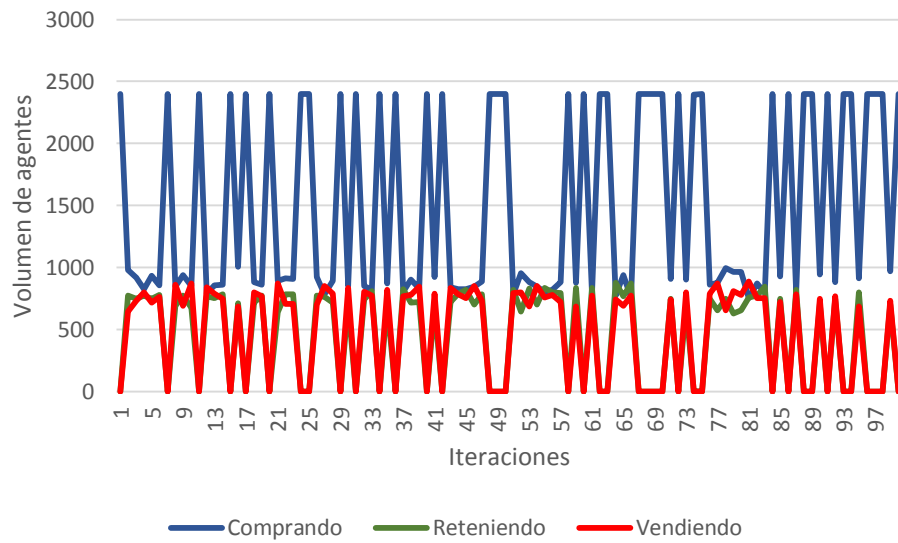
Anexo D Estadísticas descriptivas para el precio fundamental, basado en el modelo de Lovric Milan

	Entrada	Pearson5	
Mínimo	-0,07249	-0,22866	Mínimo
Máximo	0,77942	∞	Máximo
Media	0,01607	0,01579	Media
Moda	\approx 0,07230	-0,00448	Moda
Mediana	0,01509	0,00863	Mediana
Desv Est	0,06042	0,05319	Desv Est
Asimetría	5,0114	0,9137	Asimetría
Curtosis	65,6403	4,6316	Curtosis
Izquierda X	-0,06	-0,06	Izquierda X
Izquierda P	0,05	0,043	Izquierda P
Derecha X	0,086	0,086	Derecha X
Derecha P	0,95	0,902	Derecha P
Dif X	0,14581	0,14581	Dif X
Dif P	0,9	0,859	Dif P
0,05	-0,05955	-0,0573	0,05
0,1	-0,05285	-0,04509	0,1
0,15	-0,04262	-0,03618	0,15
0,2	-0,0334	-0,02868	0,2
0,25	-0,02512	-0,02193	0,25
0,3	-0,01737	-0,01561	0,3
0,35	-0,00863	-0,00952	0,35
0,4	-0,000584	-0,00352	0,4
0,45	0,0052	0,0025	0,45
0,5	0,01509	0,00863	0,5
0,55	0,0237	0,01498	0,55
0,6	0,03242	0,02167	0,6
0,65	0,03757	0,02884	0,65
0,7	0,04556	0,03669	0,7
0,75	0,05491	0,04553	0,75
0,8	0,06506	0,05583	0,8
0,85	0,07224	0,06849	0,85
0,9	0,07579	0,08551	0,9
0,95	0,08627	0,11317	0,95

Anexo E Posición de los agentes al comienzo de t en el Modelo Autómata Celular Base



Anexo F Posición de los agentes al final de t en el Modelo Autómata Celular Base

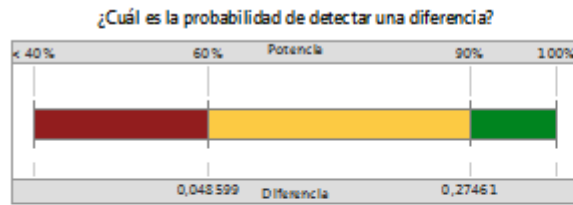


Anexo G Estadísticas descriptiva del COLCAP entre el 02/01/2012 al 16/09/2015

	Entrada	Laplace	
Mínimo	-0,044898	$-\infty$	Mínimo
Máximo	0,042155	∞	Máximo
Media	-0,000239	-0,00009123	Media
Moda	$\approx 0,000946$	-0,00009123	Moda
Mediana	-0,00009446	-0,00009123	Mediana
Desv Est	0,009	0,009099	Desv Est
Asimetría	-0,1581	0	Asimetría
Curtosis	5,7465	6	Curtosis
Izquierda X	-0,0151	-0,0151	Izquierda X
Izquierda P	5,00%	0,049	Izquierda P
Derecha X	0,0148	0,0148	Derecha X
Derecha P	95,00%	95,10%	Derecha P
Dif X	0,029899	0,029899	Dif X
Dif P	90,00%	90,20%	Dif P

0,01	-0,02517	-0,025262	0,01
0,05	-0,015102	-0,014906	0,05
0,10	-0,010119	-0,010447	0,1
0,15	-0,007842	-0,007838	0,15
0,20	-0,006324	-0,005987	0,2
0,25	-0,004639	-0,004551	0,25
0,30	-0,003554	-0,003378	0,3
0,35	-0,0026	-0,002386	0,35
0,40	-0,0016	-0,001527	0,4
0,45	-0,000845	-0,000769	0,45
0,50	-0,00009446	-0,00009123	0,5
0,55	0,000814	0,000587	0,55
0,60	0,001604	0,001344	0,6
0,65	0,002405	0,002204	0,65
0,70	0,003381	0,003195	0,7
0,75	0,004448	0,004369	0,75
0,80	0,005808	0,005804	0,8
0,85	0,007231	0,007655	0,85
0,90	0,009402	0,010264	0,9
0,95	0,014797	0,014724	0,95
0,99	0,021518	0,025079	0,99

Anexo H Comparación de medias con el coeficiente de Hurst para los Modelos Automatas Celulares y el Mercado Nacional.



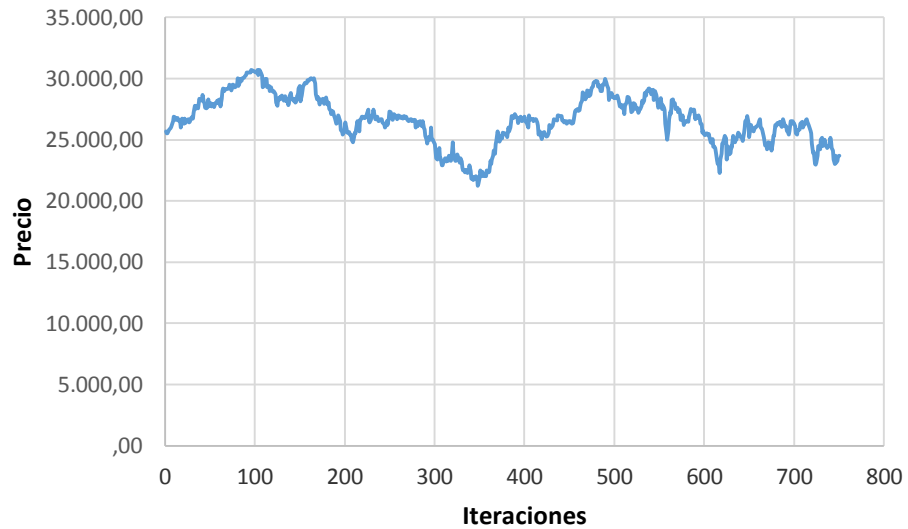
¿Qué diferencia puede detectar con los tamaños de sus muestras?

Diferencia	Potencia
0,048599	03 - 60,0%
0,21936	600 - 100,0%
0,23648	700 - 100,0%
0,25464	800 - 100,0%
0,27461	900 - 100,0%

La potencia es una función de los tamaños de las muestras y de las desviaciones estándar. Para detectar diferencias menores que 0,25464, considere aumentar los tamaños de las muestras.

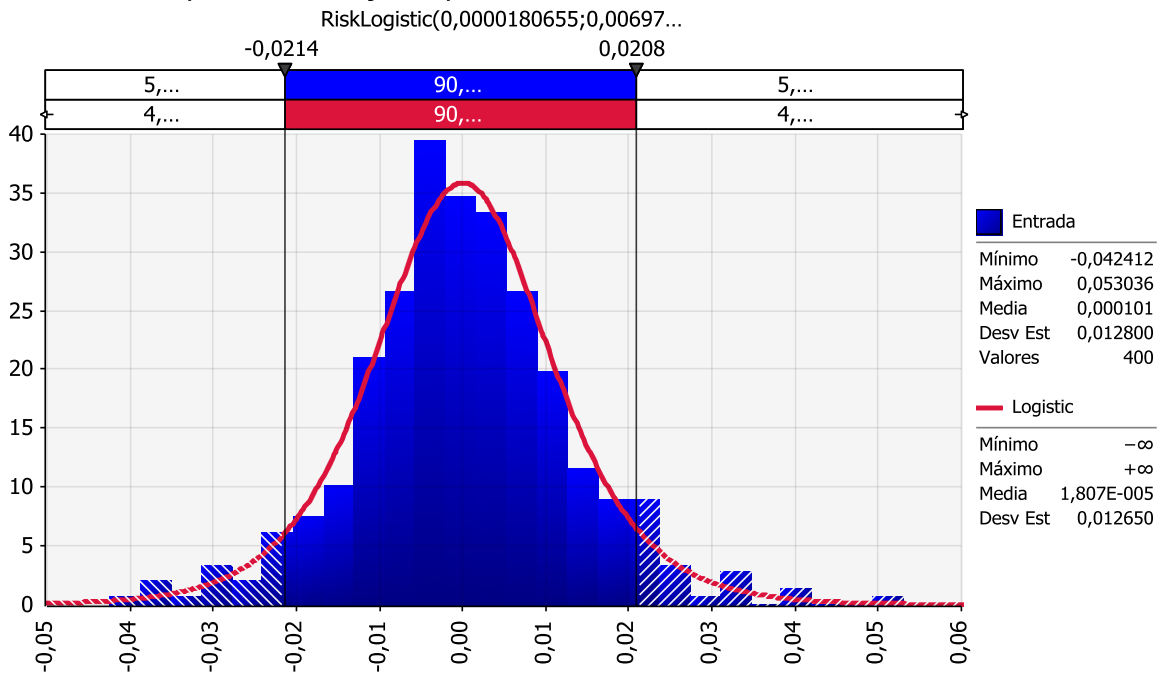
MODELO	Tamaño de la muestra	Estadísticas		
		Media	Desviación estándar	IC individual 95% para media
COLCAP	3	0,64328	0,05117	(0,51616; 0,77040)
INDIVIDUAL	3	0,76660	0,04949	(0,64366; 0,88953)
INDIVIDUAL +	3	0,84613	0,02485	(0,78441; 0,90786)
MIXTO	3	0,90816	0,05776	(0,76468; 1,0516)
RACIONAL +	2	0,75113	0,01550	(0,61184; 0,89042)
RACIONAL + C	2	0,74714	0,00267	(0,72314; 0,77114)
REAL	5	0,60295	0,05450	(0,53529; 0,67062)

Anexo I Comportamiento del precio de la acción de Bancolombia entre el 03/09/2012. Al 22/04/2014



Anexo J Ajustes de distribución de las rentabilidades de la acción de Bancolombia entre el 03/09/2012. Al 22/04/2014

Comparación de ajuste para Rentabilidades Bancolom...



Anexo K Estadísticas descriptiva de las rentabilidades de la acción de Bancolombia entre el 03/09/2012. Al 22/04/2014

	Entrada	Logistic	
Mínimo	-0,042412	$-\infty$	Mínimo
Máximo	0,053036	∞	Máximo
Media	0,000101	1,81E-05	Media
Moda	$\approx 0,000000$	1,81E-05	Moda
Mediana	0	1,81E-05	Mediana
Desv Est	0,0128	0,01265	Desv Est
Asimetría	0,106	0	Asimetría
Curtosis	4,2214	4,2	Curtosis
Izquierda X	-0,0214	-0,0214	Izquierda X
Izquierda P	5,00%	4,50%	Izquierda P
Derecha X	0,0208	0,0208	Derecha X
Derecha P	95,00%	95,20%	Derecha P
Dif X	0,042193	0,042193	Dif X
Dif P	90,00%	90,70%	Dif P

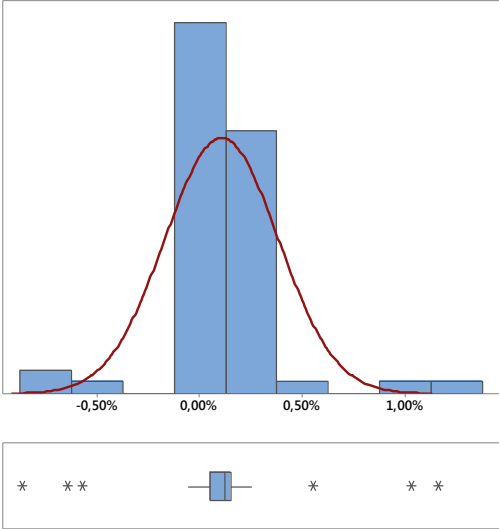
0,01	-0,035586	-0,032029	0,01
0,05	-0,021359	-0,020517	0,05
0,10	-0,014982	-0,015306	0,1
0,15	-0,011606	-0,012079	0,15
0,20	-0,009178	-0,00965	0,2
0,25	-0,007226	-0,007644	0,25
0,30	-0,005435	-0,005891	0,3
0,35	-0,003862	-0,004299	0,35
0,40	-0,002983	-0,00281	0,4
0,45	-0,001567	-0,001381	0,45
0,50	0	1,81E-05	0,5
0,55	0,001334	0,001418	0,55
0,60	0,002326	0,002846	0,6
0,65	0,003724	0,004335	0,65
0,70	0,005616	0,005927	0,7
0,75	0,007505	0,00768	0,75
0,80	0,009541	0,009686	0,8
0,85	0,011929	0,012116	0,85
0,90	0,016203	0,015342	0,9
0,95	0,020834	0,020553	0,95
0,99	0,033006	0,032065	0,99

Anexo L Rentabilidad de Fiducias privadas y públicas 31/07/2013 a 31/07/2015.

	2015	2014	2013
BBVA FIDUCIARIA	17,43%	17,50%	17,50%
CORPBANCA INVESMENT	10,04%	20,42%	20,42%
FIDUCIARIA COLMENA	4,95%	5,99%	5,99%
OLD MUTUAL	11,20%	20,24%	20,24%
FIDU PREVISORA	9,61%	15,19%	15,19%
FIDUCOR	118,63%	0,05%	0,05%
ALIANZA	26,75%	30,51%	30,51%
FIDUCIAR	4,06%	3,86%	3,86%
CORFI COLOMBIANA	11,17%	4,82%	4,82%
FIDU OCCIDENTE	15,17%	15,12%	15,12%
FIDUBOGOTA	22,70%	23,08%	23,08%
HELM TRUST	22,54%	18,94%	18,94%
CITITRUST	42,54%	38,90%	38,90%
FIDUCIARIA COLPATRIA	29,09%	-10,18%	-10,18%
FIDUCIARIA GNB	13,40%	9,82%	9,82%
FIDU COLOMBIA	34,02%	20,98%	20,98%
ACCION FIDUCIARIA	51,48%	45,83%	45,83%
SERVITRUST GNB SUD.	6,86%	0,53%	0,53%
CENTRAL	1,80%	4,05%	4,05%
FIDUAGRARIA	-2,10%	-1,48%	-1,48%
FIDUCOLDEX	5,16%	5,08%	5,08%
FIDUCIARIA DAVIVIENDA	20,10%	17,96%	17,96%
FIDUCIARIA COLSEGUROS	7,09%	-0,98%	-0,98%
FIDUCIARIA DEL PAIS	-11,05%	-7,55%	-7,55%
GESTION FIDUCIARIA	1,54%	-1,11%	-1,11%
CREDICORP CAPITAL	25,88%	10,76%	10,76%
BNP PARIBAS	-45,63%	-27,60%	-27,60%
FIDUCIARIAS PRIVADAS	22,16%	17,93%	17,93%
FIDUCIARIAS PRIVADAS NACIONALES	23,09%	16,18%	16,18%
FIDUCIARIAS PRIVADAS EXTRANJERAS	20,15%	22,22%	22,22%

Fuente: Superintendencia financiera de Colombia, dirección de fiduciarías. Indicadores gerenciales
fecha de informe: 31/07/2013 a 31/07/2015

Anexo M Estadísticas descriptivas para la rentabilidad de Fiducias privadas y públicas comprendidas del 31/07/2014 a 31/07/2015.



Prueba de normalidad de Anderson-Darling	
A-cuadrado	7,24
Valor p	<0,005
Media	0,001059
Desv.Est.	0,002752
Varianza	0,000008
Asimetría	0,35454
Curtosis	8,15291
N	59
Mínimo	-0,008600
1er cuartil	0,000500
Mediana	0,001200
3er cuartil	0,001500
Máximo	0,011600
Intervalo de confianza de 95% para la media	
	0,000342 0,001777
Intervalo de confianza de 95% para la mediana	
	0,000954 0,001300
Intervalo de confianza de 95% para la desviación estándar	
	0,002330 0,003363

