

COMPROBACIÓN EN EL MERCADO BURSÁTIL COLOMBIANO DE LOS
SESGOS EXCESO DE CONFIANZA Y AVERSIÓN AL RIESGO

ALEJANDRA ESTEFANÍA BARBOSA CALDERÓN

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICO-MECANICAS
ESCUELA DE ESTUDIOS INDUSTRIALES Y EMPRESARIALES
BUCARAMANGA
2017

COMPROBACIÓN EN EL MERCADO BURSÁTIL COLOMBIANO DE LOS
SESGOS EXCESO DE CONFIANZA Y AVERSIÓN AL RIESGO

ALEJANDRA ESTEFANÍA BARBOSA CALDERÓN

Trabajo de grado para optar por el título de
Ingeniera Industrial

Director

JUAN BENJAMÍN DUARTE DUARTE

Doctor en Finanzas de Empresas

Codirector

LEONARDO HERNÁN TALERO SARMIENTO

Ingeniero Industrial

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICO-MECANICAS
ESCUELA DE ESTUDIOS INDUSTRIALES Y EMPRESARIALES
BUCARAMANGA
2017

DEDICATORIA

A Dios por su infinita misericordia.

*A Robiel, Nelly, Rónel y Cathy por que mi amor y todo lo que soy siempre será de
ustedes.*

AGRADECIMIENTOS

Agradezco sin medida a Dios, por mi familia y por permitirme llegar a este punto de mi vida de la mano de maravillosas personas que han aportado lo mejor en mi.

A mis padres Robiel y Nelly, agradezco profundamente su gran esfuerzo, inconmensurable amor e inmenso sacrificio en la labor de hacer de mi un mejor ser humano.

A mis hermanos Rónel, Cathy y Gey: Gracias por su presencia incondicional, por ser mi motivo de admiración, por enseñarme que el premio al esfuerzo siempre llega y por ser mi mejor compañía.

A Luis Enrique, Luz Marina, Rosalba, Lázaro, Nelson, Magally y compañía por ser mi segunda familia y por permitirme contar con su cariño.

A Edwin Garavito, mi sincero y profundo agradecimiento por su confianza y por permitirme contar con un gran ser humano.

A Leonardo Talero por su perseverancia, disposición, enseñanza y amistad en pro del éxito conjunto.

A Juliana Bautista por ser más que una gran compañera, gracias por su valiosa amistad.

A Juan Benjamín Duarte por depositar su confianza en mi.

A Orlando, Patricia, Piedad, Eliana, Susana, Richard, Mery, Leonardo, Alejandro, Jose Alonso, Mónica y demás personas, por permitirme el privilegio de conocerlos y aprender de cada uno de ustedes.

Espero ser una mejor persona, una gran profesional y constituir en ustedes un motivo de orgullo y convicción.

Gracias!

CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	18
1. GENERALIDADES DEL PROYECTO	21
1.1 CUMPLIMIENTO DE OBJETIVOS	21
1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	23
2. REVISIÓN DE LITERATURA.....	29
2.1 EFICIENCIA DEL MERCADO	29
2.2 FINANZAS CONDUCTUALES	30
2.3 COMPLEJIDAD DEL MERCADO.....	35
3. MARCO TEÓRICO	39
3.1 MERCADO BURSÁTIL.....	39
3.2 SESGOS DE COMPORTAMIENTO.....	46
3.3 COMPLEJIDAD DEL MERCADO FINANCIERO.....	52
3.4 SIMULACIÓN BASADA EN AGENTES.....	55
4. DISEÑO DEL MODELO AUTÓMATA FINANCIERO	66
4.1 CONDICIONES DEL MODELO AUTÓMATA FINANCIERO BASE	66
4.2 VALIDACIÓN DEL MODELO AUTÓMATA FINANCIERO BASE.....	71
4.3 VARIANTE DEL MODELO BAJO EL SESGO DE EXCESO DE CONFIANZA	73
4.4 VARIANTE DEL MODELO BAJO EL SESGO DE AVERSIÓN AL RIESGO	79
4.5 VARIANTE DEL MODELO MEDIANTE SU APLICACIÓN AL MERCADO COLOMBIANO.....	81
5. COMPROBACIÓN EN EL MERCADO BURSÁTIL COLOMBIANO DE LOS SESGOS DE EXCESO DE CONFIANZA Y AVERSIÓN AL RIESGO	85
5.1 ESTIMACIÓN DEL COEFICIENTE DE HURST SEGÚN SERIE TEMPORAL DEL COLCAP DE LOS ÚLTIMOS 10 AÑOS.....	85
5.2 COMPARACIÓN DE LAS VARIANTES DEL MODELO CON EL MODELO BASE.....	87
5.3 SIMULACIÓN DEL MODELO AUTÓMATA FINANCIERO BAJO EL SESGO DE EXCESO DE CONFIANZA.....	90

5.4 SIMULACIÓN DEL MODELO AUTÓMATA FINANCIERO BAJO EL SESGO DE AVERSIÓN AL RIESGO.....	97
5.5 SIMULACIÓN DEL MODELO AUTÓMATA FINANCIERO APLICADO AL MERCADO COLOMBIANO.....	104
5.6 VALIDACIÓN DE LA VARIANTE DEL MODELO QUE MEJOR REPRESENTA EL MERCADO BURSÁTIL COLOMBIANO A PARTIR DE SU CONTRASTE CON LA SERIE REAL.....	110
6. CONCLUSIONES	112
7. RECOMENDACIONES.....	116
BIBLIOGRAFÍA.....	118
ANEXOS.....	136

LISTA DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1. Tipos de inversores en el mercado.....	37
Ilustración 2. Complex adaptative systems view on agent-based market models. (Adaptación).....	45
Ilustración 3. Modelo Autómata Celular.	59
Ilustración 4. Posiciones del agente inversionista.....	60
Ilustración 5. Interfaz gráfica de Matlab que representa las posiciones de los agentes.	69
Ilustración 6. Regiones de la cuadrícula discreta del modelo autómata financiero.	69
Ilustración 7. Cantidad de vecinos del agente según región de ubicación.....	70
Ilustración 8. Comportamiento del coeficiente de Hurst en el tiempo para cada posición adoptada por el agente en el modelo autómata financiero con P uniformemente distribuida y M_f igual a cero.	72
Ilustración 9. Función de distribución de probabilidad continua Laplace que representa el indicador bursátil COLCAP del mercado colombiano en el periodo comprendido entre el 2/01/2004 y el 8/08/2016.....	82
Ilustración 10. Función truncada de distribución de probabilidad continua Laplace que representa el indicador bursátil COLCAP del mercado colombiano en el periodo comprendido entre el 2/01/2004 y el 8/08/2016.	83
Ilustración 11. Comportamiento del coeficiente de Hurst del índice bursátil COLCAP en el periodo comprendido entre 02/01/2004 y 8/08/2016.	86
Ilustración 12. Gráfica de comparación de medias	88
Ilustración 13. Distribución y orden de los datos del análisis de varianza de las variantes del modelo con el modelo base.....	89
Ilustración 14. Comportamiento del coeficiente de Hurst cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; M_f = 0; K\}$	90
Ilustración 15. Estadísticas del Comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición comprar (B) cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; M_f = 0; K\}$	92

Ilustración 16. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición vender (S) cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; Mf = 0; K\}$	93
Ilustración 17. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición retener (H) cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; Mf = 0; K\}$	93
Ilustración 18. Comportamiento del coeficiente de Hurst cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; Mf = [0,1]; K\}$	94
Ilustración 19. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición comprar (B) cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; Mf = [0,1]; K\}$	95
Ilustración 20. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición vender (S) cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; Mf = [0,1]; K\}$	96
Ilustración 21. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición retener (H) cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; Mf = [0,1]; K\}$	97
Ilustración 22. Comportamiento del coeficiente de Hurst cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; Mf = 0; CRT\}$	98
Ilustración 23. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición comprar (B) cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; Mf = 0; CRT\}$	99
Ilustración 25. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición vender (S) cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; Mf = 0; CRT\}$	100
Ilustración 26. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición retener (H) cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; Mf = 0; CRT\}$	100
Ilustración 27. Comportamiento del coeficiente de Hurst cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; Mf = [0,1]; CRT\}$	101
Ilustración 28. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición comprar (B) cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; Mf = [0,1]; CRT\}$	
Ilustración 29. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición vender (S) cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; Mf = [0,1]; CRT\}$	102
Ilustración 30. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición retener (S) cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; Mf = [0,1]; CRT\}$	103
Ilustración 31. Correlación del Hurst estimado para cada posición del agente cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; Mf = [0,1]; CRT\}$	103

Ilustración 32. Comportamiento del coeficiente de Hurst cuando {P Grupal [0,1]; Mf = COLCAP; K}	105
Ilustración 33. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición comprar (B) cuando {{P Grupal [0,1]; Mf = COLCAP; K}	105
Ilustración 34. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición vender (S) cuando {{P Grupal [0,1]; Mf = COLCAP; K}.....	106
Ilustración 35. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición retener (H) cuando {{P Grupal [0,1]; Mf = COLCAP; K}.....	107
Ilustración 36. Correlación del Hurst estimado para cada posición del agente cuando {{P Grupal [0,1]; Mf = COLCAP; K}	107
Ilustración 37. Comportamiento del coeficiente de Hurst cuando {P Grupal [0,1]; Mf = COLCAP; CRT}.....	108
Ilustración 38. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición comprar (B) cuando {{P Grupal [0,1]; Mf = COLCAP; CRT}	108
Ilustración 39. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición vender (S) cuando {{P Grupal [0,1]; Mf = COLCAP; CRT}.....	109
Ilustración 40. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición retener (H) cuando {{P Grupal [0,1]; Mf = COLCAP; CRT}	109
Ilustración 41. Correlación del Hurst estimado para cada posición del agente cuando {{P Grupal [0,1]; Mf = COLCAP; CRT}	110

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Cumplimiento de Objetivos.	21
Tabla 2. Sesgos de Comportamiento analizados en el Proceso de Inversión.	33
Tabla 3. Matriz de Probabilidades de Transferencia.	62
Tabla 4. Matriz de probabilidades de transferencia bajo el sesgo de exceso de confianza.	74
Tabla 5. Matriz de probabilidades de transferencia bajo el sesgo de aversión al riesgo.	80
Tabla 6. Correlación del Hurst estimado para cada posición del agente cuando {P Ind [0,1]; Mf = 0; K}	91
Tabla 7. Correlación del Hurst estimado para cada posición del agente cuando {P Grupal [0,1]; Mf = [0,1]; K}.....	97
Tabla 8. Correlación del Hurst estimado para cada posición del agente cuando {P Ind [0,1]; Mf = 0; CRT}	99
Tabla 9 Error cuadrático medio para validación de variantes en comparación con el mercado colombiano.....	110

LISTA DE ECUACIONES

Ecuación 1. Comportamiento adoptado por el inversor (Posición del agente).....	60
Ecuación 2. Suma de probabilidades de transferencia.	61
Ecuación 3. Vector que representa los datos de la serie analizada.	63
Ecuación 4. Serie temporal expresada en logaritmos (Suavización).	63
Ecuación 5. Valor promedio de cada sub-periodo de la serie temporal.	63
Ecuación 6. Suma de las desviaciones de cada sub-periodo.	63
Ecuación 7. Rango de cada subperiodo.	64
Ecuación 8. Desviación estándar muestral de cada sub-periodo.....	64
Ecuación 9. Rango re-escalado de la serie temporal.....	64
Ecuación 10. Ecuación de rango re-escalado descrita por definición.	64
Ecuación 11. Suavización de la función de rango re-escalado.....	65
Ecuación 12. Estimación del coeficiente de Hurst.	65
Ecuación 13. Factor de aprendizaje del agente inversionista.	77
Ecuación 14. Sumatoria de éxitos en una ventana temporal determinada.	77
Ecuación 15. Probabilidad de que la habilidad de predicción del agente sea alta (racional).....	77
Ecuación 16. Habilidad de predicción esperada del agente inversionista (racional).	78
Ecuación 17. Probabilidad de que la habilidad de predicción del agente sea alta (bajo aprendizaje).	78
Ecuación 18. Habilidad de predicción esperada del agente inversionista (bajo aprendizaje).	79
Ecuación 19. Estimación del coeficiente de exceso de confianza.	79

LISTA DE ANEXOS

Anexo A. Artículo de carácter publicable resultado de investigación.....	136
Anexo B. Resultados de las pruebas de hipótesis para la validación del modelo autómata financiero base.....	137
Anexo C. Comportamiento del indicador bursátil COLCAP del mercado colombiano en el periodo comprendido entre el 2/01/2004 y el 8/08/2016.	139
Anexo D. Estadísticas descriptivas de la función de densidad de probabilidad continua y función de densidad de probabilidad truncada respectivamente del indicador bursátil COLCAP del mercado colombiano en el periodo comprendido entre el 2/01/2004 y el 8/08/2016.....	140
Anexo E. Comportamiento de la posición adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; M_f = 0; K\}$	141
Anexo F. Estadísticas del comportamiento de la posición comprar (B) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; M_f = 0; K\}$	142
Anexo G. Estadísticas del comportamiento de la posición vender (S) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; M_f = 0; K\}$	143
Anexo H. Estadísticas del comportamiento de la posición retener (H) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; M_f = 0; K\}$	144
Anexo I. Correlación de la posición adoptada por el agente inversionista cuando $\{P$ $\text{Ind } [0,1]; M_f = 0; K\}$	145
Anexo J. Comportamiento de la posición adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; M_f = [0,1]; K\}$	146
Anexo K. Estadísticas del comportamiento de la posición comprar (B) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; M_f = [0,1]; K\}$	147
Anexo L. Estadísticas del comportamiento de la posición vender (S) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; M_f = [0,1]; K\}$..	148

Anexo M. Estadísticas del comportamiento de la posición retener (H) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando {P Grupal [0,1]; Mf = [0,1]; K} ..	149
Anexo N. Correlación de la posición adoptada por el agente inversionista cuando {P Grupal [0,1]; Mf = [0,1]; K}	150
Anexo O. Comportamiento de la posición adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando {P Ind [0,1]; Mf = 0; CRT}	151
Anexo P. Estadísticas del comportamiento de la posición comprar (B) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando {P Ind [0,1]; Mf = 0; CRT} ..	152
Anexo Q. Estadísticas del comportamiento de la posición vender (S) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando {P Ind [0,1]; Mf = 0; CRT}	153
Anexo R. Estadísticas del comportamiento de la posición retener (H) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando {P Ind [0,1]; Mf = 0; CRT}	154
Anexo S. Correlación de las posición adoptada por el agente inversionista cuando {P Ind [0,1]; Mf = 0; CRT}	155
Anexo T. Comportamiento de la posición adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando {P Grupal [0,1]; Mf [0,1]; CRT}	156
Anexo U. Estadísticas del comportamiento de la posición comprar (B) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando {P Grupal [0,1]; Mf [0,1]; CRT}	157
Anexo V. Estadísticas del comportamiento de la posición vender (S) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando {P Grupal [0,1]; Mf [0,1]; CRT} ..	158
Anexo W. Estadísticas del comportamiento de la posición retener (H) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando {P Grupal [0,1]; Mf [0,1]; CRT} ..	159
Anexo X. Correlación de las posición adoptada por el agente inversionista cuando {P Grupal [0,1]; Mf [0,1]; CRT}	160

RESUMEN

TÍTULO: COMPROBACIÓN EN EL MERCADO BURSÁTIL COLOMBIANO DE LOS SESGOS EXCESO DE CONFIANZA Y AVERSIÓN AL RIESGO*.

AUTOR: ALEJANDRA ESTEFANÍA BARBOSA CALDERÓN**.

PALABRAS CLAVE: MERCADO BURSÁTIL; EFECTO MANADA; EXCESO DE CONFIANZA; AVERSIÓN AL RIESGO; SIMULACIÓN BASADA EN AGENTES; HEM; HFM.

El presente trabajo constituye la comprobación en el mercado bursátil colombiano de los sesgos de exceso de confianza y aversión al riesgo a partir de su influencia sobre un comportamiento ampliamente reconocido como es el efecto manada. A partir del planteamiento de un modelo autómatas financiero, la metodología está cimentada en el estudio de la relación entre la probabilidad de imitación del agente inversor con respecto a su vecindad y el comportamiento global del mercado, bajo la influencia de los sesgos de comportamiento anteriormente mencionados en la decisión de inversión del agente en el mercado financiero.

Los resultados permiten concluir que la probabilidad de imitación o preferencia de inversión de un agente bajo la influencia de los sesgos exceso de confianza causado por la auto atribución de los éxitos a decisiones propias y aversión al riesgo considerando el nivel de reflexión cognitiva propio de cada agente, se ve afectada en la medida que la complejidad del sistema disminuye con la presencia de estos sesgos, debido a que el exceso de confianza de un agente origina que este ya no le dé una buena ponderación a las decisiones de su vecindad sino que se la otorgue a decisiones propias y que el nivel de reflexión cognitiva del mismo haga que re-evalúe su impulso primario al tomar una decisión y por consiguiente tienda más a evaluar bajo su propio criterio sus decisiones antes de considerar las acciones de su vecindad con el fin de evitar pérdidas por erróneas decisiones de inversión.

* Proyecto de Grado

** Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Director: Juan Benjamín Duarte Duarte. Codirector: Leonardo Hernán Talero Sarmiento.

ABSTRACT

TÍTULO: TESTING ON THE COLOMBIAN STOCK MARKET THE OVERCONFIDENCE AND RISK AVERSSION BIASES*.
AUTOR: ALEJANDRA ESTEFANÍA BARBOSA CALDERÓN**1.
PALABRAS CLAVE: STOCK MARKET; HERD BEHAVIOR; OVERCONFIDENCE; RISK AVERSION; AGENT-BASED COMPUTATIONAL SIMULATION ; HEM; HFM.

The present research job aims to testing in the Colombian stock market, the biases of overconfidence and Risk aversion from its influence on a behavior widely recognized as the herd behavior. Based on the approach of a financial automaton model, the methodology is based on the study of the relationship between the imitation probability of the investor agent with respect to its neighborhood and the overall market behavior, under the influence of the aforementioned behavioral biases in the agent investment decision on the financial market.

The results allow us to conclude that the imitation probability or investment preference of an agent under the influence of overconfidence caused by self-attribution of successes to own decisions, and risk aversion considering the level of cognitive reflection of each agent , is affected to the extent that the complexity of the system diminishes with the presence of these biases.

Above all, the overconfidence of an agent causes that not always gives a good weight to the decisions of its neighborhood unlike their own decisions, as well as the level of cognitive reflection of the same makes it reevaluate its primary impulse in decision making and consequently tends more to evaluate its own decisions before considering the actions of its neighborhood in order to avoid losses coming from wrong investment decision.

* Proyecto de Grado.

** Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Director: Juan Benjamín Duarte Duarte. Codirector: Leonardo Hernán Talero Sarmiento.

INTRODUCCIÓN

El espacio, entorno, contexto y/o situación en el que se lleva a cabo un intercambio relacionado con la compra y venta de bienes y/o servicios por parte de actores que los demandan y ofertan, es lo que se conoce como Mercado². En este sentido, se denomina Mercado Bursátil al entorno en donde se da lugar a operaciones y/o transacciones que se realizan para el intercambio de productos o activos financieros como títulos de valores (acciones, bonos, títulos de deuda pública, futuros, divisas; entre otros), en donde la demanda y oferta de los mismos es un factor que determina el precio según el cual se compran y venden dichos activos³.

Considerando lo anterior, un mercado “eficiente” es aquel en el que el cambio en el precio del activo cotizado se da de manera impredecible puesto que es reflejo de toda la información disponible⁴, en donde los actores del mismo toman sus decisiones de manera racional y con base en el análisis fundamental del entorno que rodea al mercado financiero y el análisis técnico de los resultados de la operación de los activos financieros consignados en las series de tiempo. No obstante, el surgimiento de una conjetura relacionada con la presencia de factores psicológicos que no se han tenido en cuenta en la decisión de inversión del agente en el mercado bursátil y que influyen en el precio de los activos (además de la información disponible), supone una debilidad de la hipótesis de eficiencia del mercado puesto que los agentes del mismo, toman decisiones cuando su conducta está sesgada por aspectos psicológicos propios a su condición humana con racionalidad limitada.

² SUBGERENCIA CULTURAL DEL BANCO DE LA REPUBLICA DE COLOMBIA. Mercados. [En Línea]. (2015).

³ SUBGERENCIA CULTURAL DEL BANCO DE LA REPÚBLICA DE COLOMBIA. *Mercado bursátil*. [En Línea]. (2015).

⁴ FAMA, Eugene F. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. The Journal of Finance. [En línea]. 1970. No.2, Vol. 25. [Citado el 18 de mayo de 2015] pp. 383-417.

Estudios anteriores han demostrado la presencia de un fenómeno conocido como anomalías del mercado financiero atribuibles a la presencia de comportamientos como el “efecto fin de semana” o “efecto lunes”⁵, “efecto tamaño”⁶, “efecto fin de mes”⁷, “efecto contrarian y momentum”⁸, efecto “burbuja”⁹ y “efecto manada”¹⁰; entre otros, que dan validez a la subyacente debilidad de la hipótesis de mercado eficiente al observarse situaciones de no normalidad, no linealidad y comportamiento caótico en la series de tiempo de indicadores financieros en países latinoamericanos como Chile, Colombia, México, Perú, Argentina; entre otros, puesto que los agentes toman decisiones impulsados por aspectos psicológicos, que pueden ser explicados por sesgos de comportamiento que determinan la conducta del individuo según el contexto de su decisión.

Considerando lo anterior, el objeto fundamental de este trabajo de grado es la comprobación en el mercado bursátil colombiano de los sesgos de exceso de confianza y aversión al riesgo a partir del planteamiento de un modelo autómatas financiero, cuya metodología está cimentada en el estudio de la influencia entre la probabilidad de imitación del agente inversor con respecto a su vecindad y el comportamiento global del mercado, bajo la influencia de los sesgos de comportamiento anteriormente mencionados y considerando el desarrollo del modelo de mercado en el que se evalúen la forma en que los agentes aprenden acerca de su capacidad de predicción y cómo un sesgo de aprendizaje

⁵ ESPINOSA MÉNDEZ, Christian. Efecto fin de semana y fin de mes en el mercado bursátil chileno. Panorama Socioeconómico [En Línea] 2007, No. 34, Vol. 25 [Citado el 5 de junio de 2015]. pp. 8 – 17.

⁶ DUARTE, Juan Benjamín; RAMÍREZ, Zulay Yesenia; MASCAREÑAS, Juan Manuel. Estudio del efecto tamaño en el mercado bursátil colombiano. Journal of Economics Finance and Administrative Science [En Línea]. 2013, Vol. 18 [citado el 25 de febrero de 2016]. pp. 23-27. Disponible en:

⁷ RODRÍGUEZ, Werner Kristjanpoller; YÁÑEZ, Teresita Arenas. El efecto fin de mes en los principales mercados accionarios latinoamericanos. Contaduría y Administración [En Línea]. 2015, No. 1, Vol. 60 [citado el 5 de junio de 2016]. pp. 53-86.

⁸ CARBONE SARLI, Guillermo. Estrategias de momentum y contrarian en el mercado accionario chileno: ¿rentabilidades reales?. Universidad de Chile [En Línea]. 2013.

⁹ LEVINE, Sheen S.; ZAJAC, Edward J. The institutional nature of price bubbles [En Línea]. 2007. Disponible en SSRN 960178.

¹⁰ DUARTE, Juan Benjamín; GARCÉS, Laura Daniela; SIERRA, Katherine Julieth. Efecto manada en sectores económicos de las bolsas latinoamericanas: una visión pre y poscrisis subprime. Contaduría y Administración [En Línea]. 2016, No. 2, Vol. 61 [citado el 25 de febrero de 2016]. pp. 298-323.

denominado auto atribución puede generar comportamientos como exceso de confianza y aversión al riesgo, siendo un factor de influencia por consiguiente en la decisión de inversión del agente en el mercado financiero.

1. GENERALIDADES DEL PROYECTO

1.1 CUMPLIMIENTO DE OBJETIVOS

1.1.1 OBJETIVO GENERAL. Comprobar los sesgos conductuales de exceso de confianza y aversión al riesgo en el mercado bursátil colombiano, mediante la simulación de autómatas financieros.

1.2.1 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.

Tabla 1. Cumplimiento de Objetivos.

OBJETIVO PLANTEADO	CUMPLIMIENTO
Realizar una revisión de literatura relacionada con la temática concerniente a la Hipótesis de Mercado Eficiente y Teoría de Finanzas Conductuales.	En el Capítulo 2 y 3, se realiza la revisión de literatura y la presentación de las contribuciones científicas fundamento del presente trabajo de investigación, concerniente a los tópicos de Hipótesis de Mercado Eficiente, Finanzas Conductuales, Complejidad del Mercado y Simulación de Mercados Artificiales.
Estimar la complejidad del mercado colombiano mediante el Coeficiente de Hurst para evidenciar la presencia de sesgos comportamentales en el mismo.	En el Capítulo 5. Numeral 1, se realiza la estimación del coeficiente de Hurst con base a los datos de las series financieras del indicador COLCAP como representante del mercado colombiano, para su comparación con el modelo artificial.

Diseñar un modelo autómatas financiero que permita simular el proceso de toma de decisiones de agentes bursátiles considerando el exceso de confianza y aversión al riesgo, como variables que representan los sesgos de comportamiento del inversor que se asumen presentes en el mercado.	En el Capítulo 4, se expone la metodología llevada a cabo para la construcción del modelo base y del modelo considerando las variantes del mismo.
Validar la configuración del modelo propuesto que mejor represente el mercado bursátil colombiano, a partir de su contraste con la serie real.	En el Capítulo 5 Numeral 6, se presentan la validación de la variante del modelo propuesto que mejor representa al mercado bursátil colombiano a partir de su contraste con la serie real.
Redactar un artículo de carácter publicable evidenciando los resultados de la Investigación.	En el Anexo 1, se presenta el artículo de carácter publicable titulado: COMPROBACIÓN EN EL MERCADO BURSÁTIL COLOMBIANO DE LOS SESGOS EXCESO DE CONFIANZA Y AVERSIÓN AL RIESGO¹¹ .

¹¹ El artículo es un producto confidencial entre el director y el estudiante, no se anexará al proyecto de grado para su evaluación.

1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.2.1 DEFINICION DEL PROBLEMA. Se denomina Mercado Eficiente a la existencia de un mercado bursátil en el que los precios de las acciones en cualquier momento reflejen completamente toda la información disponible o una bolsa en donde las decisiones al respecto de las acciones que en ella se demandan u ofertan se toman bajo la presunción de que los precios reflejan genuinamente toda la información y un número suficiente de inversionistas tiene acceso inmediato a la misma discutiendo en una toma de decisiones racional. A partir del supuesto en el que el precio de un activo cotizado en el mercado refleja de manera inmediata toda la información disponible, se determina que su cambio se da de manera impredecible, por tanto, el precio de las acciones en el tiempo es independiente y sus cambios aleatorios, presentando una caminata aleatoria¹².

No obstante, teorías complementarias y contrarias a la Hipótesis de Mercado Eficiente han surgido a partir de la conjetura de que hay factores que no se han tenido en cuenta en la decisión de inversión del agente en el mercado bursátil y esto tiene que ver con el comportamiento observable de los individuos en el mercado¹³.

Dicho comportamiento ha influido en la identificación y definición de lo que hoy se conocen como anomalías del mercado financiero, atribuibles a la presencia de fenómenos tales como el efecto manada. Bajo la comprobación empírica de dicho efecto, Duarte, Garcés y Sierra¹⁴ demuestran la presencia (sin evaluar las causas racionales o irracionales) de este tipo de comportamientos en diversos países latinoamericanos regularmente cuando hay alza en el mercado y como respuesta a las buenas noticias, aún en periodos anteriores y posteriores a las crisis de sus economías. Lo anterior, supone una debilidad de la hipótesis de mercado eficiente

¹² FAMA. 1970. Op. Cit.

¹³ HERNÁNDEZ, Manrique. Finanzas Conductuales: Un enfoque para Latino América. TEC Empresarial [En línea]. 2009, No. 3, Vol. 3 [citado el 16 de enero de 2016]. pp.8-17.

¹⁴ DUARTE; GARCÉS; SIERRA. 2016. Op. Cit.

puesto que los agentes toman decisiones impulsados por aspectos psicológicos propios a su condición humana, dejando a un lado el enfoque racional en la toma de decisiones.

Según Duarte y Mascareñas¹⁵ en 2014, en distintas investigaciones la hipótesis de mercado eficiente es aceptada debido a que por ejemplo, en países desarrollados la información fluye de forma más rápida, a menor costo y un mayor número de participantes son los que mejoran su liquidez. No obstante, los anteriores basados en la contribución de Debasish Majumder¹⁶ en 2012, expresan que la eficiencia del mercado no se da en forma continua dado que los mercados pueden presentar periodos de ineficiencia, cuya causa recae en la reacción irracional de los inversores que ocasionan asimetrías en los precios de los activos financieros.

Estudios acerca de los sesgos de comportamiento se han realizado de manera tradicional, es decir, a través del diseño y la aplicación de instrumentos de medición, sobre los cuales se ha concluido al respecto. No obstante, hasta el momento, la simulación basada en agentes ha tenido en cuenta en su mayoría al efecto manada dentro de sus análisis por lo que el exceso de confianza y aversión al riesgo, constituyen sesgos de comportamiento que resultan ser más representativos de forma siguiente al efecto manada y sobre los cuales por consiguiente, recae el interés de analizarlos de forma computacional mediante las interacciones de los agentes en el mercado.

1.2.2. JUSTIFICACIÓN DEL PROYECTO. La Teoría de Finanzas Conductuales, constituye una vertiente de la teoría clásica de las finanzas que viene a coexistir con teorías financieras fundamentadas en modelos donde los rendimientos esperados se determinan solamente por valoración racional, lo que corresponde

¹⁵ DUARTE, Juan Benjamín y MASCAREÑAS; Juan Manuel. ¿Han sido los mercados bursátiles eficientes informacionalmente?. Apuntes del CENES [En Línea]. 2014, Vol. 33, No. 57 [Citado el 20 de enero de 2017]. p. 117-146.

¹⁶ MAJUMDER, Debasish. When the market becomes inefficient: Comparing BRIC markets with markets in the USA. International Review of Financial Analysis [En Línea]. 2012, Vol. 24 [Citado el 20 de enero de 2017]. p. 84-92

con la visión de Statman¹⁷ en el 2014, quien considera que los participantes del mercado son personas normales y que los mercados no son eficientes, debido a que los rendimientos esperados por las inversiones están descritos por algo más que por el riesgo.

De igual manera Statman¹⁸ supone que hay dos tipos de inversor, uno racional plenamente informado y otro irracional que se deja llevar por sentimientos y emociones y por consiguiente, tiende a ser ciego ante el error cognitivo que supone un sesgo de comportamiento como lo es el exceso de confianza. De igual forma Shiller¹⁹, afirma que la presunción de que los mercados se comportan de manera eficiente y que los cambios en el precio de las acciones siempre reflejan la información disponible es débil, debido a que la bonanza del mercado de valores así como sus periodos de crisis se han profundizado por causa de características humanas y decisiones tomadas a partir de ellas.

Teniendo en cuenta lo anterior y el trabajo de investigación de Talero²⁰, en donde se comprueba la teoría conductual en un mercado de tipo artificial contrastado con uno de tipo real como lo es el mercado bursátil colombiano y en el que se desarrolla el mercado artificial desde diversos escenarios como lo son (1) compuesto por agentes netamente conductuales en donde se expone un comportamiento predecible en el mercado, lo que supone la no eficiencia del mismo en determinados horizontes de tiempo y (2) un mercado artificial compuesto por agentes mixtos (conductuales y racionales) que presenta una ligera tendencia a la aleatoriedad en su comportamiento en la serie de precios indicando así la propensión hacia la eficiencia, sin embargo, los agentes

¹⁷ STATMAN, Meir. Behavioral finance: Finance with normal people. Borsa Istanbul Review [En línea]. 2014, No. 2, Vol. 14 [citado el 20 de abril de 2016]. pp. 65-73.

¹⁸ STATMAN. 2014. Op. Cit.

¹⁹ SHILLER, Robert J. From efficient markets theory to behavioral finance. The Journal of Economic Perspectives. [En línea]. 2003. [citado el 20 de abril de 2016]. Vol. 17, no 1, p. 83-104.

²⁰ TALERO, Leonardo. Comprobación de la Teoría de Finanzas Conductuales en el Mercado Bursátil de Colombia mediante la simulación de mercados artificiales. Universidad Industrial de Santander [En Línea]. 2015.

conductuales disminuyen la eficiencia del mismo. Así como también el trabajo de Kahneman y Tversky²¹²², en el que se expresa que las personas tienden a coincidir con los patrones de los precios de las acciones lo que genera un proceso de retroalimentación y el fortalecimiento de la auto atribución²³, en donde los individuos presumen la validez de sus decisiones y predicciones en la medida en que los éxitos son debidos a sus decisiones y capacidad de predicción del comportamiento del mercado, y los fracasos son debidos a la dinámica del mismo, y a su vez considerando a Lovric²⁴ que en su tesis doctoral, establece cuatro objetivos de investigación que corresponden a cómo se pueden aplicar diversos fenómenos de comportamiento tales como el exceso de confianza, aversión al riesgo y nivel de reflexión cognitiva dentro del mercado de valores con el fin de analizar la influencia de los fenómenos conductuales en el rendimiento de los inversores dentro del mismo a través del modelo planteado por Levy, Levy y Solomon en el 2000. Asimismo, a partir de Oechssler, Roider y Schmitz²⁵ quienes mediante comprobación empírica estudian la presencia de un comportamiento impulsivo en los agentes inversores del mercado mediante la aplicación de una prueba de reflexión cognitiva en donde un alto nivel de reflexión correspondería a un persona cuya toma de decisiones es de manera racional y basada en información y argumentación válida y lo contrario correspondería a un tipo de agente impulsivo cuyas decisiones están fundamentadas en emociones o en consideraciones de otros agentes de su

²¹ TVERSKY, Amos; KAHNEMAN, Daniel. Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. Science [En línea]. 1974. No. 4157, Vol. 185 [citado el 22 de abril de 2016]. pp. 1124-1131.

²² KAHNEMAN, Daniel; TVERSKY, Amos. Prospect theory: An analysis of decision under risk. Econometrica: Journal of the Econometric Society [En Línea]. 1979 [Citado el 22 de abril de 2016]. p. 263-291.

²³La auto atribución constituye el sesgo de aprendizaje que genera el exceso de confianza, dado que el agente inversor a partir de la experiencia se atribuye la causa de sus buenos resultados en el mercado. Lo anterior, le permite concluir que posee una gran habilidad de predicción del comportamiento del mercado, lo que consecuentemente le genera confianza en su toma de decisiones que incrementa cuanto mayor sea el éxito de sus predicciones.

²⁴ LOVRIC, Milan. Behavioral finance and agent-based artificial markets. Erasmus University Rotterdam [En Línea]. 2011 [citado el 18 de noviembre de 2015].

²⁵ OECHSSLER, Jörg; ROIDER, Andreas; SCHMITZ, Patrick W. Cognitive abilities and behavioral biases. Journal of Economic Behavior & Organization [En línea]. 2009, No. 1, Vol. 72 [citado el 03 de febrero de 2016]. pp. 147-152.

vecindad y teniendo en cuenta que la complejidad del mercado según Atman y Gonçalves²⁶, hace referencia al mercado como un sistema dinámico en el que cada agente inversionista busca proteger su capital y sus inversiones, así como maximizar sus ganancias y en donde la información disponible en el mercado de valores fluye e incide en la posición que adoptan los agentes inversores dentro del mismo.

La pretensión sobre este trabajo de grado es la comprobación de los sesgos de exceso de confianza y aversión al riesgo en el mercado bursátil colombiano a partir del planteamiento de un modelo autómatas financiero cuya metodología tiene fundamento en las contribuciones de (1) Fan et al.²⁷, que mediante un modelo autómatas celular, el objeto de su estudio es la correlación entre la probabilidad de imitación del agente inversor con respecto a su vecindad y el comportamiento global del mercado; (2) Lovric²⁸ y sus premisas sobre los fenómenos de comportamiento de exceso de confianza, aversión al riesgo y nivel de reflexividad cognitiva; y (3) el desarrollo de un modelo de mercado con varios horizontes de tiempo realizado por Gervais y Odean²⁹, en el que evalúan la forma en que los agentes aprenden acerca de su capacidad de predicción y cómo un sesgo de aprendizaje como la auto atribución puede generar un fenómeno de comportamiento como el exceso de confianza y cómo esto influye sobre los volúmenes de operaciones, la volatilidad de los precios de mercado, los retornos esperados y por consiguiente, en la decisión de inversión del agente en el mercado. En donde con base en esto, se contrasta el estudio con el mercado bursátil colombiano (el de mayor conocimiento por parte del autor), con el fin de comparar su dinámica con respecto de la de un mercado artificial para concluir

²⁶ ATMAN, A. P. F.; GONÇALVES, Bruna Amin. Influence of the Investor's Behavior on the Complexity of the Stock Market. Brazilian Journal of Physics [En línea]. 2012, Vol. 42, No. 1-2 [citado el 16 de febrero de 2016]. pp. 137-145.

²⁷ FAN, Ying. YING, Shang-Jun. WANG, Bing-Hong. WEI, Yi-Ming. The effect of investor psychology on the complexity of stock market: An analysis based on cellular automaton model. Computers & Industrial Engineering [En línea]. 2009, No. 1, Vol. 56 [citado el 24 de enero de 2016]. pp. 63-69.

²⁸ LOVRIC. 2011. Op. Cit.

²⁹ GERVAIS, Simon y ODEAN, Terrance. Learning to be overconfident. Review of Financial studies [En línea]. 2001, No. 1, Vol. 14 [citado el 29 de febrero de 2016]. pp. 1-27.

acerca de la influencia de sesgos de comportamiento como el exceso de confianza y aversión al riesgo en el mercado tanto real como virtual.

La novedad de este trabajo recae en la evaluación de la presencia de sesgos específicos de comportamiento en el mercado bursátil colombiano lo cual contribuye a explicar con más profundidad y fuerza la comprobación de la teoría de finanzas conductuales ya realizada, ratificando que el mercado bursátil se puede explicar desde el campo de investigación de las finanzas conductuales, considerando un modelo en el que además del sesgo de comportamiento más representativo como la imitación, se trabajan de igual medida otros sesgos que pueden explicar la presencia o ajustar la influencia de factores conductuales en el comportamiento de los mercados bursátiles.

2. REVISIÓN DE LITERATURA

2.1 EFICIENCIA DEL MERCADO

La facilidad de acceso al conocimiento científico depende de manera fundamental del trabajo escrito realizado por el cuerpo de conocimiento mundial, en donde se consignan los resultados de metodologías de investigación que son de utilidad en distintos campos de investigación para la solución de brechas que se originan en consecuencia a vacíos de información que constituyen potenciales de investigación.

En el año 1937, Alfred Cowles 3rd y Herbert E. Jones³⁰, realizaron un estudio en donde se cuestiona si el precio de una acción o el cambio del comportamiento de la misma, constituye un acto o suceso aleatorio sin dependencia alguna en su naturaleza, o si por el contrario es posible analizar estadísticamente el origen de la naturaleza de su estructura y comportamiento.

De igual forma, Kendall y Bradford Hill³¹ en su trabajo publicado en 1953, observaron que los cambios reportados en una serie temporal analizada, se comportaron de manera muy similar a como si hubieran sido generados por un modelo aleatorio, en la medida que los precios de las acciones tuvieron un comportamiento cercano a como si hubieran sido generados por una ruleta adecuadamente diseñada en donde cada salida es estadísticamente independiente a la anterior y para la cual, cada frecuencia es relativamente constante a través del tiempo.

A partir de esto, Harry V. Roberts³² en su trabajo publicado en 1959, mencionó que el mercado contiene patrones que si son propiamente entendidos pueden

³⁰ COWLES 3rd, ALDRED y JONES, Herbert E. Some a posteriori probabilities in stock market action. *Econometrica, Journal of the Econometric Society* [En Línea]. 1937. [Citado el 18 de mayo de 2015]. pp. 280-294.

³¹ KENDALL, M.G.; BRADFORD HILL, A. The Analysis of Economic Time-Series-Part I: Prices. *Journal of the Royal Statistical Society, Series A (General)* [En Línea]. 1953, Vol. 116, No. 1 [Citado el 18 de mayo del 2015]. pp. 11-34.

³² ROBERTS, Harry V. Stock-Market "Patterns" and Financial Analysis: Methodological Suggestions. *The Journal of Finance* [En Línea]. 1959, Vol. 14, No. 1 [Citado el 18 de mayo de 2015]. pp. 1-10.

otorgar pistas acerca del futuro, en donde el análisis técnico constituye una forma común de analizar estos patrones; no obstante para el momento, ya había mucho reconocimiento extensivo entre los analistas financieros de que los patrones de los análisis técnicos pudieran ser un poco más que artefactos estadísticos.

Sin embargo, Eugene F. Fama³³ en 1970, en lo que tituló la Hipótesis de Eficiencia del Mercado expuso que los precios de las acciones disponibles en el mercado de capitales en cualquier punto, podrían reflejar plenamente la información disponible en el medio. Este modelo se basa implícita y explícitamente en el supuesto de que las condiciones de mercado pueden ser expresadas en términos de rendimientos y de que el precio de mercado de un activo financiero constituye una buena estimación de su precio teórico o intrínseco³⁴. De igual forma, como la información no puede ser predicha, el comportamiento del precio de los títulos puede ser independiente del resultado anterior, lo que puede ser catalogado como un modelo aleatorio. Siendo así, la eficiencia del mercado puede ser analizada desde tres categorías de ajuste de precios en función de la naturaleza de la información disponible.

Dicha categorización permite conocer en qué momento la hipótesis de eficiencia del mercado se rompe, lo que puede constituir un punto en el cual las desviaciones del mercado pueden ser analizadas, ya que el acceso privilegiado a información relevante cuando no se han generado órdenes en el mercado, genera beneficios comerciales importantes por encima de los individuos que no la poseen.

2.2 FINANZAS CONDUCTUALES

El paradigma clásico de las finanzas tradicionales expresa que los inversionistas funcionan en mercados libres de fricciones, toman decisiones racionales, hacen pronósticos imparciales del futuro, están bien informados y por consiguiente el

³³ FAMA. 1970. Op. Cit.

³⁴ ARAGONES, J. R., y MASCAREÑAS, J. La eficiencia y el equilibrio en los mercados de capital. Análisis Financiero. [En Línea]. 1994. No. 64. [Citado el 16 de Julio de 2016]. pp. 76-89.

mercado es uno en el que toda la información se ve reflejada en el precio de las acciones cotizadas en el mismo, tal y como expresa la hipótesis de mercado eficiente³⁵.

En la década de 1970, se evidenciaron los comienzos de cierta inquietud sobre los modelos eficientes a partir de los informes de anomalías que no coordinaban con la hipótesis de eficiencia de mercado y de la presencia de memoria en las series³⁶, ocurriendo en 1980, el momento en el que se pone en tela de juicio la Eficiencia del Mercado, por la existencia de excesiva volatilidad en la series de precios siendo esto no propio de la eficiencia mencionada.

Es en el comienzo de la década de 1990, que los análisis econométricos de las series temporales de precios, dividendos y ganancias se encaminaron a modelos de psicología humana en los respectivos mercados financieros, a partir del análisis del rango re-escalado en las series financieras con el fin de estimar el coeficiente o exponente de Hurst y así concluir acerca del nivel de memoria de las mismas³⁷.

Robert Shiller³⁸ en su trabajo publicado en el año 2003, expone que las finanzas se han venido estudiando desde una perspectiva más amplia de las ciencias sociales que incluyen la psicología y la sociología. En el mismo, realiza dos críticas a las premisas realizadas por su contraparte Eugene F. Fama que corresponden a: (1) la afirmación concerniente a que las anomalías presentadas en el comportamiento del mercado tienden a desaparecer en la medida que el mercado reaccione en demasía o realice lo contrario, Shiller refuta la premisa porque según él mismo, Fama no tuvo en cuenta los principios de la psicología del comportamiento ya que los individuos no tienden a reaccionar de forma exagerada o muy sosegada permanentemente, por lo que la corrección de las anomalías no

³⁵ ALEXANDER, Sidney S. "Price movements in speculative markets: Trends or random walks." *Industrial Management Review* [En Línea]. 1961. (pre-1986) 2, No. [Citado el 11 de abril de 2016]. Pp. 7-26.

³⁶ MANDELBROT, Benoit. *Statistical methodology for nonperiodic cycles: from the covariance to R/S analysis*. *Annals of Economic and Social Measurement*, National Bureau of Economic Research [En Línea]. 1972, Vol. 1, No. 3. [Citado el 16 de julio de 2016]. pp. 259-290.

³⁷ PETERS, Edgar E. *Fractal market analysis: applying chaos theory to investment and economics*. John Wiley & Sons [En Línea]. 1994. Vol. 24, 1994. [Citado el 16 de julio de 2016]. pp. 39-86.

³⁸ SHILLER. 2003. Op. Cit.

se pueden asegurar siempre; (2) la afirmación concerniente a que las anomalías tienden a desaparecer a medida que el tiempo transcurre, debido a que según Shiller la anterior, no puede ser probada fácilmente y porque la hipótesis de eficiencia de mercado presenta una debilidad en la medida que sus modelos tienen lugar con caracterizaciones del mundo real que no siempre representan el mundo real, por tanto, el autor sugiere que hay que alejarse de la presunción financiera de que los mercados siempre funcionan óptimamente. Siendo allí precisamente, donde las Finanzas del Comportamiento nos permiten entender que el auge en el mercado de valores se ha dado como respuesta a las debilidades humanas.

Anteriormente en el año 2001, el objeto de investigación del trabajo de Simon Gervais y Terrance Odean³⁹ se concentró en analizar la forma en que los “*Traders*”⁴⁰ que poseen información privilegiada (Fuerte) aprenden acerca de su habilidad de predicción del comportamiento del mercado, y cómo un sesgo de aprendizaje puede generar exceso de confianza en ellos, los influye en el proceso de toma de decisiones y por consiguiente, repercute en el comportamiento representado en las series financieras. De forma concluyente, el exceso de confianza, es cambiante, dinámico, mayor en aquellos comerciantes que han estado operando en el mercado por un periodo de tiempo corto, y menor cuando el tiempo transcurre debido a que los individuos hacen una mejor evaluación sobre sí mismos. Por último, los autores mencionan una cuestión que resulta fundamental y es lo concerniente a que el exceso de confianza no incrementa el nivel de riqueza de los individuos que comercian en el mercado; no obstante, en el proceso de consecución de una mayor riqueza, el individuo a partir de sus éxitos y “buenas” decisiones puede convertirse en sobre confiado.

³⁹ GERVAIS y ODEAN. 2001. Op.Cit.

⁴⁰ Individuo o entidad que compra o vende instrumentos financieros. En idioma castellano, es de igual forma denominado Comerciante.

Asimismo, Beatríz Fernández Alonso y Eleuterio Vallelado González⁴¹, en su publicación en 2007, analizando la presencia y trascendencia de tres sesgos de comportamiento en el proceso de inversión (Ver Tabla 2), evidencian que existen modelos teóricos utilizados en la valoración de activos financieros que dejan a un lado la psicología y sociología en su estudio, por consiguiente, dichos modelos son considerados insuficientes al momento de reflejar la realidad de los mercados financieros debido a que hay agentes afectados por diversidad de sesgos de comportamiento que de alguna u otra forma, condicionan su actividad en los mercados.

Tabla 2. Sesgos de Comportamiento analizados en el Proceso de Inversión.

REPRESENTATIVIDAD		Evaluar un hecho concreto por el grado de semejanza que tiene con un hecho de la realidad.
CONSERVADURISMO		Atribución excesiva de las creencias previas del individuo.
EXCESO DE CONFIANZA		Confiar en exceso de la veracidad de su información privilegiada y/o en su habilidad a la hora de procesar información.

Fuente: Representatividad, Conservadurismo y Exceso de Confianza: Evidencia de Racionalidad Limitada del Inversor⁴².

⁴¹ FERNÁNDEZ ALONSO, Beatriz; VALLELADO GONZALEZ, Eleuterio. Representatividad, Conservadurismo y Exceso de Confianza: Evidencia de Racionalidad Limitada del Inversor. Decisiones basadas en el conocimiento y en el papel social de la empresa: XX Congreso anual de AEDEM, Asociación Española de Dirección y Economía de la Empresa (AEDEM) [En Línea]. 2007 [Citado el 3 de marzo de 2016]. p. 6-18.

⁴² FERNÁNDEZ; VALLELADO. 2007. Op. Cit.

Profundizando en la Hipótesis de Finanzas Conductuales, Manrique Hernández Ramírez⁴³ en su trabajo publicado en el año 2009, propone que el paradigma de los agentes racionales en el mercado no es el adecuado para describir el comportamiento observable en los mercados financieros, debido a que existen anomalías que pueden afectar la toma de decisiones fundamentales. A partir de esto, el autor expresa que las personas en todas sus actividades llevan impresa la carga emocional, en donde la toma de decisiones financieras no constituye una excepción.

Por consiguiente, además del exceso de confianza, un sesgo de comportamiento tomado en consideración, como factor influyente en la decisión de inversión del agente por parte de las finanzas del comportamiento, se denomina aversión al riesgo. Jörg Oechssler, Andreas Roider y Patrick Schmitz⁴⁴ en su contribución del año 2009, expresan que ante el punto de vista tradicional de las finanzas en el que solamente los resultados cuentan, surge una fuerte presunción de que sesgos de comportamiento no han sido tomados en cuenta a la hora de analizar el comportamiento del mercado. Concluyen al respecto de la aversión al riesgo que en el caso de mercados financieros, cuando se encuentran en el dominio de las ganancias, los individuos con un alto Nivel de Reflexión Cognitiva⁴⁵ (CRT), son menos aversos al riesgo ante una ganancia que les otorgue una probabilidad mayor a 0.5 de ganar algo adicional con respecto a una ganancia segura. Sin embargo, ante el dominio de las pérdidas, los individuos con un CRT⁴⁶ alto son más aversos al riesgo ante la alternativa de perder más de lo que se debería perder, debido a que para cualquiera de los dos contextos, el individuo espera la obtención de la mayor utilidad esperada.

⁴³ HERNÁNDEZ. 2009. Op. Cit.

⁴⁴ OECHSSLER, Jörg; ROIDER, Andreas; SCHMITZ, Patrick W. Cognitive abilities and behavioral biases. *Journal of Economic Behavior & Organization* [En línea]. 2009, Vol. 72, No. 1 [citado el 03 de febrero de 2016]. pp. 147-152.

⁴⁵ En idioma inglés, conocido como *Cognitive Reflection Test*. Hace referencia al test diseñado por Shane Frederick en 2005, para evaluar la capacidad cognitiva específica de los individuos.

⁴⁶ Para los autores, la sigla representa el nivel de Reflexión Cognitiva de los individuos.

2.3 COMPLEJIDAD DEL MERCADO

Dentro del análisis de sesgos conductuales que influyen sobre el comportamiento del mercado, se hace necesario el estudio de la complejidad del mismo relacionado con la presencia de fenómenos deterministas en un sistema manifiestamente caótico⁴⁷.

Su fundamento recae en la hipótesis de mercado fractal⁴⁸⁴⁹, su nivel se cuantifica mediante distintas técnicas cuantitativas, siendo para el objetivo de esta investigación la técnica del Análisis de Rango Reescalado⁵⁰⁵¹ en la Estimación del Coeficiente de Hurst⁵² a través de la simulación de Autómatas Celulares⁵³, con el fin de analizar la presencia de comportamiento de tipo no aleatorio que evidencie auto correlación en una serie de datos, hecho que iría en contraposición con la Hipótesis de Mercado Eficiente.

Benoit Mandelbrot⁵⁴ en su trabajo de 1977, generalizó el trabajo de Hurst con un procedimiento denominado Análisis de Rango Reescalado (R/S), que constituye un método estadístico que evalúa la ocurrencia de eventos poco comunes en

⁴⁷ ANDERSEN, Jørgen Vitting y NOWAK, Andrzej. Financial Markets as Interacting Individuals: Price Formation from Models of Complexity. An Introduction to Socio-Finance, Springer Berlin Heidelberg [En Línea]. 2013. [Citado el 22 de diciembre de 2016]. pp. 59-76.

⁴⁸ Hace referencia a que los movimientos de del mercado y sus cambios, siguen modelos de comportamiento identificable y repetitivos en forma de patrones. No importa el horizonte de inversión reflejan el mismo comportamiento, dependen de condiciones iniciales y su dimensión no es entera, es decir, tienen un grado de irregularidad y fragmentación en la serie.

⁴⁹ JOHER, Anna Batlle y MONTORO, Sandra Grebol. Fractales en los mercados financieros. Barcelona School of Management, Universitat Pompeu Fabra [En Línea]. 2009. [Citado el 30 de noviembre de 2016]. pp. 25-27.

⁵⁰ DOMÍNGUEZ, D.; ARDILA, E.; MORENO, J. Metodología e interpretación del coeficiente de Hurst. Universidad Externado de Colombia [En Línea]. 2010. [Citado el 23 de septiembre de 2016]. pp. 265-290.

⁵¹ También conocido como Análisis de Recorrido Estandarizado, es una prueba estadística utilizada para cuantificar la dinámica de una serie temporal y determinar las características fractales en un sistema.

⁵² Deriva del nombre de Harold Edwin Hurst. El coeficiente o exponente de Hurst se conoce como el "índice de dependencia" o "índice de dependencia de largo alcance" y es el que permite analizar la tendencia de los datos representados en una serie de tiempo, a regresar fuertemente al valor de la media de los mismo, o a agrupar en una dirección bien sea persistente o anti-persistente.

⁵³ Modelo Matemático para un sistema dinámico que evoluciona a pasos discretos, resulta adecuado para representar sistemas naturales (e.g. mercados financieros), en donde sus elementos interactúan unos con otros.

⁵⁴ MANDELBROT, Benoit B. The Fractal Geometry of Nature. Oxford: International Business Machines Thomas J. Watson Research Center [En Línea]. 1977.

procesos físicos y financieros. El Exponente de Hurst determina el grado de auto correlación en una serie de datos y el Análisis de Rango Reescalado (R/S), permite estimar dicho exponente que posee valores entre $[0,1]$, por invariancia del cambio de escala⁵⁵, con tres tipos de procesos presentados: aleatorio, persistente y anti-persistente, que se determinan con respecto del valor del coeficiente.

Al respecto de los Modelos Autómatas Celulares, Ying FAN, Shang-Jun YING, Bing-Hong WANG, Yi-Ming WEI⁵⁶⁵⁷ en 2003 y 2009, expresan que la teoría y el modelo usando autómatas celulares se aplican en el estudio de la complejidad del mercado. Asimismo, el grado de imitación (dependencia entre el comportamiento de los inversores que puede producir grandes fluctuaciones) del agente inversionista y los factores macro del mercado, son los determinantes clave de la estabilidad del mercado de valores. El Modelo Autómata Celular interactúa con reglas y mecanismos de evolución, cuyo funcionamiento permite la obtención de datos procesados a información para obtener conocimiento sobre el comportamiento del mercado. Asimismo, se fundamenta en la preferencia de inversión de todos los agentes que conforman el autómata celular, que no es más que una representación virtual del mercado, en donde dicha preferencia está influenciada por la capacidad de imitación de cada agente ($P \sim [0,1]$) y por el macro factor del mercado ($M_f \sim [0,1]$) que corresponde a un coeficiente de compra y venta en el mismo, a su vez determinando el tipo de información positiva o negativa disponible en él.

⁵⁵ Propiedad de los objetos o leyes en las que no hay cambios, si la escala de tamaño es multiplicada por un factor común.

⁵⁶ WEI, Yi-Ming; YING, Shang-Jun; FAN, Ying; WANG, Bing-Hong. The cellular automaton model of investment behavior in the stock market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* [En Línea]. 2003, Vol. 325, No. 3 [Citado el 4 de julio de 2016]. pp. 507-516.

⁵⁷ FAN, Ying. YING, Shang-Jun. WANG, Bing-Hong. WEI, Yi-Ming. The effect of investor psychology on the complexity of stock market: An analysis based on cellular automaton model. *Computers & Industrial Engineering* [En línea]. 2009, Vol. 56, No. 1 [citado el 24 de enero de 2016]. pp. 63-69.

Asimismo y entre tanto, Guoping Qiu, Drona Kandhai y Peter Sloom⁵⁸ en 2007, modelaron un autómata celular para el análisis de la complejidad del mercado bursátil que contuvo una red bidimensional en donde cada vértice reflejaba un comerciante: Fundamentalista e Imitador (Ver Ilustración 1), con reglas simples de evolución programadas y que reproducía una estructura simple de hechos estilizados⁵⁹ en una serie temporal. Los autores, más allá del precio de los activos y su valor fundamental, estaban interesados en el análisis del exceso de volatilidad⁶⁰ que se puede percibir en las series temporales. Para los comerciantes, las noticias tienen influencia en sus decisiones sin importar el tipo, simplemente según sea el caso, el fundamentalista o el imitador prestará mayor atención a la empresa de su interés o al mercado en general, respectivamente. El agrupamiento de la volatilidad está relacionado con dos factores: la evolución de la influencia de las noticias y la evolución de la actividad de los agentes, respectivamente.

Ilustración 1. Tipos de inversores en el mercado.



Fuente: Understanding the complex dynamics of stock markets through cellular automata⁶¹.

⁵⁸ QIU, G.; KANDHAI, D.; SLOOT, P. M. A. Understanding the complex dynamics of stock markets through cellular automata. Physical Review E, The American Physical Society [En Línea]. 2007, Vol. 75, No. 4 [Citado el 04 de julio de 2016]. pp. 046116-1 – 046116 - 11

⁵⁹ Hechos o sucesos detallados y particulares.

⁶⁰ Variación del precio real con respecto a su valor fundamental.

⁶¹ QIU, G.; KANDHAI, D.; SLOOT, P. M. A. 2007. Op. Cit.

Concerniente al Exponente de Hurst, en el trabajo de Oscar Yesid Quintero Delgado y Jonathan Ruiz Delgado⁶² publicado en 2011, se destaca de la contribución de estos autores la premisa de que el análisis de la complejidad de sistemas dinámicos a través de la estimación del Exponente de Hurst y de la Dimensión Fractal, constituye una medida de dependencia de las series de tiempo como elemento para distinguir series fractales⁶³, en donde mencionan que Hurst descubrió que muchos fenómenos naturales exhiben un comportamiento caracterizado por un proceso aleatorio sesgado en el que existe memoria de largo plazo, es decir, los eventos de un periodo inciden o influyen en todos los siguientes.

⁶² QUINTERO DELGADO, Oscar Yesid; RUIZ DELGADO, Jonathan. Estimación del Exponente de Hurst y la Dimensión Fractal de una superficie topográfica a través de la extracción de perfiles. Revista GEOMÁTICA UD.GEO [En Línea]. 2011, No. 5 [Citado el 25 de julio de 2016]. pp. 84-91.

⁶³ Series temporales irregulares, fragmentadas, caóticas y desordenadas con patrones que pueden repetirse de forma muy similar pero que fácilmente se pueden alterar por diversas causas.

3. MARCO TEÓRICO

3.1 MERCADO BURSÁTIL

El mercado bursátil está definido como el agrupamiento o integración de todas aquellas instituciones, empresas, organizaciones y/o individuos, que realizan transacciones con productos o activos financieros (acciones, bonos, derivados, divisas; entre otros)⁶⁴. Asimismo, constituye en espacio en el que se realizan operaciones de compra y venta de acciones u obligaciones⁶⁵.

- **Mercado de Acciones.** El mercado de acciones es aquel que permite a los inversores comprar y vender acciones de empresas que cotizan en bolsa. El mercado de valores primario es donde primero se ponen nuevas emisiones de acciones. Cualquier negociación subsiguiente de títulos representativos de capital se produce en el mercado secundario.
- **Mercado de Bonos.** Relacionado con el mercado de títulos de renta fija en el que los inversores, prestan dinero generalmente al estado o a empresas privadas por un periodo definitivo de tiempo a un interés preestablecido.
- **Mercado de Divisas.** Hace referencia al mercado de monedas extranjeras que se comercializan en el mercado internacional, siendo este uno de los mercados más líquidos del mundo.
- **Mercado de Dinero.** Un mercado de dinero es una parte del mercado financiero en donde se negocian vencimientos de alta liquidez y de corto plazo (generalmente inferiores a un año).

⁶⁴ FAMA, Eugene F. The behavior of stock-market prices. The journal of Business [En Línea., 1965, Vol. 38, No. 1 [citado el 24 de abril de 2016], pp. 34-105.

⁶⁵ ENGLE, Robert F.; GHYSELS, Eric; SOHN, Bumjean. Stock market volatility and macroeconomic fundamentals. Review of Economics and Statistics [En Línea]. 2013, Vol. 95, No. 3, p. 776-797.

3.1.1 MERCADO BURSÁTIL COLOMBIANO. En el año 2001, la Bolsa de Bogotá, la Bolsa de Medellín y la Bolsa de Occidente (Cali) se unifican y conforman una única plaza bursátil denominada Bolsa de Valores de Colombia que inició operaciones el 3 de julio del mismo año.

La Bolsa de Valores de Colombia (BVC), es la encargada de las operaciones del mercado de renta variable, mercado de renta fija, mercado de derivados estandarizados y mercado de divisas del país. Su operación normal sucede en días hábiles bursátiles y durante generalmente ocho horas y media por día de acuerdo al huso horario del país.⁶⁶

El Índice Bursátil más representativo es el COLCAP, que constituye un indicador que refleja las variaciones de los precios de las 20 acciones más liquidas de la Bolsa de Valores de Colombia (BVC), donde el valor de la Capitalización Bursátil Ajustada de cada compañía determina su nivel de ponderación. El valor inicial del índice es equivalente a 1.000 puntos y su primer cálculo se realizó el día 15 de enero de 2008. Siendo a partir de noviembre del año 2013, en que reemplaza al Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia (IGBC) como índice representativo de la bolsa de valores colombiana.⁶⁷

3.1.2 HIPÓTESIS DE MERCADO EFICIENTE. La Hipótesis de Mercado Eficiente hace referencia a aquel mercado financiero donde los precios de los títulos o activos negociados constituyen una buena estimación de sus precios históricos o intrínsecos, ya que reflejan toda la información disponible y se ajustan total y rápidamente a la cualquier tipo de nueva información que se produzca en el mercado. Cuando un mercado es eficiente los cambios en los precios de los valores son impredecibles y por ello se comportan como un paseo o caminata aleatoria⁶⁸ o “*Random Walk Model*”⁶⁹.

⁶⁶ BOLSA DE VALORES DE COLOMBIA. 80 años del mercado de valores en Colombia [En Línea]. 2010. [Citado el 22 de diciembre de 2016]. pp. 3-13.

⁶⁷ BANCO DE LA REPÚBLICA DE COLOMBIA. Índice del mercado bursátil colombiano. 2016.

⁶⁸ KRISTOUFEK, Ladislav; VOSVRDA, Miloslav. Measuring capital market efficiency: long-term memory, fractal dimension and approximate entropy. The European Physical Journal B, 2014, Vol. 87, No 7, p. 1-9.

La eficiencia del mercado se evidencia cuando las series temporales de rendimientos que representan el comportamiento del mismo son: normalmente distribuidas, homocedásticas y lineales⁷⁰.

Este tipo de mercados tienen unas características específicas⁷¹:

- Los mercados no poseen algún tipo de memoria, en este sentido las series temporales no “recuerdan” lo sucedido anteriormente, por consiguiente cualquier suceso que se produzca en un tiempo $(t + 1)$, no depende o está relacionado con cualquier suceso acontecido en el tiempo (t) .
- Todos los individuos, agentes o inversores que conforman el mercado financiero disponen de la misma información por consiguiente, de igual forma tienen la misma probabilidad de tener resultados favorables o desfavorables según sea el caso.
- Los activos financieros compiten entre sí debido a que esta constituye la única manera de que la información disponible en el mercado, se refleje inmediatamente en el valor fundamental de los activos.
- Todos los activos financieros están perfectamente valorados, en donde el nivel de retorno ser equivalente al nivel de riesgo asumido, sin importar el tipo de activo con el que se realice la transacción.

El modelo descrito por Fama⁷² en 1965, se basa implícita y explícitamente en el supuesto de que las condiciones de mercado pueden ser expresadas en términos de rendimientos o retornos esperados. El modelo de retornos esperados o de “Fair

⁶⁹ También conocida como Caminata Aleatoria, constituye la formalización matemática de la trayectoria realizada por pasos aleatorios. En el caso de un mercado bursátil, constituye la representación en una serie temporal del precio de una acción fluctuante, en donde el precio de la acción solo depende de su posición en un instante previo y de una variable aleatoria que determina su posición subsecuente.

⁷⁰ SIERRA, Katherine. Comprobación del Comportamiento Caótico en el Índice General de la Bolsa de Colombia. Universidad Industrial de Santander [En Línea]. 2012. [Citado el 18 de julio de 2016]. pp. 40 - 41.

⁷¹ SHIVE, Sophie. Local investors, price discovery, and market efficiency. Journal of Financial Economics [En Línea]. 2012, Vol. 104, No. 1. [Citado el 10 de octubre de 2016] pp. 145-161.

⁷² FAMA. 1965. Op. Cit.

*Play*⁷³⁷⁴, expresa que (i) el rendimiento esperado de una acción está en función del riesgo; (ii) el valor esperado es solo una de las medidas que pueden salir de la distribución de rendimientos y de la eficiencia del mercado ; (iii) la diferencia entre el retorno actual y el esperado futuro dada una información determinada debería ser nula, de ahí el término de “juego limpio”, considerando a su vez que la variable precio y retorno de un periodo futuro son variables de tipo aleatorio. Asimismo, expresa que se puede probar la eficiencia en tres categorías de ajuste de precios en función de la naturaleza de la información disponible⁷⁵, como sigue:

- **Eficiencia Débil.** Plantea que el precio de las acciones refleja toda la información contenida en la historia de los precios y rendimientos y que los cambios sucesivos en el precio de las acciones son distribuidos idénticamente, es decir, que las distribuciones de probabilidad marginal (cuando no hay información) y condicional (cuando hay información) son idénticas, dando paso al surgimiento del interrogante acerca de la independencia del precio de las acciones con respecto a la información sobre las condiciones del mercado⁷⁶.
- **Eficiencia Semi-Fuerte.** Hace referencia a que el precio de las acciones se ajusta eficientemente a información que es de disposición pública (Velocidad de Ajuste), es decir, además de la información contenida en la serie histórica de precios, se tiene en cuenta toda la información

⁷³ También conocido como “Juego Justo” o “Juego Limpio”. DUARTE y MASCAREÑAS en el 2014, hacen referencia al “Juego Justo” como el hecho de que ningún agente puede obtener ganancias extraordinarias a partir de cualquier tipo de información.

⁷⁴ DUARTE, Juan Benjamín; MASCAREÑAS, Juan Manuel. Comprobación de la Eficiencia Débil de los Principales Mercados Financieros Latinoamericanos. Estudios Gerenciales [En Línea]. 2014, Vol. 30, No. 133 [Citado el 33 [Citado el 30 de noviembre de 2016]. pp. 365-375.

⁷⁵ FAMA, Eugene F. Efficient Capital Markets: II. The Journal of Finance [En Línea]. 1991, Vol. 46, No. 5. [Citado el 27 de diciembre de 2015]. pp. 1575 - 1617.

⁷⁶ GANDHI, Shailesh; BULSARA, Hemantkumar P. y PATEL, Pooja. Conceptual Study on Efficient Market Hypothesis for World Markets: Finding Opportunities for Indian Stock Markets. Management Journal for Theory and Practice Management [En Línea]. 2013, No. 67. [Citado el 10 de octubre de 2016]. pp. 25-36.

pública disponible incluyendo los datos fundamentales de la empresas que cotizan en bolsa⁷⁷.

- **Eficiencia Fuerte.** Relacionado con el acceso privilegiado por parte de algunos inversores o grupos industriales a información relevante que aparece recientemente y que puede influir en el ajuste de precios⁷⁸.

3.1.3 FINANZAS DEL COMPORTAMIENTO. La temática correspondiente a la teoría de finanzas conductuales en el mercado bursátil ha sido objeto de investigación alrededor del mundo y en el entorno económico hoy en día.

En el año 1953, Kendall y Bradford Hill, evaluando los cambios en los precios y los índices que parecían observaciones independientes en una distribución normal, también hicieron mención que ciertos factores económicos podrían sugerir una relación entre los precios del mercado y otras variables económicas que podrían tener un valor predictivo⁷⁹.

Asimismo en el 2001, Hubert Fromlet⁸⁰ expresó que el concepto de las finanzas del comportamiento aborda el campo de las finanzas se analiza desde una perspectiva psicológica. Describe el comportamiento de las personas, cómo toman sus decisiones, la forma en la que los inversores reúnen y usan la información disponible y la incidencia de las anomalías del mercado financiero que de igual forma afectan la toma de decisiones de los inversores. Igualmente, las finanzas conductuales explican muchas reacciones en los mercados financieros que

⁷⁷ YALCIN, Kadir Can. Market rationality: Efficient market hypothesis versus market anomalies. European Journal of Economic and Political Studies [En Línea]. 2016, Vol. 3, No. 2. [Citado el 10 de octubre de 2016]. pp. 23-38.

⁷⁸ GUPTA, Rakesh y BASU, Parikshit K. Weak form efficiency in Indian stock markets. International Business & Economics Research Journal (IBER) [En Línea]. 2011, Vol. 6, No 3. [Citado el 01 de diciembre de 2016]. pp. 57 - 64.

⁷⁹ KENDALL y BRADFORD HILL. 1953. Op. Cit.

⁸⁰ FROMLET, Hubert. Behavioral Finance-Theory and Practical Application: Systematic analysis of departures from the Homo economicus paradigm are essential for realistic financial research and analysis. Business Economics [En Línea]. 2001. [Citado el 27 de diciembre de 2016]. pp. 63-69.

aparecen para contrastar con la teoría convencional, debido a que admiten la presencia de sesgos emocionales y cognitivos en la toma de decisiones del inversor.

De igual forma, Manrique Fernández⁸¹ en 2009 contribuye con esta teoría cuando explora la influencia psicológica del comportamiento de los inversionistas y su efecto en los mercados financieros, el por qué los mercados pueden ser ineficientes y las implicaciones del comportamiento de los inversores en la valoración de los precios de los activos. Concluyendo que las fluctuaciones en el precio de los activos en los mercados financieros a menudo se deben a cambios en las preferencias de los individuos y que los mismo no funcionan de manera perfecta. Por ello se observa que las herramientas financieras no responden del todo a los fenómenos del mercado, que los individuos tienden a presentar errores al hacer juicios cuantitativos que inician con una estimación arbitraria sugerida por algún elemento de su entorno inmediato, que los individuos tienden a presentar exceso de confianza al creer que saben más de lo que realmente, y caen en el error de no controlar sus decisiones por la creencia de que la información que poseen es correcta, y que los individuos tienden a ser demasiado optimistas en relación a los resultados que creen controlar y se acreditan en demasía el éxito cuando se presenta.

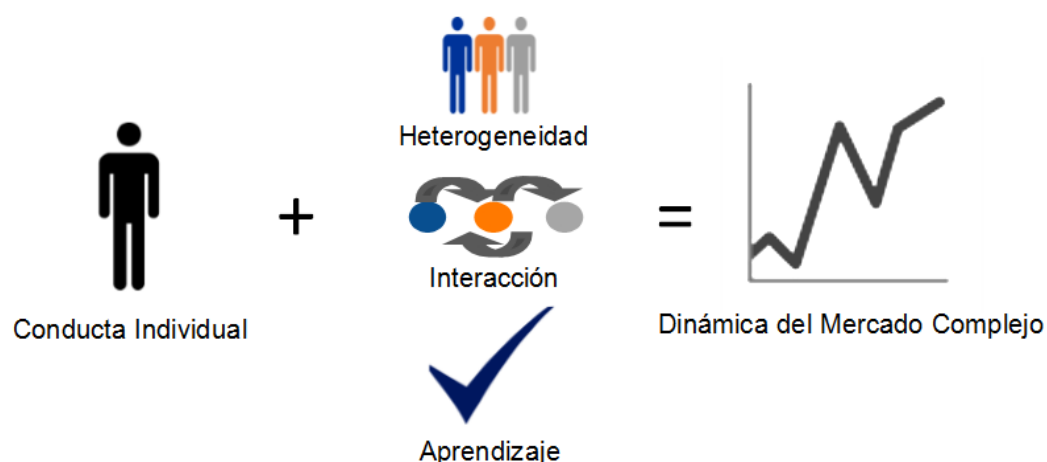
A su vez Milan Lovric⁸² en su tesis doctoral del 2011, expresa que la conducta individual del inversionista sumado a la heterogeneidad del mercado, a la interacción que se lleva a cabo entre los individuos y la capacidad de aprendizaje que estos últimos poseen, hacen del mercado un sistema complejo (Ver Ilustración 2). Asimismo, planteó cuatro cuestionamientos concernientes a: (1) ¿Cuáles son los aspectos relevantes del comportamiento que pueden ser estudiados a partir de un enfoque de simulación basada en agentes?; (2) ¿Cómo se pueden modelar fenómenos de comportamiento como el exceso de confianza y la aversión al riesgo en la simulación basada en agentes; (3) ¿Qué es lo que influencia el

⁸¹ HERNÁNDEZ. 2009. Op. Cit.

⁸² LOVRIC. 2011. Op. Cit

rendimiento de los inversionistas (si es la dinámica del mercado o la psicología del inversor)?; (4) ¿Qué modelos pueden ser desarrollados para estudiar diferentes fenómenos del comportamiento como el exceso de confianza y la aversión al riesgo?.

Ilustración 2. Complex adaptative systems view on agent-based market models. (Adaptación).



Fuente: *Behavioral finance and agent-based artificial markets*⁸³.

Considerando lo anterior, las Finanzas Conductuales ponen de relieve ciertas debilidades que se perciben de la hipótesis de mercado eficiente. Una de las mencionadas, es la concerniente a la reacción exagerada o por el contrario muy pasiva ante la información conocida, como causa de las tendencias del mercado y en casos extremos de burbujas. Las infra reacciones han sido atribuidas a la atención limitada de los inversores, al exceso de confianza u optimismo⁸⁴.

⁸³ LOVRIC. (2011). Op. Cit

⁸⁴ SHEFRIN, Hersh. Beyond greed and fear: Understanding behavioral finance and the psychology of investing. Oxford University Press on Demand [En Línea]. 2002. [Citado el 10 de octubre de 2016]

Otra observación clave que se puede hacer de las contribuciones acerca de finanzas conductuales incluye la falta de simetría entre las decisiones de comprar, vender o mantener los recursos y la fuerte aversión a la pérdida o arrepentimiento. La aversión a las pérdidas, se manifiesta en el comportamiento de los inversores ante una falta de voluntad de vender acciones en pérdida. Asimismo, las finanzas del comportamiento también pueden ayudar a explicar porque los precios de mercado o fluctuaciones que se presentan en las series temporales suceden, teniendo en cuenta la característica psicológica del inversor al admitir la presencia de sesgos cognitivos y emocionales⁸⁵.

3.2 SESGOS DE COMPORTAMIENTO

El concepto de sesgos de comportamiento hace referencia a lo que en 1972 Amos Tversky y Daniel Kahneman⁸⁶ introdujeron en el cuerpo de conocimiento mundial, como el efecto psicológico que se produce cuando los juicios individuales desvían la forma en que se interpreta la información desde una perspectiva lógica⁸⁷ y por consiguiente el proceso de toma de decisiones bajo incertidumbre, se produce bajo influencia de motivaciones sociales, emocionales o morales⁸⁸.

Retomando el análisis de los sesgos de comportamiento (representatividad, conservadurismo y exceso de confianza) realizado por Beatriz Hernández y Eleuterio Valledado⁸⁹ fundamentado en el trabajo de Grether en 1980⁹⁰ y 1990⁹¹,

⁸⁵ SEWELL, Martin. Behavioural Finance. Department of Computer Science. University College London [En Línea]. 2007. [Citado el 10 de octubre de 2016]. pp. 1-14.

⁸⁶ KAHNEMAN, Daniel y TVERSKY, Amos. Subjective probability: A judgment of representativeness. Cognitive Psychology [En Línea]. 1972, Vol. 3, No. 3. [Citado el 21 de diciembre de 2016]. pp. 430-454.

⁸⁷ GILOVICH, Thomas; GRIFFIN, Dale y KAHNEMAN, Daniel. Heuristics and biases: The psychology of intuitive judgment. Cambridge university press [En Línea]. 2002. [Citado el 04 de enero de 2017].

⁸⁸ PFISTER, Hans-Rüdiger y BÖHM, Gisela. The multiplicity of emotions: A framework of emotional functions in decision making. Judgment and decision making [En Línea]. 2008, Vol. 3, No. 1. [Citado el 16 de octubre de 2016]. pp. 5-17.

⁸⁹ FERNÁNDEZ; VALLEDADO. 2007. Op. Cit.

⁹⁰ GRETHER, D.M. Bayes Rule as a Descriptive Model: The Representativeness Heuristic. The Quarterly Journal of Economics [En Línea]. 1980, Vol. 95, No. 3 [Citado el 3 de marzo de 2016]. pp. 537-557.

resulta de mayor evidencia la influencia sobre las decisiones de los inversores de los sesgos de comportamiento puesto que es fehaciente que los individuos ponderan demasiado la información privilegiada a su disposición o inclusive sus creencias a la hora de analizarla, minusvaloran cualquier tipo de información adicional para predecir el comportamiento futuro de los precios e índice y propenden a tomar en cuenta la decisión inicial cuando se trata de decidir de forma consecutiva.

Existen dos tipos de sesgos de comportamiento: sesgos cognitivos (basados en hechos) y sesgos emocionales (bajo influencia de sentimientos o emociones)⁹².

Dentro del objeto del trabajo, se consideran dos sesgos emocionales representativos como el exceso de confianza y aversión al riesgo, además del efecto manada contenido en el modelo base de la simulación.

3.2.1 EXCESO DE CONFIANZA. Tomás Del Campo Dutrey⁹³ en su trabajo de maestría, mencionó que en el mercado financiero se hace posible la existencia de agentes irracionales, fundamentado en la hipótesis de que los agentes con expectativas racionales en algunas ocasiones tienden a tomar decisiones bajo la creencia que poseen la correcta distribución de probabilidad de los rendimientos futuros. No obstante, se presenta la particularidad de que los mismos, solo entienden una pequeña parte de la información que poseen, y ese pequeño margen de incertidumbre facilita en ellos la sobre estimación de la precisión de sus conocimientos, siendo esto último lo que genera exceso de confianza.

En otras palabras, los individuos suelen confiar excesivamente en su capacidad para evaluar títulos, ya que sobreestiman sistemáticamente la elección de sus

⁹¹ GRETHER, D.M. Testing Bayes Rule and The Representativeness Heuristic: Some Experimental Evidence. *Journal of Economic Behavior and Organization* [En Línea]. 1992, Vol. 17, No. 1 [Citado el 3 de marzo de 2016]. pp. 31-57. doi:10.1016/0167-2681(92)90078-P.

⁹² MASSA, Massimo y SIMONOV, Andrei. Behavioral biases and investment. *Review of Finance* [En Línea]. 2005, Vol. 9, No. 4. [Citado el 15 de diciembre de 2016]. pp. 483-507.

⁹³ DEL CAMPO DUTREY, Tomás. OVC en Modelos DSGE. Universidad Alberto Hurtado – Georgetown University [En Línea]. 2010 [Citado el 16 de julio de 2016]. pp. 1-24.

alternativas en el momento de decidir, al pronosticar comportamientos futuros del mercado y el resultado de sus inversiones⁹⁴. De igual forma, los inversores sobreestiman la precisión de sus decisiones cuando obtienen éxitos en sus operaciones financieras. El exceso de confianza puede llevar a los inversores a creer que están ante una señal de información privilegiada útil, lo que los conduce a sobreestimar su conocimiento y menospreciar el riesgo⁹⁵.

Según De Grauwe⁹⁶, la toma de decisiones bajo el sesgo de exceso de confianza está relacionada con γ (factor de aprendizaje proveniente del resultado de las decisiones tomadas por el agente) en donde, si este es igual a cero, los agentes aleatoriamente pueden ser pesimistas u optimistas, y el sesgo no se hace presente. No obstante, si γ tiende a infinito, las probabilidades de toma de decisiones sobreestimando su capacidad de predicción serán favorables y deterministas, lo que genera exceso de confianza en las decisiones del agente mismo.

Dentro de la realización de este trabajo de grado, el trabajo realizado en 2001 por Gervais y Odean⁹⁷, resulta preponderante para el desarrollo de esta investigación puesto que construyeron un modelo en el que en principio, el “*Insider*”⁹⁸ o agente inversor que posee información privilegiada no tiene conocimiento alguno acerca de su capacidad de predicción acertada, por consiguiente se comporta de manera racional, y a partir de ella aprende de sus éxitos y fracasos. No obstante, el “*Insider*” tiende a dar mucho crédito a sus decisiones cuando el resultado de las mismas corresponde a un éxito y relaciona los fracasos con el comportamiento del mercado u otros factores ajenos a su persona⁹⁹. Para los autores, la atribución de

⁹⁴ DANIEL, Kent D.; HIRSHLEIFER, David; SUBRAHMANYAM, Avanidhar. Overconfidence, arbitrage, and equilibrium asset pricing. The Journal of Finance [En Línea]. 2001, Vol. 56, No. 3, p. 921-965.

⁹⁵ DANIEL, K.; TITMAN, S. Market Efficiency in an Irrational World. Financial Analysts' Journal. 1999, Vol. 55, págs 28-40.

⁹⁶ DE GRAUWE, Paul. The scientific foundation of dynamic stochastic general equilibrium (DSGE) models. Public Choice [En Línea]. 2010, Vol. 144, No. 3-4 [Citado el 16 de julio de 2016]. pp. 413-443.

⁹⁷ GERVAIS; ODEAN. 2001. Op. Cit.

⁹⁸ Individuo o entidad que compra o vende instrumentos financieros, y que posee información privilegiada a la hora de realizar operaciones en el mercado bursátil.

⁹⁹ Fenómeno denominado auto atribución, que constituye uno de los sesgos de aprendizaje que genera el exceso de confianza.

los éxitos a su habilidad de predicción es la causa que conlleva al individuo a ser confiado en demasía en los primeros periodos de su carrera financiera. Cabe resaltar, que el éxito se configura cuando el individuo “*Insider*”, usa la información a su disposición para decidir sobre el comportamiento del mercado, y dicha decisión resulta ser favorable para el incremento de los rendimientos en sus inversiones. El método propuesto por los autores, configura un coeficiente de Exceso de Confianza¹⁰⁰ que se estima a partir de la observación de los éxitos acontecidos en un periodo de tiempo determinado, a partir de ello el individuo actualiza sus creencias con respecto a su habilidad de predicción y las contrasta con su comportamiento pasado, por consiguiente, incrementando el nivel de confianza en sus decisiones.

Sesgo de auto atribución. El concepto de sesgo cognitivo, hace referencia a la desviación de la forma racional en la que las personas o individuos toman las decisiones, debido a inferencias realizadas acerca de hechos o situaciones que crean una idea subjetiva en su proceso de análisis y que los conlleva a tomar una determinación sesgada de la realidad objetiva¹⁰¹.

Uno de los sesgos cognitivos que facilita la generación del sesgo emocional de exceso de confianza, corresponde al sesgo de auto-atribución¹⁰². El concepto del mismo, hace referencia a la tendencia de las personas o individuos a evaluar y/o encontrar razones de la causa del acontecimiento de los sucesos en acciones o decisiones propias y en el comportamiento de los demás¹⁰³.

La atribución de éxitos a las decisiones propias y de los fracasos a decisiones de los demás individuos que comparten el entorno, no siempre refleja la percepción

¹⁰⁰ También conocida como Sobre Confianza. En inglés, *Overconfidence*.

¹⁰¹ HASELTON, Martie; NETTLE, Daniel y MURRAY, Damian. The evolution of cognitive bias. The handbook of evolutionary psychology [En Línea]. 2005. [Citado el 13 de diciembre de 2016]. pp.724-746.

¹⁰² En inglés, conocido como *Self-Attribution Bias*.

¹⁰³ KELLEY, Harold. Attribution theory in social psychology. In. D. Levine, Nebraska Symposium on Motivation, University of Nebraska Press [En Línea]. 1967, Vol.15 [Citado el 14 de septiembre de 2016]. pp. 192-238.

de la realidad, lo que puede conducir a que el individuo presente errores en sus percepciones y tome decisiones de manera sesgada¹⁰⁴.

Según investigaciones en el tema, el sesgo de atribución puede afectar las emociones y la conducta de los individuos¹⁰⁵, por consiguiente, está fundamentalmente relacionado con la presencia de exceso de confianza en el comportamiento de los individuos.

3.2.2 AVERSIÓN AL RIESGO. La aversión al riesgo consiste en el comportamiento que evita el riesgo por parte de los inversores. Existen dos rasgos a dilucidar en los inversores, el primero es el concerniente al comportamiento racional de cada inversor que supone que él siempre preferirá más riqueza a menos, el segundo tiene que ver con el hecho de que todos los inversores están en contra de tomar decisiones que incurran en algún tipo de riesgo¹⁰⁶.

Hay dos tipos de riesgo:

- **Riesgo bajo:** Las personas con una alta aversión al riesgo se identifican con un perfil muy conservador en términos de inversión y eligen alternativas financieras poco arriesgadas pero estables y con un nivel de rentabilidad menor aunque más seguro.
- **Riesgo alto:** En este otro nivel de riesgo pueden situarse a inversores más arriesgados que escogen productos de mayor nivel de incertidumbre aun

¹⁰⁴ JONES, Edward y DAVIS, Keith. From acts to dispositions: the attribution process in social psychology. *Advances in experimental social psychology*, Florida: Academic Press [En Línea]. 1965, Vol. 2 [Citado el 21 de agosto de 2016]. pp. 219-226.

¹⁰⁵ TETLOCK, Philip y LEVI, Ariel. Attribution bias: On the inconclusiveness of the cognition-motivation debate. *Journal of Experimental Social Psychology* [En Línea]. 1982, Vol. 18, No. 1. [Citado el 26 de septiembre de 2016]. pp. 68-88.

¹⁰⁶ BREEN, Richard; VAN DE WERFHORST, Herman G. y JÆGER, Mads Meier. Deciding under doubt: A theory of risk aversion, time discounting preferences, and educational decision-making. *European Sociological Review*, Oxford University Press [En Línea]. 2014, Vol. 30, No. 2. [Citado el 16 de octubre de 2016]. pp. 258-270.

sabiendo que son más inestables y que las pérdidas caben dentro de lo posible¹⁰⁷.

Nivel de Reflexión Cognitiva. Relacionado con el Test de Reflexión Cognitiva retomado por Oechssler et al.¹⁰⁸ en 2009, consiste en un test experimental denominado “*Cognitive Reflection Test*”¹⁰⁹ desarrollado por Shane Frederick¹¹⁰ en el 2005 que consta de tres ítems que pueden ser conducidos en menos de cinco minutos, y que constituyen un buen predictor de las habilidades cognitivas especialmente desde las habilidades matemáticas. El nivel de reflexión cognitiva (CRT)¹¹¹, se divide en dos categorías: Alto (con dos y tres de tres respuestas correctas) y Bajo (con cero y una de tres respuestas correctas). El Test de Reflexión Cognitiva, mide la tendencia de una persona a anular una respuesta inicial impulsiva que es incorrecta y someterse a un proceso de reflexión más profunda para encontrar la respuesta correcta, en donde aquellos individuos que tengan un nivel de reflexión bajo son más impulsivos y menos impacientes que su contraparte con un nivel alto, que tienden a evaluar sus decisiones de una manera más profunda, en donde en el dominio de las pérdidas un individuo con un mayor nivel de reflexión cognitiva tenderá a ser más averso al riesgo, puesto que se replantea el escenario de sus decisiones para evitar cometer errores en el proceso de inversión por causa de una errónea decisión.

De manera concluyente, los resultados del test realizado por los autores, arrojan que (dependiendo el contexto) en el caso de mercados financieros, cuando se encuentran en el dominio de las ganancias, los individuos con un CRT alto son menos aversos al riesgo ante una ganancia que les otorgue una probabilidad

¹⁰⁷ DREBER, Anna; RAND, David; WERNERFELT, Nils; WORRELL, Peter y ZECKHAUSER, Richard. The decisions of entrepreneurs and their agents: revealed levels of risk Aversion and betrayal aversion. Faculty Research Working Paper Series, Harvard Kennedy School. 2013. [Citado el 16 de octubre de 2016]. pp. 1-28.

¹⁰⁸ OECHSSLER; ROIDER, SCHMITZ. 2009. Op. Cit.

¹⁰⁹ En castellano, conocido como Test de Reflexión Cognitiva. Hace referencia al test diseñado por Shane Frederick en 2005, para evaluar la capacidad cognitiva específica de los individuos.

¹¹⁰ FREDERICK, Shane. Cognitive reflection and decision-making. The Journal of Economic Perspectives [En Línea]. 2005, Vol. 19, No. 4 [Citado el 3 de febrero de 2016]. pp. 25-42.

¹¹¹ Para los autores, la sigla representa el nivel de Reflexión Cognitiva de los individuos.

mayor a 0.5 de ganar algo adicional con respecto a una ganancia segura. Sin embargo, ante el dominio de las pérdidas, los individuos con un CRT alto son más aversos al riesgo ante la alternativa de perder más de lo que se debería perder, debido a que para cualquiera de los dos contextos, el individuo espera la obtención de la mayor utilidad esperada.

3.3 COMPLEJIDAD DEL MERCADO FINANCIERO

3.3.1 SISTEMAS COMPLEJOS. El concepto acerca de los Sistemas Complejos descrito por Nigel Gilbert¹¹² en 2004, hace referencia al conjunto de elementos que interaccionan en un entorno determinado, no obstante en los sistemas complejos, tal y como lo retoman en 2008 Izquierdo et al.¹¹³, se cumplen unas características que se basan en gran medida en la Hipótesis de Mercado Fractal y corresponden a:

- Los elementos jerárquicos inferiores o individuales, suelen mostrar un grado de autonomía significativo.
- El comportamiento del sistema es auto-organizado por sus componentes.
- Los individuos (inversores para el caso financiero) y el sistema (mercado) perciben su entorno y reaccionan a los cambios que en el mismo se presentan de forma distinta.
- El comportamiento de los componentes básicos del sistema (individuos) evolucionan en el tiempo puesto que aprenden a escala individual o global.

3.3.2 HIPÓTESIS DE MERCADO FRACTAL. La hipótesis del mercado fractal enfatiza el impacto de la liquidez y los horizontes temporales en el comportamiento de los inversores. El objetivo de la hipótesis fractal, consiste en proporcionar un

¹¹² GILBERT, Nigel. Agent-based social simulation: dealing with complexity. Centre for Research on Social Simulation, University of Surrey [En Línea]. 2004. [Citado el 16 de octubre de 2016]. pp. 1 -14.

¹¹³ IZQUIERDO, Luis; GALÁN, José; SANTOS, José y DEL OLMO, Ricardo. Modelado de sistemas complejos mediante simulación basada en agentes y mediante dinámica de sistemas. Empiria, Revista de Metodología de Ciencias Sociales [En Línea]. 2008, No. 16. [Citado el 6 de enero de 2017]. pp. 85-112.

modelo que represente el comportamiento del inversor y los movimientos de los precios de mercado que se adapten a las observaciones de los individuos¹¹⁴.

El mercado es heterogéneo puesto que los horizontes de inversión y la diversidad de conocimientos de los participantes del mercado son distintos¹¹⁵.

La hipótesis de mercado fractal se cumple cuando:

- El mercado es estable cuando existe un gran número de inversores cubriendo diversos horizontes de inversión, lo que asegura una liquidez suficiente en el mercado¹¹⁶.
- El conjunto de información relevante para cada horizonte de inversión es distinto. Por tanto, las variaciones en el precio de las acciones serán el reflejo de la información relevante para cada horizonte de inversión.
- Cuando la totalidad de los horizontes de inversión se reducen a un único nivel, el mercado se vuelve inestable, ya que no existen inversores de largo plazo que estabilicen el mercado ofreciendo liquidez a los inversores de corto plazo¹¹⁷.

3.3.3 ESTIMACIÓN DEL EXPONENTE DE HURST. Con la estimación del exponente de Hurst, se realiza un análisis del nivel de memoria de una serie financiera en un intervalo determinado, con el fin de conocer si este último posee

¹¹⁴ PETERS, Edgar E. Fractal market analysis: applying chaos theory to investment and economics. John Wiley & Sons [En Línea]. 1994. Vol. 24. [Citado el 16 de julio de 2016]. pp. 39-86.

¹¹⁵ PETERS, Edgar E. Chaos and order in the capital markets: a new view of cycles, prices, and market volatility. John Wiley & Sons [En Línea]. 1996. [Citado el 16 de julio de 2016].

¹¹⁶ LARRE, Matías Menéndez. Las ondas de Elliott: El comportamiento fractal de los mercados financieros. Profit Editorial [En Línea]. 2016. [Citado el 04 de enero de 2017].

¹¹⁷ RAMOS, María; IGLESIAS, Fernando; SERRANO, Jazmín y LÓPEZ, Cyntia. Sistemas fractales de los precios de las acciones en la Bolsa de Madrid. Tópicos Selectos de Recursos [En Línea]. 2014. [Citado el 16 de octubre de 2016]. pp. 113-126.

características de un mercado complejo. Con base a esto, se describe el siguiente proceso para la estimación del mismo¹¹⁸¹¹⁹¹²⁰:

- Se tiene una serie temporal de precios (acción) o puntos (índice) de tamaño M ; no obstante, como son de interés lo rendimientos logarítmicos entonces dicha serie se convierte a una serie de tamaño N , expresada en rendimientos logarítmicos.
- El periodo de tiempo general N , se divide en A subperiodos contiguos de longitud n , cada subperiodo tendrá un nombre de I_a . Para cada subperiodo I_a , se calcula el valor promedio de los n ítems pertenecientes al subperiodo.
- Se estima la diferencia de cada subperiodo A , es decir, la diferencia entre cada ítem del subperiodo y su promedio, para obtener la serie de tiempo acumulada $X_{k,a}$ de cada subperiodo.
- El rango RI_a , se define como la diferencia entre el valor máximo y el mínimo de $X_{k,a}$ para cada subperiodo.
- Se calcula la desviación estándar muestral SI_a para cada subperiodo.
- Para cada subperiodo, su rango RI_a se normaliza dividiendo por su desviación estándar muestral SI_a correspondiente. Obteniéndose el Rango Reescalado (RI_a / SI_a), promediando el valor para todos los subperiodos de la serie de tamaño N .
- Se estima el coeficiente o exponente de Hurst, a través de la suavización de la función de Rango Reescalado.
- Se concluye acerca del nivel de memoria de la serie de acuerdo al valor del coeficiente, y por consiguiente se resuelve acerca de las características complejas de la serie temporal del mercado financiero.

¹¹⁸ DOMÍNGUEZ, Diego; ARDILA, Esperanza y MORENO, Jhon. Metodología e interpretación del coeficiente de Hurst. Universidad Externado de Colombia. Odeon [En Línea]. 2010, No. 5. [Citado el 23 de septiembre de 2016]. pp. 265-290.

¹¹⁹ QUINTERO DELGADO; RUIZ DELGADO. 2011. Op. Cit.

¹²⁰ SORIA, Karla y ZÚÑIGA, Sergio. Algunas estimaciones del coeficiente de Hurst para el IGPA chileno. Coquimbo: Universidad Católica, Escuela de Ingeniería del Norte [En Línea]. 2010. [Citado el 14 de septiembre de 2016]. pp.1-8.

3.4 SIMULACIÓN BASADA EN AGENTES

3.4.1 MODELADO BASADO EN AGENTES. En el mercado financiero, los agentes en su racionalidad deben emprender cualquier tipo de acciones que se encaminen en la maximización del rendimiento basado en las percepciones y evidencias que él mismo posee¹²¹¹²². Dichas acciones son las que se buscan analizar cuando se deciden estudiar este tipo de sistemas, por consiguiente resulta fundamental según la Teoría de Razonamiento Práctico Humano¹²³ desarrollada por Michael Bratman¹²⁴, que se traten a los programas computacionales que representan individuos como si tuvieran un estado mental en el que se hace analogía a las creencias, deseos e intenciones de los agentes inversores, con el objetivo de que el desarrollo del software contribuya a la simulación de la toma de decisiones financieras. Por consiguiente, la simulación de mercados artificiales debe poseer unas características particulares que se adapten a la representación del comportamiento de los mercados financieros de todo el mundo¹²⁵.

El modelado basado en agentes está definido como un sistema computacional cuyo objetivo primordial constituye realizar una representación gráfica de la realidad. Los agentes que componen dicho sistema, son una colección de entidades autónomas que toman decisiones de acuerdo a unas reglas

¹²¹ PÉREZ ALONSO, Carlos Ismael. Un Sistema Multi-agente para la simulación de mercados financieros. Universidad Veracruzana [En Línea]. 2013. [citado el 16 de julio de 2016].

¹²² RUSSELL, Stuart; NORVIG, Peter. Artificial Intelligence A Modern Approach. Prentice Hall [En Línea]. 2003. 2^{da} Edición [Citado el 11 de julio de 2016].

¹²³ Hace referencia a que las creencias representan la información sobre el ambiente. Pueden ser correctas o incorrectas. Los deseos corresponden a metas trazadas por cada agente. Las intenciones reflejan las acciones que el agente decidió hacer. Los planes son las secuencias d acciones de cómo va a lograr las intenciones.

¹²⁴ BRATMAN, Michael. Intention, Plans and Practical Reason. Center for the Study of Language and Information [En Línea]. 1987.

¹²⁵ CALVO, Marta Posada; IGLESIAS, Cesáreo Hernández; PAREDES, Adolfo López. Aprendizaje Evolutivo en la Subasta Doble Continua. Un enfoque Multiagente. En VIII Congreso de Ingeniería de Organización [En Línea]. 2004 [citado el 6 de julio de 2016]. p. 111-120.

preestablecidas por el modelo, en el ambiente que constituye el espacio virtual en el que interactúan los agentes¹²⁶.

Según Blake LeBaron¹²⁷ en 2006, los modelos basados en agentes ayudan a visualizar el mundo en el que los agentes pueden ser distintos de muchas maneras no solo en la cantidad y tipo de información que poseen sino en el modo o forma en la que la procesan y deciden al respecto de ella, y más en sistemas económicos como los mercados financieros. Para el mismo, la heterogeneidad dinámica de los agentes es una característica crítica de este tipo de modelos.

El diseño de los modelos basados en agentes, se hace posible debido a que se tienen en cuenta factores como: (1) características de los agentes como la aversión al riesgo o el exceso de confianza para el caso específico, (2) la forma en la que se determinan los precios de los activos, (3) las reglas de evolución y aprendizaje como reglas de comportamiento definidas, (4) forma de presentación de la información a los agentes en interacción, (5) el aprendizaje que cada uno de los agentes tiene del otro y (6) el punto de referencia útil con el que se verifique y valide el desarrollo del modelo, para su respectiva credibilidad y explicación.

3.4.2 MODELADO BASADO EN AGENTES PARA EL ANÁLISIS DE MERCADOS FINANCIEROS. La simulación basada en agentes, en 2008 según Izquierdo et al.¹²⁸, uno de los puntos fundamentales y por el cual este tipo de simulación es usada para el estudio de mercados financieros, es el concepto de emergencia.

El anterior, está sumamente relacionado con los patrones que se pueden visualizar a partir de las interacciones de las partes individuales que conforman un sistema donde dichas interacciones son autónomas. No obstante, cuando interviene la dimensión humana, existe la alternativa de que alguno de los

¹²⁶ CARDOSO, Carolina; BERT, Federico y PODESTÁ, Guillermo. Modelos Basados en Agentes (MBA): definición, alcances y limitaciones. Inter-American Institute for Global Change Research [En Línea]. 2014. [Citado el 13 de diciembre de 2016]. pp. 1-14.

¹²⁷LEBARON, Blake. Agent-based computational finance. Handbook of computational economics [En Línea]. 2006, Vol. 2 [Citado el 18 de noviembre de 2015]. pp. 1187-1233.

¹²⁸ IZQUIERDO; GALÁN; SANTOS. 2008. Op. Cit.

individuos sea consciente del patrón del sistema, y por consiguiente reaccione de forma distinta a la tendencia, lo que genera complejidad en los sistemas sociales.

El caso de los mercados financieros, constituye un ejemplo claro de este tipo de situaciones dado que el precio de un activo financiero es un fenómeno emergente, debido a que el mismo surge de la interacción y/o relación de varios inversores que son los componentes individuales del sistema. Los individuos o para el caso específico, los inversores, son conscientes del precio que ellos mismos generan y en respuesta a ello, su comportamiento cambia y el tipo de decisiones que tomaban se vuelve distinta por lo que se genera una complejidad dada la retroalimentación en el sistema y el hecho de que los inversores tomen decisiones de manera autónoma y esto repercuta en el sistema como tal¹²⁹.

Los modelos basados en agentes tienen ciertos beneficios y limitaciones en su consideración¹³⁰, los beneficios pueden corresponder a: la posibilidad de modelar sistemas heterogéneos como los mercados financieros, la posibilidad de realizar experimentos controlados, la racionalidad y conocimiento limitado de los agentes inversores, la posibilidad de analizar minuciosamente la dinámica del sistema. Dentro de sus limitaciones la dos más manifiestas corresponden a: el modelo puede ser difícil de validar y que el modelo puede que se verifique pero puede no llegar a representar el comportamiento del sistema real.

Uno de los modelos computacionales de este tipo considerado dentro del estudios de los mercados financieros y la construcción de mercados artificiales, es el modelo autómata celular.

3.4.3 MODELO AUTÓMATA CELULAR. Los modelos autómatas celulares (MAC), tienen su origen en el año 1940 con John Von Neumann¹³¹, en el intento

¹²⁹ CANOVA, Fabio. Methods for applied macroeconomic research. Princeton University Press [En Línea]. 2007, Vol. 13. [Citado el 6 de diciembre de 2016]. p. 492.

¹³⁰ QUEZADA, Ariel y CANESSA, Enrique. Agent-based modeling: A tool for complementing the analysis of social phenomena. Avances en Psicología Latinoamericana [En Línea]. 2010, Vol. 28, No. 2. [Citado el 13 de diciembre de 2016]. pp. 226-230.

¹³¹ VON NEUMANN, John; MORGENSTERN, Oskar. Theory of Games and Economic Behavior. Bull. Amer. Math. Soc [En Línea]. 1945, Vol. 51, No. 7 [Citado el 3 de febrero de 2016]. pp. 498-504.

de modelar una máquina encaminada al desarrollo de la habilidad de auto replicarse, a partir de esto llega a un modelo matemático representante de dicha máquina con reglas descritas en una red rectangular. El nombre de este tipo de modelo, proviene de la interpretación inicial realizada de este, debido a que parecían un conjunto de células que crecían, se reproducían y morían a medida que pasaba el tiempo.

Ahora bien, un Autómata Celular constituye un modelo matemático que representa un sistema dinámico compuesto por un conjunto de celdas o células que pueden tomar diversos estados o valores. En periodos de tiempo discretos, dichas células son susceptibles de experimentar cambios, siendo esta la forma en que el modelo adopta una regla de evolución según una característica matemática, en donde las celdas o células vecinas a cada una de ellas tiene un grado de influencia sobre la otra o la otra posee un grado de sensibilidad con respecto a la una¹³².

Los modelos autómatas celulares tienen características específicas, y son las siguientes¹³³:

- ✓ Están compuestos por un espacio regular, siendo las redes o cuadrículas discretas, las más comunes.
- ✓ Cada celda o célula del modelo toma un valor discreto y específico.
- ✓ El modelo tiene una configuración inicial que incide sobre las reglas de evolución del modelo.
- ✓ Cada celda o célula tiene un conjunto de celdas o células adyacentes que influyen sobre ella, dicho conjunto se denomina vecindad.

Existen tipos de modelos autómatas celulares y corresponden a:

- ✓ Los patrones iniciales del modelo se mantienen estables y homogéneos.
La aleatoriedad desaparece a medida que evoluciona.

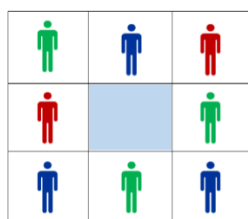
¹³² MOZAFARI, Milad, y ALIZADEH Rahim .A Cellular Learning Automata Model of Investment Behavior in the Stock Market. Neurocomputing, Ubiquitous Computing [En Línea]. 2012, 122. pp. 470–79. doi:10.1016/j.neucom.2013.06.002.

¹³³ MOZAFARI; ALIZADEH. 2012. Op. Cit.

- ✓ Los patrones iniciales del modelo evolucionan rápidamente hacia estructuras que oscilan. Una parte de la aleatoriedad del patrón permanece pero solo una pequeña.
- ✓ Los patrones iniciales evolucionan de forma caótica. La estabilidad es destruida. Los cambios en el patrón inicial se propagan de forma indefinida.
- ✓ Los patrones evolucionan de manera compleja, resulta muy difícil lograr estructuras estables¹³⁴.

3.4.4 MODELO AUTÓMATA CELULAR APLICADO AL MERCADO FINANCIERO. Según Wei et al.¹³⁵ y Fan et al.¹³⁶, el Modelo Autómata Celular representa el mercado bursátil. A su vez, este Modelo Autómata está constituido por una cuadrícula discreta de un tamaño determinado, que para efectos de espacio y velocidad de simulación se adopta 50x50, es decir, 2500 agentes, donde cada celda representa la posición adoptada por cada uno de ellos (Ver Ilustración 3).

Ilustración 3. Modelo Autómata Celular.



¹³⁴ GARDNER Martin. MATHEMATICAL GAMES The fantastic combinations of John Conway's new solitaire game "life". Scientific American [En Línea]. 1970. p.120-123.

¹³⁵ WEI et al. 2003. Op.Cit.

¹³⁶ FAN et al. 2009. Op. Cit.

La posición en el espacio $S_{(i,j)}(t)$ que denota el comportamiento del inversor o posición adoptada en el sitio (i,j) , en el tiempo t está representada de la siguiente manera (Ver Ecuación 1):

Ecuación 1. Comportamiento adoptado por el inversor (Posición del agente).

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

Los tres tipos de posiciones que el agente puede tomar son: Comprar (*Buy*) (S_B), Vender (*Sell*) (S_S), Retener (*Hold*) (S_H) (Ver Ilustración 4), estas dependen de la probabilidad de imitación de las acciones de la mayoría de sus vecinos que tiene cada agente y del macro factor del mercado que representa el comportamiento del mismo.

Ilustración 4. Posiciones del agente inversionista.

BUY	SELL	HOLD
		

La probabilidad de imitación $P_{(i,j)}$, define la tendencia del agente a adoptar la posición que la mayoría de sus vecinos está adoptando en el espacio (i,j) . Está distribuida uniformemente $P \in [0, 1]$.

Cuando $P \in [0, 0.5)$, la preferencia de inversión del agente es la anti-imitación.

Cuando $P \in (0.5, 1]$, la preferencia de inversión del agente es la imitación.

Cuando $P = [0.5]$, la preferencia de inversión del agente es la no imitación.

El macro factor representa un coeficiente de compra y venta que determina el comportamiento del mercado. De igual manera, ajusta la probabilidad de

transferencia desde una posición a otra de cada agente. Está distribuido uniformemente $M_f \in [0, 1]$.

Se asume que cuando la macro información es positiva $M_f \in [0.5, 1]$, la probabilidad de compra incrementa para cada agente y cuando la macro información es negativa $M_f \in [0, 0.5]$, la probabilidad de venta para cada agente incrementa.

Se asume que la posición adoptada por el agente en un instante $(t + 1)$, solo puede ser afectada por el comportamiento de inversión de la mayoría de sus vecinos, su probabilidad de imitación y el macro factor del mercado.

La probabilidad de transferencia desde una posición a otra describen un intervalo de $[0,1]$ y la suma de todas las probabilidades de adoptar una de las tres posiciones posible es igual a 1 (Ver Ecuación 2). Si el caso no acontece, el modelo ajustará la suma de las probabilidades a la condición mencionada.

Ecuación 2. Suma de probabilidades de transferencia.

$$P_{(B)} + P_{(H)} + P_{(S)} = 1$$

Las reglas de evolución van cambiando para cada sitio, por cada iteración, determinado por su estado y el de sus vecinos, además de otras variables de control. La Matriz de Probabilidades de Transferencia (Ver Tabla 3), considera la información disponible del mercado (M_f) generada con una distribución uniforme, la posición adoptada por la mayoría de los vecinos de cada agente

$(Sn_{(B)}, Sn_{(S)}, Sn_{(H)})$ y las probabilidades de imitación $P_{(i,j)}$. Con fundamento en esto, se establecen unas probabilidades de cambio de posición o transferencia para cada agente según el tipo de información en el mercado, por lo cual su posición en el instante (t) , será una de las tres posibles.

Tabla 3. Matriz de Probabilidades de Transferencia.

Macro Factor	Posición adoptada por la mayoría	Probabilidades de Transferencia		
		Comprar $(P_{(B)})$	Retener $(P_{(H)})$	Vender $(P_{(S)})$
Información Positiva	Comprar $(Sn_{(B)})$	$P + M_f$	$(1 - P - M_f)X0.5$	$(1 - P - M_f)X0.5$
	Retener $(Sn_{(H)})$	$(1 - P)X(0.5 + 0.5M_f)$	P	$(1 - P)X(0.5 - 0.5M_f)$
	Vender $(Sn_{(S)})$	P	$(1 - P)X(0.5 + 0.5M_f)$	$(1 - P)X(0.5 - 0.5M_f)$
Información Negativa	Comprar $(Sn_{(B)})$	P	$(1 - P)X(0.5 - 0.5M_f)$	$(1 - P)X(0.5 + 0.5M_f)$
	Retener $(Sn_{(H)})$	$(1 - P)X(0.5 - 0.5M_f)$	P	$(1 - P)X(0.5 + 0.5M_f)$
	Vender $(Sn_{(S)})$	$(1 - P - M_f)X0.5$	$(1 - P - M_f)X0.5$	$P + M_f$

Donde:

$Sn_{(B)}$ = Numero de vecinos que adoptaron la posición de comprar.

$Sn_{(S)}$ = Numero de vecinos que adoptaron la posición de vender.

$Sn_{(H)}$ = Numero de vecinos que adoptaron la posición de retener.

$P_{(B)}$ = Probabilidad de transferencia de posición del agente a comprar.

$P_{(S)}$ = Probabilidad de transferencia de posición del agente a vender.

$P_{(H)}$ = Probabilidad de transferencia de posición del agente a retener.

P = Probabilidad de transferencia de posición por parte de un agente (Imitación).

M_f = Macro factor del mercado (Comportamiento del mercado).

Un número de corridas cada una con un número de iteraciones establecidas por el modelador, permite la obtención de una serie de datos sobre los cuales se aplica el análisis de rango re-escalado para la estimación del coeficiente de Hurst.

El procedimiento descrito para la estimación del coeficiente o exponente de Hurst corresponde al siguiente:

- Se tiene una serie temporal de tamaño M (expresada en precios o puntos).

Ecuación 3. Vector que representa los datos de la serie analizada.

$$M_i = \{M_1, M_2, M_3, \dots, M_i\}, i = 1, 2, 3, \dots, M$$

- Se expresa la serie temporal M , en términos logarítmicos.

Ecuación 4. Serie temporal expresada en logaritmos (Suavización).

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

- Se divide la serie en A sub-periodos con n ítems dentro de cada uno, y se estima el valor promedio cada subperiodo.

Ecuación 5. Valor promedio de cada sub-periodo de la serie temporal.

$$e_a = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n N_{k,a}, k = 1, 2, 3, \dots, n$$

- Se estima la diferencia de cada subperiodo A , es decir, la diferencia entre cada ítem del subperiodo y su promedio, para obtener la serie de tiempo acumulada $X_{k,a}$ de cada subperiodo.

Ecuación 6. Suma de las desviaciones de cada sub-periodo.

$$X_{k,a} = \sum_{i=1}^k (N_{i,a} - e_a), k = 1, 2, 3, \dots, n$$

- El rango RI_a , se define como la diferencia entre el valor máximo y el mínimo de $X_{k,a}$ para cada subperiodo.

Ecuación 7. Rango de cada subperiodo.

$$RI_a = M_{ax}(X_{k,a}) - M_{in}(X_{k,a}), \text{ donde } 1 \leq k \leq n$$

- Se calcula la desviación estándar muestral SI_a para cada subperiodo.

Ecuación 8. Desviación estándar muestral de cada sub-periodo.

$$SI_a = \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (N_{i,a} - e_a)^2 \right)^{1/2}$$

- Para cada subperiodo, su rango RI_a se normaliza dividiendo por su desviación estándar muestral SI_a correspondiente. Obteniéndose el Rango Reescalado (RI_a / SI_a), promediando el valor para todos los subperiodos de la serie de tamaño N .

Ecuación 9. Rango re-escalado de la serie temporal.

$$(R/S)_a = \left(\frac{1}{A} \sum_{a=1}^A (RI_a / SI_a) \right)$$

Ecuación 10. Ecuación de rango re-escalado descrita por definición.

$$F(N) = \frac{R(N)}{S(N)} \sim F(N) \propto N^H$$

- Se estima el coeficiente o exponente de Hurst, a través de la suavización de la función de Rango Reescalado.

Ecuación 11. Suavización de la función de rango re-escalado.

$$\log F(N) = \log \left(\frac{R(N)}{S(N)} \right) \sim \log F(N) \propto \log N^H$$

Ecuación 12. Estimación del coeficiente de Hurst.

$$H = \frac{\log F(N)}{\log N}$$

El coeficiente de Hurst según su valor entre [0,1], puede presentar tres situaciones dependiendo del valor del exponente estimado (H):

- $H=0.5$, se describe un proceso completamente aleatorio e independiente con ausencia de auto correlación entre los elementos. Constituye un paseo aleatorio, por lo que la complejidad del sistema se descarta.
- $0.5 < H \leq 1$, describe una serie de tiempo con procesos persistentes o correlacionados positivamente (periodos de tendencia al alza seguidos por otros periodos con igual tendencia), con efectos de memoria a largo plazo (lo que sucede actualmente, impactará el futuro). Se evidencia la complejidad del sistema.
- $0 \leq H < 0.5$, describe una serie de tiempo con procesos anti persistentes o correlacionados negativamente (periodos de tendencia al alza seguidos por otros periodos con tendencia contraria), que tienden a regresar a su lugar de procedencia (corregirse con respecto a la media), son muy irregulares y describen procesos turbulentos. Se evidencia caos en el sistema.

4. DISEÑO DEL MODELO AUTÓMATA FINANCIERO

4.1 CONDICIONES DEL MODELO AUTÓMATA FINANCIERO BASE

Considerando que el análisis de la complejidad del mercado: (1) constituye el estudio de la dinámica del mismo a través del comportamiento de sus series temporales¹³⁷, (2) la información representada en dichas series proviene del resultado y/o consecuencia de las decisiones de inversión de los agentes bursátiles y representan la evolución y el comportamiento del mercado¹³⁸, (3) el propósito fundamental del trabajo de investigación involucra comprobar la presencia de los sesgos de comportamiento definidos en el mercado, siendo necesario para ello observar el nivel de memoria de la serie temporal con el fin de determinar si su dinámica es aleatoria lo que ratificaría la hipótesis de eficiencia del mercado o si por el contrario es persistente o anti-persistente lo que determinaría la existencia de un enfoque conductual en toma de decisiones hecha por los inversores en los mercados financieros bajo factores como exceso de confianza o aversión al riesgo, lo que por consiguiente sumaría validez a la teoría de finanzas conductuales y (4) la metodología de simulación basada en agentes o modelado a través de autómatas celulares es aplicada al estudio de la complejidad del mercado bursátil y en el impacto del comportamiento del inversor individual¹³⁹, se procede a presentar la construcción del modelo autómata celular del presente trabajo de investigación.

¹³⁷ CEBALLOS HORNERO, David. Relaciones en los mercados financieros: Complejidad y Arbitraje. Departamento de Matemática Económica, Financiera y Actuarial. Universitat de Barcelona [En Línea]. 2000 [citado el 4 de julio de 2016]. pp. 1 -21.

¹³⁸ IRGOIN, Cesar Humberto Antunez. Análisis de Series de Tiempo. Contribuciones a la Economía [En Línea]. 2011, No. 2 [citado el 4 de junio de 2016]. pp. 1-47.

¹³⁹ WEI; YING; FAN; WANG. 2003. Op.Cit.

La construcción del pseudocódigo se realiza mediante la utilización del software MATLAB®¹⁴⁰ en su versión de 2015, en el que su secuencia lógica base o fundamental está determinada de la siguiente forma:

1. Inicio del algoritmo.
2. Declaración de variables. (Tamaño de la cuadrícula discreta, número de corridas, contadores de posición para las iteraciones, variable exceso de confianza según variante analizada).
3. Generación de matriz de probabilidades de imitación.
4. Generación de matriz de posiciones al inicio de la corrida.
5. Generación de la matriz de estados al final de la corrida.
6. Generación de la matriz de éxitos según variante del modelo a analizar.
7. Interfaz gráfica de la matriz de posiciones al inicio de la corrida.
8. Bucle de iteraciones para el cálculo de la cantidad agentes adoptando una posición en mayoría según la matriz de estados inicial.
9. Cálculo de la influencia inicial del mercado.
10. Contador de posiciones a cero
11. Bucle de iteraciones por corrida.
 - Si está en ejecución.
 - Cálculo de la influencia del mercado.
 - Generación del macro factor uniformemente distribuido [0,1].
 - Generación del coeficiente CRT uniformemente distribuido [0,1], de acuerdo a variante del modelo.
 - Contador de influencia de vecinos.
 - Cálculo de la matriz de probabilidades de transferencia.
 - Cambio de posición del agente.
 - Alimentación de la matriz de posiciones al final de la corrida.
 - Aumento de contadores de posición al final de la corrida.
 - Interfaz gráfica de matriz de posiciones al final de la corrida.

¹⁴⁰ **MATRIX LABORATORY.** Software de computación numérica desarrollado por Mathworks® con lenguaje de programación de cuarta generación, que permite la manipulación de matrices, graficas de funciones, implementación de algoritmos, creación de interfaces; entre otras opciones de programación.

- Cálculo de agentes por posición al final de la corrida.
 - Contadores de posición a cero.
 - Contador de éxitos. Según variante del modelo (Exceso de confianza).
 - Estimación del coeficiente de exceso de confianza, según variante del modelo.
 - Regeneración de matrices (probabilidades de imitación, posiciones al inicio de la corrida).
- Si no está en ejecución.
- Estimación del coeficiente de Hurst para cada una de las posiciones adoptadas por el agente.
 - Cálculo de estadísticas.
 - Impresión de estadísticas y coeficientes estimados.
 - Interfaz gráfica de la serie de tiempo con posiciones finales de los agentes durante las corridas.

12. Fin del algoritmo

El Modelo Autómata Celular (MAC) cuenta las siguientes especificaciones descritas en el subcapítulo 3.4

.4. del presente trabajo, no obstante se reafirman las siguientes:

El Modelo Autómata Celular representa el mercado bursátil. A su vez, está constituido por una cuadrícula discreta de tamaño 50x50, donde cada celda o célula representa el comportamiento de un agente inversor del mercado bursátil (2500 agentes) (Ver Ilustración 5).

De forma computacional, en la programación del modelo base se considera la totalidad de las celdas representadas en la cuadrícula discreta, por lo que se programan las interacciones de los agentes con sus vecinos de acuerdo a la región u espacio geográfico en el que se encuentren localizados en la cuadrícula.

Se determinan 9 regiones componentes de la cuadrícula, sobre las cuales aplican las reglas de decisión del autómata celular (Ver Ilustración 6).

Para cada una de las regiones, se determinan las ubicaciones de los agentes conformantes de la región y sus vecinos circundantes.

Ilustración 5. Interfaz gráfica de Matlab que representa las posiciones de los agentes.

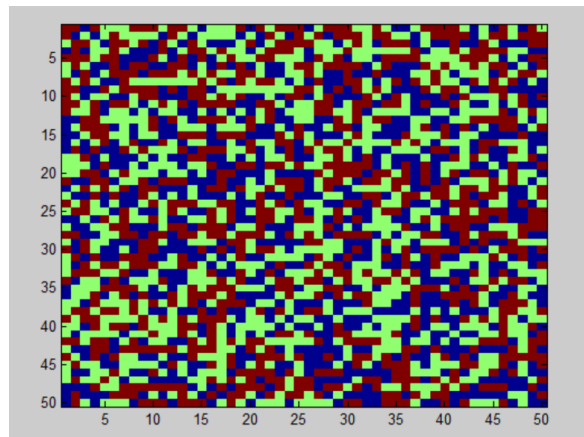


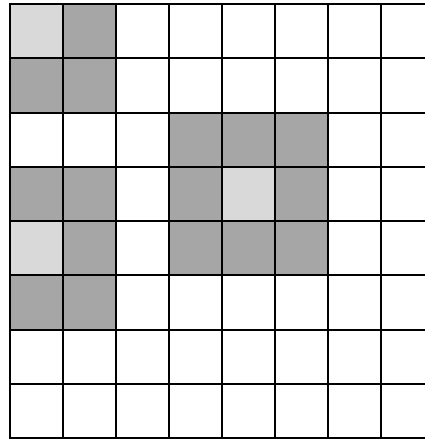
Ilustración 6. Regiones de la cuadrícula discreta del modelo autómatas financiero.

Esquina (1,1)	Pared Arriba	Esquina (1,n)
Pared Izquierda	Centro	Pared Derecha
Esquina (n,1)	Pared Abajo	Esquina (n,n)

Considerando las cuatro esquinas de la cuadrícula cada una tiene tres vecinos, las paredes tienen cinco vecinos y el centro de la misma posee ocho vecinos. A partir

de esto, se analiza la influencia de los vecinos sobre la decisión de inversión del agente (Ver Ilustración 7)

Ilustración 7. Cantidad de vecinos del agente según región de ubicación.



Ahora bien, para el inicio del algoritmo se determina un número de corridas específicas para cada réplica del mismo, que en el caso particular será de 30 corridas por un total de 30 réplicas, con el fin de validar el modelo con los resultados obtenidos por Wei et. al y Fan et.al, que hacen referencia a que las series de tiempo fractales poseen memoria finita, y ese intervalo de tiempo en el que la serie conserva su memoria o su determinismo global hasta su punto de perdida, se conoce como Longitud promedio de ciclo (L), que para el modelo de fundamento, $L = 29$.

Asimismo, la probabilidad de imitación que posee cada agente al inicio de cada corrida está representado por una variable $P \sim [0,1]$, uniformemente distribuida, que resulta ser idéntica para todos los agentes al inicio de cada corrida. El macro factor en el caso del modelo de Wei et. al y Fan et. al, se determina a cero puesto

que en dichos modelos, el objetivo constituía evaluar la relación entre la complejidad del mercado y la psicología del inversor

La probabilidad de imitación al igual que la matriz de posiciones al inicio de cada corrida, es regenerada al término de cada una cuando es completada la totalidad de iteraciones del sistema, dado que los agentes no guardan memoria de sus posiciones adoptadas al final de cada corrida.

Finalizado el total de corridas por réplica, se procede a realizar la estimación del coeficiente de Hurst para cada una de las posiciones del agente inversor, a partir de la cuantificación de las posiciones adoptadas por los agentes para cada corrida por réplica.

4.2 VALIDACIÓN DEL MODELO AUTÓMATA FINANCIERO BASE

Considerando que la validación de un modelo consiste en legitimar que el mismo hace referencia explícita del sistema que se está modelando, se hace necesario contrastar los resultados del modelo autómata financiero base desarrollado en este trabajo de grado con los resultados obtenidos por quienes propusieron dicho modelo en sus contribuciones científicas

Para tal fin, se realizan tres pruebas de hipótesis respectivas para la validación del modelo, una por cada paquete de resultados del coeficiente de Hurst estimado por cada posición adoptada por el agente inversor [Comprar (*Buy*, B), Vender (*Sell*, S), Retener (*Hold*, H)], de la totalidad de corridas por réplica y de la totalidad de réplicas planteadas para su simulación.

Las hipótesis planteadas son:

Ho = la media resultante describe la media hipotética del modelo de referencia.

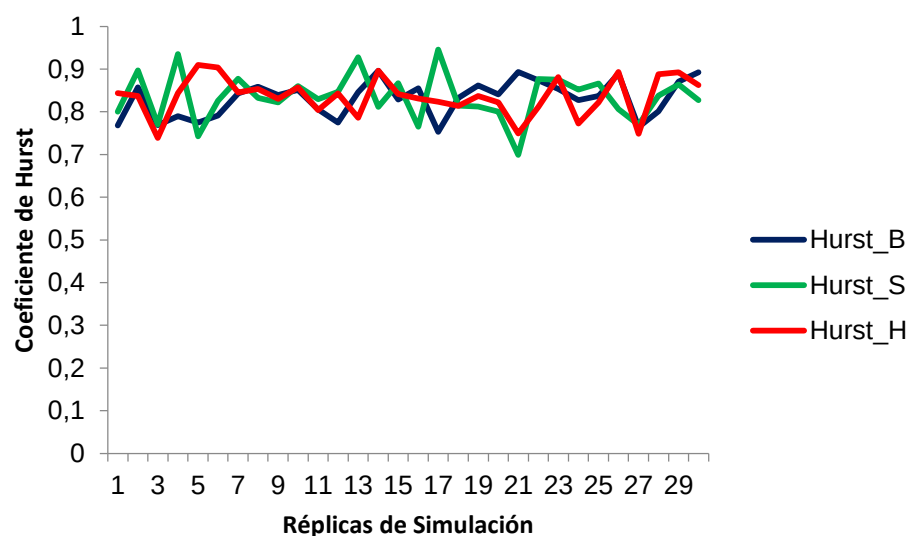
HA = La media resultante no describe la media hipotética del modelo de referencia.

Las respectivas pruebas de hipótesis se realizan mediante la prueba t que permite estimar la media de una población y compararla con un valor objetivo, es decir, si la media estimada difiere de un valor especificado.

En el caso del modelo autómatas financiero base a validar las medias hipotéticas de la estimación del coeficiente de Hurst para cada una de las posiciones provienen del modelo autómatas celular desarrollado por Wei et. al y Fan et. al, y corresponden a $H_B = 0,84$, $H_S = 0,83$, $H_H = 0,84$.

Los resultados de las pruebas de hipótesis permiten expresar que no existe suficiente evidencia para concluir que la media resultante del modelo difiere de la media hipotética de la estimación del coeficiente de Hurst para cada una de las posiciones adoptadas por el agente inversor a un nivel de confianza del 95%, debido a que el valor P de cada una ellas es mayor al 5% (Ver Prueba de Hipótesis en Anexo 2) y son descritos a continuación: $\{H_B: P = 0.275 > 0,05\}$, $\{H_S: P = 0,612 > 0,05\}$, $\{H_H: P = 0,639 > 0,05\}$.

Ilustración 8. Comportamiento del coeficiente de Hurst en el tiempo para cada posición adoptada por el agente en el modelo autómatas financiero con P uniformemente distribuida y Mf igual a cero.



A su vez, el análisis de la serie de tiempo para el coeficiente de Hurst de las tres posiciones adoptadas por el agente inversor (Ver Ilustración 8), nos permite evidenciar que la serie presenta un comportamiento persistente en el que los datos nos están distribuidos de forma aleatoria, lo que puede suponer que dicha aleatoriedad no se da porque los agentes no están tomando en cuenta solo el análisis fundamental y técnico sino que también perciben un aspecto psicológico como la preferencia a imitar, o que el mercado percibe emociones en los momentos de decisión del agente inversor.

4.3 VARIANTE DEL MODELO BAJO EL SESGO DE EXCESO DE CONFIANZA

Este modelo propuesto tiene fundamento en el Modelo Autómata Financiero desarrollado en 2003 por Wei et al. y retomado en 2009 por Fan et. al. No obstante, se proponen ciertos cambios al respecto de las variables consideradas en la simulación.

En este caso se tomarán dos posibilidades, la primera consiste en la probabilidad de imitación $P \sim [0,1]$ uniformemente distribuida, al inicio de cada corrida sea individual para cada agente y que el valor de macro factor sea cero, asimismo incorporando el coeficiente del sesgo de comportamiento Exceso de Confianza (K), descrito por Gervais y Odean en 2001, que se adiciona al modelo como un factor que ajusta el incremento o decremento de la probabilidad de imitación de cada agente considerando el comportamiento del mercado.

La segunda consiste en la probabilidad de imitación $P \sim [0,1]$ uniformemente distribuida, al inicio de cada corrida sea idéntica para la totalidad de agentes y que el valor de macro factor sea generado de forma aleatoria y se encuentre uniformemente distribuido $M_f \sim [0,1]$, de igual forma incorporando el coeficiente del sesgo de comportamiento Exceso de Confianza (K).

Se presume que la influencia del sesgo afecta la probabilidad de imitar de cada agente del mercado, dado que el agente probablemente decida mantener su

posición inicial, la cual puede diferir al principio de cada día y sobre la que se supone de igual forma almacena toda la información disponible y privilegiada por lo cual es aleatoria.

Se evidencia la presencia del sesgo de comportamiento Exceso de Confianza en el comportamiento de los inversores del mercado financiero, si su probabilidad de imitación (efecto manada comprobado por contribuciones científicas anteriores) varía de alguna forma ante el ajuste realizado por el coeficiente proporcionado por el análisis de otro sesgo de comportamiento. Dicho análisis se ve reflejado en una variante de la Matriz de Probabilidades de Transferencia presentada en la Tabla 4, en donde se plantea que un mayor nivel de coeficiente de Exceso de Confianza, disminuye la probabilidad de imitación en un factor determinado, puesto que los agentes actualizan la creencia de su favorable capacidad de predicción sobre sí mismos y no sobre sus vecinos o sobre la tendencia del mercado.

Tabla 4. Matriz de probabilidades de transferencia bajo el sesgo de exceso de confianza.

Macro Factor	Posición adoptada por la mayoría	Probabilidades de Transferencia		
		Comprar ($P_{(B)}$)	Retener ($P_{(H)}$)	Vender ($P_{(S)}$)
Información Positiva	Comprar ($Sn_{(B)}$)	$\frac{P}{K} + M_f$	$\left(1 - \frac{P}{K} - M_f\right) \times 0.5$	$\left(1 - \frac{P}{K} - M_f\right) \times 0.5$
	Retener ($Sn_{(H)}$)	$\left(1 - \frac{P}{K}\right) \times (0.5 + 0.5M_f)$	$\frac{P}{K}$	$\left(1 - \frac{P}{K}\right) \times (0.5 - 0.5M_f)$
	Vender ($Sn_{(S)}$)	$\frac{P}{K}$	$\left(1 - \frac{P}{K}\right) \times (0.5 + 0.5M_f)$	$\left(1 - \frac{P}{K}\right) \times (0.5 - 0.5M_f)$
Información Negativa	Comprar ($Sn_{(B)}$)	$\frac{P}{K}$	$\left(1 - \frac{P}{K}\right) \times (0.5 - 0.5M_f)$	$\left(1 - \frac{P}{K}\right) \times (0.5 + 0.5M_f)$
	Retener ($Sn_{(H)}$)	$\left(1 - \frac{P}{K}\right) \times (0.5 - 0.5M_f)$	$\frac{P}{K}$	$\left(-\frac{P}{K}\right) \times (0.5 + 0.5M_f)$
	Vender ($Sn_{(S)}$)	$\frac{(1 - P - M_f) \times 0.5}{K}$	$\frac{(1 - P - M_f) \times 0.5}{K}$	$\frac{P + M_f}{K}$

Donde:

$Sn_{(B)}$ = Numero de vecinos que adoptaron la posición de comprar.

$Sn_{(S)}$ = Numero de vecinos que adoptaron la posición de vender.

$Sn_{(H)}$ = Numero de vecinos que adoptaron la posición de retener.

P = Probabilidad de transferencia de posición por parte de un agente (Imitación).

$P_{(B)}$ = Probabilidad de transferencia de posición del agente a comprar.

$P_{(S)}$ = Probabilidad de transferencia de posición del agente a vender.

$P_{(H)}$ = Probabilidad de transferencia de posición del agente a retener.

M_f = Macro factor del mercado (Comportamiento del mercado).

K = Coeficiente del sesgo de Exceso de Confianza.

La estimación del coeficiente de Exceso de Confianza (K) y todas sus consideraciones esta descrita a continuación:

- En el mercado hay agentes inversores o comerciantes que poseen información privilegiada y que toman en cuenta a la hora de hacer predicciones sobre el comportamiento del mismo, son llamados *Insider*. Dichas predicciones son realizadas con base en las señales que el mercado les muestra, por ejemplo, el momento determinado en el que la información disponible del mismo fue de uso para la consecución de un éxito. La señal ∂_t puede ser 1 cuando la información fue de utilidad en la predicción o 0, cuando la información no lo fue.

$$0 \leq \partial_t \leq 1$$

- A medida que en una ventana temporal (t) (para el caso del presente modelo de 30 adiciones de tiempo, pasos del simulador o corridas del mismo, se reciben muchas señales ∂_t , equivalentes a 1, el agente inversor o *Insider*, actualiza su creencia al respecto de la habilidad que posee de

analizar la información y procesarla en una decisión que le genera resultados favorables o éxitos. La habilidad de predicción alta H , es la que le permite el logro de éxitos y la habilidad de predicción baja L , en cambio favorece los fracasos.

- El *Insider* percibe un porcentaje de rachas distribuidas uniformemente entre de $[0,1]$. Para el caso de la programación del modelo, se asume de forma *a priori* que la habilidad de predicción del *Insider* es alta en un valor H distribuido uniformemente entre $[0,1]$, y que la habilidad de predicción es baja en un valor L distribuido uniformemente entre $[0,1]$ de igual forma.

$$\bullet \quad 0 < L < H < 1$$

- Existe una probabilidad de ocurrencia de que la habilidad de predicción del agente inversor sea alta (H) y corresponde a φ_0 , distribuida uniformemente de $[0,1]$ que dependerá del número de veces en que la señal fue positiva, es decir, exitosa y una de que la probabilidad de predicción sea baja (L) que corresponde a $(1 - \varphi_0)$. Cabe resaltar que el valor de las habilidades no son complementarios sino que se asume que el *Insider* percibió unos porcentajes de rachas de éxito y rachas de fracaso determinados. No obstante, la probabilidad de ocurrencia de que la habilidad de predicción del *Insider* sea alta (H) o baja (L) según sea el caso, si son complementarias.

$$0 < \varphi_0 < 1$$

- Asimismo, a medida que el agente inversor o *Insider*, va obteniendo éxitos una vez el tiempo transcurre, él se irá atribuyendo los éxitos a su capacidad de predicción y excluirá los fracasos de su responsabilidad, lo que ocasiona

que sobreestime sus éxitos de predicción en un factor de aprendizaje γ , a partir de la información privilegiada disponible para sí.

- Dicho factor γ , constituye un factor de aprendizaje que adopta valores a partir de 1 en adelante. Tal y como se describe en la Ecuación 13.

Ecuación 13. Factor de aprendizaje del agente inversionista.

$$\gamma = \frac{L}{H} \left(\frac{1-L}{1-H} \right)^{\frac{1-L}{L}}$$

- En una ventana de tiempo determinada, el agente inversor o *Insider*, analiza la cantidad de éxitos obtenidos durante cada periodo determinado que comprende la ventana temporal (Ver Ecuación 14).

Ecuación 14. Sumatoria de éxitos en una ventana temporal determinada.

$$\dot{s}_t = \sum_{u=1}^t \partial_u, u = 1, 2, 3, \dots, t$$

- A partir de esto, el actualiza su creencia acerca de la probabilidad de que su habilidad de predicción sea alta dado que en una ventana de tiempo determinada, tuvo un numero $\dot{s}_t$ de éxitos. Dicha probabilidad esta descrita por $\varphi_t(s)$, a continuación (Ver Ecuación 15).

Ecuación 15. Probabilidad de que la habilidad de predicción del agente sea alta (racional).

$$\varphi_t(s) = \frac{H^S(1-H)^{t-s}\varphi_0}{H^S(1-H)^{t-s}\varphi_0 + L^S(1-L)^{t-s}(1-\varphi_0)}$$

Cabe resaltar que durante un cierto periodo inicial de tiempo, el agente es racional puesto que por la misma racionalidad, él no se atribuye inmediatamente los éxitos hasta cierto periodo de tiempo. Gervais y Odean

en su trabajo, toman ventanas temporales con intervalos de 20 observaciones; no obstante por teorema de límite central para el caso del desarrollo del modelo se tomará una ventana temporal de 30 observaciones¹⁴¹.

- La habilidad esperada de predicción actualizada del agente inversor o *Insider* racional esta descrita por $\mu_t(s)$, a continuación (Ver Ecuación 16):

Ecuación 16. Habilidad de predicción esperada del agente inversionista (racional).

$$\mu_t(s) = H\varphi_t(s) + L[1 - \varphi_t(s)]$$

- Después de un periodo de tiempo determinado y bajo un factor γ de aprendizaje, el agente inversor o *Insider*, actualiza sus creencias y a medida que el tiempo transcurra y vaya atribuyéndose más éxitos, este empezará a tener diferencias en las creencias racionales, con respecto a las actuales. Cabe resaltar que el factor de aprendizaje γ multiplica solo la habilidad de predicción alta de acuerdo con los éxitos porque es allí donde el *Insider* realiza su proceso de aprendizaje (Ver Ecuación 17).

Ecuación 17. Probabilidad de que la habilidad de predicción del agente sea alta (bajo aprendizaje).

$$\Psi_t(s) = \frac{(\gamma H)^S (1 - H)^{t-S} \varphi_0}{(\gamma H)^S (1 - H)^{t-S} \varphi_0 + L^S (1 - L)^{t-S} (1 - \varphi_0)}$$

¹⁴¹ El teorema de límite central establece que cuando se tiene una muestra lo suficientemente grande de un población, entonces la distribución de la media es aproximadamente normal sin importar el tipo de población, en donde el tamaño muestral de 30 observaciones o mayor, resulta ser una aproximación buena de dicho teorema.

- Por consiguiente, la habilidad esperada de predicción actualizada del agente inversor o *Insider*, bajo un factor de aprendizaje γ , estará descrita por $\dot{u}_t(s)$, a continuación (Ver Ecuación 18), y será mayor que la del agente racional:

Ecuación 18. Habilidad de predicción esperada del agente inversionista (bajo aprendizaje).

$$\dot{u}_t(s) = H\Psi_t(s) + L[1 - \Psi_t(s)]$$

- Lo que origina la presencia de Exceso de Confianza en el mercado bursátil, en un factor $K = 1$, si no hay diferencia entre las creencias de los individuos y mayor a 1 si las hay (Ver Ecuación 19).

Ecuación 19. Estimación del coeficiente de exceso de confianza.

$$K_t(\dot{s}_t) = \frac{\dot{u}_t(s)}{\mu_t(s)}$$

4.4 VARIANTE DEL MODELO BAJO EL SESGO DE AVERSIÓN AL RIESGO

Al igual que la variante del Modelo Autómata Financiero bajo el Sesgo de Exceso de Confianza, este modelo tiene las mismas características de análisis y pretensiones. Sin embargo, la diferencia recae en el Nivel de Reflexión Cognitiva (**CRT**), descrito por Oechssler et. al en 2009, en el que en el dominio de las pérdidas en donde hay más propensión de este tipo de sesgo de comportamiento, los individuos o agentes con mayor (**CRT**), se encuentran más propensos a evidenciar este sesgo de comportamiento en sus decisiones. Por tanto, se generan valores para el (**CRT**), de manera uniformemente distribuida $\{\mathbf{CRT} \sim [0, 1]\}$ para cada agente y dicho valor que corresponde a un coeficiente, se

adiciona al modelo como un factor que ajusta el incremento o decremento de la probabilidad de imitación de cada agente en el mercado, en donde a un mayor (CRT), los inversionistas son más aversos al riesgo, hecho que no contribuye a que el agente incremente su tendencia a la imitación por lo que dicha variable se vería afectada por el complemento del coeficiente de reflexión cognitiva ($1 - CRT$), más sin embargo si a considerar el comportamiento del mercado a la hora de tomar decisiones.

Tabla 5. Matriz de probabilidades de transferencia bajo el sesgo de aversión al riesgo.

Macro Factor	Posición adoptada por la mayoría	Probabilidades de Transferencia		
		Comprar ($P_{(B)}$)	Retener ($P_{(H)}$)	Vender ($P_{(S)}$)
Información Positiva	Comprar ($Sn_{(B)}$)	$\frac{[P + (1 - CRT)] + [M_f + CRT]}{2}$	$(1 - [P + (1 - CRT)] - [M_f + CRT]) \times 0.5$	$(1 - [P + (1 - CRT)] - [M_f + CRT]) \times 0.5$
	Retener ($Sn_{(H)}$)	$\frac{(1 - [P + (1 - CRT)])}{2} \times (0.5 + 0.5[M_f + CRT])$	$[P + (1 - CRT)]$	$\frac{(1 - [P + (1 - CRT)])}{2} \times (0.5 - 0.5[M_f + CRT])$
	Vender ($Sn_{(S)}$)	$[P + (1 - CRT)]$	$\frac{(1 - [P + (1 - CRT)])}{2} \times (0.5 + 0.5[M_f + CRT])$	$\frac{(1 - [P + (1 - CRT)])}{2} \times (0.5 - 0.5[M_f + CRT])$
Información Negativa	Comprar ($Sn_{(B)}$)	$[P + (1 - CRT)]$	$\frac{(1 - [P + (1 - CRT)])}{2} \times (0.5 - 0.5[M_f + CRT])$	$\frac{(1 - [P + (1 - CRT)])}{2} \times (0.5 + 0.5[M_f + CRT])$
	Retener ($Sn_{(H)}$)	$\frac{(1 - [P + (1 - CRT)])}{2} \times (0.5 - 0.5[M_f + CRT])$	$[P + (1 - CRT)]$	$\frac{(1 - [P + (1 - CRT)])}{2} \times (0.5 + 0.5[M_f + CRT])$
	Vender ($Sn_{(S)}$)	$(1 - [P + (1 - CRT)] - [M_f + CRT]) \times 0.5$	$(1 - [P + (1 - CRT)] - [M_f + CRT]) \times 0.5$	$\frac{[P + (1 - CRT)] + [M_f - CRT]}{2}$

Donde:

$Sn_{(B)}$ = Numero de vecinos que adoptaron la posición de comprar.

$Sn_{(S)}$ = Numero de vecinos que adoptaron la posición de vender.

$Sn_{(H)}$ = Numero de vecinos que adoptaron la posición de retener.

P = Probabilidad de transferencia de posición por parte de un agente (Imitación).

$P_{(B)}$ = Probabilidad de transferencia de posición del agente a comprar.

$P_{(S)}$ = Probabilidad de transferencia de posición del agente a vender.

$P_{(H)}$ = Probabilidad de transferencia de posición del agente a retener.

M_f = Macro factor del mercado (Comportamiento del mercado).

CRT = Coeficiente de reflexión cognitiva uniformemente distribuida.

Considerando lo anterior, en esta variante del modelo, se evalúa la influencia del sesgo de comportamiento Aversión al Riesgo en el comportamiento de los inversores del mercado financiero, si su probabilidad de imitación (efecto manada comprobado por contribuciones científicas anteriores) varía de alguna forma ante el ajuste realizado por el coeficiente proporcionado por el análisis de otro sesgo de comportamiento. Dicho análisis se ve reflejado en una variante propuesta sobre la Matriz de Probabilidades de Transferencia desarrollada en 2003 por Wei et al., presentada en la Tabla 5.

4.5 VARIANTE DEL MODELO MEDIANTE SU APLICACIÓN AL MERCADO COLOMBIANO

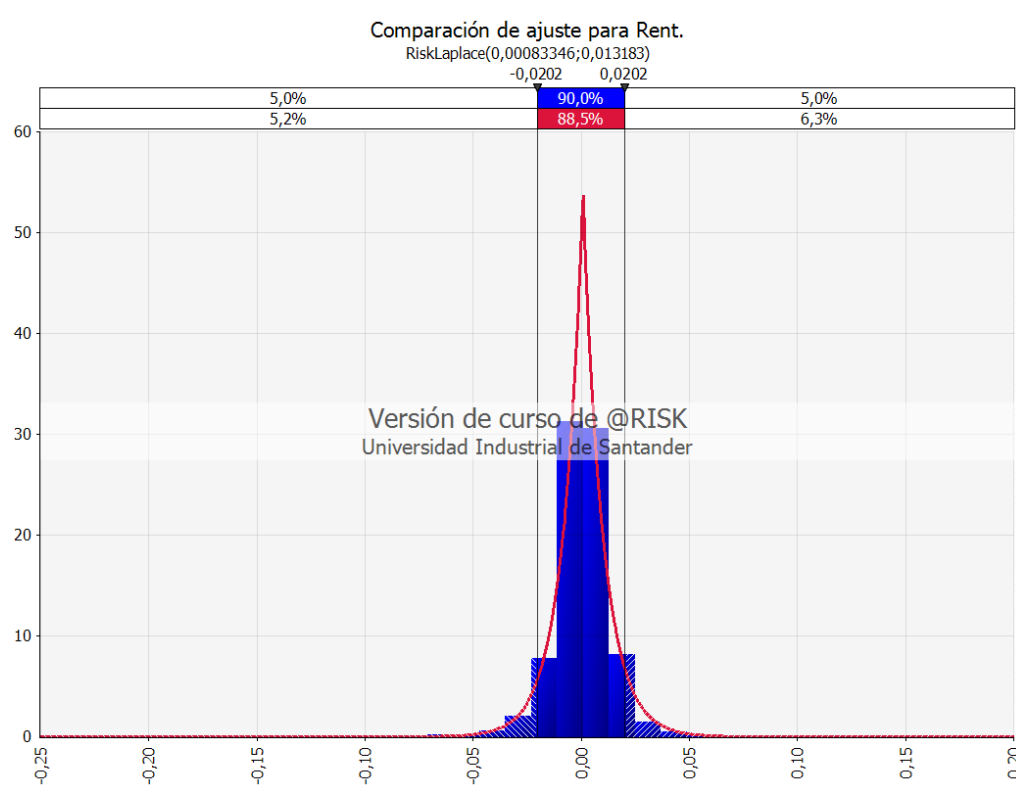
En esta variante del modelo el macro factor del mercado (M_f), representa el comportamiento del Índice representativo de la Bolsa de Valores de Colombia (COLCAP) durante los últimos 10 años dado que nos permite tener una percepción del mercado frente al comportamiento de las 20 principales empresas nacionales cotizadas en bolsa y de la economía en Colombia. Dos alternativas se describen en esta aplicación y son las concernientes a las dos variantes anteriormente descritas:

- Adoptar el índice como macro factor (M_f), en la variante del modelo que contempla el sesgo de comportamiento Exceso de Confianza.
- Adoptar el índice como macro factor (M_f), en la variante del modelo que contempla el sesgo de comportamiento Aversión al Riesgo.

Para cada uno de los resultados obtenidos por estas variantes del modelo aplicado al mercado colombiano, serán evaluados el nivel de memoria de las series temporales y comparados con el nivel de memoria de la serie temporal descrita por el índice en los 10 años contemplados.

Para tal fin, la serie temporal diaria por 10 años del COLCAP debidamente balanceada por año considerando los días en que hubo rueda de negociación y constituida por 2811 datos del periodo comprendido entre el 2/01/2004 y 8/08/2016, es analizada con el fin de conocer su comportamiento y para la cuál es ajustada entre el intervalo de $[0,1]$, para que pueda representar al macro factor del mercado en el modelo desarrollado en el presente trabajo de grado.

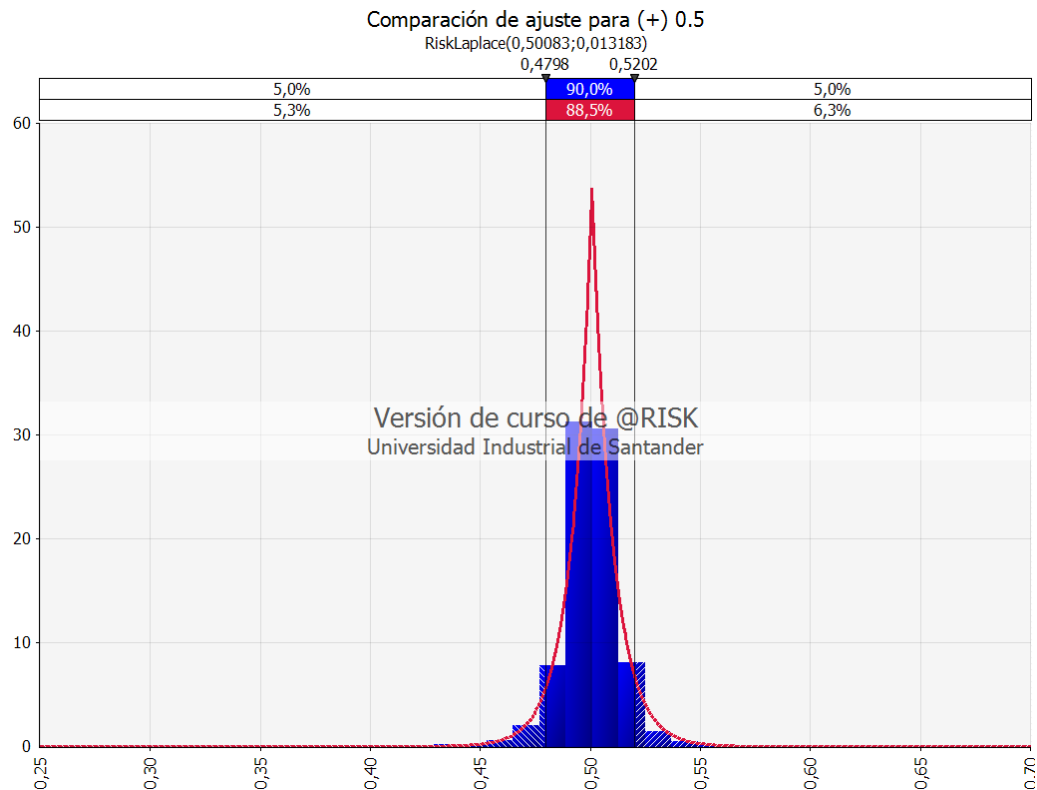
Ilustración 9. Función de distribución de probabilidad continua *Laplace* que representa el indicador bursátil COLCAP del mercado colombiano en el periodo comprendido entre el 2/01/2004 y el 8/08/2016.



Fuente: @Risk.

La serie de datos del COLCAP, representa los puntos de cierre diarios del indicador bursátil más representativo del mercado de valores colombiano. Para que dicho indicador sea utilizado como macro factor del mercado y poder no solo la interacción entre la complejidad del mercado y la psicología del inversionista sino también la influencia de un mercado real como el colombiano en un mercado virtual como el modelo propuesto en este trabajo de grado, es necesario suavizar logarítmicamente los datos de la serie cuyo comportamiento (Ver Anexo 3) representa una distribución *Laplace* (Ver Ilustración 9 y Anexo 4), para conocer su rentabilidad.

Ilustración 10. Función truncada de distribución de probabilidad continua Laplace que representa el indicador bursátil COLCAP del mercado colombiano en el periodo comprendido entre el 2/01/2004 y el 8/08/2016.



Fuente: @Risk.

A su vez, se dichos valores son desplazados en un factor de 0,5 y truncados en un intervalo de $[0,1]$ (Ver Ilustración 10), para que mediante la función de densidad de probabilidad represente al macro factor del mercado generado por dicha función para cada una de las corridas por cada réplica de la simulación.

La media de la serie temporal corresponde a $m = 0.505899$ y la desviación estándar de la misma es $desvest = 0.01487$.

5. COMPROBACIÓN EN EL MERCADO BURSÁTIL COLOMBIANO DE LOS SESGOS DE EXCESO DE CONFIANZA Y AVERSIÓN AL RIESGO

5.1 ESTIMACIÓN DEL COEFICIENTE DE HURST SEGÚN SERIE TEMPORAL DEL COLCAP DE LOS ÚLTIMOS 10 AÑOS

Del modelo autómatas financiero base, parten las variantes propuestas de dicho modelo en el que se toman en consideración aspectos como la probabilidad de imitación uniformemente distribuida e individual para cada agente, un macro factor grupal uniformemente distribuido y variable para cada corrida, la incorporación del coeficiente de reflexión cognitiva como una medida de aversión al riesgo y del coeficiente del exceso de confianza como factores que modifican la probabilidad de imitación.

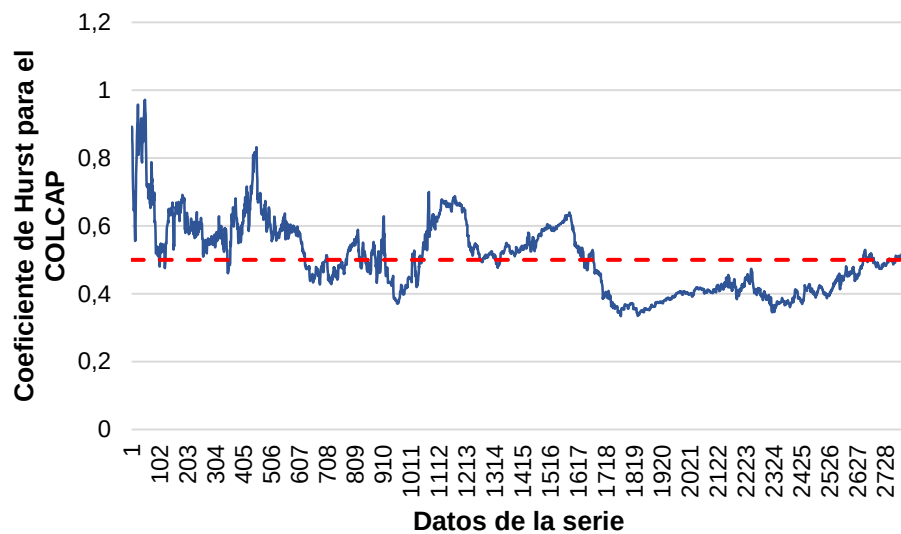
No obstante la pretensión sobre este trabajo de grado, recae en la comprobación de la influencia de sesgos de comportamiento como aversión al riesgo y exceso de confianza en un comportamiento mayormente reconocido como el efecto manada (imitación) y a su vez considerando el mercado colombiano.

Para tal fin se hace necesaria la estimación del coeficiente de Hurst para la serie de datos de 10 años del índice bursátil COLCAP del periodo comprendido entre 2/01/2004 y 8/08/2016 para su posterior comparación con los resultados de los modelos aplicados al mercado colombiano cuando el macro factor que interactúe en la simulación represente la información del índice representativo de la bolsa de valores de Colombia.

Mediante el análisis de rango re-escalado, se evalúa la complejidad del mercado colombiano. Se llega a la conclusión de que pese a que el coeficiente de Hurst $H_{COLCAP} = 0,5323$, no hay evidencia de que la serie de datos describan un comportamiento aleatorio de manera continua, sino que por el contrario se pueden observar periodos de persistencia al inicio de la serie lo que demuestra que el mercado tuvo un comportamiento complejo, seguido por un periodo de anti-

persistencia donde el mercado tuvo un comportamiento caótico seguido por otro periodo de persistencia y terminando en un periodo de anti persistencia, resaltando ciertos puntos en los que el nivel de memoria en la serie se pierde teniendo un comportamiento momentáneo parecido al de una caminata aleatoria, evidenciando que el mercado colombiano no es eficiente en su comportamiento (Ver Ilustración 11).

Ilustración 11. Comportamiento del coeficiente de Hurst del índice bursátil COLCAP en el periodo comprendido entre 02/01/2004 y 8/08/2016.



A partir de los resultados de simulación, se procede a realizar un análisis estadístico descriptivo de dichos resultados y en relación al estudio de memoria de las series de datos arrojadas por la aplicación tanto del modelo general como de sus variantes propuestas.

Cabe resaltar que las variantes sin aplicación al mercado colombiano, computacionalmente cuentan con un número superior de corridas (500) al

respecto del modelo base y con aplicación al mercado colombiano tendrán un número de corridas equivalente al número de datos que constituyen la serie del indicador bursátil COLCAP correspondiente a 2800 datos, en este caso corridas.

Las simulaciones de las variantes del modelo se realizaron bajo dos escenarios: (1) Probabilidad de imitación $P \sim [0,1]$ uniformemente distribuida, individual para cada agente al inicio de cada corrida, valor del macro factor cero e incorporando el coeficiente del sesgo de comportamiento Exceso de Confianza (K) o coeficiente de reflexión cognitiva (CRT) según sea el caso; (2) Probabilidad de imitación $P \sim [0,1]$ uniformemente distribuida, idéntica para todos los agentes al inicio de cada corrida, valor del macro factor generado aleatoriamente uniformemente distribuido e incorporando coeficiente del sesgo de comportamiento Exceso de Confianza (K) o coeficiente de reflexión cognitiva (CRT) según sea el caso. Por último el índice bursátil COLCAP es introducido a las variantes del modelo como macro factor del mercado con una función de densidad de probabilidad *Laplace*, en donde la probabilidad de imitación se mantiene idéntica para todos los agentes al inicio de las corridas y bajo influencia del coeficiente de reflexión cognitiva y de exceso de confianza. A continuación se presentan los resultados de simulación.

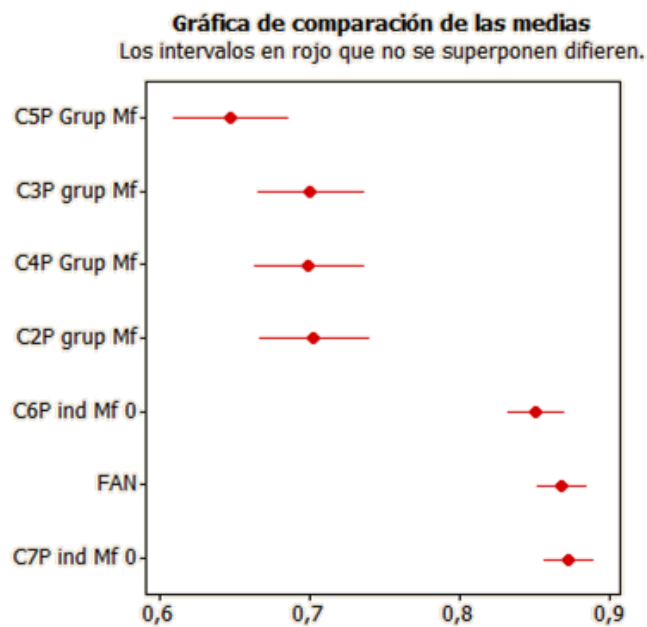
5.2 COMPARACIÓN DE LAS VARIANTES DEL MODELO CON EL MODELO BASE

La comparación de las variantes del modelo con el modelo base, se realiza con la finalidad de verificar si las propuestas describen un comportamiento similar al modelo del cual surgen. Para tal fin, se realiza una prueba constituida por un análisis de varianza de un solo factor, que permite determinar la igualdad de dos o más medias, en este caso las medias resultantes de la simulación de las variantes del modelo.

Para que sea posible su comparación con el modelo base, se simulan un total de 29 iteraciones que corresponden a la longitud de ciclo en donde el modelo base pierde su memoria y disminuye su comportamiento fractal. Tal y como es el resultado de la experimentación realizada por Wei et. al y Fan et. al.

Si se consideran los resultados del análisis de varianza (ANOVA) presentado en las Ilustraciones 12 y 13, que para un número de iteraciones igual a 29 que corresponde a la longitud promedio de ciclo del modelo base, los escenarios en donde la probabilidad de imitación es individual para cada agente al inicio de cada corrida, el macro factor sea cero y los coeficientes de exceso de confianza (C7) y reflexión cognitiva (C6) sean considerados, no difieren estadísticamente al comportamiento presentado por el modelo base (FAN).

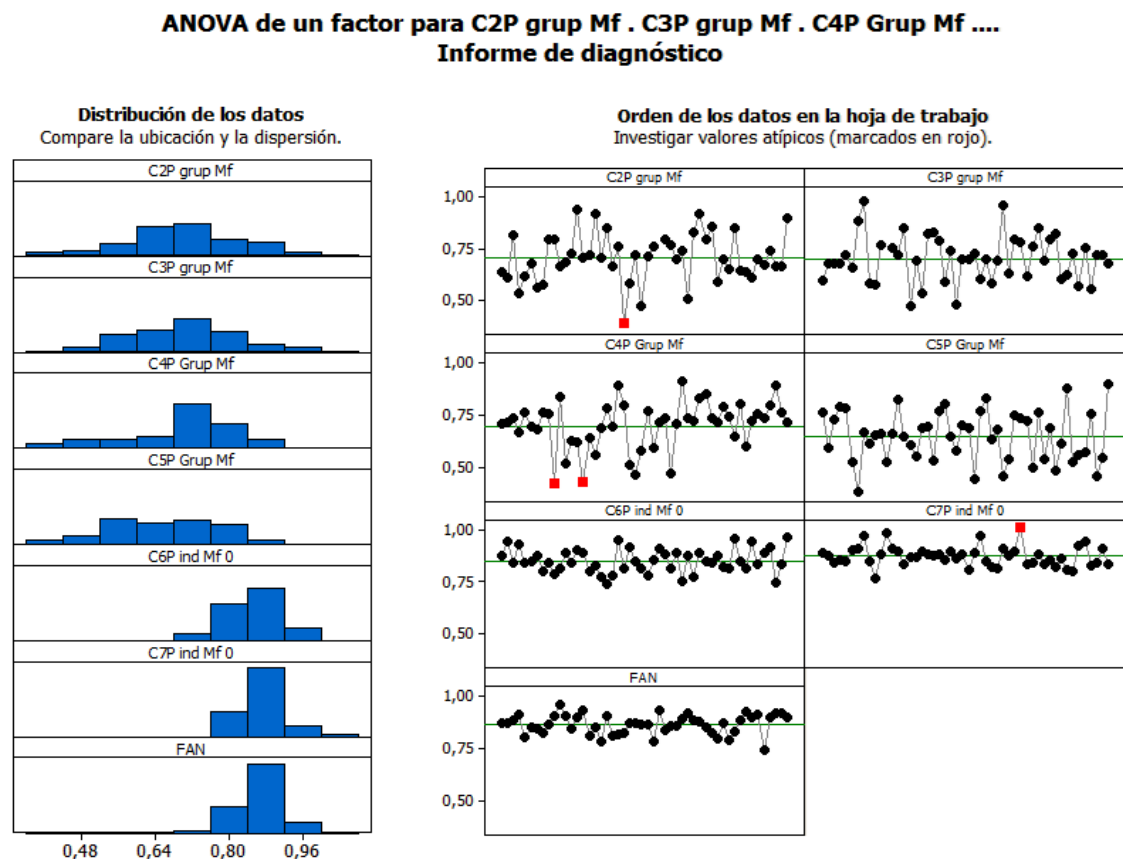
Ilustración 12. Gráfica de comparación de medias



No obstante cuando, la probabilidad de imitación es idéntica para todos los agentes y el macro factor es generado aleatoriamente (C4), o es representado a través del COLCAP considerando los dos coeficientes (C2 y C3), dichos

escenarios entre sí no difieren estadísticamente pero en conjunto si lo hacen con respecto al modelo base, aunque en una proporción pequeña. Cabe resaltar que al generar aleatoriamente el valor del macro factor, al ser la probabilidad de imitación grupal y al haber influencia del macro factor, el escenario se aleja de la media hipotética por lo que se evidencia que la influencia del mercado y el exceso de confianza del agente, disminuyen el impacto del efecto manada en el agente, por lo que al respecto de este comportamiento, la complejidad del mercado disminuye.

Ilustración 13. Distribución y orden de los datos del análisis de varianza de las variantes del modelo con el modelo base



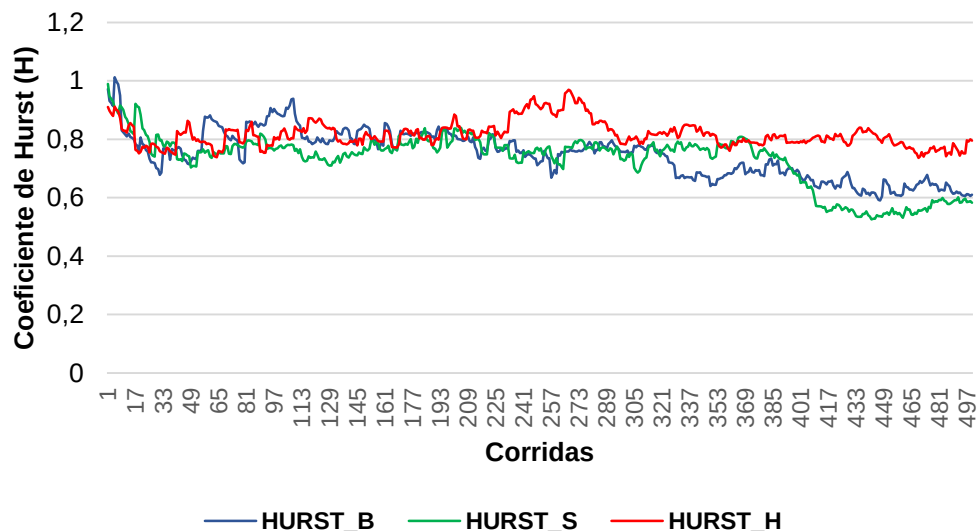
5.3 SIMULACIÓN DEL MODELO AUTÓMATA FINANCIERO BAJO EL SESGO DE EXCESO DE CONFIANZA

– *P Individual* $[0, 1]$; $M_f = [0]$; K

Considerando que la probabilidad de imitación del agente inversor al inicio de cada corrida es uniformemente distribuida e individual para cada uno de los agentes, y que el macro factor no ejerce ningún tipo de influencia y/o no tiene algún tipo de interacción con dicha probabilidad, y a su vez que la única variable que ejerce algún tipo de influencia es el coeficiente K de exceso de Confianza, se observa que el cambio de probabilidad de imitación en los agentes disminuye ligeramente el grado de persistencia de la serie en comparación con el modelo base.

En esta variante, se puede observar el valor del coeficiente de Hurst disminuye ligeramente para la posición retener (H), mientras que para el caso de las posiciones comprar (B) y vender (S) su disminución se da paulatinamente con el transcurrir de las iteraciones (Ver Ilustración 14).

Ilustración 14. Comportamiento del coeficiente de Hurst cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; M_f = 0; K\}$



Si consideramos que un sesgo emocional como el exceso de confianza, generado por un sesgo cognitivo como la auto-atribución, hace que el agente inversor actualice la creencia sobre lo acertadas que son sus decisiones y esto haga que pondere más el éxito de las mismas sobre las decisiones de su vecindad, entonces el sesgo de exceso de confianza se hace evidente en los resultados descritos en la serie de datos resultante de esta variante del modelo en el presente escenario, debido a que ejerce una influencia en la medida que modifica la preferencia de inversión del agente o tendencia a la imitación, lo que por consiguiente determina la disminución del nivel de complejidad de la serie en cuanto al impacto producido para el efecto manada.

El grado de complejidad del sistema estimado para cada una de las posiciones del mismo, se encuentra correlacionado entre las diferentes posiciones adoptadas por el inversionista, no obstante se observa un mayor nivel de correlación positiva entre las posiciones comprar y vender y un menor grado entre retener y vender y entre retener y comprar respectivamente (Ver Tabla 6).

Tabla 6. Correlación del Hurst estimado para cada posición del agente cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; Mf = 0; K\}$

	H_B	H_S
H_S	0.729	
H_H	0.239	0.297

Ahora bien si se observan los histogramas para cada uno de los coeficientes de Hurst de acuerdo con cada posición, se puede concluir que cada uno de ellos presenta un comportamiento distinto, aun cuando el grado de correlación entre las posiciones comprar y retener sea considerable, la distribución de sus datos no adopta una tendencia central y por consiguiente el comportamiento del coeficiente no se puede explicar como una variable aleatoria normal, dado el rechazo de la

prueba de normalidad pese a que la posición retener parece estar presentando una tendencia asimétrica agrupada (Ver Ilustración 15,16, 17).

Observando el comportamiento de las posiciones de los agentes inversores al final de cada iteración, se puede observar que su comportamiento no demuestra algún tipo de persistencia o anti-persistencia, sino en contraste la serie se muestra estable y con una manifiesta variabilidad uniforme (Ver Anexo 5).

A partir de los histogramas y pruebas de normalidad presentes en las estadísticas del comportamiento de cada una de las posiciones adoptadas por el inversor final (Ver Anexos 6,7, 8), se puede concluir no hay evidencia estadística que me permita rechazar la premisa de que la serie de datos sigue una distribución normal y por consiguiente su comportamiento puede reconocerse como aleatorio.

Ilustración 15. Estadísticas del Comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición comprar (B) cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; M_f = 0; K\}$

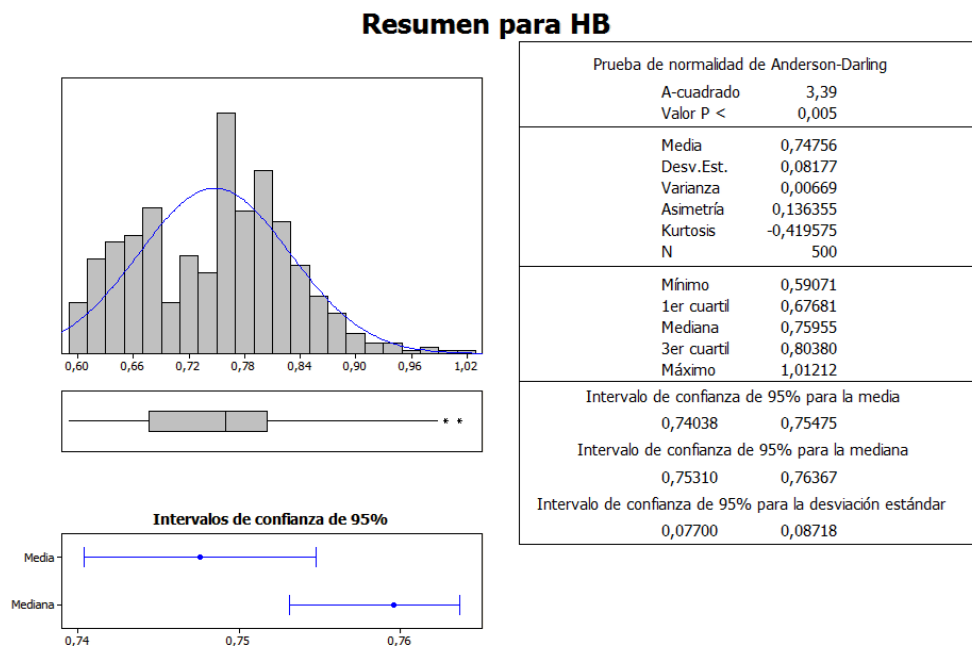


Ilustración 16. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición vender (S) cuando {P Ind [0,1]; Mf = 0; K}

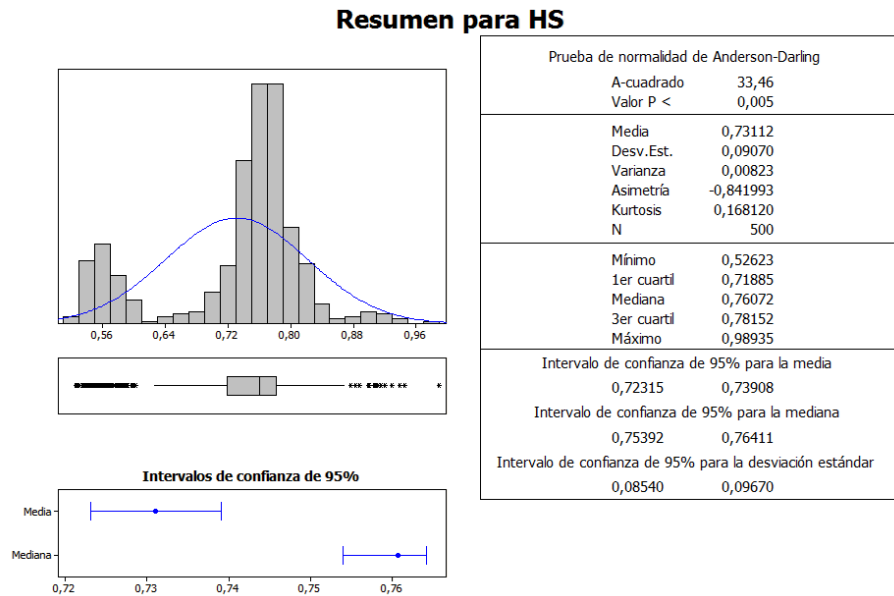
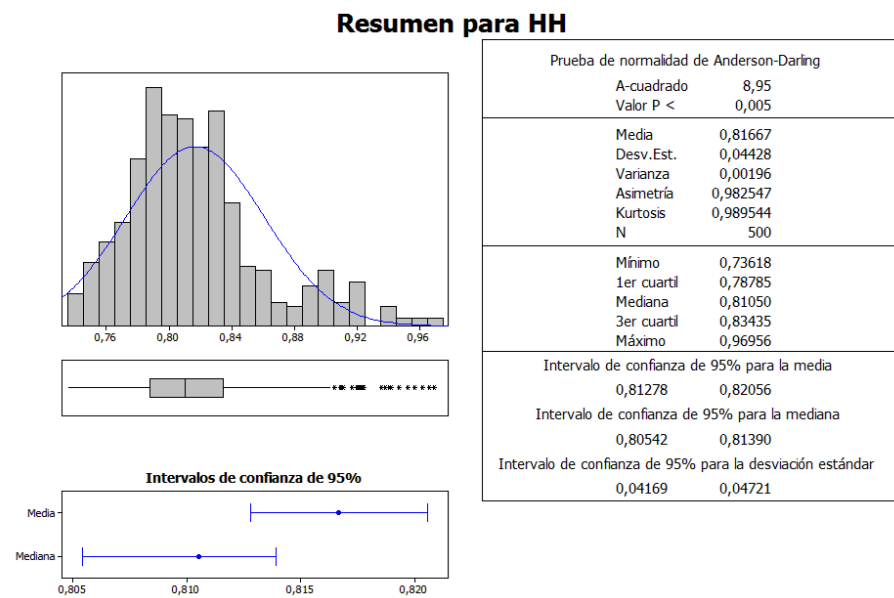


Ilustración 17. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición retener (H) cuando {P Ind [0,1]; Mf = 0; K}

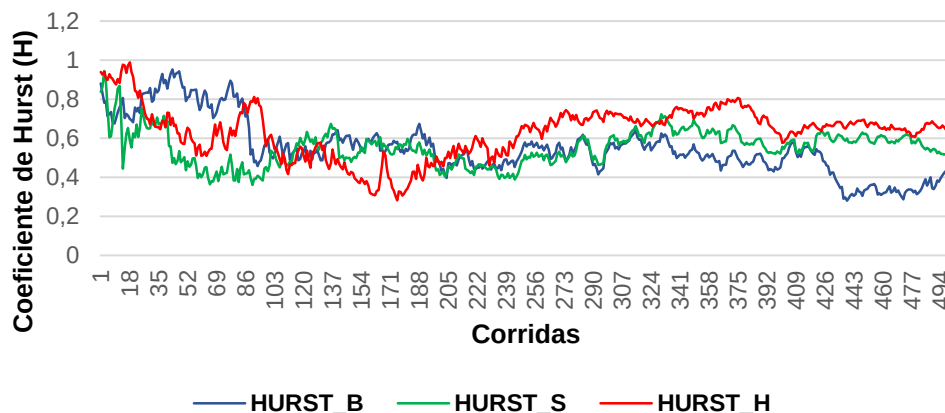


Las tres posiciones adoptadas por el agente inversor al final de iteración, se encuentra correlacionadas entre sí, no obstante su grado de correlación no es representativo y el tipo de correlación obedece a una inversa (Ver Anexo 9). Por lo que el comportamiento de una posición tiende a ser contrario al respecto de la otra posición.

– *P Grupal* $[0, 1]$; $M_f = [0, 1]$; K

Para este escenario de la variante del modelo, en el que la probabilidad de imitación uniformemente distribuida es idéntica para todos los agentes al inicio de la iteración, el macro factor es generado de forma aleatoria y uniformemente distribuido y se incorpora el coeficiente de exceso de confianza K . Se puede observar en la Ilustración 18, que el comportamiento del nivel de fractalidad disminuye con respecto al modelo base, presentando una tendencia a comportarse de manera aleatoria, no obstante continua siendo ligeramente persistente.

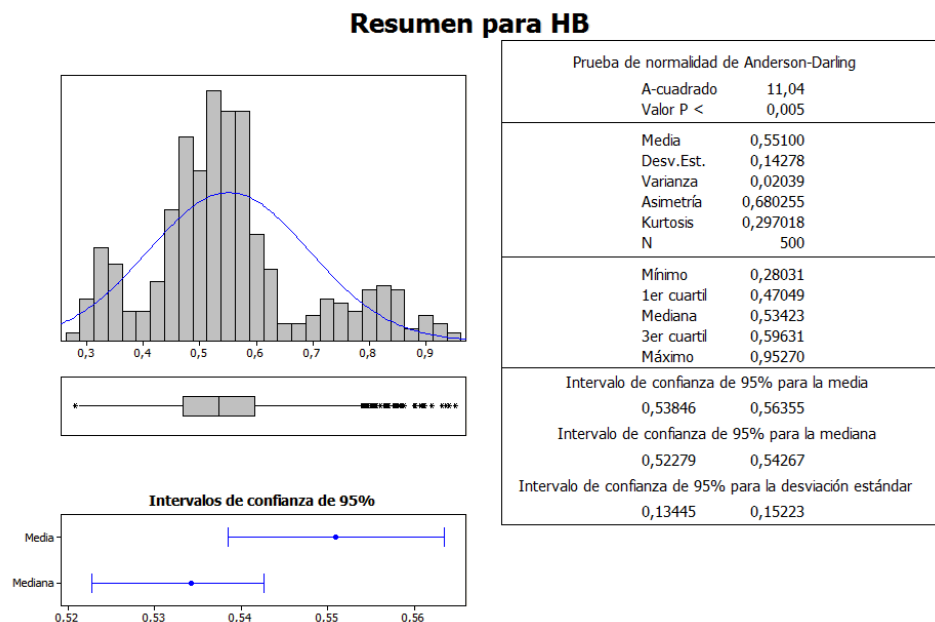
Ilustración 18. Comportamiento del coeficiente de Hurst cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; M_f = [0,1]; K\}$



Una vez más el coeficiente de exceso de confianza y la variabilidad del comportamiento del mercado, influyen sobre la probabilidad de imitación del agente debido a que el nivel de complejidad del sistema disminuye, por causa posible de la tendencia de los agentes a sobreestimar los éxitos sobre los fracasos y aprender sobre sus decisiones acertadas, por lo que tenderán a decidir en base a sus creencias y no a las de su vecindad.

No obstante, resulta contradictorio para el caso de un mercado real hipotético que al tener todos sus agentes la misma probabilidad de imitación o preferencia de inversión al inicio de una rueda de negociación, dicho mercado obtenga resultados que manifiesten tendencia a la eficiencia del mismo, puesto que los agentes son distintos, y por consiguiente su tendencia a la imitación también.

Ilustración 19. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición comprar (B) cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; M_f = [0,1]; K\}$



En base a las estadísticas del comportamiento del Hurst (Ver Ilustraciones 19, 20, 21), para cada una de las posiciones a lo largo de la serie se observan diferentes

comportamientos que manifiestan complejidad, aleatoriedad y caos en tres momentos diferentes para el caso de la posición comprar. Los coeficientes de Hurst para cada posición están correlacionados entre sí de manera muy leve (Ver Tabla 7)

Las posiciones de los agentes al final de la corrida para este escenario no demuestran un comportamiento distribuido normalmente (Ver Anexos 10 – 13).

Así mismo, la posición comprar y vender están correlacionadas de manera fuerte e inversa, por lo que al adoptarse la posición comprar por varios agentes otro cierto número adoptará la posición de venta (Ver Anexo 14).

Ilustración 20. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición vender (S) cuando {P Grupal [0,1]; Mf = [0,1]; K}

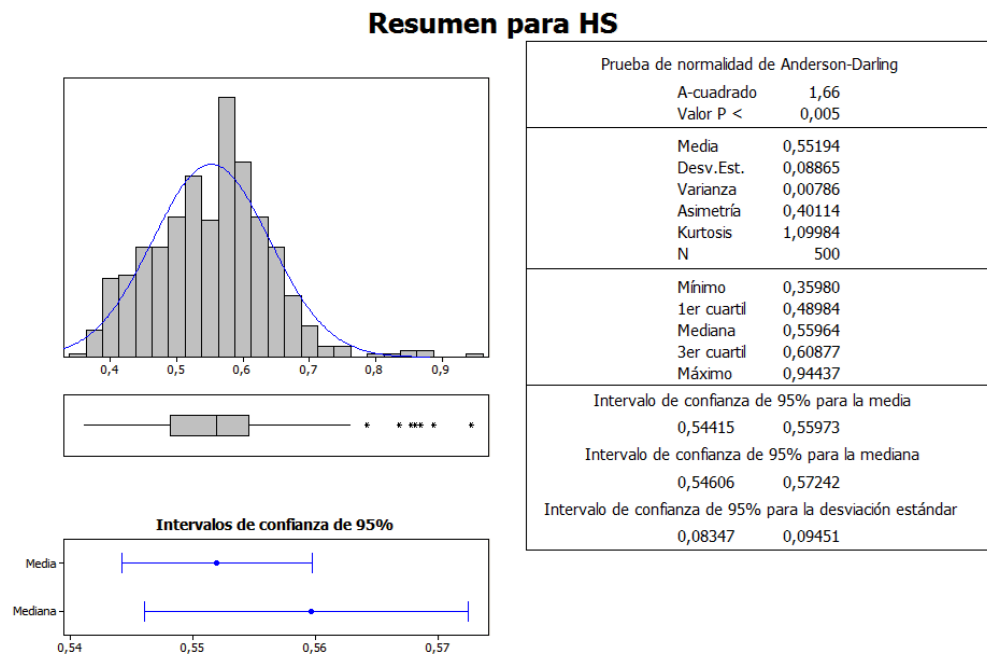


Ilustración 21. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición retener (H) cuando {P Grupal [0,1]; Mf = [0,1]; K}

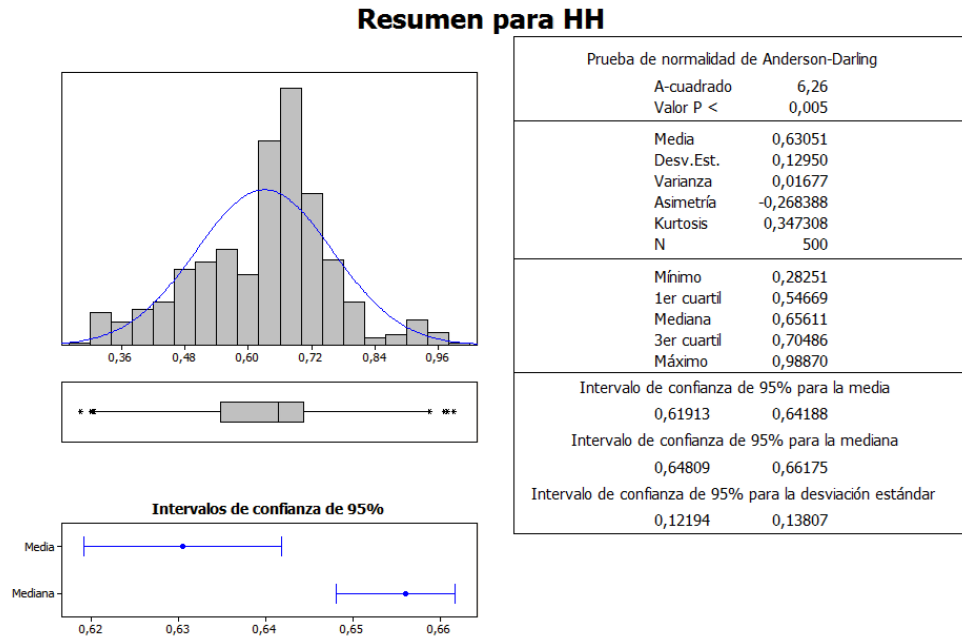


Tabla 7. Correlación del Hurst estimado para cada posición del agente cuando {P Grupal [0,1]; Mf = [0,1]; K}

	H_B	H_S
H_S	0.031	
H_H	0.066	0.382

5.4 SIMULACIÓN DEL MODELO AUTÓMATA FINANCIERO BAJO EL SESGO DE AVERSIÓN AL RIESGO

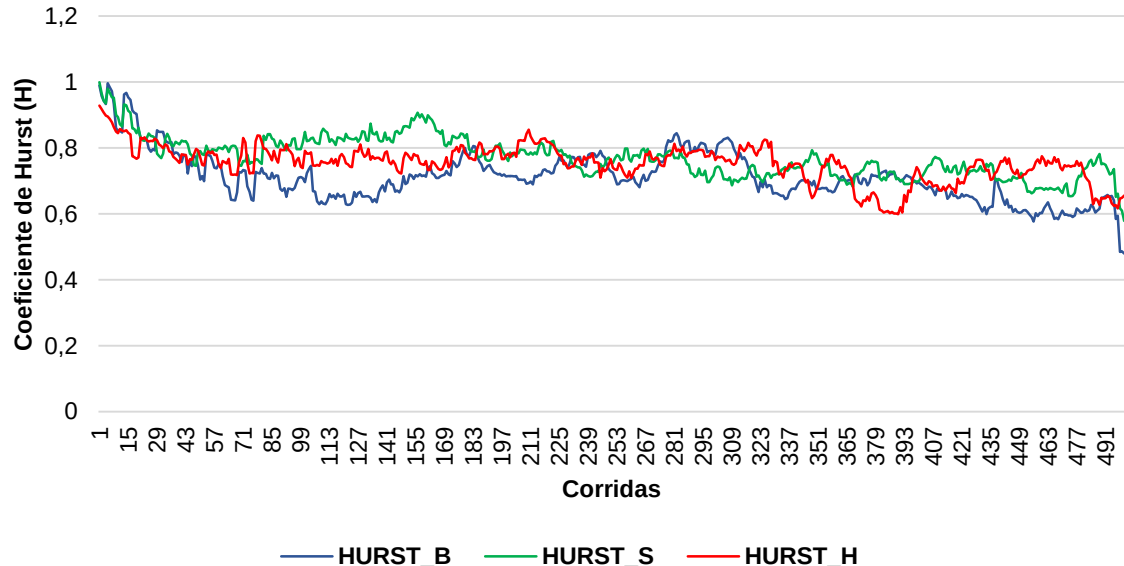
– *P Individual* [0, 1]; *M_f* = [0]; *CRT*

Cuando se tiene un mercado en el que los agentes poseen distinta probabilidad de imitación y nivel de reflexión cognitiva por cada uno de ellos, además de que no se

tiene en cuenta la información macro económica del mercado, se puede evidenciar una tendencia de disminución del nivel de complejidad de la serie hacia la consecución de un comportamiento aleatorio como se demuestra en los resultados de este escenario en la Ilustración 22. Lo anterior puede tener su causa, en el efecto que tiene la racionalidad del agente cuando se encuentra en su proceso de decisión.

Al enfrentarse a una posible pérdida debida a una errónea decisión de inversión, por la preferencia hacia la imitación, el agente hace evidente su aversión al riesgo al respecto de tener en cuenta el comportamiento de la vecindad y por consiguiente el nivel de complejidad resultante del modelo base disminuye en esta variante del modelo.

Ilustración 22. Comportamiento del coeficiente de Hurst cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; M_f = 0; CRT\}$



No obstante, se mantiene el nivel de persistencia de la serie tomando en cuenta los resultados del coeficiente de Hurst para cada posición $H_B = 0,75$, $H_S = 0,76$ $H_H = 0,77$. Las estadísticas del coeficiente de Hurst para cada posición

permiten observar que los datos se encuentran agrupados en torno a la media, aunque no hay evidencia que permita manifestar la normalidad en los mismos (Ver Ilustración 23, 24, 25).

Ilustración 23. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición comprar (B) cuando {P Ind [0,1]; Mf = 0; CRT}

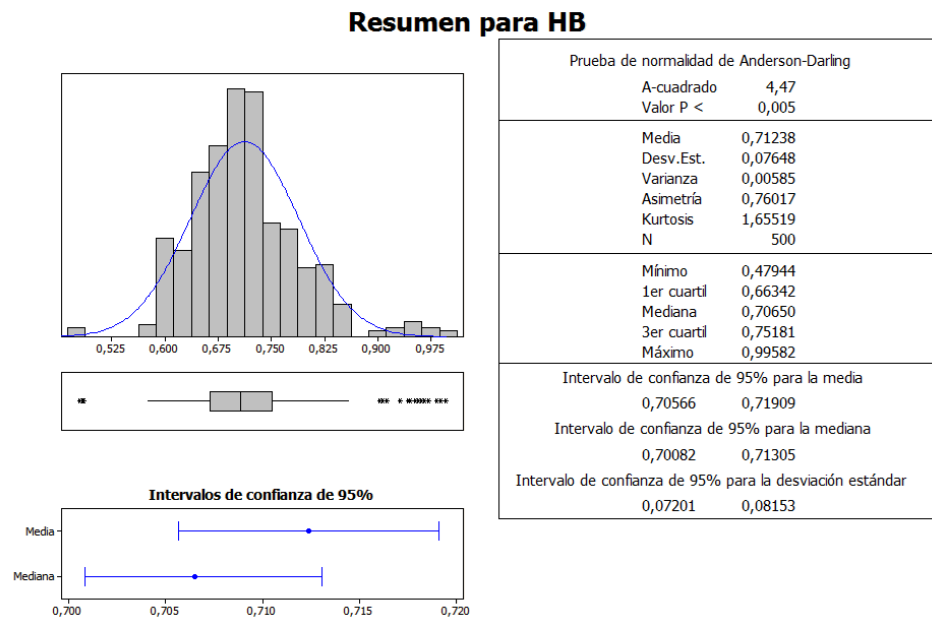


Tabla 8. Correlación del Hurst estimado para cada posición del agente cuando {P Ind [0,1]; Mf = 0; CRT}

	H_B	H_S
H_S	0.479	
H_H	0.479	0.508

Ilustración 24. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición vender (S) cuando {P Ind [0,1]; Mf = 0; CRT}

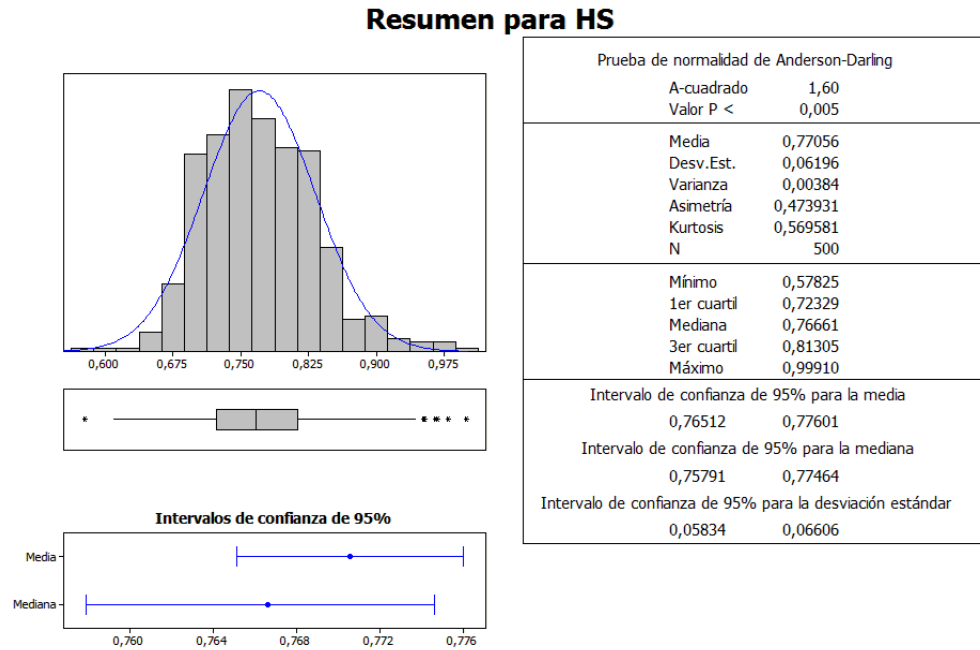
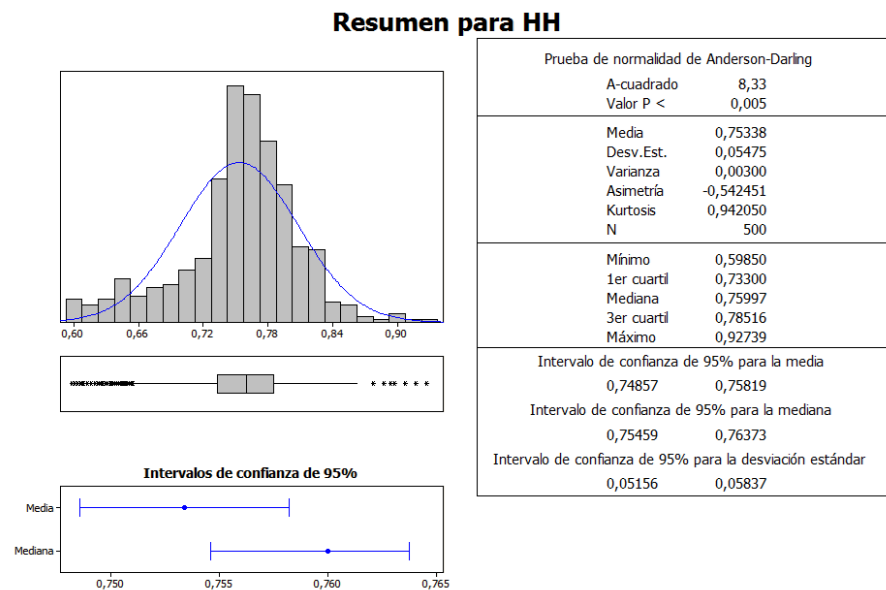


Ilustración 25. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición retener (H) cuando {P Ind [0,1]; Mf = 0; CRT}



Las posiciones de los agentes al final de la corrida describen una distribución normal, por lo que se puede deducir que la adopción de la posición determinada se da de forma aleatoria (Ver Anexo 15 – 19), aunque hay un mayor número de agentes que en esta variante del modelo adoptan la posición vender por encima de la posición compra y retener.

– *P Grupal* [0, 1]; $M_f \sim [0, 1]$; CRT

Una vez más el macro factor variable del mercado dinamiza el sistema y la variabilidad se hace evidente en la Ilustración 26. Si se tiene en cuenta que el nivel de reflexión cognitiva es individual para cada agente y que la probabilidad de imitación es la misma para todos, el coeficiente por sí mismo individualiza a la probabilidad de imitación lo que ocasiona mayor variabilidad. Por eso el nivel de la complejidad de la serie disminuye y llega a un punto en el que se puede observar un comportamiento ligeramente caótico.

Ilustración 26. Comportamiento del coeficiente de Hurst cuando {*P Grupal* [0,1]; M_f = [0,1]; CRT}

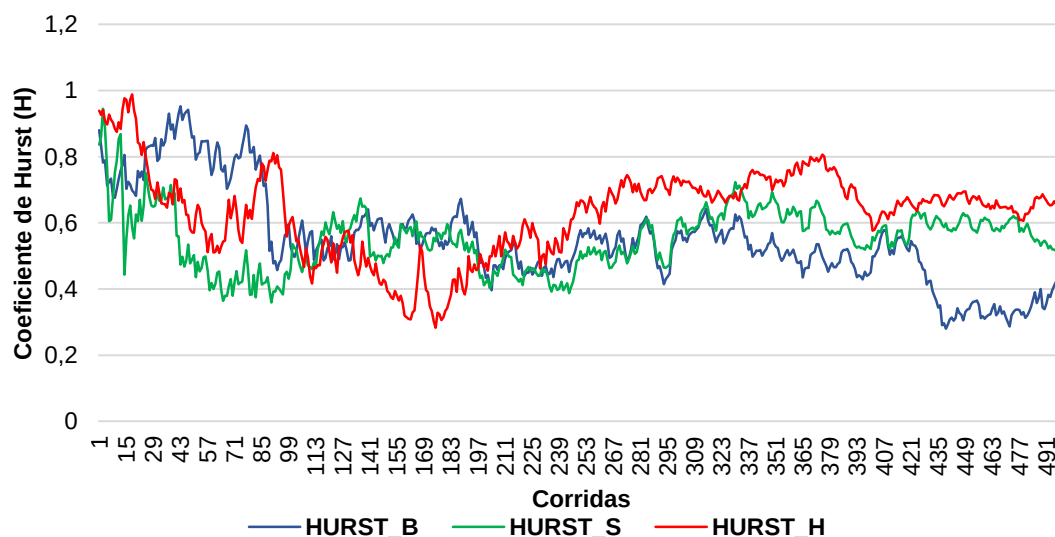
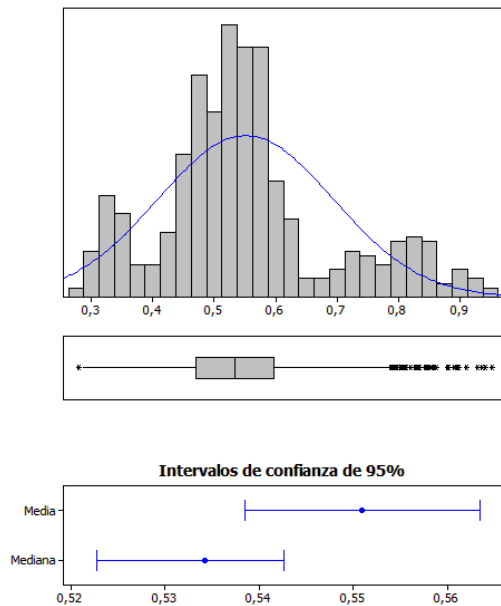


Ilustración 27. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición comprar (B) cuando {P Grupal [0,1]; Mf = [0,1]; CRT}

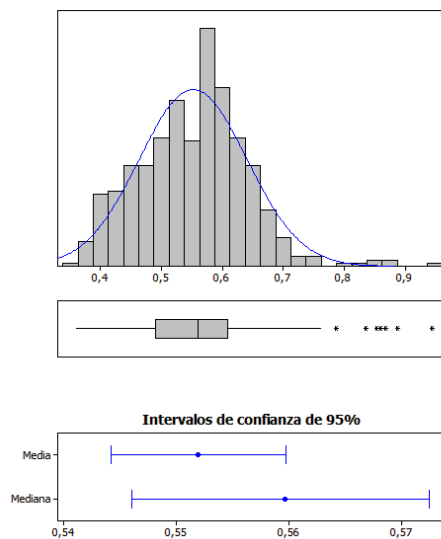
Resumen para HB



Prueba de normalidad de Anderson-Darling	
A-cuadrado	11,04
Valor P <	0,005
Media	0,55100
Desv.Est.	0,14278
Varianza	0,02039
Asimetría	0,680255
Kurtosis	0,297018
N	500
Mínimo	0,28031
1er cuartil	0,47049
Mediana	0,53423
3er cuartil	0,59631
Máximo	0,95270
Intervalo de confianza de 95% para la media	
	0,53846 0,56355
Intervalo de confianza de 95% para la mediana	
	0,52279 0,54267
Intervalo de confianza de 95% para la desviación estándar	
	0,13445 0,15223

Ilustración 28. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición vender (S) cuando {P Grupal [0,1]; Mf = [0,1]; CRT}

Resumen para HS



Prueba de normalidad de Anderson-Darling	
A-cuadrado	1,66
Valor P <	0,005
Media	0,55194
Desv.Est.	0,08865
Varianza	0,00786
Asimetría	0,40114
Kurtosis	1,09984
N	500
Mínimo	0,35980
1er cuartil	0,48984
Mediana	0,55964
3er cuartil	0,60877
Máximo	0,94437
Intervalo de confianza de 95% para la media	
	0,54415 0,55973
Intervalo de confianza de 95% para la mediana	
	0,54606 0,57242
Intervalo de confianza de 95% para la desviación estándar	
	0,08347 0,09451

Ilustración 29. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición retener (S) cuando {P Grupal [0,1]; Mf = [0,1]; CRT}

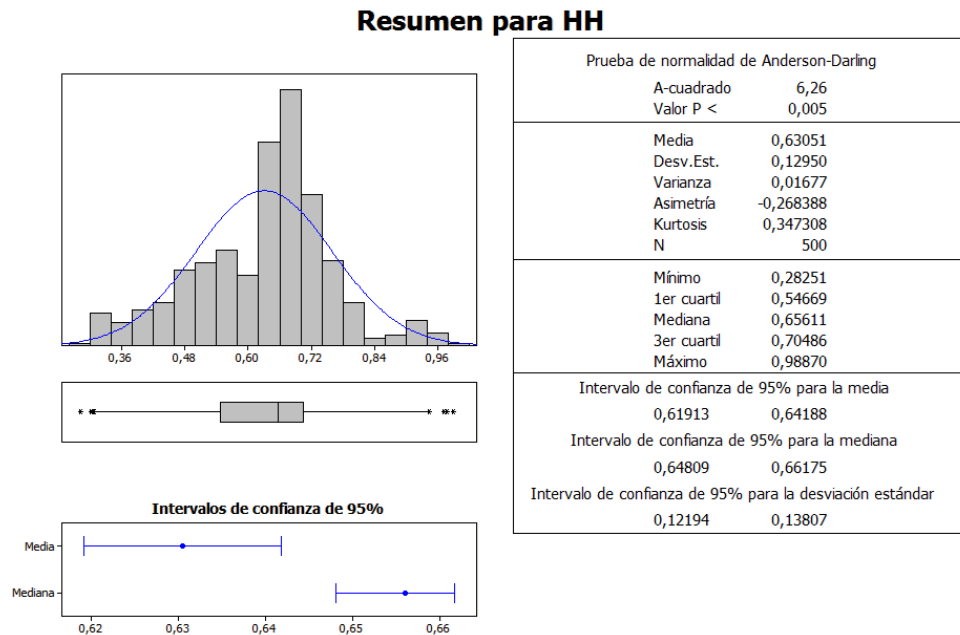


Ilustración 30. Correlación del Hurst estimado para cada posición del agente cuando {P Grupal [0,1]; Mf = [0,1]; CRT}

	H_B	H_S
H_S	0.031	
H_H	0.066	0.382

Teniendo en cuenta las estadísticas del coeficiente de Hurst (Ver Ilustraciones 27 – 30), el comportamiento complejo del sistema tiende a corregirse, no obstante analizando la serie financiera se alcanza a percibir una tendencia hacia 0,5 por parte del coeficiente por lo que se podría determinar que los resultados de la variante del modelo en el escenario tienden a tener un comportamiento aleatorio por lo que se puede explicar la disminución de la complejidad del sistema, por causa de la influencia que el nivel de reflexión cognitiva hace sobre la probabilidad de imitación del agente.

En cuanto a las posiciones adoptadas por el inversor al final de cada corrida, estas no siguen una distribución de tipo normal y la posición comprar es la que en mayoría es adoptada por los agentes seguida de la posición retener (Ver Anexos 20 – 24).

5.5 SIMULACIÓN DEL MODELO AUTÓMATA FINANCIERO APLICADO AL MERCADO COLOMBIANO

La aplicación del modelo autómata financiero al mercado colombiano se realiza en dos escenarios: (1) Probabilidad de imitación $P \sim [0,1]$ uniformemente distribuida, idéntica para todos los agentes al inicio de cada corrida, valor del macro factor siendo el comportamiento del COLCAP e incorporando el coeficiente del sesgo de comportamiento Exceso de Confianza (K); (2) Probabilidad de imitación $P \sim [0,1]$ uniformemente distribuida, idéntica para todos los agentes al inicio de cada corrida, valor del macro factor siendo el comportamiento del COLCAP e incorporando el coeficiente de reflexión cognitiva (CRT). A continuación de presentan los resultados de simulación.

– $P_{Grupal} [0, 1]$; $M_f \sim [COLCAP]$; K

La incorporación del índice bursátil COLCAP, como macro factor en el modelo y como representante del mercado real, le imprime más variabilidad al sistema puesto que por sí solo, el comportamiento del índice describe una serie en la que la variabilidad es evidente por la presencia de periodos complejos y caóticos para ciertos tiempos en la serie.

Considerando las estadísticas del coeficiente de Hurst para cada una de las posiciones (Ver Ilustración 31 – 35), para el caso de la posición comprar tres tipos de comportamiento se pueden observar y se relacionan con el observado en la serie financiera del COLCAP.

La variabilidad que le imprime la incorporación de datos del sistema real al modelo y la influencia que tiene el exceso de confianza sobre el agente inversor, permiten

que se desarrolle un comportamiento que disminuye el nivel de complejidad de la serie financiera, hasta un punto en el que para el caso de la posición vender se produzca un periodo de caos en el sistema. El nivel de correlación entre los coeficientes de Hurst para la posición comprar y vender es positivo y considerable por lo que si para comprar los resultados arrojan que se produce una disminución del nivel de complejidad, entonces para la posición vender sucede de la misma forma.

Ilustración 31. Comportamiento del coeficiente de Hurst cuando $\{P \text{ Grupal} \in [0,1]; M_f = \text{COLCAP}; K\}$

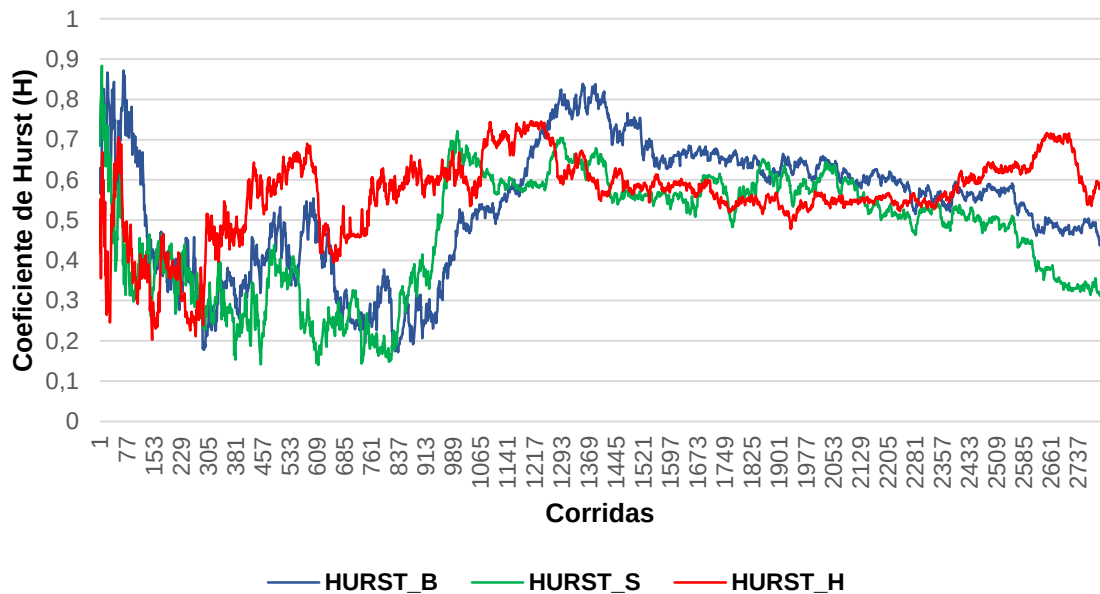


Ilustración 32. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición comprar (B) cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; M_f = \text{COLCAP}; K\}$

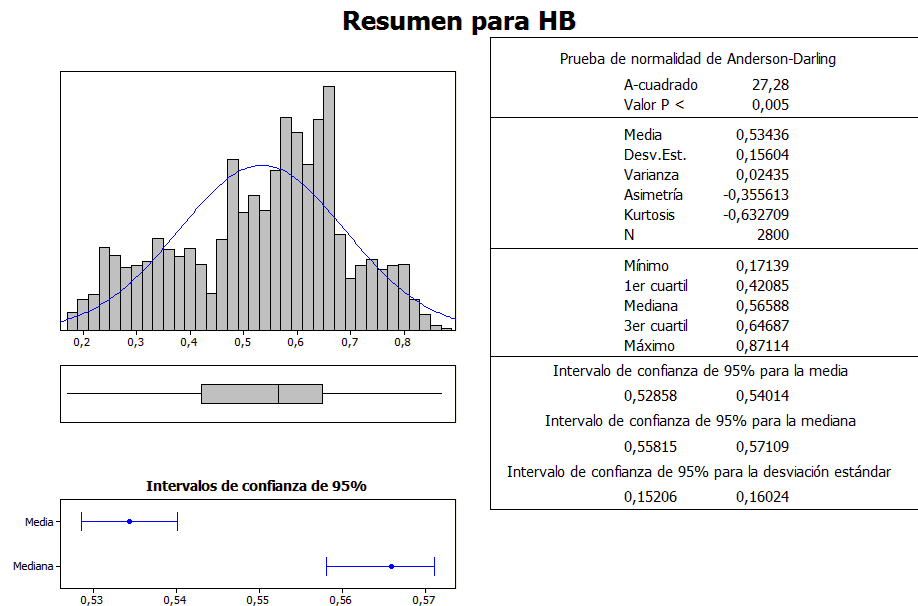


Ilustración 33. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición vender (S) cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; M_f = \text{COLCAP}; K\}$

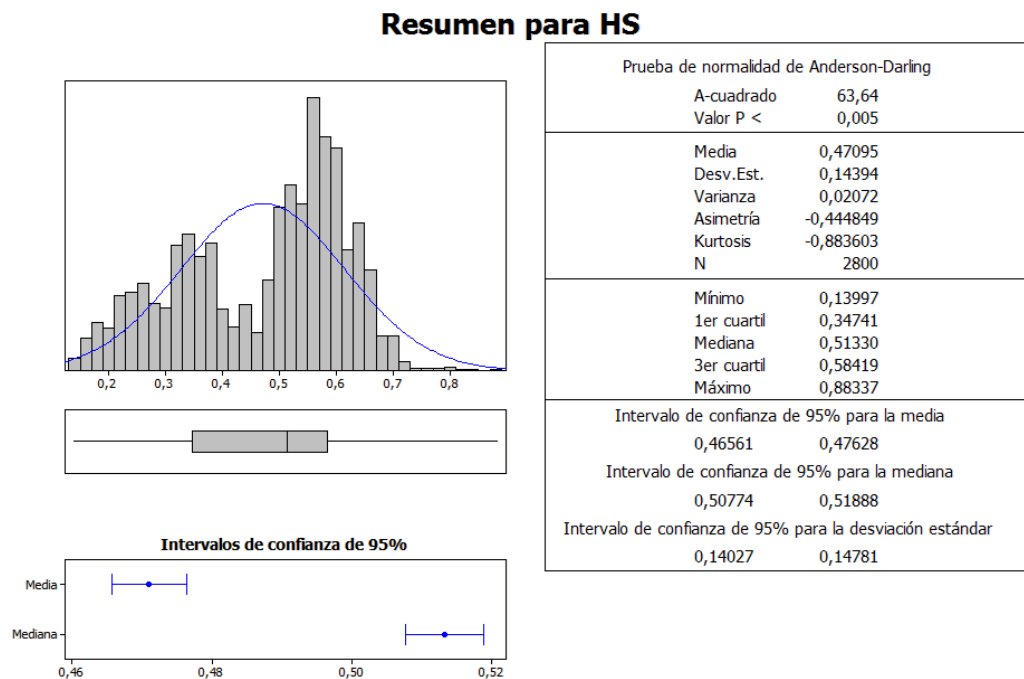


Ilustración 34. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición retener (H) cuando {{P Grupal [0,1]; Mf = COLCAP; K}}

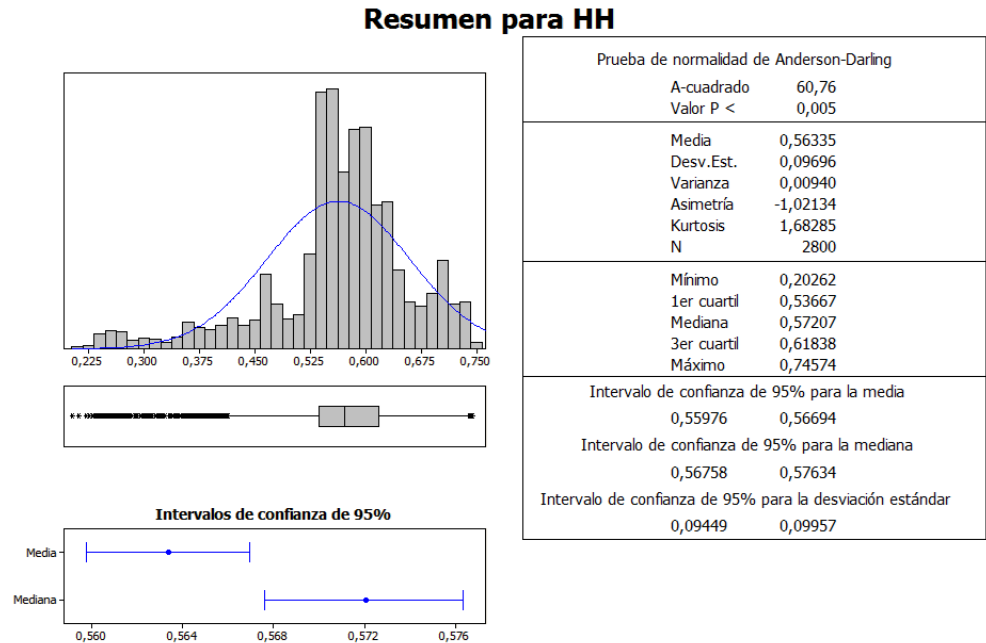


Ilustración 35. Correlación del Hurst estimado para cada posición del agente cuando {{P Grupal [0,1]; Mf = COLCAP; K}}

	H_B	H_S
H_S	0.759	
H_H	0.263	0.300

Se evidencia una vez más, la influencia del coeficiente de exceso de confianza sobre la modificación de la preferencia de inversión del agente con respecto a su vecindad y más cuando el mercado colombiano constituye un factor que afecta de forma considerable a dicha variable.

– *P Grupal* [0, 1]; $M_f \sim [COLCAP]$; *CRT*

Ilustración 36. Comportamiento del coeficiente de Hurst cuando {P Grupal [0,1];
Mf = COLCAP; CRT}

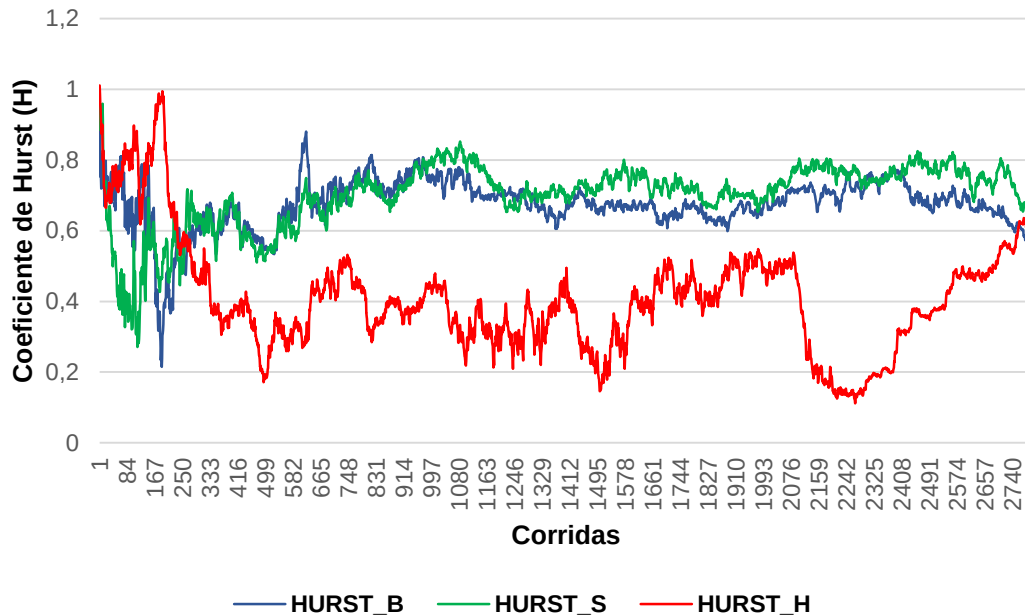


Ilustración 37. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición comprar (B) cuando {{P Grupal [0,1]; Mf = COLCAP; CRT}}

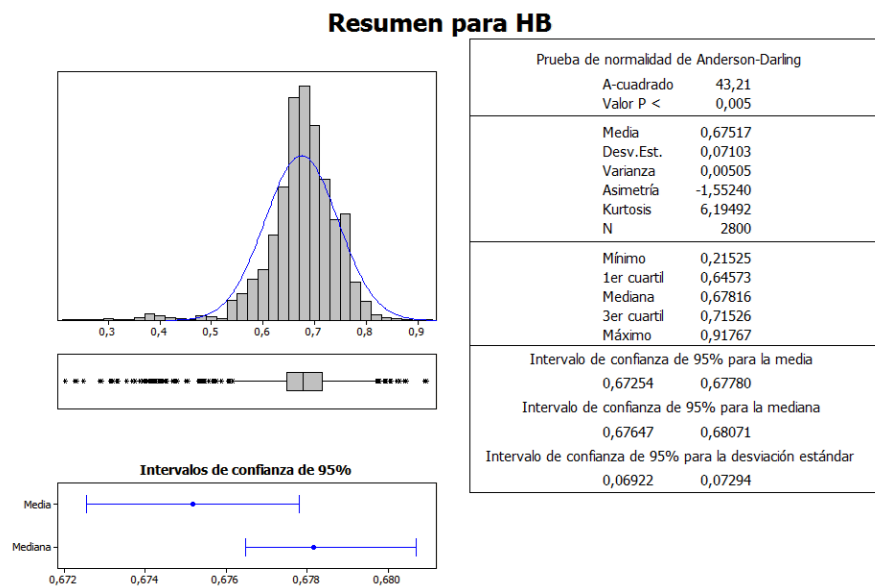


Ilustración 38. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición vender (S) cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; M_f = \text{COLCAP}; \text{CRT}\}$

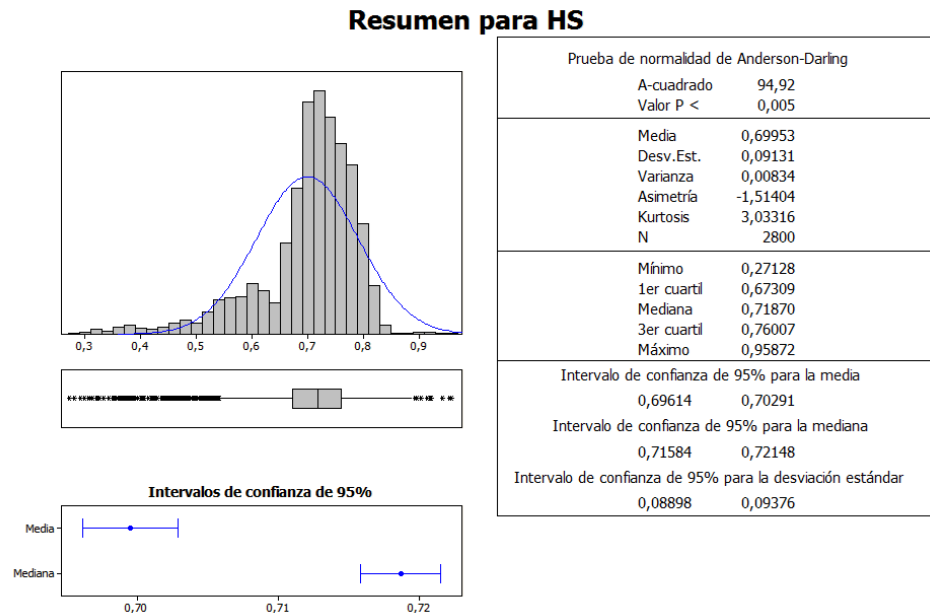


Ilustración 39. Estadísticas del comportamiento del coeficiente de Hurst para la posición retener (H) cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; M_f = \text{COLCAP}; \text{CRT}\}$

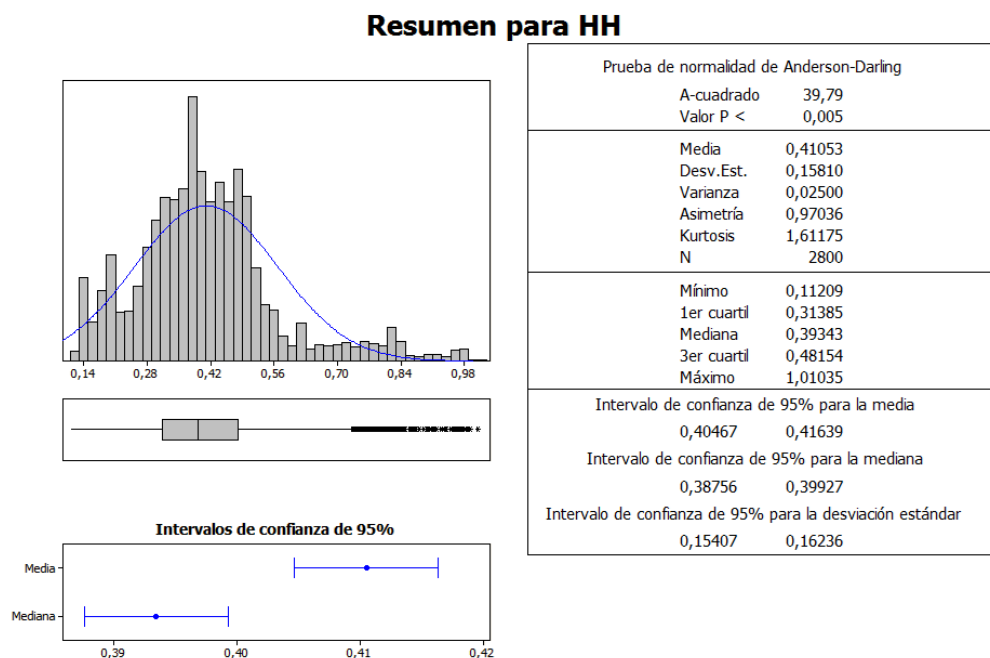


Ilustración 40. Correlación del Hurst estimado para cada posición del agente cuando {{P Grupal [0,1]; Mf = COLCAP; CRT}}

	H_B	H_S
H_S	0.522	
H_H	- 0.387	- 0.489

A partir del comportamiento de la Ilustración 36 y de los resultados de las estadísticas de las Ilustraciones 37 – 40, se concluye que la inclusión de datos del sistema real a la simulación de un modelos, que no están controlados por reglas de evolución sino que corresponden al comportamiento natural del sistema financiero, imprimen una mayor variabilidad a la series de tiempo resultante. Ahora bien si se analiza el comportamiento de Hurst de esta variante del modelo, se puede observar que pese al comportamiento promedio complejo de las posiciones comprar y vender y anti-persistente de la posición retener, tal y como se observa en la serie y en las estadísticas de los coeficientes resultantes, existe una tendencia a corregir su complejidad o caos hasta un punto en donde la racionalidad del agente juega un papel que disminuye el efecto manada en el inversionista

5.6 VALIDACIÓN DE LA VARIANTE DEL MODELO QUE MEJOR REPRESENTA EL MERCADO BURSÁTIL COLOMBIANO A PARTIR DE SU CONTRASTE CON LA SERIE REAL

Tabla 9 Error cuadrático medio para validación de variantes en comparación con el mercado colombiano.

	B	S	H
K	0,039	0,040	0,025
CRT	0,048	0,066	0,037

Con el fin de conocer cuál de las variantes propuestas describe de una mejor forma el comportamiento de la serie financiera del índice bursátil más representativo de la bolsa de valores de Colombia como es el caso del COLCAP, utilizado como macro factor mediante su función de densidad de probabilidad. Se procede a estimar el error cuadrático medio del coeficiente de Hurst resultante por cada posición adoptada por el agente al final de la corrida considerando su coeficiente de exceso de confianza o de reflexión cognitiva comparada con el Hurst de la serie del COLCAP para y por cada una de las 2800 observaciones y corridas de la simulación.

El error cuadrático medio permite conocer la diferencia entre cada uno de los resultados del modelo y cada uno de los resultados del coeficiente de Hurst para cada dato de la serie financiera del COLCAP, siendo el menor error el que menor diferencia posee lo que por consiguiente constituye una estimación más precisa del mercado Colombiano.

Considerando los datos de la Tabla 9, la variante del modelo en el que se considera una probabilidad de imitación idéntica para todos los agentes al inicio de cada corrida, donde el macro factor del mercado corresponde al comportamiento de 2800 ruedas de negociación del COLCAP y donde la influencia del coeficiente de exceso de confianza se incorpora, constituye un estimador más preciso del mercado colombiano.

6. CONCLUSIONES

Considerando que la construcción del pseudocódigo utilizado para la simulación, se realizó en base al modelo de referencia de Wei et al. en 2003 y Fan et al. en 2009, en el que el mercado bursátil estaba representado por un modelo autómatas celular y sobre el supuesto de que los agentes poseían una determinada capacidad de imitación propio del efecto manada, sobre este modelo se propusieron las variantes del modelo sobre el cual se definen las siguientes conclusiones:

- A partir de la estimación del coeficiente de Hurst para la serie de datos de 10 años del índice bursátil COLCAP del periodo comprendido entre 2/01/2004 y 8/08/2016, se llega a la conclusión de que pese a que el coeficiente de Hurst $H_{COLCAP} = 0,5323$, no hay evidencia de que la serie de datos describan un comportamiento aleatorio de manera continua durante el periodo, sino que por el contrario se pueden observar periodos de persistencia seguidos por periodos de anti-persistencia resaltando ciertos puntos en los que el nivel de memoria en la serie se pierde teniendo un comportamiento momentáneo parecido al de una caminata aleatoria, no obstante se evidencia que el mercado colombiano no es eficiente en su comportamiento.
- Considerando la probabilidad de imitación del agente inversor al inicio de cada corrida como uniformemente distribuida e individual para cada uno de los agentes junto a un macro factor que no ejerce ningún tipo de influencia y, y a su vez la única variable que ejerce algún tipo de influencia es el coeficiente K de exceso de Confianza, se llega a la conclusión que el cambio de probabilidad de imitación en los agentes disminuye ligeramente el grado de persistencia de la serie en comparación con el modelo base,

por tanto, el sesgo de efecto de confianza disminuye el impacto del efecto manada en el mercado.

- Cuando la probabilidad de imitación uniformemente distribuida es idéntica para todos los agentes al inicio de la iteración, el macro factor es generado de forma aleatoria uniformemente distribuido y se incorpora el coeficiente de exceso de confianza K , se llega a la conclusión de que el coeficiente de exceso de confianza y la variabilidad del comportamiento del mercado, influyen sobre la probabilidad de imitación del agente debido a que el nivel de complejidad del sistema disminuye, por causa posible de la tendencia de los agentes a sobreestimar los éxitos sobre los fracasos y aprender sobre sus decisiones acertadas, por lo que tenderán a decidir en base a sus creencias y no a las de su vecindad.
- Al tener un mercado en el que los agentes poseen distinta probabilidad de imitación y nivel de reflexión cognitiva por cada uno de ellos, además de que no se tiene en cuenta la información macro económica del mercado, se llega a la conclusión de que la racionalidad del agente surte efecto cuando el agente se encuentra en su proceso de decisión, debido a que al enfrentarse a una posible pérdida debida a una errónea decisión de inversión, por considerar las preferencias de su vecindad, el agente hace evidente su aversión al riesgo al respecto de tener en cuenta el comportamiento de la vecindad y por consiguiente el nivel de complejidad ocasionado por el efecto manada disminuye, pero aun así continua siendo complejo.
- Si se tiene en cuenta que el nivel de reflexión cognitiva es individual para cada agente y que la probabilidad de imitación es la misma para todos, el coeficiente por sí mismo individualiza a la probabilidad de imitación lo que ocasiona mayor variabilidad. Por eso el nivel de la complejidad de la serie

disminuye y llega a un punto en el que se puede observar un comportamiento ligeramente caótico, por lo que se puede explicar la disminución de la complejidad del sistema, por causa de la influencia que el nivel de reflexión cognitiva hace sobre la probabilidad de imitación del agente.

- La incorporación del índice bursátil COLCAP, como macro factor en el modelo y como representante del mercado real, imprime más variabilidad al sistema puesto que por sí solo, el comportamiento del índice describe una serie en la que la variabilidad es evidente por la presencia de periodos complejos y caóticos para ciertos tiempos en la serie.
- La inclusión de datos de un sistema real a la simulación de modelos, que no están controlados por reglas de evolución sino que corresponden al comportamiento natural del sistema financiero, imprimen una mayor variabilidad a la series de tiempo resultante.
- La variabilidad que le imprime la incorporación de datos del sistema real al modelo y la influencia que tiene el exceso de confianza sobre el agente inversor, permiten que se desarrolle un comportamiento que disminuye el nivel de complejidad de la serie financiera.
- La variante del modelo en el que se considera una probabilidad de imitación idéntica para todos los agentes al inicio de cada corrida, donde el macro factor del mercado corresponde al comportamiento de 2800 ruedas de negociación del COLCAP y donde la influencia del coeficiente de exceso de confianza se incorpora, constituye la variante o estimador más preciso del mercado colombiano.

- En síntesis, el sesgo que mejor representa la complejidad del mercado colombiano es el exceso de confianza pese a que la variabilidad del sesgo de aversión al riesgo no difiere en demasía con respecto al COLCAP, sin embargo el exceso de confianza presenta una diferencia matemática menor a la presentada por la aversión al riesgo considerando el nivel de reflexión cognitiva de los agentes en el mercado.
- A pesar de que las variantes propuestas son estadísticamente similares para una longitud de ciclo de 29, a diferencia de las series donde con el tiempo la tendencia es a presentar un ruido blanco, los modelos en donde la probabilidad de imitación es individual y el macro factor del mercado es nulo para cualquier de los sesgos de comportamiento considerados así como el modelo donde la probabilidad de imitación es idéntica para todos los agentes, dicha probabilidad está bajo influencia de la aversión al riesgo y el COLCAP funciona como macro factor, se mantienen persistentes en el tiempo. El modelo donde la probabilidad de imitación es idéntica para los agentes, el COLCAP representa el comportamiento del mercado y el sesgo que influencia la probabilidad de imitación es el exceso de confianza, constituye el modelo que más se parece al comportamiento descrito por el colombiano.

7. RECOMENDACIONES

- La implementación de la simulación basada en agentes y de forma más específica, los modelos autómatas celulares, puede constituir una metodología para el análisis y estudio de sesgos emocionales y sesgos cognitivos del agente inversionista que se pueden evidenciar en contribuciones científicas al respecto y además de los considerados en este trabajo de grado. Lo anterior, bien sea mediante la evaluación de su influencia sobre el efecto manada manifiestamente reconocido como presente en el comportamiento del mismo, o de forma individual y segregada con el fin de adicionar validez a los pronósticos que se hacen en el momento de decisión del inversor.
- La generación y el análisis de precios, aspecto que se encuentra fuera del alcance de esta investigación, resulta ser una propuesta futura de investigación desde el enfoque propuesto por Milan Lovric en su tesis doctoral bajo la simulación macroscópica realizada por Levy, Levy y Solomon donde se excluye al exceso de confianza, o desde la perspectiva de Gervais y Odean en el que el exceso de confianza gobierna la oferta y demanda del mercado y por consiguiente, la dinámica de precios del mismo.
- Por consiguiente, el estudio de la complejidad del mercado puede abordarse desde la simulación basada en agentes y dependiendo de la metodología y enfoque de generación de precios, a partir del cálculo de rentabilidades de forma complementaria a cuando el fundamento son las posiciones o estados adoptados por los agentes inversores en su momento de decisión, en conformidad con la probabilidad de imitación (tendencia a presentar efecto manada) y al tipo de información del mercado disponible para sí.

- La consideración de diferentes tipos de activos financieros del mercado colombiano y/o global dentro del modelo, o inclusive la conformación y diversificación de portafolios por cada uno de los agentes, resulta ser un aspecto que cobra importancia desde la premisa de que el riesgo solo va ligado a un solo tipo de activos (renta variable). No obstante, resulta de interés el análisis del efecto que tienen distintos tipos de activos sobre el resultado de inversión y sobre el aprendizaje del inversor, enfoque que puede ser estudiado a través de modelos autómatas financieros, no obstante dependen de otro tipo de técnicas cuantitativas y/o cualitativas de análisis que no son parte del alcance de esta investigación.
- La inclusión de características socio-demográficas en el modelamiento de los agentes inversores en modelos autómatas celulares y de carácter adicional a los sesgos de comportamiento, constituye una forma de modelamiento de mercado virtuales en un punto más aproximado y/o análogo a los mercados reales, puesto que la consideración de factores del ser de los inversionistas además de sus factores conductuales permitiría caracterizar el tipo de agente y realizar una aproximación acerca de sus preferencias de inversión.

BIBLIOGRAFÍA

ALEXANDER, Sidney S. "Price movements in speculative markets: Trends or random walks." *Industrial Management Review* [En Línea]. 1961. (pre-1986) 2, No. [Citado el 11 de abril de 2016]. Pp. 7-26. Disponible en: <http://search.proquest.com/openview/36fb3a6f0ebfdd90b9b7699504cc512b/1?pg-origsite=gscholar>

ANDERSEN, Jørgen Vitting y NOWAK, Andrzej. *Financial Markets as Interacting Individuals: Price Formation from Models of Complexity. An Introduction to Socio-Finance*, Springer Berlin Heidelberg [En Línea]. 2013. [Citado el 22 de diciembre de 2016]. pp. 59-76. Disponible en: http://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-41944-7_3

ARAGONES, J. R., y MASCAREÑAS, J. La eficiencia y el equilibrio en los mercados de capital. *Análisis Financiero*. [En Línea]. 1994. No. 64. [Citado el 16 de julio de 2016]. pp. 76-89. Disponible en: [http://s3.amazonaws.com/academia.edu.documents/43521730/eficienc.pdf?AWSAccessKeyId=AKIAJ56TQJRTWSMTNPEA&Expires=1483653434&Signature=uiHGEQUaveKuhu8FiPGv9FzK4UM%3D&response-content-disposition=inline%3B%20filename%3DLa eficiencia y el equilibrio en los mer. pdf](http://s3.amazonaws.com/academia.edu.documents/43521730/eficienc.pdf?AWSAccessKeyId=AKIAJ56TQJRTWSMTNPEA&Expires=1483653434&Signature=uiHGEQUaveKuhu8FiPGv9FzK4UM%3D&response-content-disposition=inline%3B%20filename%3DLa%20eficiencia%20y%20el%20equilibrio%20en%20los%20mercados%20de%20capital.pdf)

BANCO DE LA REPÚBLICA DE COLOMBIA. Índice del mercado bursátil colombiano. 2016. Disponible en: <http://www.banrep.gov.co/es/igbc>

BOLSA DE VALORES DE COLOMBIA. 80 años del mercado de valores en Colombia [En Línea]. 2010. [Citado el 22 de diciembre de 2016]. pp. 3-13.

Disponible en:
[https://www.google.com.co/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&cad=rja&uact=8&sqi=2&ved=0ahUKEwjmmZrpyrHRAhWEyyYKHTMDBooQFggYMAA&url=https%3A%2F%2Fwww.bvc.com.co%2Frecursos%2FFiles%2FAcerca de la BV C%2FOchenta Anos Mercado de Valores.pdf&usq=AFQjCNE6FXu0zh3lww_rnv_K-fBT92zkl5Q&bvm=bv.142059868,d.eWE](https://www.google.com.co/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&cad=rja&uact=8&sqi=2&ved=0ahUKEwjmmZrpyrHRAhWEyyYKHTMDBooQFggYMAA&url=https%3A%2F%2Fwww.bvc.com.co%2Frecursos%2FFiles%2FAcerca%20de%20la%20BV%20C%20ochenta%20Anos%20Mercado%20de%20Valores.pdf&usq=AFQjCNE6FXu0zh3lww_rnv_K-fBT92zkl5Q&bvm=bv.142059868,d.eWE)

BRATMAN, Michael. Intention, Plans and Practical Reason. Center for the Study of Language and Information [En Línea]. 1987. Disponible en:
<http://philpapers.org/rec/BRAIPA>

BREEN, Richard; VAN DE WERFHORST, Herman G. y JÆGER, Mads Meier. Deciding under doubt: A theory of risk aversion, time discounting preferences, and educational decision-making. European Sociological Review, Oxford University Press [En Línea]. 2014, Vol. 30, No. 2. [Citado el 16 de octubre de 2016]. pp. 258-270. Disponible en: <http://www.hermanvandewerfhorst.socsci.uva.nl/ESR2014.pdf>

CALVO, Marta Posada; IGLESIAS, Cesáreo Hernández; PAREDES, Adolfo López. Aprendizaje Evolutivo en la Subasta Doble Continua. Un enfoque Multiagente. En VIII Congreso de Ingeniería de Organización [En Línea]. 2004 [citado el 6 de julio de 2016]. p. 111-120. Disponible en:
<http://adingor.es/congresos/web/uploads/cio/cio2004/111-120.pdf>

CANOVA, Fabio. Methods for applied macroeconomic research. Princeton University Press [En Línea]. 2007, Vol. 13. [Citado el 6 de diciembre de 2016]. p. 492. Disponible en:
<https://books.google.com.co/books?hl=es&lr=&id=CCQxZ4fpVGMC&oi=fnd&pg=P2&dq=Methods+for+applied+macroeconomic+research&ots=QBqwfot10G&sig=0>

[MQ3Z5dU2jVrjOG6g7e0JFr9FgQ&redir_esc=y#v=onepage&q=Methods%20for%20applied%20macroeconomic%20research&f=false](http://www.repositorio.uchile.cl/bitstream/handle/2250/112147/Carbone,%20G.pdf?sequence=3)

CARBONE SARLI, Guillermo. Estrategias de momentum y contrarian en el mercado accionario chileno: ¿rentabilidades reales?. Universidad de Chile [En Línea]. 2013. Disponible en: <http://repositorio.uchile.cl/bitstream/handle/2250/112147/Carbone,%20G.pdf?sequence=3>

CARDOSO, Carolina; BERT, Federico y PODESTÁ, Guillermo. Modelos Basados en Agentes (MBA): definición, alcances y limitaciones. Inter-American Institute for Global Change Research [En Línea]. 2014. [Citado el 13 de diciembre de 2016]. pp.1-14. Disponible en: [http://www.iai.int/wp-content/uploads/2014/03/Cardoso et al Manual ABM.pdf](http://www.iai.int/wp-content/uploads/2014/03/Cardoso_et_al_Manual_ABM.pdf)

CEBALLOS HORNERO, David. Relaciones en los mercados financieros: Complejidad y Arbitraje. Departamento de Matemática Económica, Financiera y Actuarial. Universitat de Barcelona [En Línea]. 2000 [citado el 4 de julio de 2016]. pp. 1 -21. Disponible en: <http://diposit.ub.edu/dspace/bitstream/2445/121/1/72.pdf>

COWLES 3rd, ALDRED y JONES, Herbert E. Some a posteriori probabilities in stock market action. Econometrica, Journal of the Econometric Society [En Línea]. 1937. [Citado el 18 de mayo de 2015]. pp. 280-294. Disponible en: <http://www.e-m-h.org/CoJo37.pdf>

DANIEL, Kent D.; HIRSHLEIFER, David; SUBRAHMANYAM, Avanidhar. Overconfidence, arbitrage, and equilibrium asset pricing. The Journal of Finance [En Línea]. 2001, Vol. 56, No. 3, p. 921-965.

DANIEL, K.; TITMAN, S. Market Efficiency in an Irrational World. Financial Analysts' Journal. 1999, Vol. 55, págs 28-40.

DE GRAUWE, Paul. The scientific foundation of dynamic stochastic general equilibrium (DSGE) models. Public Choice [En Línea]. 2010, Vol. 144, No. 3-4 [Citado el 16 de julio de 2016]. pp. 413-443. Disponible en: <http://link.springer.com/article/10.1007/s11127-010-9674-x>

DEL CAMPO DUTREY, Tomás. OVC en Modelos DSGE. Universidad Alberto Hurtado – Georgetown University [En Línea]. 2010 [Citado el 16 de julio de 2016]. pp. 1-24. Disponible en: <http://repositorio.uahurtado.cl/bitstream/handle/11242/6966/MECOCodelCampo.pdf?sequence=1>

DOMÍNGUEZ, Diego; ARDILA, Esperanza y MORENO, Jhon. Metodología e interpretación del coeficiente de Hurst. Universidad Externado de Colombia. Odeon [En Línea]. 2010, No. 5. [Citado el 23 de septiembre de 2016]. pp. 265-290. Disponible en: http://portal.uexternado.edu.co/pdf/5_revistaOdeon/odeon5/LuengasArdilayMoreno.pdf

DREBER, Anna; RAND, David; WERNERFELT, Nils; WORRELL, Peter y ZECKHAUSER, Richard. The decisions of entrepreneurs and their agents: revealed levels of risk Aversion and betrayal aversion. Faculty Research Working Paper Series, Harvard Kennedy School. 2013. [Citado el 16 de octubre de 2016]. pp. 1-28. Disponible en: <https://research.hks.harvard.edu/publications/getFile.aspx?Id=938>

DUARTE, Juan Benjamín; GARCÉS, Laura Daniela; SIERRA, Katherine Julieth. Efecto manada en sectores económicos de las bolsas latinoamericanas: una visión pre y poscrisis subprime. *Contaduría y Administración* [En Línea]. 2016, No. 2, Vol. 61 [citado el 25 de febrero de 2016]. pp. 298-323. Disponible en: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S018610421500128X>

DUARTE, Juan Benjamín; MASCAREÑAS, Juan Manuel. Comprobación de la Eficiencia Débil de los Principales Mercados Financieros Latinoamericanos. *Estudios Gerenciales* [En Línea]. 2014, Vol. 30, No. 133 [Citado el 30 de noviembre de 2016]. pp. 365-375. Disponible en: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0123592314001375>

DUARTE, Juan Benjamín y MASCAREÑAS; Juan Manuel. ¿Han sido los mercados bursátiles eficientes informacionalmente?. *Apuntes del CENES* [En Línea]. 2014, Vol. 33, No. 57 [Citado el 20 de enero de 2017]. p. 117-146. Disponible en: <http://revistas.uptc.edu.co/index.php/cenes/article/viewFile/2906/2643>

DUARTE, Juan Benjamín; RAMÍREZ, Zulay Yesenia; MASCAREÑAS, Juan Manuel. Estudio del efecto tamaño en el mercado bursátil colombiano. *Journal of Economics Finance and Administrative Science* [En Línea]. 2013, Vol. 18 [citado el 25 de febrero de 2016]. pp. 23-27. Disponible en: http://ac.els-cdn.com/S2077188613700271/1-s2.0-S2077188613700271-main.pdf?tid=2f3e58fe-69a8-11e6-89dd-00000aacb35d&acdnt=1472008355_1fdb9ea68a88663d3ee9a0db4a41d214

ENGLE, Robert F.; GHYSELS, Eric; SOHN, Bumjeon. Stock market volatility and macroeconomic fundamentals. *Review of Economics and Statistics* [En Línea]. 2013, Vol. 95, No. 3, p. 776-797.

ESPINOSA MÉNDEZ, Christian. Efecto fin de semana y fin de mes en el mercado bursátil chileno. Panorama Socioeconómico [En Línea] 2007, No. 34, Vol. 25 [Citado el 5 de junio de 2015]. pp. 8 – 17. Disponible en: https://mpra.ub.uni-muenchen.de/6915/1/MPRA_paper_6915.pdf

FAMA, Eugene F. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. The Journal of Finance. [En línea]. 1970. No.2, Vol. 25. [Citado el 18 de mayo de 2015] pp. 383-417. Disponible en: <http://down.cenet.org.cn/upfile/36/20058187426139.pdf>

FAMA, Eugene F. The behavior of stock-market prices. The journal of Business [En Línea., 1965, Vol. 38, No. 1 [citado el 24 de abril de 2016], pp. 34-105. Disponible en:
http://www.academia.edu/download/35788156/debondt_and_thaler.pdf

FAMA, Eugene F. Efficient Capital Markets: II. The Journal of Finance [En Línea]. 1991, Vol. 46, No. 5. [Citado el 27 de diciembre de 2015]. pp. 1575 - 1617. Disponible en: <http://www.jstor.org/stable/2328565>

FAN, Ying. YING, Shang-Jun. WANG, Bing-Hong. WEI, Yi-Ming. The effect of investor psychology on the complexity of stock market: An analysis based on cellular automaton model. Computers & Industrial Engineering [En línea]. 2009, No. 1, Vol. 56 [citado el 24 de enero de 2016]. pp. 63-69. Disponible en: <http://nlsc.ustc.edu.cn/phpcms/uploadfile/common/research/9.Complex%20Adaptive%20Systems,%20Minority%20Game%20and%20Econophysics/16.pdf>

FERNÁNDEZ ALONSO, Beatriz; VALLELADO GONZALEZ, Eleuterio. Representatividad, Conservadurismo y Exceso de Confianza: Evidencia de

Racionalidad Limitada del Inversor. Decisiones basadas en el conocimiento y en el papel social de la empresa: XX Congreso anual de AEDEM, Asociación Española de Dirección y Economía de la Empresa (AEDEM) [En Línea]. 2007 [Citado el 3 de marzo de 2016]. p. 6-18. Disponible en: <https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/2499411.pdf>

FREDERICK, Shane. Cognitive reflection and decision-making. The Journal of Economic Perspectives [En Línea]. 2005, Vol. 19, No. 4 [Citado el 3 de febrero de 2016]. pp. 25-42. Disponible en: https://www.law.yale.edu/system/files/area/workshop/leo/document/Frederick_CognitiveReflectionandDecisionMaking.pdf

FROMLET, Hubert. Behavioral Finance-Theory and Practical Application: Systematic analysis of departures from the Homo economicus paradigm are essential for realistic financial research and analysis. Business Economics [En Línea]. 2001. [Citado el 27 de diciembre de 2016]. pp. 63-69. Disponible en: http://www.academia.edu/download/32433310/art-B-behavioral_finance_theory_and_practical_application.pdf

GANDHI, Shailesh; BULSARA, Hemantkumar P. y PATEL, Pooja. Conceptual Study on Efficient Market Hypothesis for World Markets: Finding Opportunities for Indian Stock Markets. Management Journal for Theory and Practice Management [En Línea]. 2013, No. 67. [Citado el 10 de octubre de 2016]. pp. 25-36. Disponible en: http://www.management.fon.rs/management/e_management_67_english_03.pdf

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

GERVAIS, Simon y ODEAN, Terrance. Learning to be overconfident. Review of Financial studies [En línea]. 2001, No. 1, Vol. 14 [citado el 29 de febrero de 2016]. pp. 1-27. Disponible en: <http://faculty.haas.berkeley.edu/odean/papers%20current%20versions/learningRFS.pdf>

GILBERT, Nigel. Agent-based social simulation: dealing with complexity. Centre for Research on Social Simulation, University of Surrey [En Línea]. 2004. [Citado el 16 de octubre de 2016]. pp. 1 -14. Disponible en: <https://www.researchgate.net/profile/NigelGilbert>

GILOVICH, Thomas; GRIFFIN, Dale y KAHNEMAN, Daniel. Heuristics and biases: The psychology of intuitive judgment. Cambridge university press [En Línea]. 2002. [Citado el 04 de enero de 2017]. Disponible en: <http://www.unibielefeld.de/ikg/zick/content%20gilovich%20et%20al.pdf>

GRETHER, D.M. Bayes Rule as a Descriptive Model: The Representativeness Heuristic. The Quarterly Journal of Economics [En Línea]. 1980, Vol. 95, No. 3 [Citado el 3 de marzo de 2016]. pp. 537-557. Disponible en: <http://pascal.iseg.utl.pt/~mabreu/fcnet/documentos/P3%20Grether%201980%20Bayes%20rule%20as%20a%20descriptive%20model%20Representativeness.pdf>

GRETHER, D.M. Testing Bayes Rule and the Representativeness Heuristic: Some Experimental Evidence. Journal of Economic Behavior and Organization [En Línea]. 1992, Vol. 17, No. 1 [Citado el 3 de marzo de 2016]. pp. 31-57. doi:10.1016/0167-2681(92)90078-P. Disponible en: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/016726819290078P>

GUPTA, Rakesh y BASU, Parikshit K. Weak form efficiency in Indian stock markets. International Business & Economics Research Journal (IBER) [En Línea]. 2011, Vol. 6, No 3. [Citado el 01 de diciembre de 2016]. pp. 57 - 64. Disponible en: <http://www.cluteinstitute.com/ojs/index.php/IBER/article/download/3353/3400>

HASELTON, Martie; NETTLE, Daniel y MURRAY, Damian. The evolution of cognitive bias. The handbook of evolutionary psychology [En Línea]. 2005. [Citado el 13 de diciembre de 2016]. pp.724-746. Disponible en:<http://www.sscnet.ucla.edu/comm/haselton/papers/downloads/handbookevpsych.pdf>

HERNÁNDEZ, Manrique. Finanzas Conductuales: Un enfoque para Latino América. TEC Empresarial [En línea]. 2009, No. 3, Vol. 3 [citado el 16 de enero de 2016]. pp.8-17. Disponible en: http://revistas.tec.ac.cr/index.php/tec_empresarial/article/view/652

IRGOIN, Cesar Humberto Antunez. Análisis de Series de Tiempo. Contribuciones a la Economía [En Línea]. 2011, No. 2 [citado el 4 de junio de 2016]. pp. 1-47. Disponible en: <http://www.eumed.net/ce/2011a/chai.htm>

IZQUIERDO, Luis; GALÁN, José; SANTOS, José y DEL OLMO, Ricardo. Modelado de sistemas complejos mediante simulación basada en agentes y mediante dinámica de sistemas. Empiria, Revista de Metodología de Ciencias Sociales [En Línea]. 2008, No. 16. [Citado el 6 de enero de 2017]. pp. 85-112. Disponible en: <http://revistas.uned.es/index.php/empiria/article/viewFile/1391/1286>. ISSN: 1139-5737

JOHER, Anna Batlle y MONTORO, Sandra Grebol. Fractales en los mercados financieros. Barcelona School of Management, Universitat Pompeu Fabra [En

Línea]. 2009. [Citado el 30 de noviembre de 2016]. pp. 25-27. Disponible en: <http://www.barcelonaschoolofmanagement.upf.edu/documents/Tesina-Fractales-en-los-mercados-financieros.pdf>

JONES, Edward y DAVIS, Keith. From acts to dispositions: the attribution process in social psychology. *Advances in experimental social psychology*, Florida: Academic Press [En Línea]. 1965, Vol. 2 [Citado el 21 de agosto de 2016]. pp. 219-226. Disponible en: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0065260108601070>

KAHNEMAN, Daniel y TVERSKY, Amos. Subjective probability: A judgment of representativeness. *Cognitive Psychology* [En Línea]. 1972, Vol. 3, No. 3. [Citado el 21 de diciembre de 2016]. pp. 430-454. Disponible en: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0010028572900163>

KAHNEMAN, Daniel; TVERSKY, Amos. Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica: Journal of the Econometric Society* [En Línea]. 1979 [Citado el 22 de abril de 2016]. p. 263-291. Disponible en: https://engineering.purdue.edu/~ipollak/ece302/SPRING12/notes/Prospect_Theory_an_Analysis_of_Decision_under_Risk_Kahneman_Tversky_1979.pdf

KELLEY, Harold. Attribution theory in social psychology. In. D. Levine, Nebraska Symposium on Motivation, University of Nebraska Press [En Línea]. 1967, Vol.15 [Citado el 14 de septiembre de 2016]. pp. 192-238. Disponible en: <http://psycnet.apa.org/psycinfo/1968-13540-001>

KENDALL, M.G.; BRADFORD HILL, A. The Analysis of Economic Time-Series- Part I: Prices. *Journal of the Royal Statistical Society, Series A (General)* [En

Línea]. 1953, Vol. 116, No. 1 [Citado el 18 de mayo del 2015]. pp. 11-34.
Disponible en: <http://www.e-m-h.org/KeHi53.pdf>

KRISTOUFEK, Ladislav; VOSVRDA, Miloslav. Measuring capital market efficiency: long-term memory, fractal dimension and approximate entropy. The European Physical Journal B, 2014, Vol. 87, No 7, p. 1-9. Disponible en: <http://arxiv.org/pdf/1307.3060>

LARRE, Matías Menéndez. Las ondas de Elliott: El comportamiento fractal de los mercados financieros. Profit Editorial [En Línea]. 2016. [Citado el 04 de enero de 2017].
Disponible en: <https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=bPEODAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA9&dq=Las+ondas+de+Elliott:+El+comportamiento+fractal+de+los+mercados+financieros&ots=mnxCGOY4CW&sig=XKja5tNmVgs5NxcXJ3Nw7OsXQ6M>

LEBARON, Blake. Agent-based computational finance. Handbook of computational economics [En Línea]. 2006, Vol. 2 [Citado el 18 de noviembre de 2015]. pp. 1187-1233.
Disponible en: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.468.4026&rep=rep1&type=pdf#page=390>

LEVINE, Sheen S.; ZAJAC, Edward J. The institutional nature of price bubbles [En Línea]. 2007. Disponible en SSRN 960178.

LOVRIC, Milan. Behavioral finance and agent-based artificial markets. Erasmus University Rotterdam [En Línea]. 2011 [citado el 18 de noviembre de 2015].
Disponible en: repub.eur.nl/pub/22814/EPS2011229F&A9789058922588.pdf

MAJUMDER, Debasish. When the market becomes inefficient: Comparing BRIC markets with markets in the USA. *International Review of Financial Analysis* [En Línea]. 2012, Vol. 24 [Citado el 20 de enero de 2017]. p. 84-92. Disponible en: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1057521912000750>

MANDELBROT, Benoit. Statistical methodology for nonperiodic cycles: from the covariance to R/S analysis. *Annals of Economic and Social Measurement*, National Bureau of Economic Research [En Línea]. 1972, Vol. 1, No. 3. [Citado el 16 de julio de 2016]. pp. 259-290. Disponible en: <http://www.nber.org/chapters/c9433.pdf>

MASSA, Massimo y SIMONOV, Andrei. Behavioral biases and investment. *Review of Finance* [En Línea]. 2005, Vol. 9, No. 4. [Citado el 15 de diciembre de 2016]. pp. 483-507. Disponible en: <http://aida.econ.yale.edu/~shiller/behfin/2002-04-11/massa-simonov.pdf>

MOZAFARI, Milad, y ALIZADEH Rahim .A Cellular Learning Automata Model of Investment Behavior in the Stock Market. *Neurocomputing, Ubiquitous Computing* [En Línea]. 2012, 122. pp. 470–79. doi:10.1016/j.neucom.2013.06.002.

OECHSSLER, Jörg; ROIDER, Andreas; SCHMITZ, Patrick W. Cognitive abilities and behavioral biases. *Journal of Economic Behavior & Organization* [En línea]. 2009, No. 1, Vol. 72 [citado el 03 de febrero de 2016]. pp. 147-152. Disponible en: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167268109001103#articles>

PÉREZ ALONSO, Carlos Ismael. Un Sistema Multi-agente para la simulación de mercados financieros. *Universidad Veracruzana* [En Línea]. 2013. [citado el 16 de julio de 2016]. Disponible en: <http://www.uv.mx/personal/aquerra/files/2013/06/2013-Perez-Alonso.pdf>

PETERS, Edgar E. Chaos and order in the capital markets: a new view of cycles, prices, and market volatility. John Wiley & Sons [En Línea]. 1996. [Citado el 16 de julio de 2016]. Disponible en: <https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=Qi0meDIDrgQC&oi=fnd&pg=PA1&dq=chaos+and+order+in+capital+markets&ots=lalbZePvt0&sig=w1-qW00GKtODwuQ-yKXeA05cPSQ>

PETERS, Edgar E. Fractal market analysis: applying chaos theory to investment and economics. John Wiley & Sons [En Línea]. 1994. Vol. 24. [Citado el 16 de julio de 2016]. pp. 39-86. Disponible en: <http://www.wiley.com/WileyCDA/WileyTitle/productCd-0471585246.html>

PFISTER, Hans-Rüdiger y BÖHM, Gisela. The multiplicity of emotions: A framework of emotional functions in decision-making. Judgment and decision making [En Línea]. 2008, Vol. 3, No. 1. [Citado el 16 de octubre de 2016]. pp. 5-17. Disponible en: <http://s3.amazonaws.com/academia.edu.documents/43351535/bb1.pdf?AWSAccessKeyId=AKIAJ56TQJRTWSMTNPEA&Expires=1484146905&Signature=RRK3KzUrqyanBqKYqfhaevMXqEY%3D&response-content-disposition=inline%3B%20filename%3DThe+multiplicity+of+emotions+A+framework.pdf>

QIU, G.; KANDHAI, D.; SLOOT, P. M. A. Understanding the complex dynamics of stock markets through cellular automata. Physical Review E, The American Physical Society [En Línea]. 2007, Vol. 75, No. 4 [Citado el 04 de julio de 2016]. pp. 046116-1 – 046116 - 11. Disponible en: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.75.3545&rep=rep1&type=pdf>

QUEZADA, Ariel y CANESSA, Enrique. Agent-based modeling: A tool for complementing the analysis of social phenomena. Avances en Psicología Latinoamericana [En Línea]. 2010, Vol. 28, No. 2. [Citado el 13 de diciembre de 2016]. pp. 226-230. Disponible en: http://www.scielo.org.co/scielo.php?pid=S1794-47242010000200007&script=sci_arttext&tlng=es. ISSN: 1794-4724.

QUINTERO DELGADO, Oscar Yesid; RUIZ DELGADO, Jonathan. Estimación del Exponente de Hurst y la Dimensión Fractal de una superficie topográfica a través de la extracción de perfiles. Revista GEOMÁTICA UD.GEO [En Línea]. 2011, No. 5 [Citado el 25 de julio de 2016]. pp. 84-91. Disponible en: <http://revistas.udistrital.edu.co/ojs/index.php/UDGeo/article/view/3648/6866>

RAMOS, María; IGLESIAS, Fernando; SERRANO, Jazmín y LÓPEZ, Cyntia. Sistemas fractales de los precios de las acciones en la Bolsa de Madrid. Tópicos Selectos de Recursos [En Línea]. 2014. [Citado el 16 de octubre de 2016]. pp. 113-126. Disponible en: <https://dialnet.unirioja.es/descarga/libro/564996.pdf#page=122>

ROBERTS, Harry. Stock Market "Patterns" and Financial Analysis: Methodological Suggestions. The Journal of Finance [En Línea]. 1959, Vol. 14, No. 1 [Citado el 18 de mayo de 2015]. pp. 1-10. Disponible en: <http://m.e-m-h.org/Robe59.pdf>

RODRÍGUEZ, Werner Kristjanpoller; YÁÑEZ, Teresita Arenas. El efecto fin de mes en los principales mercados accionarios latinoamericanos. Contaduría y Administración [En Línea]. 2015, No. 1, Vol. 60 [citado el 5 de junio de 2016]. pp. 53-86. Disponible en: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0186104215721479>

RUSSELL, Stuart; NORVIG, Peter. Artificial Intelligence A Modern Approach. Prentice Hall [En Línea]. 2003. 2da Edición [Citado el 11 de julio de 2016]. Disponible en: <http://www.aima.cs.berkeley.edu/>

SEWELL, Martin. Behavioural Finance. Department of Computer Science. University College London [En Línea]. 2007. [Citado el 10 de octubre de 2016]. pp. 1-14. Disponible en: http://s3.amazonaws.com/academia.edu.documents/30766417/behavioural-finance.pdf?AWSAccessKeyId=AKIAJ56TQJRTWSMTNPEA&Expires=1484146400&Signature=KkUmeOUcoc7WWUMxv76FDB0%2F7vc%3D&response-content-disposition=inline%3B%20filename%3DBehavioural_Finance.pdf

SHEFRIN, Hersh. Beyond greed and fear: Understanding behavioral finance and the psychology of investing. Oxford University Press on Demand [En Línea]. 2002. [Citado el 10 de octubre de 2016]. Disponible en: <https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=hX18tBx3VPsC&oi=fnd&pg=PR9&dq=Beyond+greed+and+fear:+Understanding+behavioral+finance+and+the+psychology+of+investing&ots=0ux2cstqXx&sig=GCBOWeF6QN1SZDUtld6w8FK-GLU>

SHILLER, Robert J. From efficient markets theory to behavioral finance. The Journal of Economic Perspectives. [En línea]. 2003. [citado el 20 de abril de 2016]. Vol. 17, no 1, p. 83-104. Disponible en: https://www.rose-hulman.edu/~bremmer/EMGT/paper/shiller_2.pdf

SHIVE, Sophie. Local investors, price discovery, and market efficiency. Journal of Financial Economics [En Línea]. 2012, Vol. 104, No. 1. [Citado el 10 de octubre de 2016] pp. 145-161. Disponible en: https://www.researchgate.net/profile/Sophie_Shive/publication/228820467_Local_i

nvestors price discovery and market efficiency/links/00b7d52b9d8f7ad0fd000000.pdf

SIERRA, Katherine. Comprobación del Comportamiento Caótico en el Índice General de la Bolsa de Colombia. Universidad Industrial de Santander [En Línea]. 2012. [Citado el 18 de julio de 2016]. pp. 40 - 41. Disponible en: http://tangara.uis.edu.co/biblioweb/pags/cat/popup/pa_detalle_matbib.jsp?parametros=162246|%20|8|8

SORIA, Karla y ZÚÑIGA, Sergio. Algunas estimaciones del coeficiente de Hurst para el IGPA chileno. Coquimbo: Universidad Católica, Escuela de Ingeniería del Norte [En Línea]. 2010. [Citado el 14 de septiembre de 2016]. pp.1-8. Disponible en: https://www.researchgate.net/profile/Sergio_Zuniga-Jara/publication/267222916_ALGUNAS_ESTIMACIONES_DEL_COEFICIENTE_DE_HURST_PARA_EL_IGPA_CHILENO/links/544e5cdd0cf29473161bdb22.pdf

STATMAN, Meir. Behavioral finance: Finance with normal people. Borsa Istanbul Review [En línea]. 2014, No. 2, Vol. 14 [citado el 20 de abril de 2016]. pp. 65-73. Disponible en: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2214845014000143>

SUBGERENCIA CULTURAL DEL BANCO DE LA REPÚBLICA DE COLOMBIA. Mercado bursátil. [En Línea]. (2015). Disponible en: http://admin.banrepcultural.org/blaavirtual/ayudadetareas/economia/mercado_bursatil

SUBGERENCIA CULTURAL DEL BANCO DE LA REPUBLICA DE COLOMBIA. Mercados. [En Línea]. (2015). Disponible en: <http://www.banrepcultural.org/blaavirtual/ayudadetareas/economia/mercados>

TALERO, Leonardo. Comprobación de la Teoría de Finanzas Conductuales en el Mercado Bursátil de Colombia mediante la simulación de mercados artificiales. Universidad Industrial de Santander [En Línea]. 2015.

TETLOCK, Philip y LEVI, Ariel. Attribution bias: On the inconclusiveness of the cognition-motivation debate. Journal of Experimental Social Psychology [En Línea]. 1982, Vol. 18, No. 1. [Citado el 26 de septiembre de 2016]. pp. 68-88. Disponible en: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0022103182900828>

TVERSKY, Amos; KAHNEMAN, Daniel. Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. Science [En línea]. 1974. No. 4157, Vol. 185 [citado el 22 de abril de 2016]. pp. 1124-1131. Disponible en: <http://science.sciencemag.org/content/185/4157/1124>

VON NEUMANN, John; MORGENSTERN, Oskar. Theory of Games and Economic Behavior. Bull. Amer. Math. Soc [En Línea]. 1945, Vol. 51, No. 7 [Citado el 3 de febrero de 2016]. pp. 498-504. Disponible en: <http://www.ams.org/journals/bull/1945-51-07/S0002-9904-1945-08391-8/S0002-9904-1945-08391-8.pdf>

WEI, Yi-ming; YING, Shang-jun; FAN, Ying; WANG, Bing-Hong. The cellular automaton model of investment behavior in the stock market. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications [En Línea]. 2003, Vol. 325, No. 3 [Citado el 4 de julio de 2016]. pp. 507-516. Disponible en: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437103001444>

YALCIN, Kadir Can. Market rationality: Efficient market hypothesis versus market anomalies. European Journal of Economic and Political Studies [En Línea]. 2016,

Vol. 3, No. 2. [Citado el 10 de octubre de 2016]. pp. 23-38. Disponible en:
<http://www.ejeps.com/index.php/ejeps/article/viewFile/51/51>

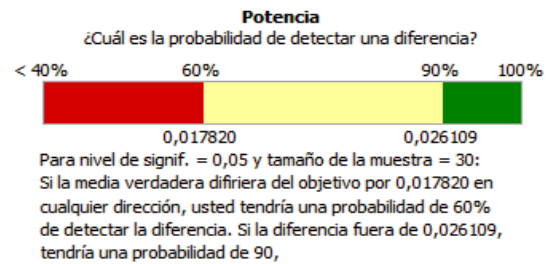
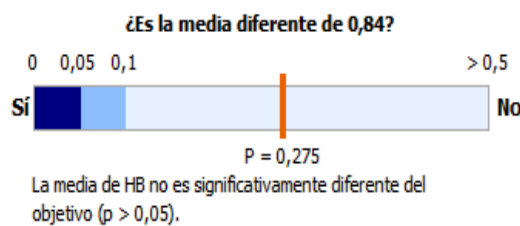
ANEXOS

Anexo A. Artículo de carácter publicable resultado de investigación.

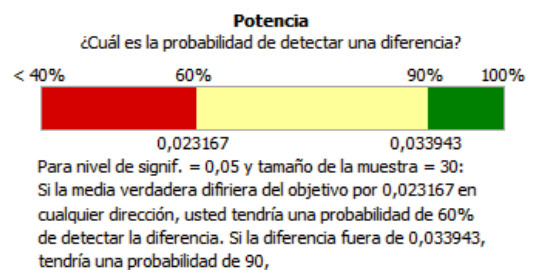
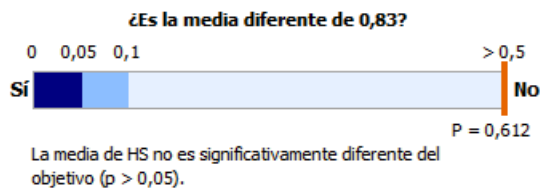
(Contenido de Carácter Confidencial)

Anexo B. Resultados de las pruebas de hipótesis para la validación del modelo autómatas financiero base.

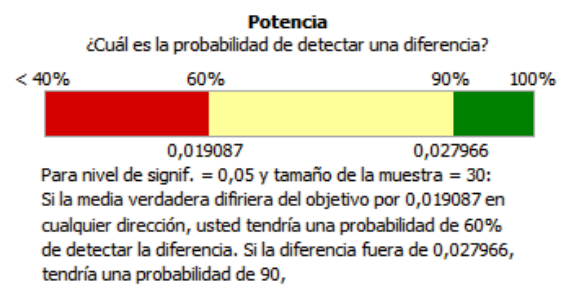
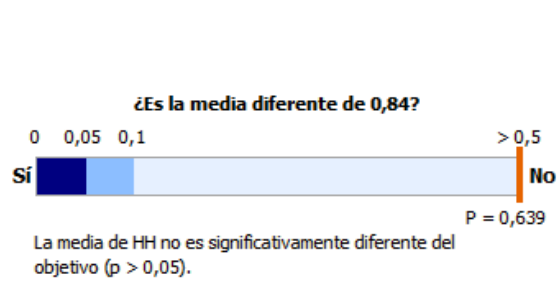
T de una muestra: H_B							
Prueba de $\mu = 0,84$ vs. $\text{No} = 0,84$							
Variable	N	Media	Desv.Est.	Error estándar de la media	IC de 95%	T	P
H_B	30	0,83135	0,04263	0,00778	(0,81543. 0,84727)	-1,11	0,275



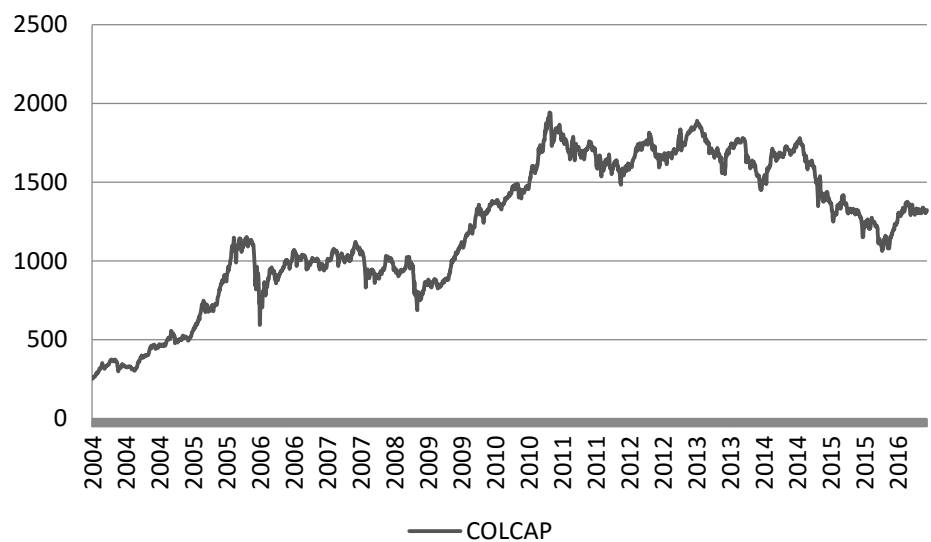
T de una muestra: H_S							
Prueba de $\mu = 0,84$ vs. $\text{No} = 0,84$							
Variable	N	Media	Desv.Est.	Error estándar de la media	IC de 95%	T	P
H_S	30	0,8352	0,0554	0,0101	(0,8145. 0,8559)	0,51	0,612



T de una muestra: H_H							
Prueba de $\mu = 0,84$ vs. $\text{No} = 0,84$							
Variable	N	Media	Desv.Est.	Error estándar de la media	IC de 95%	T	P
H_H	30	0,83605	0,04566	0,00834	(0,81900. 0,85310)	0,47	0,639



Anexo C. Comportamiento del indicador bursátil COLCAP del mercado colombiano en el periodo comprendido entre el 2/01/2004 y el 8/08/2016.

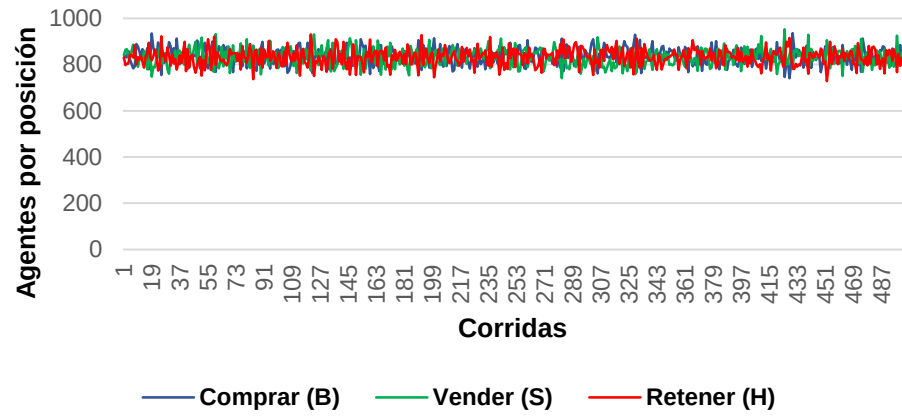


Anexo D. Estadísticas descriptivas de la función de densidad de probabilidad continua y función de densidad de probabilidad truncada respectivamente del indicador bursátil COLCAP del mercado colombiano en el periodo comprendido entre el 2/01/2004 y el 8/08/2016.

	Entrada	Laplace		Entrada	Laplace
Mínimo	-0,22743	$-\infty$	Mínimo	0,27257	$-\infty$
Máximo	0,18126	$+\infty$	Máximo	0,68126	$+\infty$
Media	0,000590	0,000833	Media	0,50059	0,500830
Moda	$\approx 0,000910$	0,000833	Moda	$\approx 0,50091$	0,500830
Mediana	0,000831	0,000833	Mediana	0,50083	0,500830
Desv Est	0,01487	0,013183	Desv Est	0,01487	0,013183
Asimetría	-0,8737	0,0000	Asimetría	-0,8737	0,0000
Curtosis	37,8712	6,0000	Curtosis	37,8712	6,0000
Izquierda X	-0,0202	-0,0202	Izquierda X	0,4798	0,4798
Izquierda P	5,0%	5,2%	Izquierda P	5,0%	5,3%
Derecha X	0,0202	0,0202	Derecha X	0,5202	0,5202
Derecha P	95,0%	93,7%	Derecha P	95,0%	93,7%
Dif X	0,04033	0,040335	Dif X	0,04033	0,040335
Dif P	90,0%	88,5%	Dif P	90,0%	88,5%
1%	-0,04254	-0,035634	1%	0,45746	0,464363
5%	-0,02018	-0,020631	5%	0,47982	0,479366
10%	-0,01317	-0,014169	10%	0,48683	0,485827
15%	-0,00964	-0,010390	15%	0,49036	0,489607
20%	-0,00736	-0,007708	20%	0,49264	0,492289
25%	-0,00531	-0,005628	25%	0,49469	0,494369
30%	-0,00363	-0,003928	30%	0,49637	0,496068
35%	-0,00240	-0,002491	35%	0,49760	0,497505
40%	-0,00126	-0,001247	40%	0,49874	0,498750
45%	-0,000252	-0,000149	45%	0,49975	0,499848
50%	0,000831	0,000833	50%	0,50083	0,500830
55%	0,00185	0,001816	55%	0,50185	0,501812
60%	0,00303	0,002914	60%	0,50303	0,502910
65%	0,00441	0,004158	65%	0,50441	0,504155
70%	0,00582	0,005595	70%	0,50582	0,505592
75%	0,00727	0,007295	75%	0,50727	0,507291
80%	0,00895	0,009375	80%	0,50895	0,509371
85%	0,01137	0,012057	85%	0,51137	0,512053
90%	0,01494	0,015836	90%	0,51494	0,515833
95%	0,02016	0,022298	95%	0,52016	0,522294
99%	0,03567	0,037301	99%	0,53567	0,537297

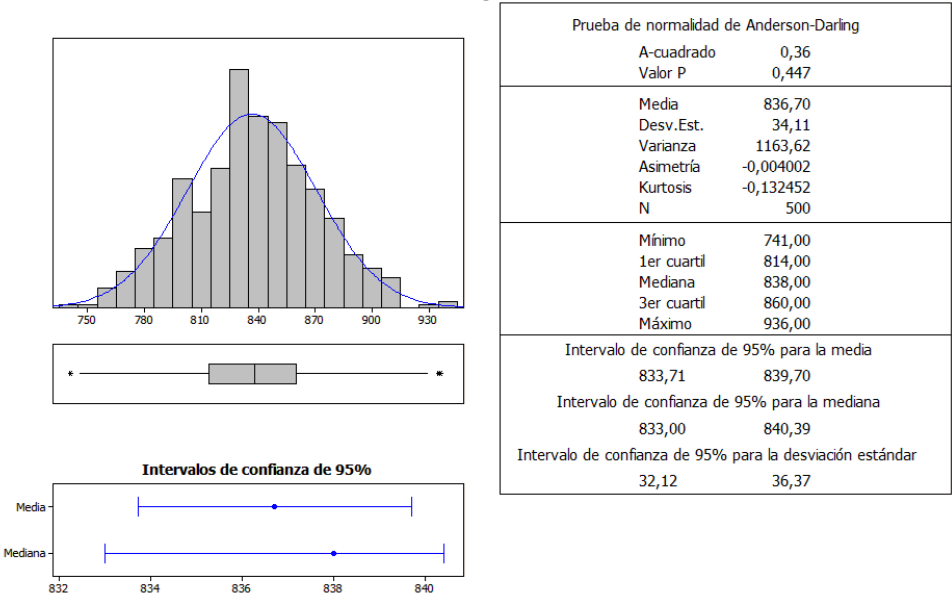
Fuente:@Risk

Anexo E. Comportamiento de la posición adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; M_f = 0; K\}$

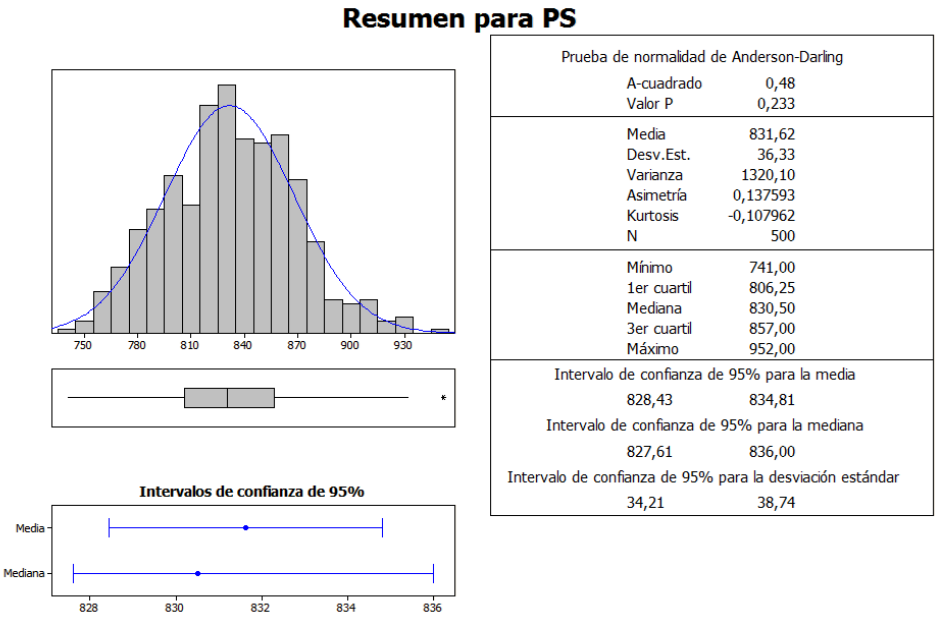


Anexo F. Estadísticas del comportamiento de la posición comprar (B) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; M_f = 0; K\}$

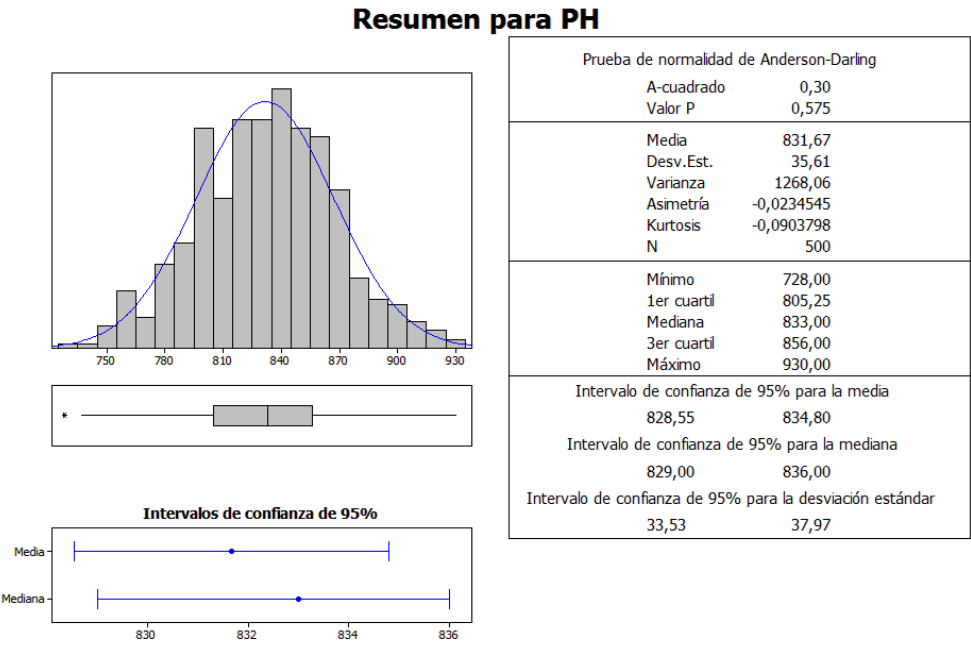
Resumen para PB



Anexo G. Estadísticas del comportamiento de la posición vender (S) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; M_f = 0; K\}$



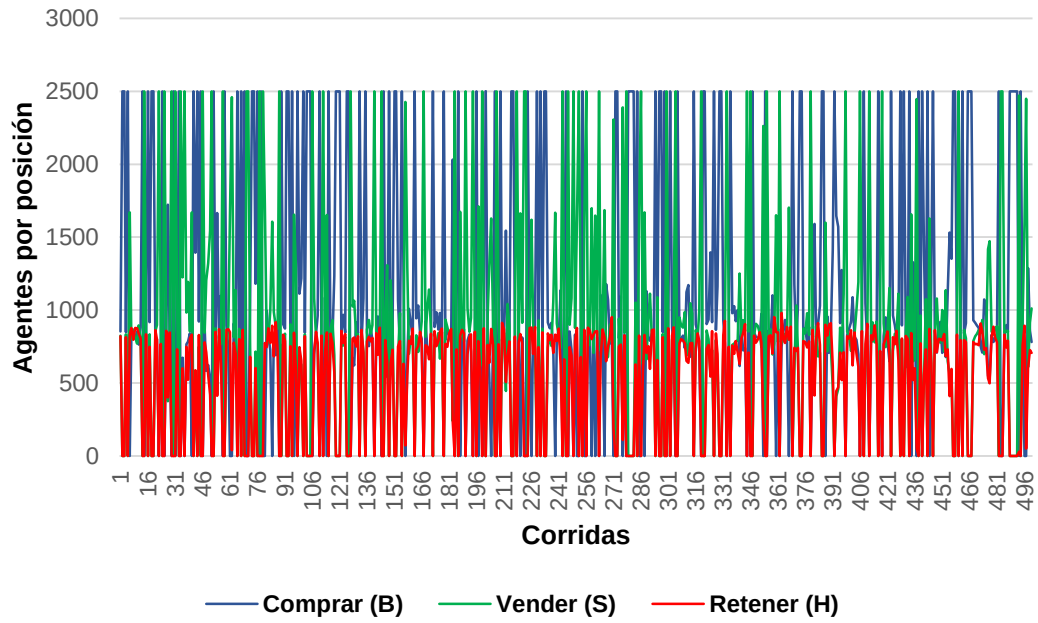
Anexo H. Estadísticas del comportamiento de la posición retener (H) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; M_f = 0; K\}$



Anexo I. Correlación de la posición adoptada por el agente inversionista cuando $\{P$
 $\text{Ind } [0,1]; M_f = 0; K\}$

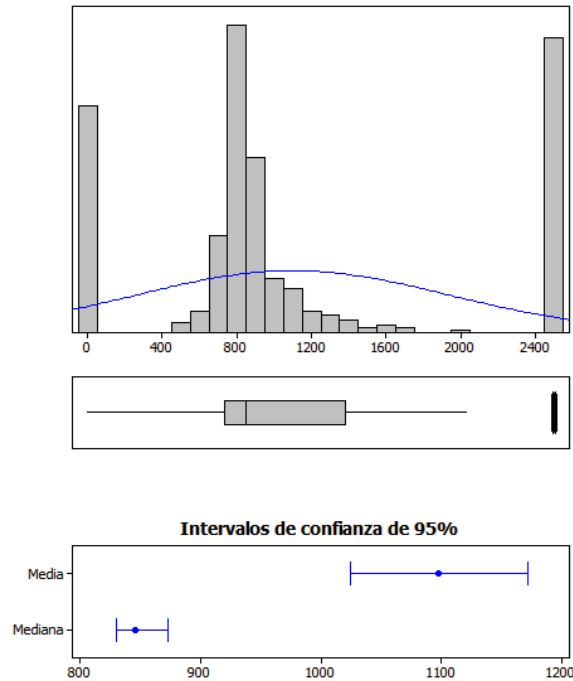
	P_B	P_S
P_S	-0.490	
P_H	-0.458	-0.557

Anexo J. Comportamiento de la posición adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; M_f = [0,1]; K\}$



Anexo K. Estadísticas del comportamiento de la posición comprar (B) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; M_f = [0,1]; K\}$

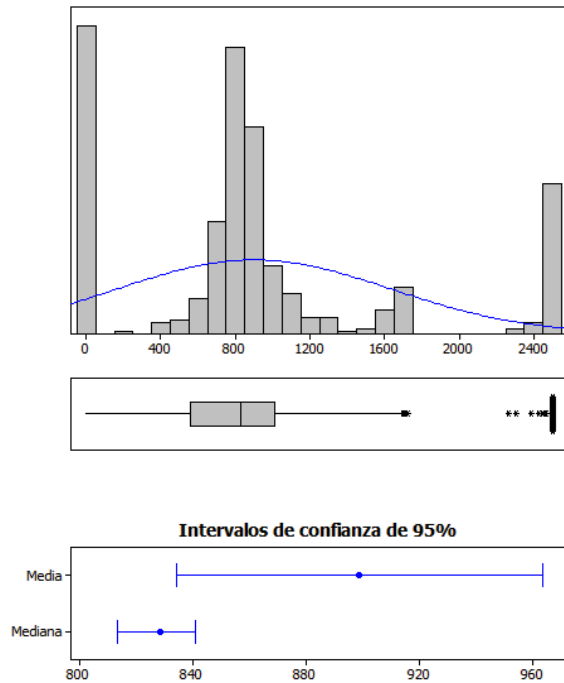
Resumen para PB



Prueba de normalidad de Anderson-Darling	
A-cuadrado	37,49
Valor P <	0,005
Media	1098,3
Desv.Est.	840,4
Varianza	706295,5
Asimetría	0,645485
Kurtosis	-0,713423
N	500
Mínimo	0,0
1er cuartil	731,8
Mediana	845,5
3er cuartil	1382,8
Máximo	2500,0
Intervalo de confianza de 95% para la media	
	1024,5 1172,2
Intervalo de confianza de 95% para la mediana	
	830,0 872,4
Intervalo de confianza de 95% para la desviación estándar	
	791,4 896,0

Anexo L. Estadísticas del comportamiento de la posición vender (S) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; M_f = [0,1]; K\}$

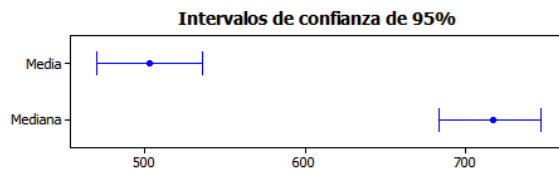
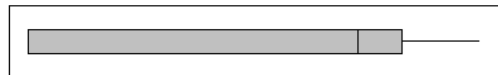
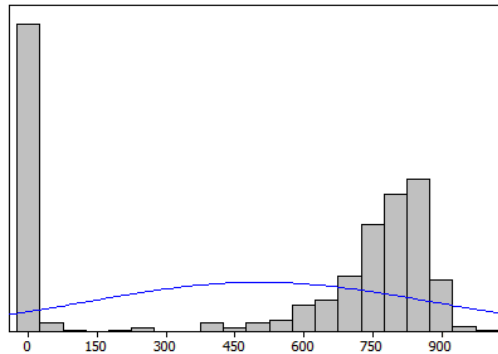
Resumen para PS



Prueba de normalidad de Anderson-Darling	
A-cuadrado	28,01
Valor P <	0,005
Media	898,86
Desv.Est.	734,77
Varianza	539889,29
Asimetría	0,880653
Kurtosis	0,275780
N	500
Mínimo	0,00
1er cuartil	558,50
Mediana	828,50
3er cuartil	1013,25
Máximo	2500,00
Intervalo de confianza de 95% para la media	
	834,30 963,42
Intervalo de confianza de 95% para la mediana	
	813,61 841,00
Intervalo de confianza de 95% para la desviación estándar	
	691,88 783,38

Anexo M. Estadísticas del comportamiento de la posición retener (H) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando $\{P \text{ Grupal } [0,1]; M_f = [0,1]; K\}$

Resumen para PH

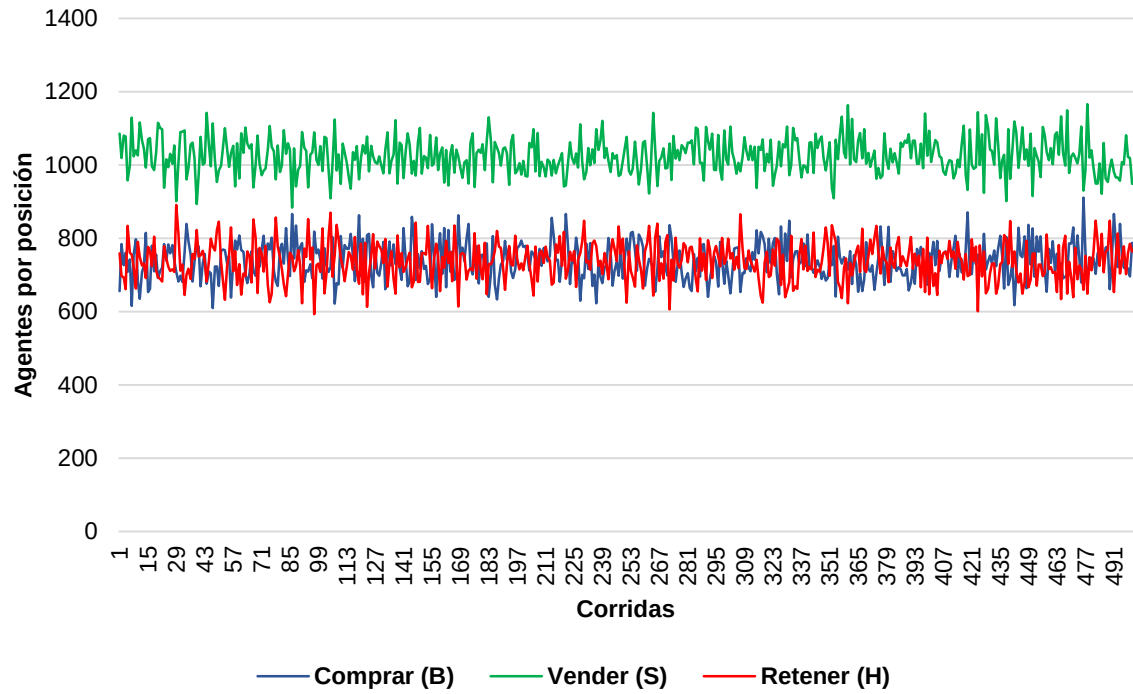


Prueba de normalidad de Anderson-Darling	
A-cuadrado	57,01
Valor P <	0,005
Media	502,80
Desv.Est.	374,71
Varianza	140410,05
Asimetría	-0,50335
Kurtosis	-1,60832
N	500
Mínimo	0,00
1er cuartil	0,00
Mediana	717,50
3er cuartil	815,00
Máximo	981,00
Intervalo de confianza de 95% para la media	
469,87	535,72
Intervalo de confianza de 95% para la mediana	
683,61	747,00
Intervalo de confianza de 95% para la desviación estándar	
352,84	399,50

Anexo N. Correlación de la posición adoptada por el agente inversionista cuando
 {P Grupal [0,1]; Mf = [0,1]; K}

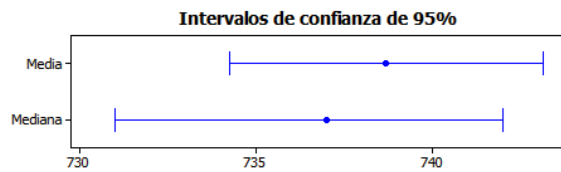
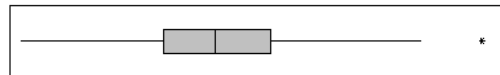
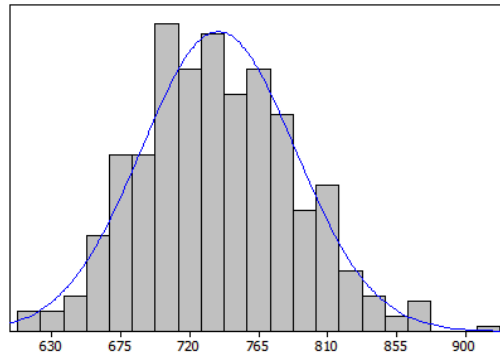
	P_B	P_S
P_S	--0.895	
P_H	-0.487	0.047

Anexo O. Comportamiento de la posición adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; M_f = 0; CRT\}$



Anexo P. Estadísticas del comportamiento de la posición comprar (B) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; M_f = 0; CRT\}$

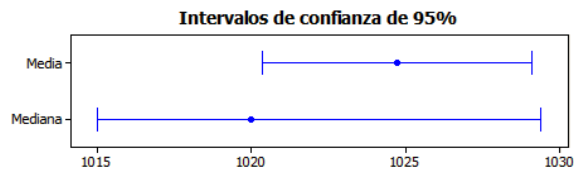
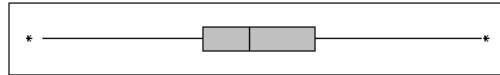
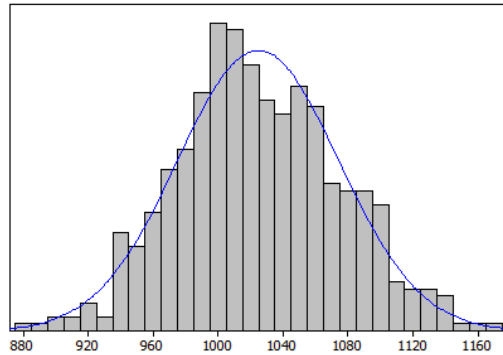
Resumen para PB



Prueba de normalidad de Anderson-Darling	
A-cuadrado	0,45
Valor P	0,273
Media	738,70
Desv.Est.	50,43
Varianza	2542,70
Asimetría	0,191168
Kurtosis	-0,123283
N	500
Mínimo	610,00
1er cuartil	703,25
Mediana	737,00
3er cuartil	772,75
Máximo	911,00
Intervalo de confianza de 95% para la media	
	734,27 743,13
Intervalo de confianza de 95% para la mediana	
	731,00 742,00
Intervalo de confianza de 95% para la desviación estándar	
	47,48 53,76

Anexo Q. Estadísticas del comportamiento de la posición vender (S) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando $\{P \text{ Ind } [0,1]; M_f = 0; CRT\}$

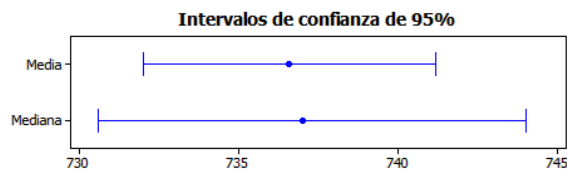
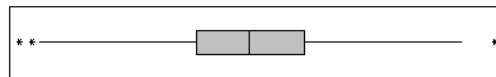
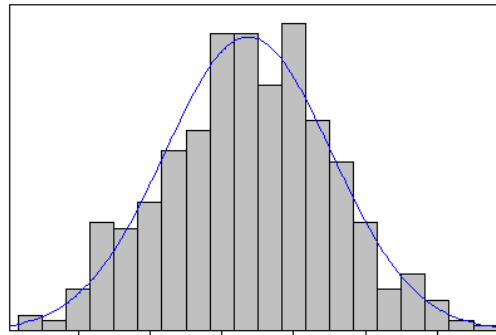
Resumen para PS



Prueba de normalidad de Anderson-Darling	
A-cuadrado	0,49
Valor P	0,225
Media	1024,7
Desv.Est.	49,8
Varianza	2481,9
Asimetría	0,108219
Kurtosis	-0,180712
N	500
Mínimo	884,0
1er cuartil	991,0
Mediana	1020,0
3er cuartil	1060,0
Máximo	1166,0
Intervalo de confianza de 95% para la media	
	1020,3 1029,1
Intervalo de confianza de 95% para la mediana	
	1015,0 1029,4
Intervalo de confianza de 95% para la desviación estándar	
	46,9 53,1

Anexo R. Estadísticas del comportamiento de la posición retener (H) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando {P Ind [0,1]; Mf = 0; CRT}

Resumen para PH

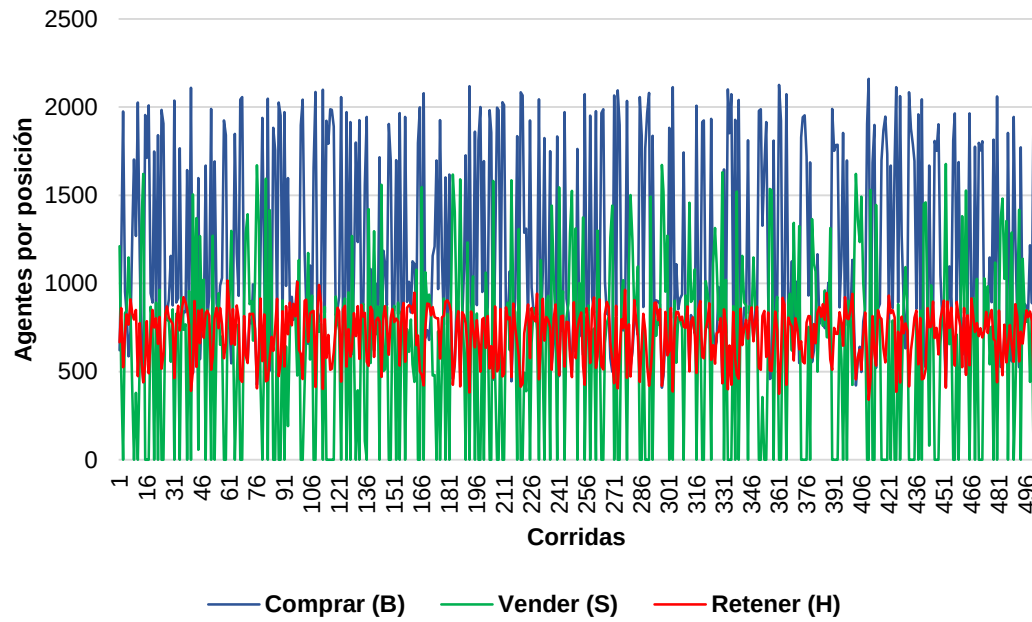


Prueba de normalidad de Anderson-Darling	
A-cuadrado	0,37
Valor P	0,427
Media	736,58
Desv.Est.	52,23
Varianza	2727,65
Asimetría	-0,043293
Kurtosis	-0,189243
N	500
Mínimo	593,00
1er cuartil	704,00
Mediana	737,00
3er cuartil	772,00
Máximo	891,00
Intervalo de confianza de 95% para la media	
732,00	741,17
Intervalo de confianza de 95% para la mediana	
730,61	744,00
Intervalo de confianza de 95% para la desviación estándar	
49,18	55,68

Anexo S. Correlación de las posición adoptada por el agente inversionista cuando
 {P Ind [0,1]; Mf = 0; CRT}

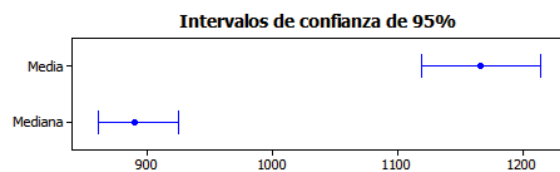
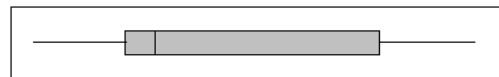
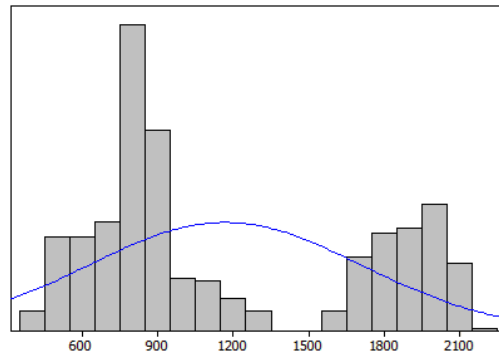
	P_B	P_S
P_S	-0.457	
P_H	-0.529	-0.512

Anexo T. Comportamiento de la posición adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando {P Grupal [0,1]; Mf [0,1]; CRT}



Anexo U. Estadísticas del comportamiento de la posición comprar (B) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando {P Grupal [0,1]; Mf [0,1]; CRT}

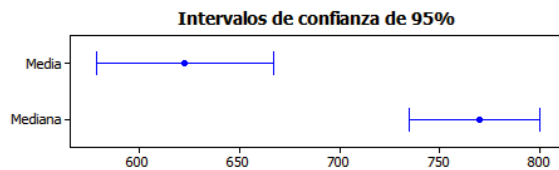
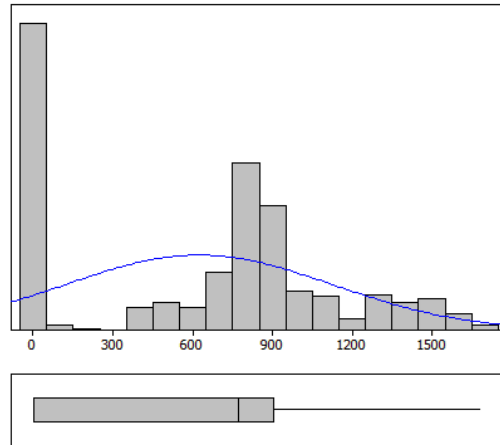
Resumen para PB



Prueba de normalidad de Anderson-Darling	
A-cuadrado	33,03
Valor P <	0,005
Media	1166,9
Desv.Est.	541,4
Varianza	293104,6
Asimetría	0,53638
Kurtosis	-1,33148
N	500
Mínimo	408,0
1er cuartil	772,3
Mediana	890,0
3er cuartil	1782,0
Máximo	2161,0
Intervalo de confianza de 95% para la media	
	1119,4 1214,5
Intervalo de confianza de 95% para la mediana	
	860,6 924,8
Intervalo de confianza de 95% para la desviación estándar	
	509,8 577,2

Anexo V. Estadísticas del comportamiento de la posición vender (S) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando {P Grupal [0,1]; Mf [0,1]; CRT}

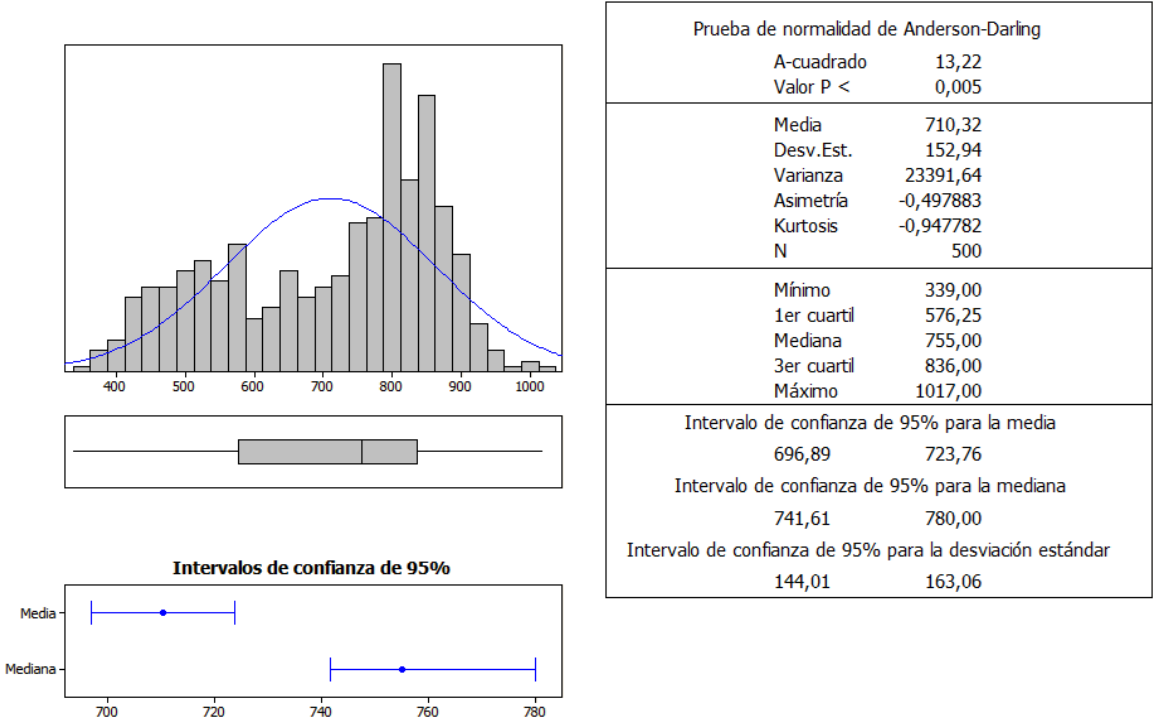
Resumen para PS



Prueba de normalidad de Anderson-Darling	
A-cuadrado	23,31
Valor P <	0,005
Media	622,76
Desv.Est.	501,28
Varianza	251283,83
Asimetría	0,04485
Kurtosis	-1,11397
N	500
Mínimo	0,00
1er cuartil	0,00
Mediana	770,00
3er cuartil	905,75
Máximo	1677,00
Intervalo de confianza de 95% para la media	
578,71	666,80
Intervalo de confianza de 95% para la mediana	
735,00	799,96
Intervalo de confianza de 95% para la desviación estándar	
472,02	534,44

Anexo W. Estadísticas del comportamiento de la posición retener (H) adoptada por el agente inversor al final de la iteración cuando {P Grupal [0,1]; Mf [0,1]; CRT}

Resumen para PH



Anexo X. Correlación de las posición adoptada por el agente inversionista cuando
 {P Grupal [0,1]; Mf [0,1]; CRT}

	P_B	P_S
P_S	-0.960	
P_H	-0.394	-0.120