



UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

Análisis de la Efectividad y Estabilidad de una Combinación de Indicadores de Análisis Técnico (Estocástico e Índice de Fuerza Relativa) en el Mercado Accionario Colombiano en el periodo 2009-2019

Juan Sebastián Romero Oses

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ciencias Económicas
Bogotá, Colombia
2020

Análisis de la Efectividad y Estabilidad de una Combinación de Indicadores de Análisis Técnico (Estocástico e Índice de Fuerza Relativa) en el Mercado Accionario Colombiano en el periodo 2009-2019

Juan Sebastián Romero Oses

Tesis presentada(o) como requisito parcial para optar al título de:

Magister en Administración

Director (a):

M.Sc. Andrés Gerardo Villota Gómez

Codirector (a):

Ph.D. Mario García Molina

Línea de Investigación:

Gestión Financiera

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ciencias Económicas

Bogotá, Colombia

2020

El mundo que hemos creado es un proceso de nuestro pensamiento. No se puede cambiar sin cambiar nuestra forma de pensar.

Albert Einstein

Resumen

El objetivo de la presente investigación es analizar el efecto de una combinación de indicadores técnicos en el mercado accionario colombiano en términos de efectividad y estabilidad durante el periodo 2009-2019. Para tal fin se utilizaron dos indicadores populares y que han demostrado en diversas investigaciones obtener buenos resultados como el Índice de Fuerza Relativa y el Indicador Estocástico para generar un solo indicador, el cual se va a llamar combinación. Las rentabilidades obtenidas fueron comparadas con la estrategia pasiva y los resultados fueron contrastados con la Hipótesis de Mercados Eficientes y la Teoría de la Caminata aleatoria mediante pruebas de robustez y simulación *Bootstrapping* para validar la significancia estadística de los resultados. La evidencia empírica de la investigación sugiere que, luego de incluir los costos de transacción, tanto la combinación como los indicadores técnicos por separado no superaron de manera efectiva y estable a la estrategia pasiva.

Palabras clave: Análisis Técnico, Efectividad, Estabilidad, Combinación de Indicadores, Mercado Accionario colombiano.

Abstract

The objective of this research is to analyse the effect of a combination of technical indicators on the Colombian stock market in terms of effectiveness and stability during the 2009-2019 period. For this purpose, two popular indicators were used that have been shown in many researches to obtain good results such as the Relative Strength Index and the Stochastic Indicator to generate a single indicator, this is called combination. The yields obtained were compared with the passive strategy and the results were contrasted with the Efficient-Market Hypothesis and the Theory of the Random Walk through robustness tests and Bootstrapping simulation to validate the statistical significance of the results. Empirical evidence from the research suggests that, after including transaction costs, both the combination and the separate technical indicators do not effectively and stably beat the passive strategy.

Keywords: Technical Analysis, Effectiveness, Stability, Combined Indicators, Colombian Stock Market.

Contenido

	Pág.
Resumen	V
Lista de figuras	IX
Lista de Tablas	X
Introducción	11
1. Análisis Técnico y Renta Variable	21
2. Marco Teórico	26
2.1 Hipótesis de Mercados Eficientes	26
2.2 Teoría de la Caminata Aleatoria	28
2.3 Teoría Dow	28
2.4 Análisis Técnico.....	29
2.4.1 Indicador Estocástico	31
2.4.2 Índice de Fuerza Relativa (IFR).....	33
2.4.3 Combinación de los Indicadores Técnicos	34
2.5 Estrategia de inversión	36
2.5.1 Estrategia Activa	37
2.5.2 Estrategia Pasiva	38
3. Metodología	38
3.1 Descripción de los datos.....	38
3.2 Fraccionamiento de las Muestras	42
3.3 Optimización de parámetros	43
3.4 Cálculo de la rentabilidad.....	44
3.5 Cálculo de los costos de transacción	46
3.6 Pruebas de Robustez	48
3.7 Simulación de precios mediante Bootstrapping	49
3.8 Indicador Estadístico para la Valoración de los Resultados	52
4. Resultados	53
4.1 Resultados Optimización de Parámetros	53
4.2 Resultados Muestra Inicial (In-Sample)	55
4.3 Robustez de los Resultados	60
4.4 Valoración Estadística de los Resultados	71
5. Conclusiones	75

A. Anexo 1: Revisión sistemática de literatura	83
B. Anexo 2: Clasificación de estudios que utilizaron el Análisis Técnico.....	84
C. Anexo 3: Rangos de parámetros ensayados para los indicadores técnicos.....	89
D. Anexo 4: Parámetros del Modelo AR(1)-GARCH Estimados para cada Acción	90
Bibliografía	93

Lista de figuras

	Pág.
Ilustración 1. Señales de compra y venta Indicador Estocástico	32
Ilustración 2. Señales de compra y venta IFR	33
Ilustración 3. Precios de cierre del índice COLCAP.....	43

Lista de Tablas

	Pág.
Tabla 1. Número de observaciones por acción y porcentaje de días transados.....	40
Tabla 2. Información estadística acciones seleccionadas.....	41
Tabla 3. Mediana margen y factor de ajuste de rendimientos de las acciones seleccionadas.	48
Tabla 4. Parámetros Óptimos para los Indicadores Técnicos y la Combinación	53
Tabla 5. Rentabilidad obtenida con el IFR en la primera muestra	56
Tabla 6. Rentabilidad obtenida con el Indicador Estocástico en la primera muestra	58
Tabla 7. Rentabilidad obtenida con la Combinación de Indicadores en la primera muestra.....	59
Tabla 8. Rendimientos Segunda Parte de la Muestra con el Índice de Fuerza Relativa.....	61
Tabla 9. Rendimientos Segunda Parte de la Muestra con el Indicador Estocástico	63
Tabla 10. Rendimientos Segunda Parte de la Muestra con la Combinación	64
Tabla 11. Rendimientos en Exceso Indicador Estocástico e IFR	66
Tabla 12. Rendimientos en exceso Combinación.....	67
Tabla 13. Valores p para el Índice de Fuerza Relativa	72
Tabla 14. Valores p para el Indicador Estocástico.....	74
Tabla 15. Valores p para la Combinación de indicadores	75

Introducción

El mercado bursátil con el tiempo se ha dinamizado, se ha vuelto más complejo y se ha expandido en el ámbito nacional e internacional. No solamente se manejan volúmenes considerables de información (Anghel, 2017), sino que estos mercados también tienen la cualidad de ser versátiles (presentan tendencias cambiantes en periodos de tiempo cortos y amplios) (Weber, Blais, & Betz, 2002) y fluctúan constantemente tanto en el corto como en el largo plazo (Junjun, Xiong, Feng, & Zhang, 2017; Park & Scott, 2009). De lo anterior surge el interés de pronosticar y conocer el comportamiento a futuro de los activos en los mercados bursátiles.

Con el fin de pronosticar el comportamiento de los activos bursátiles, se ha utilizado como metodología el Análisis Técnico. Este se conoce como el conjunto de herramientas que emplea gráficas e indicadores (Umaña & Romo, 2007), y ha sido usado por inversionistas e investigadores en una amplia variedad de activos bursátiles. Los inversionistas lo emplean como una estrategia para tomar decisiones de inversión (Dourra & Siy, 2002; Grinblatt & Keloharju, 2000; Lai, Chen, & Huang, 2010), mientras que los investigadores buscan demostrar si los rendimientos obtenidos con el Análisis Técnico pueden superar a una estrategia pasiva (conocida también como la estrategia de comprar y mantener), la cual está soportada por la Hipótesis de Mercados Eficientes (Chong, Lam, & Yan, 2012).

En varias investigaciones se ha comparado el desempeño del Análisis Técnico frente a otra metodología utilizada por los inversionistas conocida como Análisis Fundamental, ya que este considera mayor información (relacionada con flujos de fondos, de caja, razones financieras, etc.) que solo los precios para tomar decisiones de inversión (Al-Abdulqader, Hannah, & Power, 2007; Bettman, Sault, & Schultz, 2009; H. Chen, Lee, & Shih, 2016; Eiamkanitchat, Moontuy, & Ramingwong, 2016; Nti, Adekoya, & Weyori, 2020).

El Análisis Técnico está fundamentado en la teoría Dow, la cual se basa en tres premisas que sugieren que a partir del estudio del comportamiento pasado de los precios de un activo se puede predecir su comportamiento futuro, ya que los precios incorporan la

información presente en el mercado (Murphy, 2007), mientras que la Hipótesis de Mercados Eficientes y la Teoría de la Caminata Aleatoria sugieren lo contrario al indicar que los precios de un activo no son suficientes para seguir o pronosticar la dirección del mercado a futuro (Jensen & Benington, 2018; Ready, 2002).

Dentro de los diferentes resultados que se han obtenido mediante la aplicación del Análisis Técnico, este ha sido cuestionado en el ámbito académico por su alcance, enfoque y capacidad de generar resultados. En su alcance debería utilizarse para inversiones a corto plazo (Liu & Zheng, 2011), mientras que para el largo plazo debería usarse el Análisis Fundamental (Ozun, Haniyas, & Curtis, 2010; Ratner & Leal, 1999), pero esto no es completamente cierto, ya que existen varios estudios donde se han realizado operaciones de inversión en el largo plazo utilizando el Análisis Técnico con un horizonte de inversión mayor a un año y se obtuvieron rendimientos superiores frente a la estrategia pasiva (Cheol-Ho & H., 2007; Cohen & Cabiri, 2015; Farias Nazário, Lima e Silva, Amorim Sobreiro, & Kimura, 2017; Gerritsen, 2016; Camilo Lento, 2009; H. Wang & Pandey, 2004). En su enfoque se ha empleado con diversos tipos de activos, uno de los más frecuentes son las acciones¹ (Al-Abdulqader et al., 2007; Ausloos & Ivanova, 2002; X. Li, Chen, Li, & Chen, 2006; Q. Lin, 2018; Mohd Nor & Wickremasinghe, 2014), otro activo son los Futuros (Faff & Anderson, 2005; Olasolo, Pérez, & Ruiz, 2016; Yen & Hsu, 2010), las Divisas (Abbey & A Doukas, 2012; Olson, 2004; Zarrabi, Snaith, & Coakley, 2017), entre otros activos presentes en el mercado bursátil; pero no en todos los activos se ha obtenido rendimientos superiores o se comprobaron frente a los rendimientos obtenidos con una estrategia pasiva.

Otro de los cuestionamientos que se han presentado a lo largo del tiempo, es considerar al Análisis Técnico como "*Chartismo*"², limitándolo solo al análisis de los precios de un activo mediante gráficos (Gerritsen, 2016). El análisis de gráficos es una parte importante, pero no la única, ya que el Análisis Técnico tiene una gran variedad de indicadores que sirven para tomar decisiones de inversión. Con estos indicadores se han obtenido diversos resultados que han sido contrastados con la estrategia pasiva (Masteika & Simutis, 2006) y los postulados de la Hipótesis de Mercados Eficientes y la Teoría de la Caminata

¹ Las acciones en el mercado financiero son conocidas como Renta Variable, ya que es un activo que no tiene preestablecido un rendimiento (BVC, 2008).

² Término que proviene del inglés "Chart" (gráfico), el cual hace referencia al análisis de gráficos.

Aleatoria, generando en algunos casos que se tenga efectividad y en otros casos lo contrario; esto será abordado más adelante en profundidad.

Los diversos resultados han generado cuestionamiento en la capacidad de predicción y la capacidad para generar rentabilidad al momento de utilizar el Análisis Técnico en diferentes activos bursátiles (Coe & Laosethakul, 2010), ya que en diversos estudios se ha encontrado que el Análisis Técnico no superó incluso a la estrategia pasiva de comprar y mantener (Allen & Karjalainen, 1999; Contreras, Stein Bronfman, & Vecino Arenas, 2015; Fong & Yong, 2005; Gerritsen, 2016; Marshall, Cahan, & Cahan, 2008; Olson, 2004; Papadamou & Tsopoglou, 2001; Park & Scott, 2009), por lo tanto, no se pudo obtener rentabilidad mediante el uso del mismo. Sin embargo, diversas investigaciones han logrado contradecir los postulados de la Hipótesis de Mercados Eficientes y demostrar que la aplicación del Análisis Técnico puede ser más rentable que la estrategia de comprar y mantener; ya que autores como Alhashel, Almudhaf, & Hansz, (2018); Cervelló Royo, Guijarro Martínez, & Michniuk, (2014); Chang, Metghalchi, & Chan, (2006); Camilo Lento, (2009); Omar Farooq & Hasib Reza, (2014); Wang, Yu, & Cheung, 2014; Wang, Xu, & Zheng, (2018); Wang & Chan, (2007) han dado cuenta de que el Análisis Técnico puede superar a los rendimientos que ofrece el mercado con la estrategia pasiva.

El Análisis Técnico ha sido ampliamente usado por los participantes del mercado en una variedad de mercados financieros (Prorokowski, 2011), a pesar de que no se puede comprobar en todos los casos la generación de rentabilidad mayor a la estrategia pasiva (Park & Scott, 2009), incluso hoy en día sigue siendo una herramienta importante para tomar decisiones de inversión (Lahmiri, 2014; J. Wang, Liu, Du, & Hsu, 2019). De lo anterior se ha buscado obtener una predicción del precio futuro de los activos bursátiles (De Oliveira, Nobre, & Zárate, 2013; Fang & Xu, 2003) con el objetivo de obtener estabilidad y efectividad. De acuerdo con varios autores (Cheung, Lam, & Yeung, 2011; Gerritsen, 2016; Park & Scott, 2009) la estabilidad hace referencia a analizar la significancia estadística de los rendimientos obtenidos mediante simulaciones robustas³ e incluso eliminar los sesgos

³ Una metodología robusta permite conocer la capacidad que tienen los indicadores técnicos para generar rentabilidades similares a las que se generaron en un periodo de tiempo en particular a partir de la comparación entre las muestras o periodos (Brock et al., 1992; Camilo Lento, 2013; Camilo Lento, 2009)

por data snooping⁴. La efectividad de acuerdo con diversos autores como Dbouk, Jamali, & Soufani, (2014); Lo, Mamaysky, & Wang, 2002; Smith, Wang, Wang, & J. Zychowicz, (2016); Wang, Jiang, Li, & Zhou, 2015; Zhu, Jiang, Li, & Zhou, (2015); Nedeltcheva, (2015), es la capacidad de que un indicador técnico extraiga información de los precios de un activo para tomar decisiones de inversión y tenga un alto desempeño en la predicción a través del análisis de los mismos, además, es una herramienta que permite manejar el riesgo y obtener mayor rentabilidad que la que ofrece mercado, a esto se le conoce como “estrategia de inversión activa” (Cohen & Cabiri, 2015; Harvey & Liu, 2014; Knez & Ready, 1996).

El uso del Análisis Técnico puede aportar diversas ventajas para los inversionistas en las que se encuentran (Murphy, 2007): seguir varios tipos de activos bursátiles, centrarse en activos con tendencias e ignorar otros y tener una ‘visión general’ de los activos bursátiles, ya que se puede obtener buena información sobre la actividad de los mismos y evita centrarse en unos pocos activos. Una ventaja importante que tiene el Análisis Técnico frente al Análisis Fundamental es que brinda la facilidad de reconocer patrones y tendencias de los precios de los activos mediante el uso de diversos indicadores, gráficos y volúmenes (Almujamed, Fifield, & Power, 2013; Eiamkanitchat, Moontuy, & Ramingwong, 2017), incluso el Análisis Técnico puede ser más efectivo que este (Moosa & Li, 2011).

La adopción y la utilización del Análisis Técnico ha evolucionado a lo largo del tiempo, esto se ha evidenciado a través de la construcción de indicadores nuevos y avanzados, incluso en varios casos se ha optado por combinar el Análisis Técnico con otros métodos como Machine Learning, Algoritmos genéticos, La Sabiduría de las Multitudes, Redes Neuronales, entre otros (Ahmadi et al., 2018; Allen & Karjalainen, 1999; Baba & Nomura, 2005; Chavarnakul & Enke, 2008; Eiamkanitchat et al., 2016; Fu, Chung, & Chung, 2013; X. Lin, Yang, & Song, 2011; Teixeira & De Oliveira, 2010; Q. Wang et al., 2018); estos métodos han permitido obtener mejores rentabilidades y resultados que los obtenidos solamente mediante la aplicación del Análisis Técnico en varias investigaciones.

⁴ “Data snooping” es un término que hace referencia al error por modelación, esto sucede cuando se asume que los parámetros con los que se midió la efectividad en un indicador técnico, son igualmente funcionales en otro periodo de tiempo (Lakonishok & Smidt, 1988).

Para la presente investigación es importante entender el funcionamiento, el contexto y la aplicación del Análisis Técnico dentro del mercado bursátil, ya que a este se le ha dado importancia en diversos estudios para evaluar activos y ser efectivo en la obtención de ganancias. Para soportar lo anterior se hizo una revisión de literatura (ver anexo 1) clasificando los artículos de acuerdo con tres categorías: Efectivo, No Efectivo y Estable. Efectivo, como se mencionó anteriormente es la capacidad de obtener rentabilidad mediante la aplicación de indicadores de Análisis Técnico en comparación contra una estrategia pasiva; No Efectivo, hace referencia a que no se pudo obtener rentabilidad mediante la aplicación del Análisis Técnico en comparación con una estrategia pasiva; Estable, representa la aplicación de metodologías de simulación y determinación de la significancia estadística en el análisis de los resultados obtenidos en los artículos. Dentro de la clasificación de los artículos se incluyeron los indicadores técnicos que se aplicaron en los mismos estudios. En los resultados obtenidos con la revisión de literatura se encontró que la mayoría de artículos realizaron un análisis de estabilidad en los resultados obtenidos; con excepción de autores como (Chen, Chen, Tsao, & Hsieh, 2016; Papadamou & Tsopoglou, 2001) (ver anexo 2) que no consideraron el análisis de estabilidad en los resultados obtenidos.

Dentro de la revisión de literatura mencionada anteriormente se procedió a verificar la inclusión de costos de transacción en los artículos clasificados, ya que estos costos son un factor importante para determinar la rentabilidad y la efectividad del Análisis Técnico. De acuerdo con autores como Li, Nishimura, & Men, (2016); Mitra, (2011), sugieren que el desempeño de los indicadores técnicos es generalmente satisfactorio cuando se ignoran los costos de transacción, por lo tanto, se podían presentar casos donde los resultados mostraran efectividad (en términos de rentabilidad), pero no se tuvieron en cuenta los costos de transacción; esto es importante en el estudio de la efectividad del Análisis Técnico. Una vez que se hizo la revisión de la inclusión de los costos en los artículos, varios de los que indicaban ser efectivos, no incluían los costos de transacción como Alhashel et al., (2018); Cervelló-Royo, Guijarro, & Michniuk, (2015); Gerritsen, 2016; Omar Farooq & Hasib Reza, 2014; Q. Wang et al., 2018).

A partir de lo anterior, se encontró evidencia en diversas investigaciones donde se puede extraer información para afirmar que, en la mayoría de los resultados obtenidos, no es posible obtener efectividad mediante la aplicación de los indicadores de Análisis Técnico por separado, lo cual no favorece las premisas de la teoría Dow en la cual se basa el

Análisis Técnico. En algunas investigaciones (de la clasificación realizada en el anexo 2) se encontró evidencia en la que no se aplican los postulados de la Hipótesis de Mercados Eficientes y la Teoría de la Caminata Aleatoria, lo cual favorece al Análisis Técnico en la predicción del precio futuro de los activos en el mercado bursátil, ya que se obtuvo rentabilidad mayor que la del mercado en estos estudios.

En el Análisis Técnico se tiene una gran variedad de indicadores que sirven para tomar decisiones de inversión; dentro de esta variedad existen dos indicadores que han demostrado obtener mayores rentabilidades y tener un mejor desempeño que los demás indicadores en mercados internacionales desarrollados y en desarrollo; estos corresponden al Índice de Fuerza Relativa y al Indicador Estocástico. A pesar de que estos indicadores han demostrado obtener mayores rentabilidades que otros indicadores, existen investigaciones donde se evidencia que no se pudo obtener rentabilidad con estos indicadores (ver en el anexo 2) y no pudieron demostrar efectividad mediante su aplicación, incluso en el mercado colombiano.

El Análisis Técnico ha sido y continúa siendo usado con frecuencia por inversionistas e investigadores por su fácil manejo y utilidad, pero en la mayoría de los casos, se emplean los mismos indicadores técnicos para evaluar distintos tipos de activos bursátiles, en especial las acciones. Dentro de las aplicaciones relacionadas con el Análisis Técnico, este se puede combinar con otras metodologías avanzadas como Machine Learning, Algoritmos genéticos, Redes Neuronales, entre otros (Ahmadi et al., 2018; Allen & Karjalainen, 1999; Eiamkanitchat et al., 2016; Fu et al., 2013; Q. Wang et al., 2018), con el fin de obtener mayor rentabilidad y efectividad; pero no se ha optado por utilizar otra metodología relacionada con los indicadores de Análisis Técnico que involucre solamente a estos indicadores, ya que en diversas investigaciones se siguen obteniendo resultados que indican carencia de efectividad del Análisis Técnico, principalmente con el uso de los mismos indicadores técnicos.

Sin embargo, a pesar de que existen resultados que indicaron que no fueron efectivos, esto no limita la aplicación y el uso del Análisis Técnico para evaluar estrategias de inversión, simplemente existen problemas que pueden ser resueltos de manera rigurosa; esto con el ánimo de continuar empleando el Análisis Técnico, ya que tomando en cuentas los resultados obtenidos en el análisis de (Park & Scott, 2009) se consideraron un total 95 investigaciones, de las cuales la mayoría (56) evidenciaron resultados favorables para el

análisis técnico, mientras que 20 reportaron resultados negativos y otros 19 concluyeron con resultados mixtos (algunos activos fueron rentables y otros no lo fueron en la misma investigación). Por lo tanto, hay evidencia que soporta que se puede obtener rentabilidad mediante la aplicación del Análisis Técnico y que indica que este puede ser de gran utilidad para seguir distintos activos en los mercados bursátiles.

Considerando lo presentado en los párrafos anteriores, el uso del Análisis Técnico presenta interesantes desafíos asociados con la aplicación y la efectividad del mismo a través de la obtención de rendimientos mayores que los de una estrategia de comprar y mantener. Teniendo en cuenta la evidencia presentada, para la presente investigación es importante entender en un contexto más amplio el funcionamiento y la aplicación del Análisis Técnico, en especial en el mercado colombiano, ya que para ampliar el contexto del Análisis Técnico se encontró evidencia que indica que es posible combinar indicadores técnicos, no solamente con el fin de utilizar dos indicadores distintos para confirmar las operaciones (momentos de compra y venta) en un mismo periodo de tiempo (Terence Chong & Lam, 2013; Camilo Lento, 2009), sino que se pueden combinar dos indicadores técnicos para formar un solo indicador (Asad Khan, 2016; Bruni, 2017; Kristjanpoller & Minutolo, 2018; Talwar, Pranav, & Utkarsh, 2019; Tsaih, Hsu, & Lai, 1998) con el fin de tomar decisiones de inversión que puedan ser más rentables que el uso de los indicadores por separado.

El tema de utilizar una combinación de indicadores no es nuevo en el ámbito bursátil, ya que diversas investigaciones han aplicado diversas combinaciones entre los indicadores y han evaluado su efectividad. Por otra parte, en el mercado bursátil colombiano no se encontró evidencia de la aplicación de alguna combinación entre indicadores técnicos. Es importante e interesante aplicar una combinación en el mercado colombiano con el fin de analizar su efectividad, principalmente a la combinación que corresponde a la unión del Índice de Fuerza Relativa y al Indicador Estocástico, ya que como se mencionó anteriormente estos indicadores han demostrado generar mayores rentabilidades que otros indicadores técnicos, pero mediante su combinación pueden generar mayores rentabilidades que si se utilizan por separado estos indicadores.

Con el fin de profundizar en la aplicación del Análisis Técnico, para la presente investigación es importante entender a través de la pregunta de investigación: “¿Cuál es el efecto de una combinación de los indicadores técnicos IFR y Estocástico como

estrategias de inversión sobre las acciones del mercado colombiano?”. Esta pregunta permite conocer dentro de la investigación el efecto de una combinación de indicadores técnicos en términos de efectividad y estabilidad que si se usan los indicadores por separado en las acciones del mercado colombiano. Esto es importante ya que, dentro de la revisión de literatura no se encontró alguna investigación relacionada con la combinación entre indicadores (un solo indicador formado a partir de dos indicadores técnicos) en el mercado bursátil latinoamericano, incluso en el mercado colombiano, pero existen investigaciones que han realizado esta combinación en mercados internacionales (Asad Khan, 2016; Bruni, 2017; Kristjanpoller & Minutolo, 2018; Talwar et al., 2019; Tsaih et al., 1998).

El hecho de comprender el efecto de una combinación de indicadores, requiere que sean analizados y se tengan en cuenta factores relacionados con la aplicación del Análisis Técnico, estos factores corresponden a: el tipo de activo (Almujamed et al., 2013) que en este caso corresponde a las acciones, los costos de transacción (principalmente los que se derivan por la generación de órdenes de compra y venta, y son conocidos como “costos de transacción por operación”) (Bessembinder & Chan, 1998) y los modelos de simulación Bootstrapping y de significancia estadística (Park & Scott, 2009). Estos factores se deben tener en cuenta dentro de la estrategia de inversión para determinar si es mejor emplear la combinación de indicadores en términos de estabilidad y efectividad que si se utilizan los indicadores técnicos por separado.

El ámbito de estudio de la presente tesis se basa en conocer el efecto que tiene la aplicación de una combinación de indicadores de Análisis Técnico (Estocástico y el Índice de Fuerza Relativa) sobre las acciones del mercado colombiano en el periodo 2009-2019. La razón de escoger estos indicadores técnicos y combinarlos en un solo indicador se debe a que han logrado demostrar en diversas investigaciones que superaron a la estrategia pasiva de comprar y mantener, y obtuvieron buena rentabilidad frente a otros indicadores técnicos (Alhashel et al., 2018; Gerritsen, 2016; Metghalchi, 2013; Omar Farooq & Hasib Reza, 2014; Parisi, 2019; Umaña & Romo, 2007). El término combinación en adelante hace referencia a utilizar dos indicadores de Análisis Técnico que pertenecen a una misma

categoría⁵ y forman un solo indicador. Para la investigación se utilizó la combinación entre el indicador Estocástico y el Índice de Fuerza Relativa, esta combinación de acuerdo con diversas investigaciones se utiliza aplicando la formulación del indicador Estocástico sobre los valores del indicador IFR, y de esta manera se genera solo un indicador (combinación) para medir su efectividad y estabilidad frente a los indicadores por separado, esto será abordado en profundidad más adelante.

Dentro del ámbito académico es importante analizar la aplicación de una nueva herramienta (nueva en el sentido que no se encontraron estudios que utilizaran la aplicación de esta combinación en el mercado accionario colombiano) que involucre el Análisis Técnico con el fin de conocer si es más efectiva que el uso de los indicadores técnicos por separado, ya que una combinación de indicadores técnicos puede generar mayor rentabilidad en las acciones que estos y frente a una estrategia pasiva.

El hecho de comprender cómo una combinación de indicadores técnicos puede ser mejor que utilizar los indicadores por separado (IFR y el Estocástico) es importante en el ámbito financiero y de inversión, ya que permite ampliar el estudio sobre la aplicabilidad del Análisis Técnico y contrastar los resultados con la Hipótesis de Mercados Eficientes y la Teoría de la Caminata Aleatoria.

Considerando lo anterior, el problema se traslada a la identificación de la efectividad en una combinación de indicadores técnicos, de modo que se pueda analizar el efecto que tiene esta combinación sobre las acciones del mercado colombiano, ya que usar un solo indicador técnico puede no ser suficiente para predecir la tendencia de un activo con precisión (Wang et al., 2014), por lo tanto, una combinación de indicadores puede tener mayor capacidad de predicción y capacidad para generar mayor rentabilidad que si se utilizan los indicadores por separado.

Dentro del mercado accionario colombiano el organismo que regula y se encarga de manejar las operaciones bursátiles que realizan los inversionistas es la Bolsa de Valores de Colombia, la cual utiliza diversos indicadores para agrupar a las acciones que se cotizan

⁵ Una categoría de indicadores técnicos hace referencia a la metodología en común que tienen dos o más indicadores técnicos para utilizarlos sobre los precios de un activo bursátil, esto será abordado más adelante.

en el mercado bursátil colombiano; el COLCAP es uno de los indicadores que se utiliza en su mayoría para trabajar con acciones, esto se debe a que las acciones que agrupa tienen alta liquidez en el mercado colombiano. Esta característica del índice COLCAP es importante, ya que el Análisis Técnico funciona con activos con alta liquidez, es decir, los indicadores técnicos son importantes para las acciones que tienen un volumen de comercialización constante (Almujamed, Fifield, & Power, 2013), esta es la razón de aplicar el Análisis Técnico al índice COLCAP y no a otro indicador, como por ejemplo el COLEQUTY, que agrupa a la mitad de las acciones menos líquidas del mercado bursátil colombiano.

Teniendo en cuenta el contexto anteriormente presentado sobre el Análisis Técnico, el objetivo general de esta investigación se basa en analizar la efectividad y estabilidad de una combinación de indicadores de Análisis Técnico (Estocástico y el Índice de Fuerza Relativa) en el mercado accionario colombiano en el periodo 2009-2019. Este objetivo está articulado con la pregunta de investigación, la revisión de literatura y la metodología (combinación de indicadores), de manera que se pueda establecer si una combinación de indicadores técnicos es más efectiva y estable que si se utilizan los indicadores técnicos por separado y si esta combinación sería una alternativa viable (en términos de efectividad y estabilidad) para evaluar acciones en el mercado bursátil.

Para el logro del objetivo general se establecieron cuatro objetivos específicos:

- Determinar los criterios de selección de los indicadores técnicos, como el Estocástico y el IFR, y cómo se ajustan mejor para desarrollar las estrategias de inversión.
- Analizar los factores, características y supuestos para definir las estrategias de inversión con el Análisis Técnico.
- Determinar los criterios de optimización de los parámetros para la aplicación de cada indicador técnico.
- Determinar los modelos de robustez y de simulación Bootstrapping que se ajustan para desarrollar las estrategias de inversión con el Análisis Técnico.

La hipótesis que se pretende validar en la investigación es si la combinación de indicadores técnicos suministra información consistente en la capacidad de predicción para ser más efectiva que si se emplean los indicadores técnicos por separado en el mercado accionario

colombiano. Debido a lo anterior se esperaría que la combinación fuera más rentable que utilizar los indicadores por separado, incluso si los indicadores no generaran una rentabilidad positiva, ya que combinando las señales se puede generar un mejor pronóstico en el mercado (Lento, 2009).

La presente investigación se diferencia de otras investigaciones previamente realizadas con la aplicación del Análisis Técnico en los siguientes aspectos:

- Involucra una combinación y aplicación de indicadores técnicos en el mercado accionario colombiano.
- Reconoce la importancia de las acciones como activo de inversión en la economía colombiana.
- Contribuye a ampliar la investigación sobre Análisis Técnico y sus diversas aplicaciones en el ámbito bursátil mediante la combinación de indicadores.
- Incluye pruebas de robustez y de simulación Bootstrapping para verificar la estabilidad de los indicadores técnicos, incluida la combinación de indicadores.

En el capítulo a continuación se hizo una revisión de literatura respecto a la aplicación del Análisis Técnico sobre las acciones a nivel nacional (mercado bursátil colombiano) e internacional, esto con el fin de conocer los resultados que se han tenido con estos activos para ejecutar las estrategias de inversión. Lo anterior, es muy importante para entender el funcionamiento y aplicación del Análisis Técnico en este tipo de activo.

1. Análisis Técnico y Renta Variable

Diversas investigaciones han considerado el uso del Análisis Técnico como una metodología de inversión y se han empleado diversos indicadores técnicos como estrategias para la inversión en activos bursátiles (Talwar et al., 2019). De la serie de diversos activos que se han usado con el Análisis Técnico se encuentra la renta variable,

este es un activo muy importante en el ámbito económico y financiero (Jaaman, Shamsuddin, Yusob, & Ismail, 2009).

En el ámbito económico, la inversión en acciones promueve el crecimiento y valor de las empresas para las necesidades productivas, el activo de renta variable también favorece a los sectores industriales donde tienen mayor oportunidad de crecimiento, permite el acceso a mercados internacionales para la negociación de los títulos (Valderrama & Gonzalez, 2016), permite a los inversionistas reconocer ventajas de rentabilidad en sus inversiones, y tiene un gran impacto y aporte en la economía, ya que, las acciones constituyen un instrumento de ahorro e inversión para promover el desarrollo económico (Banco de la Republica, 2018).

En el ámbito financiero la inversión en acciones provee financiamiento para que las empresas puedan crecer y funcionar, no solo por los recursos a obtener por parte de inversionistas, sino por el balance de la estructura financiera (BVC, 2008), ya que las inversiones en este tipo de activo permiten aumentar la liquidez de las empresas y también permiten aumentar la competitividad y la creación de valor de las mismas (Pike, Meerjanssen, & Chadwick, 1993). Además, este mercado ofrece ventajas como modernizar la gestión empresarial y el aumento de la competitividad y reputación en el sector en que se encuentran las empresas (BVC, 2008). Lo anterior indica que el crecimiento de la economía depende del buen funcionamiento de las empresas.

El Análisis Técnico ha sido usado ampliamente en acciones, además es predominante en este tipo de activos en mercados desarrollados (Tijjani, Fifield, & Power, 2009). Los inversionistas recurren constantemente a utilizar el Análisis Técnico, ya que es probable que se use donde los inversionistas no creen que los precios de las acciones reflejan solo lo que es impredecible (Pike et al., 1993).

Dentro de los avances en materia tecnológica, la globalización ha permitido que no solamente se puedan negociar títulos de renta variable en el mercado nacional, sino que la interconexión entre diversos países ha permitido acceder a inversionistas de muchas partes del mundo a mercados internacionales con el objetivo de encontrar oportunidades rentables. En el caso de Colombia, las acciones nacionales se pueden negociar en el Mercado Integrado Latinoamericano (MILA), junto con países como México, Chile y Perú con el fin de ofrecer oportunidades rentables para los inversionistas (MILA, 2018; Uribe Gil & Mosquera López, 2014).

Los resultados en la aplicación del Análisis Técnico pueden variar en la obtención de rentabilidad y superioridad frente a la estrategia pasiva (Wong & Kung, 2009). Algunos autores consideran que la renta variable puede ser explotada y han logrado demostrar que se puede obtener rentabilidad por encima del mercado (estrategia pasiva) mediante el uso del Análisis Técnico como Shynkevich, (2017), en su investigación encontró que el Análisis Técnico tuvo una buena capacidad de predicción en el corto plazo en mercados accionarios emergentes frente a la estrategia pasiva, incluso después de incluir costos de transacción.

Lin, (2018), encontró que la predicción con el uso del Análisis Técnico tuvo un excelente desempeño estadísticamente y económicamente significativo en la primera (In-Sample) y segunda (Out-of-Sample) muestra, aún después de que incluyó los costos de transacción.

Hatgioannides & Mesomeris, (2007) encontró en su investigación que con el uso del Análisis Técnico se obtuvo un rendimiento mayor que el de la estrategia pasiva después de incluir costos de transacción. Lento, (2008) encontró que el uso del Análisis Técnico fue rentable en seis de ocho mercados emergentes de acciones en la región Asia-Pacífico.

Para Mohd Nor & Wickremasinghe, (2014) el Análisis Técnico a partir de su desempeño puede generar retornos positivos en mercados accionarios como el australiano. Gebka, Hudson, & Atanasova, (2015) encontró que los indicadores técnicos pueden ofrecer retornos significativos, incluso después de incluir los costos de transacción.

Ming-Ming & Siok-Hwa, (2006) encontró que los resultados de su investigación apoyan el uso del Análisis Técnico en mercados accionarios asiáticos, además este puede proporcionar oportunidades rentables para los inversionistas, pero esta rentabilidad se puede afectar en gran parte por los costos de transacción.

En la investigación de Cohen & Cabiri, (2015) el Análisis Técnico tuvo buena capacidad de predicción frente a la estrategia pasiva. En la investigación de Dourra & Siy, (2002) no solamente se evaluó la capacidad del Análisis Técnico, sino que se introdujo un nuevo método de evaluación, el cual puede superar el rendimiento de la estrategia pasiva y ser efectivo.

Para Alhashel et al., (2018) el Análisis Técnico tuvo un desempeño superior a la estrategia pasiva, incluyendo costos de transacción. Metghalchi, Chang, & Marcucci, (2008) encontró

que los indicadores técnicos tienen buena capacidad de predicción, de igual manera que la investigación conducida con Chang et al., (2006). Para la investigación de Dobbs & Atmeh, (2006) encontró que el Análisis Técnico es rentable, incluyendo los costos de transacción.

El Análisis Técnico generó buena rentabilidad, por encima de la estrategia pasiva en la investigación de Omar Farooq & Hasib Reza, (2014). La investigación de Metghalchi, (2013) concluyó que el Análisis Técnico empleado, fue superior a la estrategia pasiva, con la inclusión de costos de transacción.

Por otra parte, existen estudios en los cuales no hubo evidencia a favor del uso del Análisis Técnico. En la investigación de Tian, Wan, & Guo, (2002) se encontró que el Análisis Técnico no tuvo poder de predicción sobre las acciones del mercado estadounidense y el chino, por lo tanto, no pudo superar a la estrategia pasiva.

En la investigación llevada a cabo por Marshall et al., (2008), el Análisis Técnico no fue rentable en el corto plazo. Li et al., (2006) no encontró evidencia a favor del uso del Análisis Técnico para la predicción de los retornos.

A pesar de que algunos indicadores técnicos son rentables, para la investigación de Lai et al., (2010), el Análisis Técnico en general no pudo superar a la estrategia pasiva. En la investigación de Ratner & Leal, (1999) los indicadores técnicos fueron rentables en tres de los doce mercados latinoamericanos y asiáticos estudiados después de considerar los costos de transacción, los cuales limitaron la rentabilidad obtenida por muchos indicadores técnicos.

Otros estudios que indican que no se pudo obtener evidencia a favor del Análisis Técnico son: Coe & Laosethakul, (2010) encontraron que ningún indicador técnico que estudiaron pudieron superar a la estrategia pasiva; Fong & Yong, (2005) no encontraron en la investigación la rentabilidad esperada, concluyendo que las acciones analizadas se comportaron como Caminatas Aleatorias; Yamamoto, (2012) encontró que ningún indicador técnico logró superar en rentabilidad a la estrategia pasiva; Pavlov & Hurn, (2012) encontraron que los indicadores técnicos estudiados tuvieron un desempeño negativo para generar rentabilidad.

Chang, Lima, & Tabak, (2004) encontraron también que el Análisis Técnico no fue rentable, ya que cuando tomaron en cuenta los costos de transacción, solo pocos indicadores

generaron retornos en exceso. La investigación de Ellis & Parbery, (2005) indica que en general los resultados no son rentables al considerar los costos de transacción frente a la estrategia pasiva. Los resultados obtenidos por Méndez & Gorigoitia, (2014) indicaron que no hubo evidencia a favor del uso del Análisis Técnico en periodos de crisis financiera en mercados latinoamericanos como Brasil, Perú, México y Chile.

En el mercado colombiano, se encontró que existen algunas investigaciones que han aplicado el Análisis Técnico sobre el activo de renta variable, estas se detallan a continuación: Castillo Giraldo, (2011) encontró que los rendimientos fueron bajos al utilizar el Análisis Técnico y no superaron a la estrategia pasiva; Restrepo Mejía, (2009) encontró que varios indicadores técnicos no tuvieron la capacidad de superar a la estrategia pasiva en el periodo seleccionado, por lo tanto, no fueron rentables; en la investigación de Agudelo & Uribe, (2009) se encontró que no se pudo obtener rentabilidad en las acciones colombianas con el Análisis Técnico y se deben considerar otros indicadores técnicos para probar su efectividad en el mercado colombiano; Zuluaga & Velasquez, (2007) en su investigación concluyó que es posible obtener ganancias en el mercado colombiano mediante la aplicación del Análisis Técnico, esto es posible solo si se tienen bajos costos de transacción y buenas tasas en activos libres de riesgo, además de que se tenga un periodo amplio (mayor a un año) para soportar pérdidas o bajos rendimientos.

La aplicación del Análisis Técnico sobre las acciones ha dependido de aprovechar las ineficiencias que se han presentado en estos activos, es decir, conocer cómo invertir en activos en mercados con un bajo nivel de desarrollo, o aquellos que son considerados como mercados pequeños donde se negocian ciertas cantidades mínimas (comparadas con otros activos de la misma categoría en otros países o contra otros mercados en la economía de un país) de estos activos (Meric, Ratner, Nygren, & Meric, 2008).

Además, en Colombia el mercado accionario es el que menor grado de evolución ha alcanzado en términos de tamaño, liquidez y acceso a nuevos participantes dada la creciente tasa de inversión en la economía (Valderrama & Gonzalez, 2016). El mercado accionario colombiano es pequeño, lo cual indica que se pueden presentar ineficiencias que sean aprovechadas con la aplicación del Análisis Técnico y se pueda obtener mayor rentabilidad que la del mercado (Bessembinder & Chan, 1995; Umaña & Romo, 2007).

El mercado accionario colombiano en la actualidad cuenta con pocas empresas e inversionistas que participan en este mercado (Valderrama, A., & Gonzalez, 2016). Además, existe baja confianza por parte de los inversionistas en estos mercados (Meric et al., 2008). A pesar de que el mercado accionario colombiano tiene un bajo desarrollo, este mercado es importante para la economía nacional.

La razón de evaluar acciones y no otro tipo de activo bursátil en Colombia, se debe al potencial que no se ha aprovechado respecto de estas. El Informe Especial de Estabilidad Financiera del Banco de la República (2016), indica que los colombianos que obtuvieron productos de inversión, en acciones invirtieron solo el 1,5% en promedio en los años 2015, 2016, 2017, y las acciones sirven como instrumento de ahorro e inversión que puede ser aprovechado para obtener buenas ganancias, principalmente con la aplicación del Análisis Técnico.

2. Marco Teórico

Como parte fundamental de esta investigación, se especifican los conceptos a continuación, los cuales hacen parte de la estructuración del presente trabajo. Para analizar la efectividad y la estabilidad del Análisis Técnico, se debe conocer los conceptos de la Hipótesis de Mercados Eficientes, junto con la Teoría de la Caminata Aleatoria, ya que estas apoyan a la estrategia pasiva y no apoyan los argumentos en favor de la Teoría Dow, la cual fundamenta y estudia al Análisis Técnico. Posteriormente se analizan en detalle los conceptos de los indicadores técnicos y cómo funcionan como estrategias de inversión.

2.1 Hipótesis de Mercados Eficientes

La Hipótesis de Mercados Eficientes (HME) ha sido estudiada a profundidad en diversos estudios, indicando que los precios no pueden ser previsibles en el futuro, ya que reflejan toda la información disponible del mercado. La información presente en el mercado tiene

la característica de que es cambiante, esto hace que los precios de un activo estén fluctuando de manera constante o sigan un recorrido aleatorio, lo cual los hace impredecibles (Metghalchi, 2013; Sturm, 2013); lo anterior sugiere que al utilizar solamente los precios, no se puede pronosticar su comportamiento futuro y no se puede obtener rentabilidad mediante el uso del Análisis Técnico por encima de la rentabilidad que proporciona el mercado (estrategia de comprar y mantener) (Bessembinder & Chan, 1998; Bianchi & Pianese, 2018; Manahov, Hudson, & Gebka, 2014; Metghalchi, 2015). La HME se presenta de tres formas: la forma débil, la forma semi-fuerte y la forma fuerte (Fama, 1970).

En primer lugar, se encuentra la forma débil de la HME que incorpora toda la información de los precios de un activo, tales como precios pasados, volúmenes transados, tasas de interés, etc., por lo tanto, no se pueden obtener retornos anormales (mayores) que los generados por el mercado. Lo anterior se debe a que los precios van a cambiar de forma rápida que van a ser imposibles de pronosticar en el futuro.

La forma semi-fuerte de la HME, la cual contiene a la forma débil, indica que los precios se ajustan eficientemente a otra información públicamente disponible y expectativas como anuncios de ingresos anuales o partición de acciones, pronósticos de crecimiento de la empresa, gestión de la empresa y, en general, todo análisis fundamental que se realice.

Finalmente, la forma fuerte de la HME, la cual contiene a las dos formas anteriores, indica que los precios de los activos incluyen información privilegiada, la cual concierne con ciertos inversionistas o grupos que tienen acceso monopolístico (privilegiado) a cualquier información relevante acerca de la empresa. Esta información privilegiada hará que cambien los precios de una forma rápida lo cual va a ocasionar que no se pueda pronosticar el precio futuro.

De lo anterior se establece que los precios de un activo no pueden ser suficientes para la predicción de su comportamiento futuro (Sabbaghi & Sabbaghi, 2018), ya que otra información que está o se presenta en el mercado puede modificar el comportamiento de los precios del mismo (Jensen & Benington, 2018; Ready, 2002). Además, esta información se presenta con tal rapidez, que es imposible que el Análisis Técnico pueda extraer información de los precios para generar rentabilidad.

2.2 Teoría de la Caminata Aleatoria

Esta teoría fue desarrollada en la comunidad académica, indica que los precios de un activo siguen un comportamiento aleatorio e impredecible (Malkiel, 2007), es decir, que no se pueden utilizar como un indicador para la predicción de su comportamiento en el futuro.

La Teoría de la Caminata Aleatoria se expresa en un mismo sentido que la HME, esta indica que los indicadores técnicos del mercado bursátil se basan únicamente en series de precios históricos (Gilmore & Mcmanus, 2001), por lo tanto, con su utilización no se pueden obtener beneficios superiores (rentabilidades superiores) a los generados por una estrategia de comprar y mantener (Jensen & Benington, 2018; Samuelson, 2013), incluso antes y después de ser incluidos los costos de transacción (Metghalchi, 2013).

Lo anterior indica que la estrategia recomendada por esta teoría en el mercado bursátil sería la de comprar y mantener, ya que no se justificaría usar otra porque no podría superar a los rendimientos del mercado.

2.3 Teoría Dow

Esta teoría fue planteada por Charles Dow en el año 1884 (Agudelo & Uribe, 2009; Murphy, 2007). Por medio de esta teoría se estudia el Análisis Técnico ya que contiene la fundamentación y el funcionamiento del mismo. No obstante, Dow nunca escribió un libro sobre su teoría, en su lugar describió ideas sobre el comportamiento bursátil en varios artículos.

Para entender el fundamento conceptual del Análisis Técnico, es importante conocer las tres premisas en las cuales se basa éste:

1. Los movimientos del mercado lo descuentan todo
2. Los precios se mueven por tendencias
3. La historia se repite

En primer lugar, la primera premisa hace referencia a que la información presente (razones fundamentales, psicológicas, entre otras) en el mercado de valores sirve para predecir la

tendencia (ascendente o descendente) del precio de un activo, ya que refleja su comportamiento, y por ende se deben estudiar los movimientos del precio de un activo mediante indicadores técnicos.

La segunda premisa indica que las tendencias de un activo se pueden identificar mediante la utilización de gráficos de los precios, ya que una tendencia persistirá hasta que se presenten señales claras de un cambio de la dirección que tenían los precios.

Finalmente, la tercera premisa hace referencia a que el estudio de la información del pasado permite predecir el comportamiento futuro, ya que es probable que lo que sucedió en determinado momento pasado, vuelva a suceder en el futuro⁶.

A partir de lo anterior el Análisis Técnico es una herramienta importante que sirve para determinar las tendencias y cambios de los precios de un activo y de esta manera generar señales que permitan generar rentabilidades en el mercado, incluso que pueden ser mayores a los de una estrategia pasiva.

2.4 Análisis Técnico

El fundamento y los principios del Análisis Técnico se le reconocen a Charles Dow⁷ desde el año 1800.

El Análisis Técnico se basa en las tres premisas que componen a la Teoría Dow para operar con los diferentes indicadores que lo componen (Agudelo & Uribe, 2009); este es considerado como el conjunto de herramientas, entre ellas gráficas e indicadores técnicos (Umaña & Romo, 2007), que permiten predecir los retornos futuros para los activos financieros mediante el estudio de la información pasada (Farias Nazário et al., 2017;

⁶ El comportamiento de los precios de las acciones está relacionado con el estudio de la psicología humana, la cual tiene tendencias repetitivas (Ballings, Van den Poel, Hespels, & Gryp, 2015; Lam, 2004; Thaler, 2018; Wang et al., 2018).

⁷ Este autor también fue el creador del índice Dow Jones Industrial Average, DJIA por sus siglas en inglés.

Murphy, 2007), esta información incluye precios y/o volúmenes de transacción de los activos bursátiles.

De esta manera, el Análisis Técnico explora la eficiencia del mercado, más específicamente la forma débil (Ahmad, Ashraf, & Ahmed, 2006; Gerritsen, 2016; Hájek, 2007), en el sentido que esta expresa que este, no puede superar el rendimiento que ofrece el mercado (Hudson, Dempsey, & Keasey, 1996; Jensen & Benington, 2018; Rahman, M Simon, & Hossain, 2016), por lo tanto, mediante el estudio del Análisis Técnico se intenta demostrar que no se aplican los postulados de la HME.

El primer gran estudio académico que consideró el Análisis Técnico como tema de estudio fue "Can Stock Market Forecasters Forecast?", escrito por Alfred Cowles en 1933 (Farias Nazário et al., 2017), desde entonces, hasta la actualidad se han venido empleando diversos indicadores técnicos para evaluar estrategias de inversión en los mercados bursátiles internacionales.

Los indicadores técnicos pueden ser agrupados en diferentes clases o categorías (Jiao, Ma, Scotti, & Sgarra, 2018; F. Wang et al., 2014), es decir, los indicadores pueden ser de Momentum (cuando se establece si el mercado está sobrecomprado⁸ o sobrevendido⁹ a través del análisis de la velocidad del cambio de los precios; dentro de esta categoría los indicadores son conocidos como osciladores de acuerdo a las características de la formulación de los mismos; en esta categoría se incluyen los indicadores u osciladores que se estudian en el presente trabajo como el IFR, el Estocástico y la Combinación) (Okunev & White, 2003; Qin, Pan, & Bai, 2020), otra categoría es la de Volatilidad (cuando se tiene en cuenta la fluctuación en el precio de un activo) (Ni, Liao, & Huang, 2015) otra categoría de agrupación es la relacionada con el Volumen (cuando se tiene en cuenta la cantidad de transacciones por un periodo específico) (de Souza, Ramos, Pena, Sobreiro, & Kimura, 2018).

De esta manera se pueden crear o generar diversas combinaciones de indicadores técnicos dependiendo de sus respectivas categorías. Para el caso de la combinación que

⁸ El mercado se encuentra sobrecomprado cuando la demanda supera a la oferta, lo cual supone vender un activo en ese momento.

⁹ Es un momento opuesto a la situación de sobrecompra, y es cuando la oferta supera a la demanda, por lo tanto, es propicio para comprar un activo.

se utiliza en la presente investigación formada por los dos indicadores (IFR y el Estocástico), esta como los otros indicadores corresponden a indicadores técnicos de la categoría de Momentum.

2.4.1 Indicador Estocástico

Este indicador fue creado en 1950 por George Lane (Rosillo, de la Fuente, & Brugos, 2013). También es conocido como oscilador Estocástico, pertenece a la categoría de indicadores de Momentum y señala la tendencia futura de un activo mediante la divergencia entre el precio de cierre y el precio máximo y mínimo en un periodo de tiempo. Además tiene una media móvil para el valor hallado de la diferencia de precios (línea K), su formulación se tomó de (Coe & Laosethakul, 2010):

$$K_t = \left(\frac{P_t - L_t^{n-1}}{H_t^{n-1} - L_t^{n-1}} \right) * 100, \quad Z_t = \frac{\sum_{t=0}^{n-1} K_{t-1}}{n} \quad (1)$$

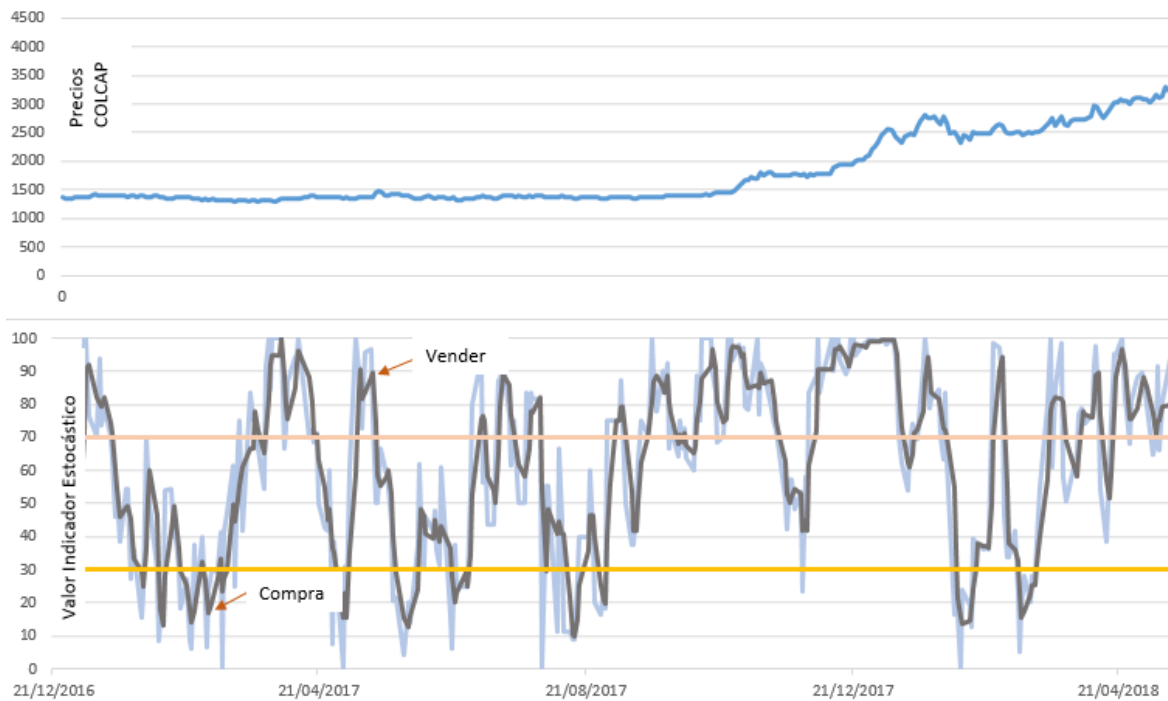
Este indicador genera valores entre 0 y 100. Cuando el valor es cercano a 100, se genera un momento de sobrecompra, mientras que, si el valor que genera es cercano a 0, se genera un momento de sobreventa. Las operaciones de compra y venta se generan cuando los valores que genera el indicador se posicionan en las respectivas zonas de sobrecompra o sobreventa, es decir, que si el valor que generó el indicador está por encima de la configuración del parámetro de la línea de sobrecompra, se genera una señal de venta para el inversionista, mientras que si el valor que generó el indicador está por debajo de la configuración del parámetro de la línea de sobreventa, se genera una señal de compra para el inversionista.

En la ecuación (1) K_t corresponde al valor del Indicador Estocástico. P_t es el precio de cierre de la acción en el periodo t . H_t es el valor más alto de los precios máximos alcanzados en cada día de negociación en el periodo comprendido entre $t=0$ y $n-1$. L_t corresponde al valor más bajo entre los precios mínimos alcanzados en cada día de negociación en el periodo comprendido entre $t=0$ y $n-1$.

Este indicador utiliza líneas de sobreventa y sobrecompra para generar las señales de compra y venta. Cuando este indicador genera valores que cruzan a la línea de sobreventa por debajo, se establece una señal de compra. Cuando el indicador genera valores que cruzan la línea de sobrecompra por encima de esta, se genera una señal de venta. Por lo general para utilizar el indicador, la línea de sobrecompra se configura con un valor de 70, mientras que la línea de sobreventa se configura con un valor de 30.

Continuando con la ecuación (1) Z_t corresponde a la media móvil de K_t en el periodo comprendido entre $t=0$ hasta $n-1$, esta se emplea con el fin de suavizar las señales generadas por este indicador.

Ilustración 1. Señales de compra y venta Indicador Estocástico



Fuente: Elaboración propia

2.4.2 Índice de Fuerza Relativa (IFR)

Este indicador fue desarrollado en 1970 por J. Welles Wilder (Coe & Laosethakul, 2010). El Índice de Fuerza Relativa es conocido popularmente como RSI¹⁰ en la literatura internacional y pertenece a la categoría de indicadores de Momentum; este se ha popularizado entre los agentes del mercado bursátil ya que ha demostrado tener un buen desempeño sobre la estrategia de comprar y mantener (Chiang, Ke, Liao, & Wang, 2012; T Chong & Ng, 2008; Gerritsen, 2016; Mohd Nor & Wickremasinghe, 2014; Q. Wang et al., 2018). El indicador mide la fuerza del cambio de los precios de un activo bursátil, empleando la siguiente fórmula:

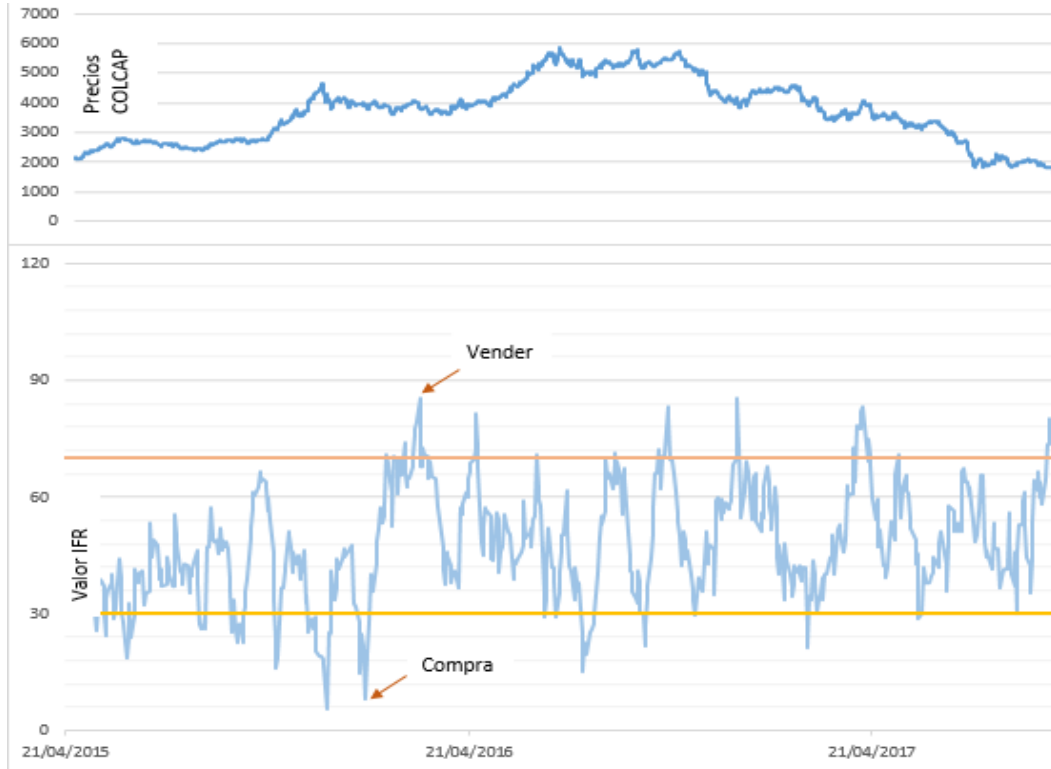
$$IFR_t = \left(\frac{U_t^{n-1}}{D_t^{n-1} + U_t^{n-1}} \right) * 100 \quad (2)$$

En esta formulación, U_t hace referencia al promedio de los cambios en el precio, cuando estos cambios obedecen a incrementos que se generan en un periodo comprendido entre $t=0$ y $n-1$. De manera análoga, D_t es promedio de los cambios en el precio, pero cuando este disminuye.

De igual manera que el indicador estocástico para las decisiones de compra o venta, se utilizan respectivamente líneas de sobreventa y líneas de sobrecompra; cuando el indicador genera valores que cruzan por encima a la línea de sobrecompra, se genera una señal de venta para el inversionista; cuando el indicador genera señales que cruzan por debajo a la línea de sobreventa, se genera una señal de compra para el inversionista. Por lo general la línea de sobrecompra se configura con un valor de 70, mientras que la línea de sobreventa se configura con un valor de 30.

Ilustración 2. Señales de compra y venta IFR

¹⁰ Este indicador RSI, por sus siglas en inglés (Relative Strength Index) es popular entre los inversionistas en mercados financieros (Mohd Nor & Wickremasinghe, 2014).



Fuente: Elaboración propia

2.4.3 Combinación de los Indicadores Técnicos

Como se mencionó anteriormente, el propósito de esta investigación es utilizar una combinación de indicadores técnicos (IFR y el Estocástico) con el fin de determinar si es más rentable que utilizar los indicadores por separado y por lo tanto es más efectiva.

En diversas investigaciones esta combinación que se especifica en el presente trabajo se conoce como Stochastic RSI o Stoch RSI (Asad Khan, 2016; Bruni, 2017; Kristjanpoller & Minutolo, 2018; Talwar et al., 2019; Tsaih et al., 1998) y en estas investigaciones ha demostrado ser efectiva en la generación de rentabilidades. Esta combinación corresponde a un solo indicador híbrido que está formado por dos indicadores.

La combinación ha sido estudiada en diversas investigaciones, pero en mercados desarrollados, mas no se ha aplicado en mercados en desarrollo o en mercados bursátiles de Latinoamérica con el objetivo de conocer su efectividad. Esta combinación corresponde

a un solo indicador¹¹. De acuerdo con varias investigaciones esta combinación se obtiene aplicando la formulación del indicador IFR sobre el indicador Estocástico; la formulación de la combinación se especifica a continuación:

$$\text{Combinación de Indicadores} = \frac{\text{IFR}_t - \text{Mínimo IFR}_t^n}{\text{Máximo IFR}_t^n - \text{Mínimo IFR}_t^n} \quad (3)$$

En esta ecuación IFR hace referencia al valor del indicador IFR en el periodo t. “Mínimo IFR”, hace referencia al valor mínimo del indicador IFR, el cual corresponde al valor más bajo entre los valores mínimos del IFR alcanzados en el periodo comprendido entre t=0 y n. “Máximo IFR”, hace referencia al valor máximo del indicador IFR, el cual corresponde al valor más alto entre los valores mínimos del IFR alcanzados en el periodo comprendido entre t=0 y n. De esta manera se aplica el indicador IFR sobre el indicador Estocástico y se obtiene la combinación.

De igual manera que los otros dos indicadores anteriores (IFR y el Estocástico), las operaciones de compra y venta se generan cuando los valores que proporciona la formulación de la combinación se posicionan en las respectivas zonas de sobrecompra o sobreventa, es decir, que si el valor que generó el indicador está por encima de la configuración del parámetro de la línea de sobrecompra, se genera una señal de venta para el inversionista, mientras que si el valor que generó el indicador está por debajo de la configuración del parámetro de la línea de sobreventa, se genera una señal de compra para el inversionista.

Es importante tener en cuenta que dentro del proceso que se tiene para obtener la combinación, los precios pasan por la formulación del IFR, para luego tomar los valores del IFR (valores entre 0 y 100), estos valores del IFR son procesados a través de la fórmula

¹¹ Es importante que se tenga en cuenta que la combinación en esta investigación corresponde a un solo indicador técnico, ya que diversas investigaciones, incluyendo a Lento, (2009) en su investigación hace referencia a combinación de indicadores técnicos pero utilizando varios indicadores para confirmar las señales de compra y venta entre estos, es decir, toma dos indicadores y los aplica de manera simultánea pero de manera individual, mas no utiliza dos indicadores para formar uno solo.

del indicador estocástico, esto con el fin de determinar la combinación. Esta combinación de acuerdo con diversas investigaciones puede generar mayores rentabilidades que las que se producen con el IFR por separado como con el Indicador Estocástico por separado (Asad Khan, 2016; Bruni, 2017; Kristjanpoller & Minutolo, 2018; Talwar et al., 2019; Tsaih et al., 1998).

En el libro “High Probability Trading Strategies” del autor Robert Miner, se hace mención a un indicador llamado DTosc, este corresponde a un tipo de combinación de indicadores técnicos, donde DT hace referencia a Dual Time oscillator. Este indicador de acuerdo con el autor corresponde a un indicador híbrido entre el indicador Estocástico y el IFR como un solo indicador (Miner, 2009). El indicador DTosc correspondería a la combinación que se utiliza para la presente investigación y es coherente la formulación con las denominaciones de esta combinación en otras investigaciones (Stochastic RSI o Stoch RSI).

Las ventajas que puede aportar la combinación son: (Chande & Kroll, 1994)

- Sirve como herramienta para el seguimiento de las tendencias de los precios de un activo en comparación con los indicadores por separado (IFR y Estocástico) dentro de un rango de precios.
- Es un indicador más consistente en la generación de las señales y el posicionamiento de estas en las zonas de sobrecompra y sobreventa, ya que puede identificar estas señales de forma más rápida dentro del rango de precios de un activo.

2.5 Estrategia de inversión

La estrategia de inversión está conformada por decisiones de compra y/o venta, las cuales se utilizan para las negociaciones de activos financieros, estas pueden superar las tendencias a la baja y las fluctuaciones del mercado (Chang et al., 2006; Ratner & Leal, 1999), con el fin de obtener rentabilidad. Los factores más comunes que componen la estrategia de inversión son: el perfil de riesgo (Contreras et al., 2015), los costos de transacción (Metghalchi et al., 2008a; Shynkevich, 2012), el largo o corto plazo (Espinosa

& Gorigoitia, 2014; Farias Nazário et al., 2017), la estrategia pasiva para comparar el rendimiento (Cohen & Cabiri, 2015), el tipo de activo (Almujamed et al., 2013), entre otros.

La estrategia de inversión puede ser activa o pasiva. Para la presente investigación se considera que la aplicación de un indicador de Análisis Técnico es una sola estrategia que se va analizar y esta se gestiona de manera activa (Agudelo & Uribe, 2009), por lo tanto, la aplicación del IFR, el indicador Estocástico y la combinación de estos dos indicadores equivalen a tres estrategias de inversión que serán aplicadas a las acciones que hacen parte del COLCAP con el fin de analizar las señales de compra y venta para determinar su efectividad frente a la estrategia pasiva y su estabilidad.

2.5.1 Estrategia Activa

Este tipo de estrategia se gestiona de manera activa, es decir, a través del Análisis Técnico se hace un análisis del cambio de la tendencia de los precios (esto está estrechamente relacionado con las categorías a las que pertenecen los indicadores) para realizar diversas operaciones simultáneas de compra y venta de activos bursátiles en varios periodos de tiempo, lo cual implica altos costos de transacción y baja rentabilidad una vez que se consideran estos factores dentro de la estrategia de inversión (de Frutos & Gatón, 2017; Li et al., 2016; Meghwani & Thakur, 2018; Woodside-Oriakhi, Lucas, & Beasley, 2013), esto se hace con el fin de mejorar una inversión que si se invierte con un estrategia pasiva (Cohen & Cabiri, 2015; Harvey & Liu, 2014; Knez & Ready, 1996; Olasolo et al., 2016), con el fin de obtener mayor rentabilidad que la del mercado. Para la investigación no se definió un monto máximo o mínimo de inversión cuando se generan las señales de compra y venta, ya que se puede entrar y salir del mercado sin alguna restricción de acuerdo con las señales que generan los indicadores técnicos y la rentabilidad es calculada como porcentaje.

2.5.2 Estrategia Pasiva

Es conocida también como la estrategia de comprar y mantener¹², es decir, es estática la inversión y no se incurre en esfuerzos para mejorar el rendimiento de la misma, sino que consiste en obtener el rendimiento que da el mercado (Cohen & Cabiri, 2015), ya que cualquier intento de anticipar el comportamiento futuro representaría una pérdida de tiempo y dinero para el inversionista debido a que existen factores que influyen en el comportamiento del mercado (Elroy & Massoud, 2002; Fama, 1970; Metghalchi, 2015; Metghalchi et al., 2008a; Rahman et al., 2016).

De acuerdo con la Hipótesis de Mercados Eficientes y la Teoría de la Caminata Aleatoria, la mejor estrategia a seleccionar por un inversionista es la estrategia pasiva, ya que no implica costos de transacción altos y es rentable tomando en consideración un horizonte temporal amplio (Lu, Chen, & Hsu, 2015). Pero la realidad del mercado bursátil implica que estos mercados se estén gestionando de manera activa con el fin de que tengan un buen manejo y desarrollo (oferta y demanda) en la economía de los países.

3. Metodología

3.1 Descripción de los datos

La selección de los datos para la elaboración de este estudio se basó en la revisión de las acciones que componen el índice COLCAP. El cálculo de este índice considera la frecuencia, rotación y volumen de las acciones en los últimos 90, 180 y 360 días, y refleja

¹² El término en inglés para la estrategia pasiva se conoce como buy-and-hold strategy (Farias Nazário et al., 2017), ya que en algunos textos hispanos se conoce con este nombre (Agudelo & Uribe, 2009; Umaña & Romo, 2007).

el comportamiento de las 20 acciones más líquidas de la Bolsa de Valores de Colombia (BVC), ponderadas por su Capitalización Bursátil Ajustada¹³.

De acuerdo con (Almujamed et al., 2013; Chang et al., 2004) el Análisis Técnico debe ser utilizado con acciones que tengan un volumen considerable de comercialización, es decir, tener alta liquidez, por lo tanto, se emplea en la investigación este índice. El índice COLCAP contiene las acciones con mayor capitalización bursátil del mercado colombiano, esto es importante ya que, es un buen reflejo del comportamiento del mercado accionario colombiano.

Los precios de cierre, máximos, mínimos, de oferta y demanda de las acciones que componen el COLCAP fueron proporcionados por la Bolsa de Valores de Colombia (BVC)¹⁴ con una frecuencia diaria, desde marzo de 2009 hasta marzo de 2019. La selección de las acciones se realizó mediante la revisión de los precios en el periodo seleccionado, ya que, autores como Lento, (2013); Lento, (2009), con un periodo entre 7 y 10 años se tiene una cantidad suficiente de observaciones para realizar el análisis de efectividad y estabilidad con los indicadores técnicos.

La actividad bursátil es un factor crítico en la escogencia de la muestra de acciones para un estudio (Agudelo & Uribe, 2009), ya que no todos estos activos cuentan con todos los precios de cotización en el periodo seleccionado, por lo tanto se seleccionó un grupo de acciones que componen el Índice COLCAP. Para la investigación se emplearon las acciones que tuvieran observaciones mayores o iguales al 90% durante el periodo seleccionado. Las acciones que cumplen con el criterio de amplitud de la muestra para la investigación son resaltadas en negrilla en la Tabla 1.

La Tabla 1 especifica las acciones que componen el COLCAP, el número de observaciones de precios de estas¹⁵ y el porcentaje de días transados con respecto al periodo

¹³ Esta se calcula con base en la cantidad y precio de las acciones que no se encuentran en poder de los accionistas con situación de control de la empresa. Se considera como mejor medida, ya que hace referencia a las acciones que tienen un mayor movimiento en el mercado.

¹⁴ Los datos fueron suministrados directamente por la Bolsa de Valores de Colombia, bajo solicitud formal presentada desde la Decanatura de la Facultad el 29 de abril de 2019.

¹⁵ Los precios de las acciones se encuentran ajustados por splits y dividendos para no afectar la rentabilidad de la estrategia pasiva y favorecer a los indicadores técnicos (Day & Wang, 2002; Shynkevich, 2017).

seleccionado. Para la presente investigación se seleccionaron las acciones que tienen un porcentaje de observaciones mayor o igual al 90%, esto con el fin de que se puedan ejecutar las señales de operación de los indicadores técnicos de la mejor manera, realizar un adecuado análisis de efectividad y posteriormente ejecutar los modelos de simulación Bootstrapping como el GARCH, ya que la falta de datos como los precios en diferentes periodos de tiempo afecta tanto a las simulaciones de los modelos GARCH como al análisis de efectividad, por lo tanto, se requiere una gran mayoría de precios observados (dentro del periodo estudiado) para realizar un adecuado análisis de estabilidad y efectividad.

Tabla 1. Número de observaciones por acción y porcentaje de días transados.

ACCIÓN (NEMOTÉCNICO)	OBSERVACIONES	Días Transados (%)
BCOLOMBIA	2435	96,63%
BOGOTA	2378	94,37%
BVC	2169	86,07%
CELSIA	2409	95,60%
CEMARGOS	2431	96,47%
CLH	1549	61,47%
CONCONCRET	1585	62,90%
CNEC	2088	82,86%
CORFICOLCF	2436	96,67%
ECOPETROL	2439	96,79%
ETB	2191	86,94%
EXITO	2437	96,71%
GEB	2270	90,08%
GRUPOARGOS	2439	96,79%
GRUPOAVAL	2315	91,87%
GRUPOSURA	2439	96,79%
ISA	2438	96,75%
NUTRESA	2432	96,51%
PFAVAL	1922	76,27%
PFAVH	1907	75,67%
PFBLOM	2439	96,79%
PFCEMARGOS	1422	56,43%
PFDVVNDA	2068	82,06%
PFGRUPOARG	1642	65,16%
PFGRUPSURA	1783	70,75%

Fuente: Elaboración propia

En la Tabla 2 se hace una caracterización de la información de los precios de las acciones, mediante los datos estadísticos¹⁶ del rendimiento logarítmico de los retornos de las 14 acciones seleccionadas para el estudio, partiendo desde marzo de 2009 hasta marzo de 2019.

Tabla 2. Información estadística acciones seleccionadas.

ACCIÓN (NEMOTÉCNICO)	MEDIA ¹⁷	DESVIACION ESTANDAR ¹⁸	CURTOSIS	SESGO	JARQUE- BERA
BCOLOMBIA	0,12326617	0,234106045	1,79953231	-0,0802749	<2,20E-16
BOGOTA	0,11237469	0,190973369	5,51123469	-0,1457056	<2,20E-16
CELSIA	0,06732208	0,246062885	3,95753632	0,32659603	<2,20E-16
CEMARGOS	0,0832816	0,245362836	2,46806912	-0,2423731	<2,20E-16
CORFICOLCF	0,10994736	0,198448171	14,8223174	-0,7465163	<2,20E-16
ECOPETROL	0,04879327	0,287220784	3,81834153	-0,1187214	<2,20E-16
EXITO	0,03353294	0,250697335	5,05554291	-0,0973804	<2,20E-16
GEB	0,12063097	0,315482295	347,693947	3,93973915	<2,20E-16
GRUPOARGOS	0,06882944	0,244677606	2,82604139	-0,0493352	<2,20E-16
GRUPOAVAL	0,10693368	0,234335366	4,71419103	0,14792875	<2,20E-16
GRUPOSURA	0,08839148	0,214316763	2,89101603	-0,2108527	<2,20E-16
ISA	0,08017936	0,243168922	3,76382056	-0,2210038	<2,20E-16
NUTRESA	0,05684329	0,178388018	1,97911623	0,00929315	<2,20E-16
PFBCOLOM	0,12703744	0,224615296	1,46293695	0,04219101	<2,20E-16

Fuente: Elaboración propia

Las series de tiempo tienen la característica de exhibir alta curtosis (mayor concentración de datos en torno a la media) y también son asimétricas (Wang & Pandey, 2004), por lo tanto, se requiere hacer pruebas de normalidad.

Para la investigación se realizó la prueba de normalidad Jarque-Bera¹⁹, esta tiene el fin de determinar si los datos se ajustan o no a una distribución gaussiana o de normalidad. De la anterior prueba se determinó que los rendimientos de las acciones no se ajustan a una distribución normal. La acción con mayor rendimiento histórico es la acción preferencial de

¹⁶ Los datos fueron obtenidos con ayuda del programa RStudio

¹⁷ La media se escaló por un factor de 252 días.

¹⁸ La desviación estándar fue escalada por la raíz cuadrada de 252.

¹⁹ La prueba se realizó con una significancia del 5%.

Bancolombia (PFBCOLOM), la de mayor desviación estándar (que tiene mayor volatilidad) es la del Grupo Energía de Bogotá (GEB). Por otra parte, la acción con menor rendimiento fue Éxito y la que tuvo menor volatilidad fue la de Nutresa.

3.2 Fraccionamiento de las Muestras

Los datos empleados para la presente investigación tienen una periodicidad de 10 años, están comprendidos entre marzo de 2009 y marzo de 2019 que corresponde a la muestra completa.

Con el fin de no incurrir en el error por modelación (data snooping) (Olasolo et al., 2016; White, 2003), es decir, cuando se asume que los parámetros con los que se midió la efectividad en un indicador técnico son igualmente funcionales en otro periodo de tiempo (Lakonishok & Smidt, 1988; Xie, Bian, Wang, & Qiao, 2014); la muestra completa de la series de precios de 10 años se fraccionó en dos muestras para cada una de las acciones seleccionadas que componen el índice COLCAP.

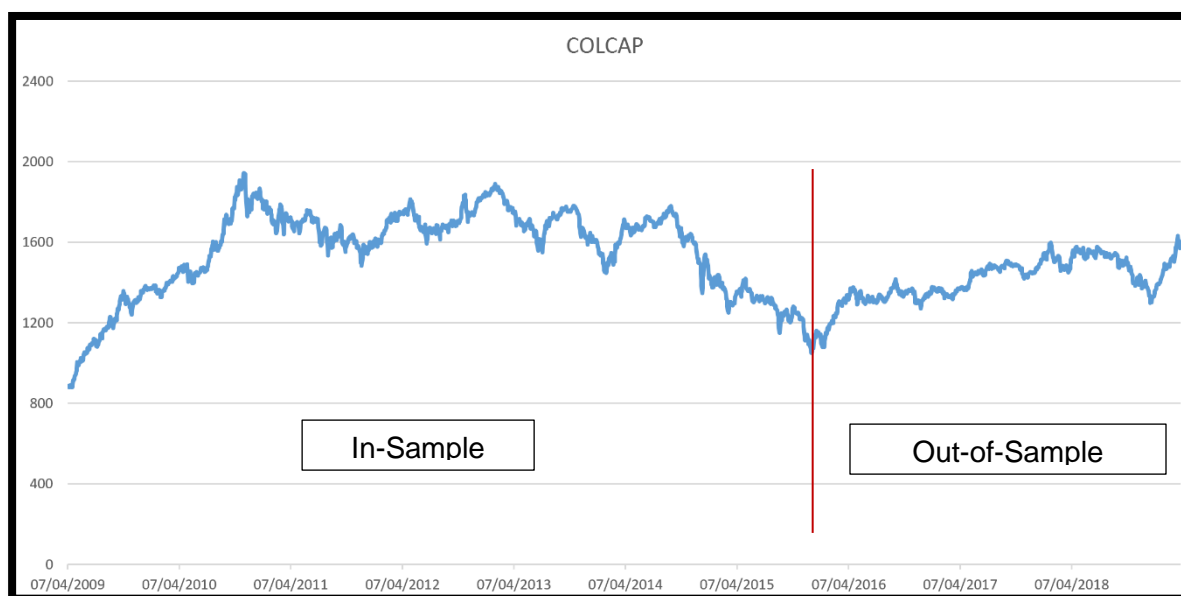
En primer lugar, la primera muestra (In-Sample) corresponde al periodo de marzo de 2009 hasta diciembre de 2015, en la cual se desarrolló la optimización de los parámetros de los indicadores técnicos para cada acción. De acuerdo con la ilustración 3, este periodo corresponde a un periodo alcista prolongado del mercado accionario colombiano junto con un periodo bajista igualmente prolongado.

La segunda muestra (Out-of-Sample) corresponde al periodo de enero de 2016 hasta marzo de 2019, en la cual se evaluó la consistencia y estabilidad de los resultados obtenidos en la muestra inicial (In-Sample), este periodo al igual que el primero, ofrece también un periodo alcista prolongado al inicio con diversas fluctuaciones junto con un periodo bajista relativamente prolongado.

Las anteriores características similares de los periodos permiten ejecutar pruebas de robustez confiables y comparables para aplicar los indicadores de Análisis Técnico. En la ilustración 3 se muestra el comportamiento histórico de los precios de cierre del índice COLCAP utilizado en la muestra para relacionar el periodo In-Sample y el Out-of-Sample.

Se tomaron los precios de cierre del índice COLCAP con el fin de establecer el comportamiento de las acciones en general en la muestra completa y determinar la duración para cada una de las muestras (In-Sample y Out-of-Sample). La primera muestra debe tener un periodo mayor que la segunda muestra para configurar de la mejor manera los parámetros de los indicadores técnicos y poder establecer señales adecuadas con el fin de analizar la efectividad de estos parámetros en una segunda muestra.

Ilustración 3. Precios de cierre del índice COLCAP



Fuente: Elaboración propia

3.3 Optimización de parámetros

La primera parte de la muestra fue utilizada para optimizar los parámetros correspondientes de los indicadores técnicos seleccionados (Índice de Fuerza Relativa, Indicador Estocástico y la combinación de los dos indicadores anteriores). Diversas investigaciones tienen la opción de escoger y utilizar parámetros preestablecidos por recomendaciones de inversionistas o de investigadores, o también existe la posibilidad de

ensayar parámetros propios con la opción de encontrar una mayor rentabilidad con los indicadores técnicos o estrategias a utilizar (Gençay, 1998; Macedo, Godinho, & Alves, 2017; Tharavanij, Siraprapasiri, & Rajchamaha, 2015).

El objetivo de la optimización es la maximización de la rentabilidad encontrada por los indicadores técnicos luego de que se incluyen los costos de transacción. Para la presente investigación se ensayaron diversos parámetros para los indicadores técnicos Estocástico, el IFR y la combinación con el fin de encontrar los parámetros que generaran mayor rentabilidad para cada una las acciones seleccionadas, ya que el inversionista es libre para escoger el filtro y el número de días para los indicadores técnicos (Agudelo & Uribe, 2009; Lento & Gradojevic, 2007). Para definir los parámetros óptimos en la investigación, se definieron rangos para cada uno de los indicadores técnicos, los cuales se especifican en el anexo 3.

Para el caso de la combinación de los indicadores Estocástico y el IFR, se optó por utilizar los parámetros que mejores resultados se obtuvieron con el IFR; una vez que se obtenían los parámetros óptimos que generaban mayores rentabilidades con el IFR, se probaban distintos parámetros con la formulación del indicador Estocástico para estos valores del IFR con el fin de encontrar una mayor rentabilidad dentro de los parámetros óptimos del IFR, de esta manera se obtenían los parámetros óptimos de la combinación.

El proceso de optimización de acuerdo con varias investigaciones no garantiza de manera estricta la consecución de resultados iguales o mejores en la evaluación de estrategias de inversión con el Análisis Técnico, ya que muchas veces la solución o los parámetros encontrados demandan de una gran disponibilidad de tiempo para la búsqueda de los parámetros máximos en una combinación, por lo tanto, estos parámetros óptimos encontrados son muy cercanos al punto donde se puede tener la mayor rentabilidad con determinado activo (Velásquez & Zuluaga, 2007).

3.4 Cálculo de la rentabilidad

Para determinar y comparar la efectividad de los indicadores de Análisis Técnico, es importante comparar la rentabilidad generada por estos contra la estrategia pasiva de comprar y mantener. Cuando se establece la diferencia entre estas dos rentabilidades se

genera lo que se conoce como rentabilidad en exceso. Cuando ésta es positiva, indica que el indicador técnico es efectivo y, por lo tanto, es más rentable que la estrategia pasiva. En caso contrario, el indicador técnico no es efectivo, es decir, no es rentable frente a la estrategia pasiva.

Para calcular la rentabilidad en exceso, se calcularon los rendimientos generados por los indicadores técnicos y la estrategia pasiva. Para todos los casos, los rendimientos se calcularon con una frecuencia diaria y de forma continua, utilizando la siguiente fórmula:

$$r_t = \ln(p_t) - \ln(p_{t-1}) \quad (4)$$

En la fórmula p hace referencia al precio de una acción en el periodo t y el periodo $t-1$. Los rendimientos o retornos resultantes son continuos para facilitar las conversiones y las comparaciones entre los indicadores técnicos y la estrategia pasiva (Taylor, 2000; Tian et al., 2002). El rendimiento de la estrategia pasiva se calcula desde el momento en que un indicador técnico genera la primera señal de compra o venta, hasta la serie final de precios para luego establecer el rendimiento en exceso²⁰.

Los rendimientos para cada uno de los indicadores técnicos (indicador Estocástico, IFR y la combinación) dependen del momento en que este genere las señales de compra o venta.

Si se genera una señal de compra por parte de los indicadores, el inversionista toma una posición larga²¹ y se calculan los rendimientos con base en la ecuación 4 hasta el momento donde el indicador indique una señal de venta (Zuluaga & Velasquez, 2007).

²⁰ El diferencial de rendimientos de la estrategia pasiva y las estrategias técnicas se conoce como rendimiento en exceso.

²¹ La posición larga hace referencia a comprar un activo para después venderlo, mientras que la posición corta hace referencia a vender un activo para después comprarlo. En el mercado colombiano no están permitidas las ventas en corto, por lo tanto, se utiliza la tasa libre de riesgo en el periodo de la muestra (Agudelo & Uribe, 2009).

Por otra parte, si al principio del periodo de inversión se genera una señal de venta por el indicador, es como si se tomara una posición corta y se saliera del mercado (Lento, 2008). Para este caso se simulaba la rentabilidad con base en la tasa libre de riesgo²².

Si estando en una posición corta se genera una señal de venta o estando en una posición larga se genera una señal de compra, se mantiene la posición que se traía en el instante inicial.

Si los indicadores técnicos tienen una posición larga al final de la serie de precios, es decir, sugieren una señal de compra al final del periodo, en ese instante se calcula la rentabilidad con base en la tasa libre de riesgo, ya que finaliza el periodo de inversión. El procedimiento anterior se aplicó para cada uno de indicadores técnicos estudiados.

Los rendimientos de los indicadores técnicos se calcularon para cada acción y para cada una de las muestras y se determinó la rentabilidad acumulada durante toda la primera y segunda muestra para analizar la efectividad de los indicadores.

3.5 Cálculo de los costos de transacción

Diversos autores (Alhashel et al., 2018; Cervelló Royo et al., 2014; Chiang et al., 2012; Gençay, 1998; Lento, 2008; Metghalchi, 2013; Wang et al., 2014), en sus investigaciones han incluido y estudiado los costos de transacción en especial utilizando los precios de oferta y demanda como aproximación a los costos que asume un inversionista. Este inversionista debe asumir el costo de comprar y vender un activo en un determinado periodo de tiempo.

Para la presente investigación se utiliza la metodología de cálculo de los costos de transacción que emplean autores como Agudelo & Uribe (2009) y Lento (2008) mediante los precios de oferta y demanda. Es importante incluir los costos de transacción con el fin

²² La tasa libre de riesgo se utiliza con el fin de incluir la rentabilidad esperada de la acción, esta se obtuvo mediante la curva de rendimiento de los TES tasa fija denominados en pesos. Fuente: <https://www.grupoaval.com/wps/portal/grupo-aval/aval/portal-financiero/renta-fija/tes/curva-rentabilidad>, fecha de visita: junio 2019. La inversión libre de riesgo sirve para hacer un acercamiento al funcionamiento de un sistema de operación en el mercado real (Velásquez & Zuluaga, 2007).

de simular el entorno de inversión para determinar el efecto sobre la rentabilidad (Zuluaga & Velasquez, 2007). Estos costos en muchos casos pueden llegar a eliminar la rentabilidad de varios de los indicadores técnicos (Lento & Gradojevic, 2007).

El cálculo de los costos²³ se obtiene mediante el cálculo del margen proporcional entre los precios de oferta y demanda para cada acción de manera diaria con la serie histórica de los precios de cada una de ellas. Por lo tanto, se utiliza la fórmula:

$$\frac{(\text{Precio Demanda} - \text{Precio Oferta})}{(\text{Precio Demanda} + \text{Precio Oferta})/2} \quad (5)$$

Cuando se negocian cantidades moderadas de acciones, el margen proporcional actúa como una media de los costos de transacción debido a la liquidez del mercado. Posteriormente, se calcula la mediana de dicho margen y se establece la diferencia (1 - mediana).

Para la investigación se contó con 250 observaciones de los precios de oferta y demanda para las 14 acciones seleccionadas, los cuales están comprendidos desde Marzo de 2018 hasta Marzo de 2019. La Tabla 3 relaciona la mediana del margen proporcional y el factor por el cual son ajustados los rendimientos para las acciones seleccionadas.

Cada vez que se cierra una posición (hay una señal de venta después de una señal de compra), los rendimientos de cada acción se ven afectados por el factor de ajuste relacionado en la Tabla 3 para cada una de las mismas, por lo tanto, al calcular la rentabilidad entre la diferencia de la operación de compra y venta, la rentabilidad se ve afectada por el factor de ajuste correspondiente para cada acción.

²³ Los inversionistas o corredores de bolsa no incurren en impuestos a las transacciones y pagan solo el valor de la acción ("la papeleta") con la bolsa, que puede depreciarse por ser de un valor mínimo (Agudelo & Uribe, 2009). Además, para la investigación no se consideraron otros costos de transacción como las comisiones, entre otros.

Tabla 3. Mediana margen y factor de ajuste de rendimientos de las acciones seleccionadas.

ACCION (NEMOTÉCNICO)	MEDIANA MARGEN	FACTOR AJUSTE
BCOLOMBIA	0,0110	0,9889
BOGOTA	0,0085	0,9914
CELSIA	0,0076	0,9923
CEMARGOS	0,0084	0,9915
CORFICOLCF	0,0102	0,9897
ECOPETROL	0,0036	0,9963
ÉXITO	0,0062	0,9937
GEB	0,0037	0,9962
GRUPOARGOS	0,0095	0,9904
GRUPOAVAL	0,0206	0,9793
GRUPOSURA	0,0055	0,9944
ISA	0,0097	0,9902
NUTRESA	0,0075	0,9924
PFBCOLOM	0,0057	0,9942

Fuente: elaboración propia

De acuerdo con investigaciones como de Souza et al., (2018) indican que considerar los costos de transacción elimina y limita en muchos casos la rentabilidad de los indicadores técnicos; por otra parte, indican que si estos costos son de un orden inferior (mínimos), el Análisis Técnico puede ser efectivo en la generación de rentabilidad; esto es importante en esta investigación, ya que está vinculado con el análisis del efecto de una combinación con el fin de determinar si una combinación puede ser efectiva frente a una estrategia pasiva incluso después de la incluir de estos costos.

3.6 Pruebas de Robustez

Las pruebas de robustez sirven para mitigar el error por modelación, del cual se comentó anteriormente, con el fin de evitar lo que se conoce como “Data Snooping” (Gençay, 1998; Hudson et al., 1996; Zhu et al., 2015). Estas pruebas permiten conocer la capacidad que tienen los indicadores técnicos para generar rentabilidades similares a las que se generaron en un periodo de tiempo en particular con el fin de verificar que los rendimientos obtenidos no obedecen a circunstancias particulares del mercado durante el periodo en el cual fueron calculados esos rendimientos (Agudelo & Uribe, 2009; Korajczyk & Sadka,

2004). Por lo anterior, se procede a comparar las rentabilidades obtenidas en la primera (In-Sample) y la segunda muestra (Out-of-Sample) (Hambuckers & Heuchenne, 2016).

El objetivo de tener dos muestras permite ejecutar pruebas de robustez confiables, evitando que se sobrepongan los resultados sobre la muestra inicial o periodo inicial (In-Sample) (Park & Scott, 2009; Pesaran & Timmermann, 1995).

Para comparar las rentabilidades obtenidas entre las dos muestras, se debe verificar si los indicadores técnicos utilizados generan rendimientos en exceso positivos cuando se resta el rendimiento obtenido de la estrategia pasiva a la rentabilidad obtenida por los indicadores técnicos y verificar si son similares los rendimientos en exceso a los que se generaron en la muestra inicial, de esta manera se puede establecer si los indicadores técnicos pueden replicar los resultados tanto en la primera como en la segunda parte de la muestra con el fin de analizar su estabilidad y efectividad en la generación de rentabilidades.

3.7 Simulación de precios mediante Bootstrapping

La metodología *Bootstrapping* consiste en una simulación que se aplica al análisis de estrategias de inversión, en especial a los de precios de las acciones. Esta consiste en simular los precios de las mismas con el fin de determinar si el resultado de una estrategia implementada es estadísticamente significativo o lo contrario (Agudelo & Uribe, 2009; Charles, Darné, & Kim, 2017; Efron, Tibshirani, & Hartigan, 1986).

Las ventajas que tiene esta metodología frente a la simulación convencional, la cual genera distribuciones estándar de las series de precios como la normal o la *t student*, se debe a que reproduce mejor las características de leptocurtosis, autocorrelación, heterocedasticidad condicional, presencia de *outliers* y asimetría de las series de precios (Agudelo & Uribe, 2009).

La metodología *Bootstrapping* fue propuesta por Efron y ha sido implementada en diversas investigaciones que han utilizado el Análisis Técnico (Brock, Lakonishok, & LeBaron, 1992) con el objetivo de realizar un remuestreo para estimar la distribución empírica de los rendimientos de un activo. Esto se hace contrastando el rendimiento histórico de la

estrategia sobre la serie histórica con la distribución de rendimientos en las series simuladas. Si dicho rendimiento es mayor, se entenderá que es estadísticamente significativo a un cierto nivel de confianza (Agudelo & Uribe, 2009).

Para la implementación de esta metodología (*Bootstrapping*), se deben seleccionar los modelos de series de tiempo a los cuales se ajustarán las series de los rendimientos de las acciones. En la investigación se utilizó para la modelación de los rendimientos un proceso GARCH autoregresivo de orden uno (AR(1)-GARCH), ya que Hansen & Lunde, (2005) encontraron que entre diversos modelos de volatilidad dinámica, inclusive múltiples variaciones del modelo GARCH no son superiores a este modelo. El modelo AR (1)-GARCH se define por la siguiente ecuación:

$$\begin{aligned} r_t &= \alpha + \gamma r_{t-1} + \varepsilon_t, \\ \sigma_t^2 &= \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2, \\ \varepsilon_t &= \sigma_t z_t, z_t \sim N(0,1) \end{aligned} \quad (6)$$

En el modelo anterior, la distribución condicional del término de error (ε_t) es normal y este último no posee correlación serial. La volatilidad (σ_t) puede variar a través del tiempo y es una función lineal que depende del cuadrado del error y de su propio valor en el instante t-1. A su vez, los rendimientos condicionales (r_t) están en función del error en t y de su propio valor en el instante inmediatamente anterior. La varianza condicional (σ_t^2) está compuesta por la volatilidad de los periodos previos ($\alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2$) y la influencia de la varianza condicional rezagada ($\beta \sigma_{t-1}^2$).

Los parámetros del modelo AR(1)-GARCH se estimaron de manera independiente para cada acción haciendo uso del criterio de máxima verosimilitud (Agudelo & Uribe, 2009; Mahmoud & Mandouh, 2012).

Luego de la estimación de los parámetros por máxima verosimilitud se recobran los residuos los cuales proceden a ser estandarizados usando las desviaciones estándar estimadas para el proceso de error (ε_t). Estos residuos estandarizados poseen la característica de ser independientes e idénticamente distribuidos. Luego, se procede a remuestrear de manera aleatoria con reemplazo los residuos estandarizados para conformar nuevas series de residuos y, a partir de estas series, utilizando los parámetros

del modelo ajustado, se generan nuevas series representativas de los retornos para las acciones.

El procedimiento de estimación de parámetros por máxima verosimilitud se utilizó para generar 500 series de retornos para cada acción con el fin de generar igual cantidad de series de precios de cierre simuladas (posibles rutas del precio)²⁴. Estas 500 series son suficientes de acuerdo con diversas investigaciones para realizar las respectivas simulaciones de precios (Efron & Tibshirani, 1986; Hartigan, 1986; Ratner & Leal, 1999). Las series simuladas presentan la misma volatilidad, distribución incondicional y rendimiento a largo plazo que los precios históricos de cierre correspondientes para cada una de las acciones estudiadas.

Para evaluar la significancia estadística del indicador Estocástico se simularon los precios diarios máximos y mínimos alcanzados en cada día de cotización de la muestra para cada acción. Por lo tanto, de acuerdo con (Marshall, Young, & Rose, 2006) se construyeron sendos vectores que almacenan las diferencias porcentuales entre los precios históricos de cierre para cada acción y los precios históricos máximos y mínimos. Con este fin se emplean las siguientes relaciones: $((\text{precio máximo} - \text{precio cierre}) / \text{precio cierre})$ y $((\text{precio cierre} - \text{precio mínimo}) / \text{precio mínimo})$. Estas diferencias porcentuales son asignadas de manera aleatoria con reemplazo a las series simuladas de precios de cierre (adicionando la diferencia para los precios máximos o sustrayendo la diferencia para los precios mínimos).

Se tuvo especial cuidado de que el precio de apertura no excediera el precio máximo o se ubicara por debajo del precio mínimo, caso en el cual se procedía a remuestrear esta relación hasta que cumpliera con las restricciones mencionadas.

²⁴ Estas series poseen el mismo rendimiento a largo plazo, misma volatilidad y distribución incondicional que los precios históricos de cierre para cada acción. El tamaño de las series de precios simuladas durante todo el periodo de inversión tiene el mismo tamaño de la serie histórica para cada acción seleccionada (Levich & Thomas, 1993; Saacke, 2002), por lo tanto, como no se tuvieron los datos completos, se promediaron los precios para los datos faltantes entre los datos más cercanos. Para simular los precios de las acciones se tomaron los retornos simulados para las mismas y se utilizó el número *Euler* elevado al valor de cada retorno para generar los precios. El primer precio utilizado corresponde al primer precio en la serie histórica de precios para cada acción.

3.8 Indicador Estadístico para la Valoración de los Resultados

Las 500 series de precios generadas en el proceso descrito anteriormente respecto a la simulación *Bootstrapping*, se utilizaron para calcular un *valor p* simulado que sirve para aceptar o rechazar las siguientes hipótesis:

- Hipótesis Inicial (H_0): el indicador técnico no suministra información consistente con su predicción para generar rentabilidad.
- Hipótesis Alternativa (H_1): el indicador técnico suministra información consistente con su predicción para generar rentabilidad.

Para llegar al *valor p* y poder evaluar las pruebas de hipótesis fue necesario establecer un nivel de confianza del 95%, este valor se obtiene mediante la evaluación de la probabilidad de que los rendimientos simulados superen la rentabilidad generada en la serie de precios históricos (E. Chang et al., 2004; Ko, Lin, Su, & Chang, 2014). Una vez que se obtiene el nivel de confianza se resta 1 al resultado obtenido con el fin de calcular el nivel de significancia; esta significancia representa la probabilidad de que el parámetro poblacional no se encuentre en el intervalo de confianza, lo cual permite obtener el *valor p*. Esto se ha realizado en investigaciones realizadas en el mercado colombiano (Agudelo & Uribe, 2009; Castillo Giraldo, 2011).

Un *valor p* pequeño implica mayor significancia de los resultados obtenidos por un indicador técnico, por lo tanto, estos resultados no son consecuencia del azar (Ratner & Leal, 1999). Para la investigación se utilizó un nivel de confianza del 95%, lo cual indica que un *valor p* inferior al 5% apoya la capacidad de predicción de un indicador y se rechaza a la H_0 , y se acepta la H_1 ; mientras que si un *valor p* es superior al 5%, no se apoya la el supuesto de la capacidad de predicción de un indicador, lo cual conlleva a no rechazar la H_0 .

A partir de los resultados obtenidos, se esperaría que la combinación fuera más rentable que utilizar los indicadores por separado; incluso si los indicadores no generaran rentabilidad, se esperaría que esta combinación fuera rentable, ya que combinando las señales se puede generar un mejor pronóstico en el mercado, incluso si se tienen dos

indicadores que coincidan en las señales de inversión (Lento, 2009), es decir, utilizando las señales simultáneas de dos indicadores se pueden ejecutar operaciones de compra y venta más confiables que puedan generar mejores resultados.

4. Resultados

4.1 Resultados Optimización de Parámetros

Para probar los diferentes parámetros de los indicadores técnicos utilizados, se empleó el programa *Excel* con el fin de encontrar los parámetros más rentables para cada indicador técnico. Para tal fin se definieron rangos para probar la rentabilidad de los indicadores técnicos los cuales se relacionan en el anexo 3.

En la Tabla 4 se relacionan los parámetros óptimos²⁵ para los dos indicadores técnicos (Estocástico y el IFR) junto con la combinación de estos. El cálculo de los parámetros de los indicadores se realizó en la primera parte de la muestra para cada una de las acciones escogidas. Se seleccionaron las combinaciones que generaban mayor rentabilidad en cada acción después de considerar los costos de transacción.

Tabla 4. Parámetros Óptimos para los Indicadores Técnicos y la Combinación

ACCION	Índice de Fuerza Relativa (IFR)			Indicador Estocástico			Combinación		
	n	Línea de Sobreventa	Línea de Sobrecompra	n	Línea de Sobreventa	Línea de Sobrecompra	n	Línea de Sobreventa	Línea de Sobrecompra
BCOLOMBIA	25	40	60	45	30	70	50	20	80
BOGOTA	20	40	60	30	40	60	50	20	80

²⁵ Las combinaciones de parámetros junto con los rendimientos obtenidos para los indicadores técnicos y la combinación se encuentran disponibles en los documentos de Excel generados para cada acción y se entregan como anexo en medio digital.

CELSIA	25	20	80	40	20	80	40	20	80
CEMARGOS	20	20	80	35	30	70	25	20	80
CORFICOLCF	25	40	60	40	20	80	50	20	80
ECOPETROL	50	40	60	50	20	80	20	20	80
EXITO	40	30	70	50	20	80	30	20	80
GEB	14	40	60	14	30	70	30	40	60
GRUPOARGOS	25	30	70	25	20	80	40	20	80
GRUPOAVAL	30	40	60	30	20	80	35	20	80
GRUPOSURA	35	30	70	45	40	60	40	20	80
ISA	14	20	80	50	30	70	50	20	80
NUTRESA	14	20	80	50	20	80	40	30	70
PFBCOLOM	25	40	60	45	40	60	45	30	70

Fuente: elaboración propia

Para el indicador Estocástico y el IFR, n hace referencia al número de días (medias móviles) que se toman para que el indicador pueda generar los valores para ejecutar las operaciones de compra y venta. Para el caso de la combinación, n hace referencia al número de valores (medias móviles) que son tomados del IFR para aplicar la fórmula del indicador Estocástico sobre los valores, esto se realizó para cada acción.

Para el IFR hubo una tendencia de 25 medias móviles para el número de días. La moda para la línea de sobreventa fue de 40, es decir, los valores menores a 40 ejecutaban señales de compra, mientras que el valor predominante para la línea de sobrecompra fue de 60, es decir, los valores mayores a 60 ejecutaban señales de venta.

Para el caso del indicador Estocástico hubo una tendencia de 50 para las medias móviles. La moda para la línea de sobreventa fue de 20, es decir, los valores menores a 20 ejecutaban señales de compra, mientras que el valor predominante para la línea de sobrecompra fue de 80, es decir, los valores mayores a 60 ejecutaban señales de venta.

Para el caso de la combinación hubo una tendencia de 50 medias móviles para el número de días. La moda para la línea de sobreventa fue de 20, es decir, los valores menores a 20 ejecutaban señales de compra, mientras que el valor predominante para la línea de sobrecompra fue de 80, es decir, los valores mayores a 60 ejecutaban señales de venta. Se puede observar que los valores predominantes de los parámetros de la combinación son iguales tanto para la combinación como para el indicador Estocástico.

4.2 Resultados Muestra Inicial (In-Sample)

Los resultados obtenidos se obtuvieron mediante la aplicación de la ecuación 4, ya que esta ecuación permite calcular las rentabilidades para cada una de las acciones con la aplicación de los indicadores técnicos.

La Tabla 5 relaciona las rentabilidades obtenidas con el IFR para cada acción antes y después de costos de transacción. Una vez que fueron optimizados los parámetros, el indicador genera rendimientos en exceso²⁶ negativos en 7 de las 14 acciones antes y después de incluir los costos de transacción y después de incluir los costos de transacción se obtuvieron rendimientos en exceso negativos en 8 de las 14 acciones (se obtuvieron rendimientos en exceso positivos en 7 de las 14 acciones antes de costos de transacción y después de tener en cuenta estos costos de transacción se obtuvieron rendimientos en exceso positivos en 6 de las 14 acciones con el IFR). Estos rendimientos negativos son mayores cuando se toman en cuenta los costos de transacción, excepto en la acción de CELSIA y EXITO, donde el rendimiento en exceso después de costos de transacción es menor que antes de costos de transacción.

Por su parte, no se genera rentabilidad en exceso en la acción de Bogotá, ya que las rentabilidades son iguales a las generadas por el indicador y la estrategia pasiva antes de costos de transacción, pero después de incluir costos de transacción el rendimiento en exceso es negativo. Cabe anotar que los rendimientos negativos son producto de la comparación contra la estrategia pasiva, mas no son producto de las señales del indicador, esto con el fin de no contradecir la capacidad del indicador técnico²⁷, ya que las rentabilidades que se generan solamente con la aplicación del Índice de Fuerza Relativa antes y después de costos de transacción son positivas en todas las acciones.

²⁶ La rentabilidad en exceso se obtiene de la diferencia entre la rentabilidad generada por el indicador y la rentabilidad obtenida por la estrategia pasiva.

²⁷ Nótese que al revisar la Tabla 5 los rendimientos que se generan con las señales del indicador son todos positivos, pero al compararlos con la estrategia pasiva se obtiene un rendimiento en exceso negativo en varias acciones. Se toma en cuenta el rendimiento en exceso, ya que se requiere comparar la rentabilidad con la estrategia pasiva con el fin de determinar la efectividad, ya que la estrategia pasiva está soportada por la HME y la Teoría de la Caminata Aleatoria.

Para la acción GRUPOSURA, el rendimiento en exceso antes de costos de transacción como después de considerar los costos de transacción fue similar, por lo tanto, los costos de transacción no afectaron en gran medida el desempeño después de incluirlos.

Se puede observar en la Tabla 5 que en la acción de ISA, la estrategia pasiva es negativa, mientras que mediante la aplicación del IFR se logra una rentabilidad positiva, esto indica que el rendimiento en exceso es mejor y el indicador es efectivo en la obtención de rentabilidad en esta acción.

Tabla 5. Rentabilidad obtenida con el IFR en la primera muestra

ACCIÓN	Índice de Fuerza Relativa					
	Rentabilidad Antes de Costos de Transacción (Anual)			Rentabilidad Después de Costos de Transacción (Anual)		
	Indicador	EP ²⁸	Exceso	Indicador	EP	Exceso
BCOLOMBIA	12,64%	6,73%	5,91%	7,42%	5,55%	1,87%
BOGOTA	12,39%	12,39%	0,00%	7,11%	11,43%	-4,31%
CELSIA	5,42%	11,41%	-5,99%	4,96%	10,56%	-5,60%
CEMARGOS	11,63%	5,25%	6,38%	10,74%	4,36%	6,38%
CORFICOLCF	13,52%	17,51%	-3,99%	8,49%	16,31%	-7,82%
ECOPETROL	2,17%	5,04%	-2,87%	1,75%	4,66%	-2,91%
EXITO	8,40%	9,48%	-1,08%	7,83%	8,79%	-0,97%
GEB	18,64%	10,36%	8,29%	14,19%	9,94%	4,25%
GRUPOARGOS	6,79%	8,95%	-2,16%	5,39%	7,91%	-2,52%
GRUPOAVAL	8,16%	9,25%	-1,09%	3,07%	7,00%	-3,93%
GRUPOSURA	6,96%	8,58%	-1,62%	6,35%	7,97%	-1,62%
ISA	7,27%	-3,64%	10,91%	4,82%	-4,58%	9,40%
NUTRESA	8,41%	4,89%	3,52%	6,55%	4,09%	2,46%
PFBCOLOM	16,77%	7,62%	9,15%	13,47%	6,99%	6,48%

Fuente: elaboración propia

La Tabla 6 relaciona las rentabilidades obtenidas con el indicador Estocástico para cada acción antes y después de incluir los costos de transacción. En la Tabla se observa que,

²⁸ EP, hace referencia a la Estrategia Pasiva en adelante.

una vez optimizados los parámetros, el indicador genera rendimientos en exceso negativos en 7 de las 14 acciones antes de costos de transacción, mientras que después de incluir los costos de transacción se obtiene rendimientos negativos en 10 de las 14 acciones (se obtuvieron rendimientos en exceso positivos en 7 de las 14 acciones antes de costos de transacción y se obtuvieron rendimientos en exceso positivos en 4 de las 14 acciones después de considerar los costos de transacción con la aplicación del indicador Estocástico). De igual manera que con la aplicación del IFR, los rendimientos negativos son mayores cuando se toman en cuenta los costos de transacción.

En la acción de CORFICOLCF, el rendimiento en exceso es positivo antes de costos de transacción, mientras que al incluirlos se genera un rendimiento en exceso negativo. Lo anterior aplica también para la acción de GRUPOARGOS, donde el rendimiento en exceso después de costos de transacción es negativo.

La baja rentabilidad en la acción de CELSIA provoca que luego de incluir los costos de transacción que sea más pronunciada en negatividad, lo cual genera un rendimiento en exceso negativo mayor.

Para la acción de ECOPETROL, el rendimiento en exceso negativo pronunciado se deriva de que se genere una rentabilidad negativa con el uso del indicador Estocástico, mientras que con la estrategia pasiva es positiva la rentabilidad, al comparar las rentabilidades obtenidas mediante la diferencia genera un rendimiento en exceso negativo alto.

En la acción de ISA la estrategia pasiva tuvo una rentabilidad negativa, mientras que la rentabilidad con la aplicación del Indicador Estocástico fue positiva, esto indica que se tuvo un rendimiento en exceso positivo mayor. Pero después de incluir los costos de transacción, la rentabilidad con el indicador se convierte en negativa. A partir de lo anterior se genera una pérdida con el indicador, por lo tanto, para este caso se presenta una rentabilidad negativa menor que la de la estrategia pasiva, generando un rendimiento en exceso positivo. Esto no se toma en cuenta, ya que interesan exclusivamente las rentabilidades superiores a 0, ya que esa rentabilidad superior no puede ser vista desde el punto de vista de una generación de menores pérdidas para comprobar la efectividad de los indicadores.

Es importante mencionar que solamente con la aplicación del indicador Estocástico antes de costos de transacción se obtienen rendimientos negativos en la acción de

ECOPETROL, después de incluir los costos de transacción se obtienen rendimientos negativos en la acción de CELSIA, ECOPETROL, GRUPO AVAL e ISA solamente con la aplicación del indicador estocástico, mientras que en comparación contra la estrategia pasiva se obtienen rendimientos en exceso en más acciones. Sin embargo, en la acción de ISA, después de incluir los costos de transacción, son mayores las pérdidas que genera la estrategia pasiva a las que se generaron con la aplicación del indicador; pero este al no demostrar rendimientos positivos, no se toma en cuenta su efectividad.

Tabla 6. Rentabilidad obtenida con el Indicador Estocástico en la primera muestra

ACCIÓN	Indicador Estocástico					
	Rentabilidad Antes de Costos de Transacción (Anual)			Rentabilidad Después de Costos de Transacción (Anual)		
	Indicador	EP	Exceso	Indicador	EP	Exceso
BCOLOMBIA	15,86%	5,41%	10,45%	9,21%	4,25%	4,96%
BOGOTA	10,91%	11,72%	-0,80%	4,71%	10,76%	-6,05%
CELSIA	0,31%	5,85%	-5,54%	-1,13%	5,04%	-6,17%
CEMARGOS	7,16%	13,15%	-5,99%	3,73%	12,20%	-8,47%
CORFICOLCF	21,50%	17,34%	4,15%	14,43%	16,14%	-1,71%
ECOPETROL	-1,12%	3,41%	-4,53%	-1,61%	3,03%	-4,64%
EXITO	1,27%	8,31%	-7,04%	0,19%	7,63%	-7,44%
GEB	13,22%	9,05%	4,17%	9,86%	8,64%	1,22%
GRUPOARGOS	7,80%	5,80%	2,00%	3,68%	4,79%	-1,11%
GRUPOAVAL	3,00%	9,76%	-6,75%	-2,06%	7,49%	-9,55%
GRUPOSURA	6,79%	8,27%	-1,48%	4,18%	7,67%	-3,49%
ISA	2,81%	-3,21%	6,02%	-0,04%	-4,15%	4,11%
NUTRESA	9,12%	3,92%	5,20%	6,22%	3,13%	3,09%
PFBCOLOM	19,12%	6,59%	12,53%	14,03%	5,97%	8,06%

Fuente: elaboración propia

La Tabla 7 relaciona las rentabilidades obtenidas con la combinación de los indicadores para cada acción antes y después de incluir los costos de transacción. En la Tabla se observa que, una vez optimizados los parámetros, el indicador genera rendimientos en exceso negativos en 2 de las 14 acciones antes de incluir los costos de transacción, mientras que después de incluir los costos de transacción se generan rendimientos en exceso negativos con la combinación en 4 de las 14 acciones (se obtuvieron rendimientos

en exceso positivos en 12 de las 14 acciones antes de costos de transacción y se obtuvieron rendimientos en exceso positivos en 10 de las 14 acciones después de considerar los costos de transacción con la aplicación de la combinación).

Para el caso de la acción de CELSIA y ECOPETROL, a pesar de que los rendimientos mediante la aplicación de la combinación sean menores a la estrategia pasiva (menores pérdidas) antes y después de costos de transacción; no se toma en cuenta la generación de menores pérdidas como se mencionó anteriormente, ya que la efectividad de los indicadores técnicos se deriva de obtener ganancias o rendimientos superiores a 0.

Las acciones del GRUPOAVAL y NUTRESA generan rendimientos en exceso negativos solamente cuando se toman en cuenta los costos de transacción, ya que antes de considerarlos generaban rentabilidad en exceso positiva.

En esta primera muestra los rendimientos positivos generados solamente por la aplicación de la combinación antes de costos de transacción se presentan en 12 de las 14 acciones estudiadas, de igual manera los rendimientos en exceso positivos se presentan en las mismas 12 de las 14 acciones al compararlos con la estrategia pasiva, ya que los rendimientos son negativos en estas dos acciones (CELSIA y ECOPETROL) mediante la aplicación de la combinación.

Después de considerar los costos de transacción los rendimientos positivos generados solamente por la combinación se presentan en 11 de las 14 acciones estudiadas; una vez comparada la rentabilidad con la estrategia pasiva, se obtiene rendimientos en exceso positivos en 10 de las 14 acciones, ya que, con las acciones de CELSIA, ECOPETROL, NUTRESA, GRUPOAVAL se obtiene una mayor rentabilidad con la estrategia pasiva que con la aplicación de la combinación.

Tabla 7. Rentabilidad obtenida con la Combinación de Indicadores en la primera muestra

ACCIÓN	Combinación de Indicadores					
	Rentabilidad Antes de Costos de Transacción (Anual)			Rentabilidad Después de Costos de Transacción (Anual)		
	Indicador	EP	Exceso	Indicador	EP	Exceso
BCOLOMBIA	9,13%	3,98%	5,15%	3,94%	2,84%	1,10%
BOGOTA	19,18%	10,13%	9,05%	13,06%	9,19%	3,88%

CELSIA	-1,49%	-3,31%	1,82%	-3,48%	-4,05%	0,57%
CEMARGOS	29,61%	10,93%	18,68%	16,83%	9,99%	6,83%
CORFICOLCF	22,09%	13,93%	8,16%	14,32%	12,76%	1,56%
ECOPETROL	-4,36%	-9,94%	5,58%	-5,48%	-10,27%	4,79%
EXITO	7,24%	-2,31%	9,55%	4,27%	-2,92%	7,20%
GEB	28,32%	5,45%	22,87%	21,47%	5,05%	16,41%
GRUPOARGOS	18,31%	4,27%	14,04%	11,27%	3,28%	7,98%
GRUPOAVAL	15,26%	8,32%	6,93%	4,18%	6,09%	-1,90%
GRUPOSURA	17,34%	6,14%	11,21%	6,14%	5,54%	0,59%
ISA	5,41%	-3,78%	9,19%	1,02%	-4,72%	5,74%
NUTRESA	3,06%	2,26%	0,80%	-0,80%	1,49%	-2,29%
PFBCOLOM	12,35%	5,48%	6,87%	8,69%	4,87%	3,82%

Fuente: elaboración propia

Los anteriores resultados son producto de la aplicación de indicadores técnicos estudiados, los cuales fueron optimizados dentro de la misma muestra (primera muestra) y esto hace referencia al error por modelación antes mencionado. Para mitigar el error por modelación, se procedió a aplicar los parámetros optimizados en la segunda parte de la muestra (Out-of-Sample) para desarrollar las pruebas de robustez, esto con el fin de evaluar y analizar la efectividad de los indicadores técnicos.

4.3 Robustez de los Resultados (Out-of-Sample)

Se realizó la aplicación de las pruebas de robustez en la segunda parte de la muestra (Out-of-Sample). Como parte de la verificación de la efectividad y la estabilidad de los indicadores de Análisis Técnico estudiados, se debe determinar si los rendimientos en exceso tanto en la primera como en la segunda muestra son positivos para cada acción.

Como se mencionó anteriormente, si el indicador técnico genera rentabilidad negativa y esta es menor que la estrategia pasiva, no se toma en cuenta, ya que interesan exclusivamente las rentabilidades superiores a 0, por lo tanto, la rentabilidad no puede ser vista desde el punto de vista de una generación de menores pérdidas para comprobar la efectividad de los indicadores.

La Tabla 8 relaciona los rendimientos obtenidos con el Índice de Fuerza Relativa, donde se logra una rentabilidad en exceso negativa en 10 de las 14 acciones antes de costos de transacción y en 12 de las 14 acciones después de incluir los costos. Al incluir los costos de transacción la acción de BCOLOMBIA y GEB no mostraron rendimientos en exceso positivos, cuando antes de considerar los costos de transacción mostraron rentabilidad en exceso positiva.

El rendimiento en exceso de las acciones de GEB y NUTRESA son bajos, esto se debe a la rentabilidad similar entre el indicador y la rentabilidad de la estrategia pasiva, pero se toma en cuenta la rentabilidad en exceso mayor a 0 generada por el indicador.

Las acciones de CEMARGOS, CORFICOLCF, GRUPOARGOS muestran rendimientos en exceso positivos, pero estos se ignoran, ya que la rentabilidad generada por el indicador es negativa, aunque es menor que la estrategia pasiva no se toma en cuenta por no ser mayor a 0.

En comparación con la primera parte de la muestra, en la segunda parte se pueden evidenciar rendimientos negativos solamente con la aplicación del Índice de Fuerza Relativa, ya que en la primera parte de la muestra se evidenció que a pesar de que existían rendimientos en exceso negativos, los rendimientos que se generaban solamente la aplicación de este indicador eran todos positivos, incluso después de costos de transacción; pero los rendimientos generados por el indicador no son suficientes frente a la estrategia pasiva, esto con el fin de determinar la efectividad del indicador. En esta segunda parte de la muestra la capacidad del Índice de Fuerza Relativa por sí sola, es baja, ya que no logra generar rendimientos positivos en todas las acciones antes de compararlos contra la estrategia pasiva y después de considerar los rendimientos en exceso; los resultados no son favorables para la efectividad de este indicador al generar solamente rendimientos en exceso en 2 acciones de 14 estudiadas después de costos de transacción.

Tabla 8. Rendimientos Segunda Parte de la Muestra con el Índice de Fuerza Relativa

ACCIÓN	Índice de Fuerza Relativa	
	Rentabilidad Antes de Costos de Transacción (Anual)	Rentabilidad Después de Costos de Transacción (Anual)

	Indicador	EP	Exceso	Indicador	EP	Exceso
BCOLOMBIA	13,66%	11,41%	2,25%	8,55%	10,18%	-1,63%
BOGOTA	-0,42%	1,21%	-1,63%	-3,16%	0,34%	-3,51%
CELSIA	1,30%	6,05%	-4,74%	1,06%	5,23%	-4,17%
CEMARGOS	-1,48%	-12,16%	10,68%	-2,22%	-12,90%	10,69%
CORFICOLCF	-13,38%	-19,30%	5,92%	-14,75%	-20,13%	5,37%
ECOPETROL	9,61%	25,83%	-16,22%	9,02%	25,37%	-16,35%
EXITO	3,71%	-1,25%	4,96%	3,28%	-1,87%	5,15%
GEB	6,74%	5,81%	0,93%	4,68%	5,41%	-0,73%
GRUPOARGOS	-0,28%	-2,46%	2,18%	-0,86%	-3,39%	2,53%
GRUPOAVAL	-1,77%	0,41%	-2,19%	-3,53%	-1,66%	-1,87%
GRUPOSURA	-1,06%	-1,75%	0,69%	-1,39%	-2,30%	0,91%
ISA	3,42%	15,20%	-11,78%	2,75%	14,08%	-11,32%
NUTRESA	3,91%	3,18%	0,73%	2,62%	2,40%	0,22%
PFBCOLOM	2,77%	10,40%	-7,64%	2,00%	9,76%	-7,77%

Fuente: elaboración propia

Los resultados obtenidos con el indicador Estocástico en la segunda parte de la muestra se relacionan en la Tabla 9, donde se obtienen rendimientos en exceso negativos en 6 de las 14 acciones antes de costos de transacción y después de considerarlos se obtienen rendimientos en exceso negativos en 11 de las 14 acciones. Al incluir los costos de transacción, las acciones que no generan rendimientos en exceso positivos son: BCOLOMBIA, BOGOTA que tuvo una rentabilidad baja con el indicador antes de los costos, GRUPOARGOS y NUTRESA, las cuales tuvieron una rentabilidad con el indicador antes de costos la cual era positiva y después de considerarlos se volvió negativa.

Nótese que los rendimientos en exceso de las acciones PFBCOLOM y BOGOTA son muy bajos, en especial esta última, donde el rendimiento en exceso es muy similar entre la rentabilidad generada por el indicador y la rentabilidad de la estrategia pasiva. Este rendimiento en exceso se toma en cuenta, ya que, a pesar de ser muy bajo, es mayor a 0, en términos de efectividad.

Los rendimientos en exceso positivos que no se tomaron en cuenta fueron los de las acciones de: CEMARGOS, CORFICOLCF, ÉXITO, GRUPOARGOS y NUTRESA, ya que la rentabilidad obtenida con el indicador Estocástico después de incluir los costos de transacción fue negativa.

Después de revisar la rentabilidad en exceso positiva mediante la aplicación del indicador estocástico, solamente se obtienen estos rendimientos en 3 acciones después de incluir los costos de transacción, estas acciones corresponden a GEB, GRUPO AVAL y GRUPO SURA.

Tabla 9. Rendimientos Segunda Parte de la Muestra con el Indicador Estocástico

ACCIÓN	Indicador Estocástico					
	Rentabilidad Antes de Costos de Transacción (Anual)			Rentabilidad Después de Costos de Transacción (Anual)		
	Indicador	EP	Exceso	Indicador	EP	Exceso
BCOLOMBIA	9,29%	7,70%	1,59%	5,48%	6,51%	-1,03%
BOGOTA	0,70%	0,69%	0,01%	-2,88%	-0,18%	-2,70%
CELSIA	-0,48%	3,51%	-4,00%	-1,40%	2,72%	-4,12%
CEMARGOS	-6,25%	-8,25%	2,00%	-8,05%	-9,02%	0,97%
CORFICOLCF	-11,73%	-18,72%	7,00%	-13,23%	-19,55%	6,32%
ECOPETROL	15,11%	27,97%	-12,86%	13,95%	27,50%	-13,55%
EXITO	-0,95%	-2,48%	1,53%	-1,87%	-3,09%	1,22%
GEB	11,93%	4,72%	7,21%	8,10%	4,33%	3,78%
GRUPOARGOS	0,82%	-2,83%	3,65%	-2,06%	-3,75%	1,69%
GRUPOAVAL	10,41%	-0,42%	10,83%	4,08%	-2,48%	6,55%
GRUPOSURA	5,24%	-3,95%	9,20%	2,90%	-4,49%	7,39%
ISA	3,44%	15,60%	-12,16%	2,12%	14,47%	-12,35%
NUTRESA	0,71%	-0,27%	0,98%	-0,47%	-1,03%	0,56%
PFBCOLOM	6,74%	6,58%	0,16%	4,84%	5,97%	-1,13%

Fuente: elaboración propia

En la Tabla 10 se muestran los resultados obtenidos con la combinación. Los rendimientos en exceso negativos se logran en 12 de 14 acciones antes de incluir los costos de transacción y después de incluirlos se obtienen rendimientos en exceso negativos en 13 acciones de las 14 seleccionadas. La combinación en la segunda parte de la muestra (Out-of-Sample) muestra un desempeño bajo con respecto a la aplicación de los indicadores Estocástico y el IFR. Al incluir los costos de transacción en la acción de GRUPOAVAL la rentabilidad generada con la combinación se convierte en negativa, pero esta es menor que la estrategia pasiva, por lo tanto, a pesar de que el rendimiento en exceso es positivo, no se toma en cuenta por ser negativo. Este indicador había generado en la primera parte

de la muestra en 12 de las 14 acciones seleccionadas antes y después de considerar los costos de transacción.

Los rendimientos en exceso positivos que no se tomaron en cuenta corresponden a las acciones de: CEMARGOS, CORFICOLCF, GRUPOAVAL y GRUPOSURA, ya que la rentabilidad obtenida con la combinación después de incluir los costos de transacción fue negativa.

Después de revisar la rentabilidad en exceso positiva mediante la aplicación de la combinación, solamente se obtienen estos rendimientos en una acción después de incluir los costos de transacción; esta acción corresponde a GEB. Los resultados demuestran que la combinación no tuvo la capacidad de tener mayores rendimientos en exceso positivos en más acciones que las que se tuvieron con el Índice de Fuerza Relativa y el indicador estocástico, esto indica que la combinación no tuvo mayor efectividad que los indicadores anteriores.

Tabla 10. Rendimientos Segunda Parte de la Muestra con la Combinación

ACCIÓN	Combinación de Indicadores					
	Rentabilidad Antes de Costos de Transacción (Anual)			Rentabilidad Después de Costos de Transacción (Anual)		
	Indicador	EP	Exceso	Indicador	EP	Exceso
BCOLOMBIA	5,30%	9,58%	-4,28%	1,87%	8,36%	-6,50%
BOGOTA	-2,57%	-2,53%	-0,03%	-4,67%	-3,37%	-1,30%
CELSIA	0,35%	2,45%	-2,10%	-1,74%	1,66%	-3,40%
CEMARGOS	-1,88%	-12,42%	10,54%	-5,33%	-13,16%	7,83%
CORFICOLCF	-9,02%	-21,40%	12,38%	-11,14%	-22,20%	11,06%
ECOPETROL	8,99%	21,80%	-12,81%	7,29%	21,36%	-14,07%
EXITO	-2,56%	-3,21%	0,65%	-4,27%	-3,82%	-0,46%
GEB	8,49%	4,12%	4,37%	5,51%	3,73%	1,78%
GRUPOARGOS	-5,47%	-3,04%	-2,43%	-7,78%	-3,96%	-3,81%
GRUPOAVAL	2,94%	-2,17%	5,11%	-3,41%	-4,19%	0,78%
GRUPOSURA	-0,13%	-2,27%	2,14%	-1,64%	-2,82%	1,18%
ISA	14,44%	15,77%	-1,32%	9,43%	14,64%	-5,21%
NUTRESA	-0,12%	2,16%	-2,29%	-3,42%	1,39%	-4,81%
PFBCOLOM	3,37%	6,89%	-3,52%	1,64%	6,27%	-4,63%

Fuente: elaboración propia

Al establecer la comparación entre los rendimientos en exceso de la primera (In-Sample) y Segunda muestra (Out-of-Sample), se debe validar la efectividad y estabilidad de un indicador técnico mediante la verificación de los rendimientos en exceso positivos en una acción en particular, cuando se habían generado rendimientos igualmente positivos en dicha acción en la primera parte de la muestra.

En la Tabla 11 se puede observar que con la aplicación del IFR se logra rendimientos en exceso positivos en la primera (In-Sample) y Segunda muestra (Out-of-Sample) únicamente con la acción de NUTRESA y EXITO. Con el indicador Estocástico se obtuvo rendimiento en exceso positivo con la acción de GEB, GRUPOAVAL, GRUPOSURA. En varios casos para los rendimientos en exceso de cada uno de los indicadores, estos se clasificaron como “Negativa”²⁹ en varias acciones. Lo anterior indica que los resultados obtenidos en la primera parte de la muestra fueron específicos para la misma y que tanto el IFR como el Indicador Estocástico no pudieron replicar de manera estable los resultados en la segunda parte de la muestra y mostrar la misma o mayor efectividad en las acciones. Por lo tanto, se obtuvo solamente rendimientos en exceso positivos en las dos muestras con un grupo de acciones mediante la aplicación de cada indicador técnico; lo ideal de un indicador es que se pueda evidenciar rentabilidad en exceso con una muestra de acciones mayor al 50%.

Adicionalmente con la acción de NUTRESA, mediante la aplicación del IFR, se obtiene un rendimiento en exceso positivo en la primera muestra de 2,46% anual y en la segunda muestra se obtiene un rendimiento en exceso positivo de 0,22% anual, por lo cual, a pesar de que es mayor que la estrategia pasiva, es muy bajo para justificar el uso y la efectividad del indicador técnico, ya que no pudo replicar o tener mejor resultado en la segunda parte de la muestra. Nótese que con la aplicación del IFR en la acción de EXITO se logra un rendimiento en exceso positivo en la segunda parte de la muestra cuando en la primera

²⁹ La clasificación de “Negativa” en los rendimientos en exceso para los indicadores se utiliza para las situaciones donde a pesar de tener un rendimiento en exceso positivo en alguna acción, el indicador y la estrategia pasiva generan rendimientos negativos, pero los rendimientos negativos de la estrategia pasiva son mayores. Por lo tanto, al establecer la diferencia entre el indicador y la estrategia pasiva se genera un resultado positivo. Como se había comentado anteriormente, se toman los rendimientos en exceso positivos solo si el rendimiento del indicador es positivo (mayor a 0), de lo contrario no se toma en cuenta, esto con el fin de determinar la efectividad de los indicadores. Lo anterior aplica para el Indicador Estocástico, el IFR y la combinación.

muestra fue negativo. Este rendimiento positivo en la segunda muestra se toma en cuenta para la efectividad del IFR, ya que, en la primera muestra fue negativo, pero corresponde a la mejor rentabilidad encontrada en esta muestra; para la segunda muestra puede generar una rentabilidad en exceso positiva y logró superar a la estrategia pasiva, esto confirma que los parámetros del indicador fueron buenos en la segunda muestra para esta acción.

Con la acción del GEB, mediante la aplicación del indicador Estocástico, se obtiene un rendimiento en exceso bajo en la primera parte de la muestra que corresponde a 1,22% anual, mientras que en la segunda muestra el rendimiento en exceso es del 3,78% anual, por lo cual refleja un buen desempeño en la segunda muestra y tiene buena efectividad el indicador Estocástico solamente en esta acción. Con las acciones de GRUPOAVAL, GRUPOSURA, se tiene que en la primera muestra, con la aplicación del indicador Estocástico se generaron rendimientos en exceso negativos en la primera muestra, ya que los parámetros del indicador no generaron una mayor rentabilidad a la mencionada; sin embargo, estos parámetros generaron rendimientos en exceso positivos en la segunda muestra y lograron superar a la estrategia pasiva, esto confirma que los parámetros del indicador fueron buenos en la segunda muestra para estas acciones, por lo tanto, son efectivos en la generación de rentabilidad.

Tabla 11. Rendimientos en Exceso Indicador Estocástico e IFR

ACCIÓN	Índice de Fuerza Relativa		ACCIÓN	Indicador Estocástico	
	Rendimiento en Exceso Muestra 1	Rendimiento en Exceso Muestra 2		Rendimiento en Exceso Muestra 1	Rendimiento en Exceso Muestra 2
BCOLOMBIA	1,87%	-1,63%	BCOLOMBIA	4,96%	-1,03%
BOGOTA	-4,31%	-3,51%	BOGOTA	-6,05%	-2,70%
CELSIA	-5,60%	-4,17%	CELSIA	-6,17%	-4,12%
CEMARGOS	6,38%	NEGATIVA	CEMARGOS	-8,47%	NEGATIVA
CORFICOLCF	-7,82%	NEGATIVA	CORFICOLCF	-1,71%	NEGATIVA
ECOPETROL	-2,91%	-16,35%	ECOPETROL	-4,64%	-13,55%
EXITO	-0,97%	5,15%	EXITO	-7,44%	NEGATIVA
GEB	4,25%	-0,73%	GEB	1,22%	3,78%
GRUPOARGOS	-2,52%	NEGATIVA	GRUPOARGOS	-1,11%	NEGATIVA
GRUPOAVAL	-3,93%	-1,87%	GRUPOAVAL	-9,55%	6,55%

GRUPOSURA	-1,62%	NEGATIVA	GRUPOSURA	-3,49%	7,39%
ISA	9,40%	-11,32%	ISA	NEGATIVA	-12,35%
NUTRESA	2,46%	0,22%	NUTRESA	3,09%	NEGATIVA
PFBCOLOM	6,48%	-7,77%	PFBCOLOM	8,06%	-1,13%

Fuente: elaboración propia

En la Tabla 12 se consolidan los rendimientos en exceso obtenidos con la combinación de los indicadores técnicos. De igual manera que los dos indicadores anteriores, se obtiene con la combinación rendimientos en exceso positivos en la primera y la segunda muestra únicamente con una acción, esta corresponde a la acción del GEB; en la primera muestra el rendimiento en exceso fue de 16,41% anual, mientras que en la segunda muestra fue más bajo con un 1,78% anual.

Lo anterior indica que los resultados obtenidos en la primera parte de la muestra fueron específicos para la misma muestra y por lo tanto la combinación no pudo replicar de manera efectiva y estable los resultados en la segunda parte de la muestra y mostrar efectividad para la mayoría de las acciones. Esto indica que se obtuvo solamente rendimientos en exceso positivos en las dos muestras con una acción específica.

Adicionalmente con la acción del GEB, mediante la aplicación de la combinación, se obtiene un rendimiento en exceso significativo en la primera muestra 16,41% anual y en la segunda muestra un rendimiento en exceso de 1,78% anual, por lo cual a pesar de que es mayor que la estrategia pasiva, es muy bajo para justificar el uso y la efectividad del indicador técnico en la segunda parte de la muestra, ya que debería ser igual o mayor que en la primera parte de la muestra, pero este rendimiento es positivo y el indicador fue efectivo frente a la estrategia pasiva.

Tabla 12. Rendimientos en exceso Combinación

ACCIÓN	Combinación	
	Rendimiento en Exceso Muestra 1	Rendimiento en Exceso Muestra 2
BCOLOMBIA	1,10%	-6,50%
BOGOTA	3,88%	-1,30%

CELSIA	NEGATIVA	-3,40%
CEMARGOS	6,83%	NEGATIVA
CORFICOLCF	1,56%	NEGATIVA
ECOPETROL	NEGATIVA	-14,07%
EXITO	7,20%	-0,46%
GEB	16,41%	1,78%
GRUPOARGOS	7,98%	-3,81%
GRUPOAVAL	-1,90%	NEGATIVA
GRUPOSURA	8,07%	NEGATIVA
ISA	5,74%	-5,21%
NUTRESA	-2,29%	-4,81%
PFBCOLOM	3,82%	-4,63%

Fuente: elaboración propia

Los resultados mostrados anteriormente en la segunda parte de la muestra ya no revisten el error por modelación, ya que la aplicación de los parámetros de los indicadores técnicos y la combinación fueron desarrolladas en una muestra distinta (primera muestra) a donde fueron optimizados los parámetros de estos.

En términos generales, tanto los indicadores técnicos por separado como el IFR y el indicador Estocástico, junto con la combinación no generaron rendimientos mayores a los que se generaron con la estrategia pasiva en términos de superioridad y replicabilidad, es decir, no generaron una rentabilidad mayor tanto en la primera como en la segunda parte de la muestra en la mayoría de las acciones empleadas en la investigación.

El IFR no logró superar en términos de efectividad y replicabilidad los resultados en las dos muestras, por lo tanto, no tuvo la capacidad de predecir el comportamiento de los precios y generar rentabilidad mediante el análisis del cambio de los precios de las acciones. El IFR analiza el cambio de los precios, y tiene en cuenta que, si estos aumentan de manera continua y se mantienen, se genera una tendencia alcista de los mismos.

Cuando el IFR genera valores altos (cerca de 100), el indicador tiende a generar señales de venta de manera continua. Lo anterior va a permitir que se obtengan rendimientos limitados o bajos, ya que, un inversionista tenderá a ejecutar diversas operaciones simultáneas de venta de acuerdo con estas señales generadas por el indicador.

En el caso de que los cambios de precios presenten una tendencia a disminuir de manera continua, se genera una tendencia bajista de los mismos; esto hace que el IFR genere

valores bajos que indiquen que se deben ejecutar operaciones de compra de manera simultánea, lo cual generará que se obtengan rendimientos limitados al tener varias operaciones similares en diferentes momentos. Si se diera el caso en que las señales estuvieran sincronizadas al comenzar o finalizar una tendencia, entonces las señales de operación de compra y venta serían más oportunas y mejorarían los rendimientos obtenidos en cada una de las acciones empleadas.

El Indicador Estocástico no logró superar en términos de efectividad y replicabilidad los resultados obtenidos en las dos muestras, por lo tanto, no tuvo la capacidad de predecir el comportamiento de los precios y generar rentabilidad en la mayoría de las acciones. Este indicador permite identificar las operaciones de inversión (señales de compra y venta) mediante el análisis de la divergencia de los precios de las acciones para determinar la tendencia de estos y generar el pronóstico. Este indicador genera señales de venta en mayor medida cuando los precios más recientes dentro de su rango seleccionado (número de medias móviles) sufren incrementos. Sin embargo, cuando estos incrementos cubren completamente el rango de operación del indicador, es decir, se presenta una tendencia alcista en el mercado, el indicador tiende a tomar valores más altos. Lo anterior se debe a que, en la fórmula para el cálculo del indicador, el parámetro H_t incorpora este efecto, ya que éste corresponde al valor más alto entre los precios máximos del rango de precios (ver ecuación 1).

Cuando se presenta una tendencia bajista en el mercado, el Indicador Estocástico genera más señales de compra que las de venta, lo anterior se debe a que el parámetro L_t en la formulación del indicador contiene este efecto, ya que este parámetro corresponde al valor más bajo entre los precios mínimos del rango de precios con los cuales se trabajó (ver ecuación 1). A partir de lo anterior se puede afirmar que existe una relación entre la volatilidad de las acciones y la efectividad del indicador Estocástico, ya que este incorpora el efecto de cambio de los precios de las acciones.

Los indicadores IFR y el Estocástico se utilizaron para formar un solo indicador técnico con el fin de conformar la combinación; esta no logró superar en términos de efectividad y replicabilidad los resultados obtenidos en las dos muestras, y, por tanto, la capacidad de predecir el comportamiento de los precios mediante el análisis de los mismos no fue suficiente para generar rentabilidad y demostrar efectividad, incluso frente a los otros dos indicadores utilizados por separado.

El objetivo que se planteó mediante la estructuración de la combinación de los indicadores fue combinar las señales de los dos indicadores técnicos mencionados (sugeridos por la literatura) y aprovecharlas en un solo indicador que permitiera obtener buenos rendimientos en las acciones del mercado colombiano, ya que estos indicadores han demostrado en diversas investigaciones obtener buenos resultados y superar a la estrategia pasiva, pero incluso la combinación no fue suficiente para superar a la estrategia pasiva con la inclusión de los costos de transacción.

El objetivo de proponer la combinación se hizo con el fin de optimizar o mejorar las señales que se obtenían del IFR a través de la formulación del indicador estocástico sobre el IFR para obtener mejores señales que permitieran ejecutar operaciones más rentables que la misma utilización del IFR o el indicador Estocástico por separado.

El efecto que se genera a partir de la combinación para el análisis de las señales con los precios de las acciones está más cercana al efecto que se genera con el indicador Estocástico, ya que las señales de venta se presentan en mayor medida cuando los valores del IFR más recientes dentro de su rango seleccionado sufren incrementos, mientras que los valores de compra se presentan más cuando los valores del IFR son cada vez menores. Además, se obtuvieron rentabilidades similares con la combinación a las que se tuvieron con el indicador Estocástico en cuanto al rango de acciones (solamente con la acción del Grupo Energía de Bogotá, GEB) y la superioridad de predicción.

Dentro del periodo de inversión, la combinación de los indicadores indica que se debe adoptar una posición en largo si la tendencia de un activo es alcista y el valor generado por la combinación se mantiene por debajo de la línea de sobrecompra. En caso contrario, se debe adoptar una posición en corto si el valor generado por la combinación se mantiene por encima de la línea de sobrecompra, pero estas operaciones en corto no fueron tenidas en cuenta, ya que se determinaba la rentabilidad a partir de la diferencia logarítmica de una señal de compra y de venta, por lo tanto, se requería que se tuvieran señales de compra anteriores a las señales de venta para establecer la rentabilidad.

Dentro del periodo de inversión, la combinación indica que se debe adoptar una posición en corto si la tendencia de un activo es bajista y el valor generado por la combinación se mantiene por encima de la línea de sobreventa. En caso contrario, se debe adoptar una

posición en largo³⁰ si el valor generado por la combinación se mantiene por debajo de la línea de sobreventa. Las operaciones en corto están restringidas en el mercado colombiano, por lo tanto, no se utilizaron en esta investigación dentro de las operaciones de inversión. Por otra parte, se realizó el análisis del modo de inversión que se debería ejecutar teniendo en cuenta tanto las operaciones en largo como las operaciones en corto.

4.4 Valoración Estadística de los Resultados

La simulación *Bootstrapping* que se implementó para la investigación es similar a la implementada en (Agudelo & Uribe, 2009; Marshall et al., 2006) y esta fue implementada con ayuda del software *Eviews* y *MATLAB*, los parámetros estimados de la simulación de las acciones seleccionadas se encuentran en el anexo 4.

Con base en las series de precios simuladas mediante el procedimiento descrito en el numeral 3.7, que indica la simulación de precios, se generaron 500 series de rendimientos para cada una de las acciones. A estas series fueron aplicados nuevamente los indicadores técnicos utilizados en la investigación como el IFR, el Indicador Estocástico y la combinación de los indicadores anteriores con el fin de calcular el *valor p*, el cual sirve para analizar las hipótesis planteadas en el numeral 3.8. El tamaño de la serie de precios simulados coincide con el tamaño de la serie histórica de los precios de cada acción. Con base en los precios simulados, se calculó la distribución de probabilidad de los rendimientos para cada acción.

En la Tabla 13 se presentan los percentiles 5% y 95% de la distribución de rendimientos sobre series simuladas para el IFR y el Indicador Estocástico, los cuales dan una idea de su dispersión acorde con la volatilidad de los precios en el periodo estudiado, mientras que

³⁰ Las operaciones en largo que se mencionan hacen referencia a la obtención de rentabilidad mediante la diferencia logarítmica entre una operación de compra y la de venta; esto indica que se aplica el principio de rentabilidad “comprar barato y vender caro”; en caso contrario, las operaciones en corto hacen referencia a la obtención de rentabilidad pero en sentido contrario a las operaciones en largo, es decir, “se vende un activo que no se tiene en el momento para ser entregado en el futuro a un precio pactado, para luego comprarlo a un precio menor del que se vendió; esto garantiza que se tenga una rentabilidad”.

en la Tabla 14 se muestra la distribución de rendimientos para la combinación. Adicionalmente, se indica el valor p de la hipótesis nula para los tres indicadores técnicos.

El *valor p* indica la proporción de veces en que los rendimientos alcanzados por un indicador técnico en las series de tiempo simuladas superaron los rendimientos obtenidos en las series de precios históricas. Cuando esta proporción es baja, se infiere que la regla tuvo la capacidad de generar resultados de manera consistente y sistemática (estable) a como se generaron en las series de precios históricas, por ende, se rechaza la hipótesis nula (H_0) y se acepta la hipótesis alternativa (H_1). Cuando esta proporción es alta, se infiere que los resultados de un indicador son producto de circunstancias particulares o aleatorias de la serie histórica, generando como consecuencia que se acepte la hipótesis nula (H_0) y se rechace la hipótesis alternativa (H_1).

Para las pruebas estadísticas se definió un nivel de confianza del 95%, por lo tanto, como se mencionó anteriormente, si el valor p es inferior o igual al 5% se acepta la hipótesis alternativa, mientras que, si es superior el 5%, se acepta la hipótesis nula, lo cual indica que un indicador técnico no tiene estabilidad o capacidad de replicar los resultados obtenidos.

En la Tabla 13 se especifican los valores p junto con los percentiles 5 y 95 del Índice de Fuerza Relativa, en esta Tabla se observa que se obtuvieron p valores inferiores al 5% con 9 acciones, mientras que se obtuvieron p valores mayores al 5% en 5 acciones. A partir de los resultados obtenidos, se tiene que estos son favorables para la significancia estadística en la mayoría de las acciones. Sin embargo, solo se toma en cuenta el valor p para la acción de NUTRESA, ya que esta corresponde a la única acción con la que se pudo replicar rentabilidades superiores a la estrategia pasiva en la segunda muestra, esto se hace con el fin de establecer la relación entre la efectividad y la estabilidad que generó el Índice de Fuerza Relativa que corresponde solamente a una acción. Por otra parte, si se hubiera tomado en cuenta la relación entre la rentabilidad generada por el indicador y la estabilidad (sin compararlo con la estrategia pasiva), las acciones que guardan esta relación corresponden a: CELSIA, NUTRESA y PFBCOLO ya que, en la segunda muestra la rentabilidad generada con el indicador fue positiva en estas acciones.

Tabla 13. Valores p para el Índice de Fuerza Relativa

ACCIÓN	Índice de Fuerza Relativa		
	Percentil 5%	Percentil 95%	Valor P
BCOLOMBIA	3,08%	21,301%	0,786
BOGOTA	3,79%	18,43%	0
CELSIA	1,76%	25,04%	0,03
CEMARGOS	2,75%	22,109%	0,002
CORFICOLCF	2,91%	21,41%	0
ECOPETROL	1,32%	27,84%	0,56
EXITO	2,408%	22,81%	0,114
GEB	1,651%	25,62%	0,416
GRUPOARGOS	2,58%	22,19%	0,004
GRUPOAVAL	2,93%	20,54%	0,002
GRUPOSURA	3,54%	20,36%	0
ISA	2,23%	23,08%	0,116
NUTRESA	4,06%	18,09%	0,042
PFBCOLOM	3,16%	20,31%	0,034

Fuente: elaboración propia

En la Tabla 14 se especifican los valores p junto con los percentiles 5 y 95 del Indicador Estocástico, en esta Tabla puede observarse que se obtuvieron p valores inferiores al 5% con 7 acciones, mientras que se obtuvieron p valores mayores al 5% en 7 acciones. A partir de los resultados obtenidos, se tiene que estos son favorables para la significancia estadística en la mitad de las acciones. Sin embargo, no se toma en cuenta ningún valor p ya que con las acciones con las que se había obtenido rentabilidad en exceso en la primera y la segunda muestra (GEB, GRUPOAVAL y GRUPOSURA), no fue significativo el valor p en estas acciones, de hecho, este valor fue muy alto, lo cual indica que no se tiene buena estabilidad por parte del indicador Estocástico para generar rentabilidad con estas acciones. Por otra parte, si se hubiera tomado en cuenta la relación entre la rentabilidad generada por el indicador y la estabilidad (sin compararlo con la estrategia pasiva), no se hubiera tenido ninguna acción que guardara relación con la rentabilidad y la estabilidad de acuerdo con los resultados de los valores p, ya que no se obtuvo rentabilidad con alguna acción que tuviera un valor p de acuerdo con el nivel de significancia establecido.

Tabla 14. Valores p para el Indicador Estocástico

ACCIÓN	Indicador Estocástico		
	Percentil 5%	Percentil 95%	Valor P
BCOLOMBIA	2,92%	21,62%	0,506
BOGOTA	4,21%	19,02%	0,002
CELSIA	1,77%	25,47%	0,012
CEMARGOS	2,804%	22,44%	0
CORFICOLCF	1,97%	22,98%	0
ECOPETROL	1,31%	29,68%	0,8
EXITO	2,47%	24,24%	0,004
GEB	1,604%	26,49%	0,664
GRUPOARGOS	2,63%	22,79%	0,004
GRUPOAVAL	3,17%	21,82%	0,586
GRUPOSURA	3,47%	20,78%	0,172
ISA	2,04%	22,604%	0,108
NUTRESA	4,15%	18,23%	0
PFBCOLOM	3,14%	20,89%	0,286

Fuente: elaboración propia

En la Tabla 15 se especifican los valores p junto con los percentiles 5 y 95 de la combinación, en esta Tabla se observa que se obtuvieron p valores inferiores al 5% con 10 acciones, mientras que se obtuvieron p valores mayores al 5% en 4 acciones. A partir de los resultados obtenidos, se tiene que estos son favorables para la significancia estadística en la mayoría de las acciones. Sin embargo, no se toma en cuenta ningún valor p ya que con la única acción con la que se había obtenido rentabilidad en exceso en la primera y la segunda muestra (GEB), no fue significativa en el valor p, de hecho, este valor fue muy alto, lo cual indica que no se tiene buena estabilidad por parte de la combinación para generar rentabilidad con esta acción. Por otra parte, si se hubiera tomado en cuenta la relación entre la rentabilidad generada por el indicador y la estabilidad (sin compararlo con la estrategia pasiva), la acción que guarda esta relación corresponde solamente a PFBCOLO ya que, en la segunda muestra la rentabilidad generada con el indicador fue positiva en esta acción.

Tabla 15. Valores p para la Combinación de indicadores

ACCIÓN	Combinación de Indicadores		
	Percentil 5%	Percentil 95%	Valor P
BCOLOMBIA	3,44%	20,50%	0,178
BOGOTA	4,53%	18,22%	0
CELSIA	2,43%	22,11%	0,006
CEMARGOS	3,20%	21,25%	0
CORFICOLCF	3,38%	19,68%	0
ECOPETROL	1,92%	24,15%	0,544
EXITO	2,89%	21,53%	0
GEB	2,36%	24,93%	0,518
GRUPOARGOS	3,26%	21,97%	0
GRUPOAVAL	3,52%	20,60%	0,032
GRUPOSURA	3,84%	19,77%	0
ISA	2,78%	21,36%	0,796
NUTRESA	4,70%	17,80%	0
PFBCOLOM	3,77%	20,18%	0,042

Fuente: elaboración propia

5. Conclusiones

La predicción del precio de los activos es un tema importante para la evaluación en el mercado bursátil de los mismos. El Análisis Técnico como metodología de predicción ha sido importante para inversionistas y académicos en el sentido de sus posibles aplicaciones y usos en diversos sectores económicos (Almujamed et al., 2013). A pesar de que puede ofrecer diversas ventajas para el análisis de los activos, los resultados pueden variar mediante su aplicación, esto fue corroborado a través de diversas investigaciones que emplearon el Análisis Técnico en la revisión de literatura.

Existen diferentes circunstancias en el mercado bursátil que pueden hacer variar los resultados obtenidos mediante la aplicación de indicadores de Análisis Técnico. En esta

investigación se realizó una amplia revisión de literatura de los diferentes resultados que se podían obtener mediante la aplicación del Análisis Técnico en mercados internacionales y en el mercado accionario colombiano, de donde se extrajo información importante respecto de la efectividad y estabilidad del Análisis Técnico a través del contraste con la HME y la Teoría de la Caminata Aleatoria, ya que estas teorías apoyan a la estrategia pasiva y contradicen la efectividad del Análisis Técnico. De lo anterior, se obtuvo como evidencia que existen diversos casos donde no se puede obtener efectividad mediante la aplicación de los indicadores de Análisis Técnico y en otros casos existe evidencia a favor del uso esta metodología para la predicción del precio de los activos en el mercado bursátil.

Para obtener rentabilidad y mostrar efectividad, el Análisis Técnico a través del análisis de los precios debe identificar ineficiencias (relacionadas con los flujos de información del mercado) presentes en los precios a través de las señales de compra y venta, de esta manera se genera una buena estrategia de inversión. Existen ineficiencias en los mercados bursátiles las cuales menciona Meric et al., (2008), estas se pueden presentar en mercados pequeños y a través de la identificación de las mismas se puede obtener buena rentabilidad; estas ineficiencias se presentaron en algunos casos en las acciones del mercado colombiano en el periodo estudiado mediante la aplicación de los tres indicadores técnicos, pero son de un orden inferior o no se identificaron de tal manera que no pudieron ser aprovechadas en la mayoría de acciones con el fin de obtener rentabilidad y verificar la estabilidad de los indicadores en comparación con la estrategia pasiva en el mercado accionario colombiano.

La combinación en la segunda parte de la muestra (Out-of-Sample) mostró un desempeño bajo en comparación con la aplicación de los indicadores Estocástico y el IFR, cuando en la primera parte de la muestra (In-Sample) mostró mayor rentabilidad y efectividad en comparación con la estrategia pasiva y frente a los indicadores por separado, pero, tanto la combinación como los indicadores técnicos por separado (IFR y el Estocástico) no tuvieron la capacidad de replicar los resultados y mostrar mayor efectividad en la segunda parte de la muestra en la mayoría de las acciones estudiadas.

Tomando en conjunto la evidencia empírica, mediante los resultados obtenidos para los indicadores técnicos, tanto por separado como en combinación, estos no son suficientes para indicar que los indicadores pueden ser efectivos a partir de la información histórica de los precios de las acciones colombianas en el periodo seleccionado. Es importante

mencionar que diversas investigaciones en el mercado accionario colombiano han demostrado que no se pudo superar a la estrategia pasiva y los resultados no mostraron evidencia contraria a la HME y la Teoría de la Caminata Aleatoria respecto a utilizar el Análisis Técnico como metodología de predicción; esto no quiere decir que se deba dejar de lado la aplicación del Análisis Técnico, ya que existen casos donde se puede demostrar su efectividad en la obtención de rentabilidades mayores a las de una estrategia pasiva.

Es importante reconocer que existen diversos indicadores los cuales pueden ser utilizados como estrategias de inversión, y que pueden llevar a obtener resultados similares o mejores en términos de rentabilidad y efectividad en el pronóstico del comportamiento de las acciones, ya que no se puede limitar o cuestionar en la mayoría de los casos la aplicabilidad y el alcance que se ha obtenido con el Análisis Técnico en diversas investigaciones.

En términos generales, tanto los indicadores técnicos por separado como el IFR y el indicador Estocástico, junto con la combinación, no generaron rendimientos superiores a los que se generaron con la estrategia pasiva en términos de efectividad y estabilidad, es decir, no generaron una rentabilidad en exceso mayor en la segunda parte de la muestra en la mayoría de las acciones en el mercado colombiano que la que se generó con la estrategia pasiva en esta parte de la muestra, ya que en la primera muestra se tuvieron resultados superiores en gran parte de las acciones estudiadas con los indicadores técnicos.

La razón por la cual los indicadores técnicos junto con la combinación mostraron buen desempeño en la primera parte de la muestra, pero no pudieron replicar o mejorar los resultados en la segunda muestra, depende en gran parte por diversos factores que están relacionados con los mismos indicadores técnicos o circunstancias como el estado de desarrollo del mercado bursátil o el tipo de activo (Futuros, divisas, acciones, etc.), los cuales tienen una gran influencia en gran parte los resultados obtenidos.

En diversas investigaciones como se mostró anteriormente no se pudieron replicar los rendimientos en la segunda parte de la muestra, lo cual indica carencia de estabilidad y efectividad en la aplicación de los indicadores de Análisis Técnico. En esta investigación los rendimientos en exceso fueron replicados en una baja cantidad de acciones (menor al 50%) en la segunda parte de la muestra con cada uno de los tres indicadores. Para el IFR

se obtuvo rendimientos en exceso positivos en las dos muestras con la acción de NUTRESA, pero en la segunda muestra fue muy bajo frente a la estrategia pasiva; con la acción del ÉXITO a pesar de que se obtuvo un rendimiento en exceso negativo en la primera muestra, en la segunda fue positivo.

Para el Indicador Estocástico se obtuvieron rendimientos en exceso positivos en las dos muestras con la acción de GEB; con las acciones de GRUPOAVAL y GRUPOSURA a pesar de que se obtuvieron rendimientos en exceso negativo en la primera muestra, en la segunda muestra fueron positivos. Para la combinación se obtuvo rendimientos en exceso positivos en las dos muestras con la acción de GEB al igual que con el Indicador Estocástico, pero incluso fueron mayores estos rendimientos en exceso, esto se debe a la formulación similar entre estos dos últimos indicadores técnicos. Pero la combinación no pudo generar rendimientos en exceso con una cantidad mayor de acciones que con la que se obtuvo con el indicador Estocástico y el IFR, ya que se esperaba que hubiera mejorado el desempeño efectivo frente a estos dos indicadores.

La combinación tiene una desventaja frente al IFR y el Estocástico, esta corresponde a que es un indicador sensible dentro de un periodo fijo de días en su cálculo, ya que utiliza las señales del IFR y las amplía (son más constantes en los periodos de tiempo) a través de la fórmula del indicador Estocástico sobre este. Lo anterior tiene como consecuencia la generación de señales de compra y venta constantes en periodos más cortos de tiempo lo cual genera que, no solamente se incrementen los costos de transacción en estas operaciones, sino que también se pueden incrementar las rentabilidades negativas cuando este indicador no puede identificar las ineficiencias (relacionadas con el flujo de información) presentes en los precios de las acciones.

Diferentes autores sugieren que considerar los costos de transacción cuando se utilizan los indicadores técnicos, elimina o afecta en gran medida la rentabilidad generada por los mismos a través de las señales de compra y venta. Los resultados sugieren que la rentabilidad disminuyó en gran medida cuando se consideraron estos costos, esto limitó la efectividad de los indicadores técnico; en algunos casos cuando se tenía una rentabilidad positiva, ésta se convirtió en negativa al considerar los costos de transacción, por lo tanto, no pudo ser más rentable que la estrategia pasiva.

En muchos casos no se puede encontrar evidencia que apoye la teoría Dow respecto a la predicción del precio futuro de los activos en el mercado bursátil con el fin de obtener

rendimientos mayores a los del mercado o de una estrategia pasiva; esto soporta las afirmaciones de la Hipótesis de Mercados Eficientes y la Caminata Aleatoria en el sentido de que no es posible predecir el comportamiento del precio de un activo solamente mediante el estudio de los precios pasados, sino que se debe considerar otra información presente en el mercado la cual influye en el comportamiento de los precios de los activos bursátiles.

En conclusión, al no ser posible obtener consistentemente rentabilidades y ser replicadas a partir del comportamiento histórico de las acciones, los resultados obtenidos respaldan la versión débil de eficiencia del mercado soportada en la HME. Los principales resultados que sustentan la conclusión anterior son:

- La optimización de parámetros se realizó con un periodo de tiempo amplio y con características similares entre los mismos, en cuanto a la fluctuación de los precios del mercado como sugieren autores como Lento & Gradojevic (2007). Sin embargo, es posible que los parámetros optimizados en la primera muestra hayan incorporado circunstancias particulares del mercado en dicho periodo, por lo cual los parámetros encontrados ocasionan que los indicadores técnicos no puedan replicar los resultados en una segunda muestra, ya que ésta puede reflejar otro tipo de tendencias, incluso cuando los periodos reflejan características similares. Para lo anterior se tuvo en cuenta que las dos muestras escogidas fueran similares en cuanto a las tendencias y fluctuaciones durante los periodos seleccionados.
- Para la investigación se empleó un proceso GARCH autoregresivo de orden uno AR (1)-GARCH para modelar la volatilidad dinámica y realizar la simulación de precios de las acciones. Existen diversos modelos de series de tiempo que se pueden utilizar para modelar la volatilidad. De los diversos modelos de series de tiempo, el modelo GARCH escogido, generalmente otorga un muy buen ajuste y no se considera que los resultados del estudio pudiesen cambiar de manera considerable haciendo uso de cualquier otro modelo econométrico para analizar la estabilidad (Hansen & Lunde, 2005).
- Es importante mencionar que la presente investigación se hizo desde la perspectiva de un inversionista o corredor de bolsa, el cual, para realizar operaciones de la compra y venta, tiene en cuenta los costos de transacción desde el punto de vista

del diferencial de precios de oferta y demanda. Por otra parte, el inversionista debe incurrir en otros costos además de los de transacción (operación) por el hecho de realizar las operaciones en el mercado bursátil, algunos de estos costos corresponden a las comisiones por montos transados, la utilización de las plataformas de negociación, entre otros. Por lo tanto, la utilización de los tres indicadores de Análisis Técnico anteriores no se justificarían como estrategias de inversión rentables en el mercado accionario colombiano en el periodo estudiado, ya que su rentabilidad y efectividad debería cubrir parte de los costos por ejecutar las operaciones de forma activa.

- Para determinar la efectividad de los indicadores técnicos utilizados, se comparó la rentabilidad generada por estos contra la estrategia pasiva; la diferencia de estas rentabilidades se conoce como rendimiento en exceso, y cuando es positiva indica que un indicador tiene la capacidad de ser efectivo en determinada acción utilizada.
- Se realizó una distribución de probabilidad y el cálculo de los valores-p a través de la simulación Bootstrapping para estimar la significancia estadística y comprobar si se cumplía la hipótesis alternativa que indica si los indicadores técnicos utilizados suministran información consistente con su predicción para obtener rentabilidad. Tomada la evidencia empírica en conjunto de esta investigación, junto con las pruebas de significancia estadística, se determinó que no se apoya el supuesto de que es posible obtener rendimientos significativos y estadísticamente robustos al implementar los indicadores de análisis técnico utilizados (IFR, el Estocástico y la combinación) en las acciones del mercado colombiano, ya que los indicadores técnicos a partir de los parámetros optimizados no pudieron replicar los resultados en la segunda parte de la muestra y no pudieron generar rendimientos que superaran la estrategia pasiva de una manera significativa y estable.

Un aspecto que sería muy interesante explorar con la aplicación del Análisis Técnico serían las ventas en corto (operaciones que determinar una señal de venta sin tener una señal de compra anterior). Estas actualmente se encuentran restringidas en el caso del mercado colombiano. Sin embargo, se sabe que la BVC se encuentra en proceso de regularización de estas operaciones y se pueden utilizar en circunstancias especiales. En este estudio, así como otros aplicados al caso colombiano, se asumió que cuando se generaba una

señal de venta al inicio del periodo de inversión y al final de este sin tener una señal de compra anterior, el inversionista simplemente liquidaba la posición y salía del mercado (invirtiendo a la tasa libre de riesgo). La posición en corto le permitiría beneficiarse a un inversionista y tener una mayor posibilidad de aumentar su rentabilidad si se incluyeran en una estrategia de inversión. Una de las características de los mercados desarrollados donde se mostró evidencia a favor de la efectividad del Análisis Técnico, se debe a que utilizaron las operaciones en corto, esto en el mercado colombiano puede ser una justificación de la baja capacidad de efectividad y alcance que se tuvo con la aplicación del Análisis Técnico.

Otras alternativas de inversión con diversos indicadores de Análisis Técnico podrían ser investigadas para el caso colombiano, esto con el objetivo de conocer si se pueden obtener mejores resultados y son replicables en otros periodos de tiempo. Estas alternativas permiten aprovechar de una mejor manera el Análisis Técnico, ya que están relacionadas con otras características presentes en el mercado bursátil como la volatilidad, el volumen y las tendencias. Dentro de los diversos usos que se tienen con la aplicación del Análisis Técnico, se pueden utilizar sus indicadores y combinarlos con otros métodos para la inversión como Machine Learning, Algoritmos genéticos, La Sabiduría de las Multitudes, Redes Neuronales, entre otros (Ahmadi et al., 2018; Allen & Karjalainen, 1999; Baba & Nomura, 2005; Chavarnakul & Enke, 2008; Eiamkanitchat et al., 2016; Fu et al., 2013; Lin et al., 2011; Teixeira & De Oliveira, 2010; Wang et al., 2018), ya que permiten realizar simulaciones y pronósticos con mayor capacidad y precisión con el objetivo de obtener mejor rentabilidad en el mercado bursátil. Esto puede mejorar la efectividad con el uso del Análisis Técnico.

La mayoría de mercados donde el Análisis Técnico fue rentable tienen la característica de que son mercados desarrollados como por ejemplo: en Estados Unidos (Brock et al., 1992), en China (Cheung et al., 2011), en India (Mitra, 2011), en Alemania (Cervelló-Royo et al., 2015), entre otros, ya que cuentan con inversionistas potenciales y se realizan transacciones considerables y constantes, lo cual representa un increíble potencial de desarrollo y comercialización con los activos bursátiles con los que se trabajan. Por otra parte, existe evidencia a favor del Análisis Técnico en acciones en diversos mercados latinoamericanos, ya que por ejemplo, en Chile (Umaña & Romo, 2007), México (Ratner & Leal, 1999), Brasil (Sobreiro et al., 2016), Argentina (Sobreiro et al., 2016), donde se encontró evidencia a favor de la efectividad del Análisis Técnico. La eficiencia de mercado

ejerce gran influencia en los resultados que se generaron en estos mercados internacionales y en el presente estudio con la aplicación del Análisis Técnico, ya que esta guarda estrecha relación con la información presente en el mercado y de cómo los indicadores técnicos pueden tener la capacidad de procesar esta información para que se puedan tomar decisiones de inversión. Lo que se espera mediante el análisis de los precios de un activo bursátil es encontrar efectividad con el fin de generar rentabilidades mayores a una estrategia pasiva.

Finalmente, la pregunta de investigación se responde de manera que no es posible obtener rendimientos de una manera efectiva y estable en el mercado accionario colombiano en el periodo estudiado; el efecto de la combinación incluyo el análisis de la efectividad antes y después de costos de transacción y la comparación contra una estrategia pasiva que no pudo ser superada en gran parte de las acciones estudiadas, esto fue importante ya que de acuerdo con la HME, la rentabilidad de los indicadores técnicos puede ser positiva pero no suficiente en comparación con esta. El análisis de estabilidad incluyo una simulación Bootstrapping de los retornos de las acciones y posteriormente de los precios de los mismos para conocer la probabilidad de que los resultados obtenidos en las muestras fueran replicables y consistentes con los mismos.

La carencia de efectividad que se encontró en las acciones con una combinación de indicadores en el mercado accionario colombiano no indica que se deba al bajo desarrollo e inversión que tienen estos activos en el mercado bursátil, sino que, los indicadores técnicos no tuvieron la capacidad de replicar los resultados o mejorarlos en una segunda muestra, ya que hubo momentos donde el Análisis Técnico era rentable, pero al compararlo contra la estrategia pasiva, no era suficiente para generar rendimientos en exceso positivos. Lo anterior puede ser una consecuencia de que no se obtengan resultados a favor de la efectividad del Análisis Técnico en diversos mercados internacionales, ya que, al compararlos contra la estrategia pasiva, tanto las características como los costos de transacción que existen en los diferentes mercados son factores que influyen en gran medida en el desempeño efectivo de los indicadores de Análisis Técnico.

A. Anexo 1: Revisión sistemática de literatura

Revisión de literatura en Bases de datos	Econlit	Scopus	Web of Science	JSTOR
Ecuaciones de Búsqueda	Total artículos	Total artículos	Total artículos	Total artículos
<p><i>[(“technical analysis” IN Title) OR (“technical analysis” IN abstract) OR (“technical analysis” IN key words) OR (“stochastic indicator” IN Title) OR (“stochastic indicator” IN abstract) OR (“stochastic indicator” IN key words) OR (“stochastic oscillator” IN Title) OR (“stochastic oscillator” IN abstract) OR (“stochastic oscillator” IN key words) OR (“relative strength index” IN Title) OR (“relative strength index” IN abstract) OR (“relative strength index” IN key words) OR (“rsi” IN Title) OR (“rsi” IN abstract) OR (“rsi” IN key words)] AND [(equity IN Title) OR (equity IN abstract) OR (equity IN key words) OR (“stock market” IN Title) OR (“stock market” IN abstract) OR (“stock market” IN key words) OR (“stock exchange” IN Title) OR (“stock exchange” IN abstract) OR (“stock</i></p>	139	179	149	161

exchange" IN key words) OR (shares IN Title) OR (shares IN abstract) OR (shares IN key words)]				
---	--	--	--	--

Fuente: elaboración propia

Del total de artículos encontrados en las bases de datos (628), se aplicó el filtro de artículos repetidos, de estos quedaron un total de 346 artículos filtrados sin los repetidos, posteriormente se aplicó un filtro por relevancia de título de los que tenían alto impacto para la investigación, de estos quedaron 295; el siguiente filtro que se utilizó fue el de relevancia por abstract, de estos quedaron 223 artículos. Los artículos filtrados para lectura fueron 198. Finalmente, se tuvieron en cuenta para lectura fueron 198 artículos, de los cuales fueron utilizados para la revisión de literatura.

B. Anexo 2: Clasificación de estudios que utilizaron el Análisis Técnico

CATEGORIAS			
EFFECTIVO	NO EFFECTIVO	ESTABLE Y EFFECTIVO	ESTABLE Y NO EFFECTIVO
1 (<i>Lukac et al., 1988</i>) 2 (<i>Chen, Chen, Hsieh, 2018</i>) IFR, Estocástico	1 (<i>Papadamou, Tsopoglou, 2001</i>) MACD	1 (<i>Gerritsen, 2016</i>) IFR, MACD, BOLLINGER	1 (<i>Allen and Karjalainen, 1999</i>) 2 (<i>Park, Scott, 2009</i>) IFR, MACD

		<p>2 (Wang, Yu, Cheung, 2014) Medias Móviles, TRB</p> <p>3 (Wang, Wei, Zheng, 2018) IFR, Estocástico</p> <p>4 (Farooq, Reza, 2014) Estocástico, MACD</p> <p>5 (Ke, Liao & Wang, 2014) IFR, MACD</p> <p>6 (Lento, 2009) Medias Móviles, TRB</p> <p>7 (Metghalchi, Hajilee, Hayes (2013) IFR, Estocástico</p> <p>8 (Alhashel, Almudhafa, Hanszb, 2018) IFR, Estocástico</p> <p>9 (Gencay, 1998)</p> <p>10 (Cervelló, Guijarro,</p>	<p>3 (Fong and Yong 2005) Medias Móviles</p> <p>4 (Marshall, Cahan, Cahan, 2008) Medias Móviles</p> <p>5 (Yamamoto, 2012) Medias Móviles</p> <p>6 (Mitra, 2011) Medias Móviles</p> <p>7 (Pavlov and Hurn, 2012) Medias Móviles</p> <p>8 (Bessembinder and Chan, 1998) VMA (Medias Móviles), FMA (Medias Móviles), TRB</p> <p>9 (Cheung, Lam, Yeung, 2011) Medias Móviles, TRB</p> <p>10 (Chang, Lima, and Tabak 2004) VMA, TRB</p>
--	--	---	---

		<p><i>Michniuk, 2014)</i> Patrón Bandera</p> <p>11 (Metghalchi, Hayes, & Niroomand, 2019) Medias Móviles, MACD, IFR, Rate of Change</p> <p>12 (Eric, Andjelic, & Redzepagic, 2009) MACD, Relative Volatility Index</p> <p>13 (Witkowska & Marcinkiewicz, 2005) Medias Móviles, Bandas de Bollinger</p> <p>14 (Wang et al., 2019) Medias Móviles, Bandas de Bollinger</p> <p>15 (Nedeltcheva, 2015) Medias Móviles, IFR, Estocástico, entre otros</p> <p>16 (Wong & Kung, 2009) Medias Móviles</p>	<p>11 (<i>Ellis and Parbery 2005)</i> Medias Móviles</p> <p>12 (<i>Olson, 2004)</i> Medias Móviles</p> <p>13 (<i>Hudson, 1996)</i> Medias Móviles</p> <p>14 (Young, Marshall, & Cahan, 2008) Gráficos de Vela de Análisis Técnico</p> <p>15 (Chen, Huang, & Lai, 2011) Medias Móviles, Bandas de Bollinger</p> <p>16 (Hambuckers & Heuchenne, 2016) Medias Móviles</p> <p>17 (Reschenhofer, Mangat, Zwatz, & Guzmics, 2020) Medias Móviles</p> <p>18 (Anghel, 2017) Medias Móviles, IFR, MACD</p>
--	--	---	---

		17 (Kakani & Sundhar, 2006) Medias Móviles	19 (Yan, Chong, & Lam, 2011) Medias Móviles
		18 (Terence Chong, Ng, & Liew, 2014) IFR, MACD	20 (Marshall & Cahan, 2005) Medias Móviles, TRB
		19 (Dobbs & Atmeh, 2006) Medias Móviles	21 (Lam, Chong, & Wong, 2007) Average Intraday Momentum
		20 (Wang et al., 2019) Medias Móviles, Bandas de Bollinger	22 (Milionis & Papanagiotou, 2011) Medias Móviles
		21 (Asad Khan, 2016) IFR y Combinación	23 (Lobão & Couto, 2019)
		22 (Chang & An, 2019) Medias Móviles	24 (Hájek, 2007) Medias Móviles
		23 (Wong, Manzur, & Chew, 2003) Medias Móviles, IFR	25 (Zapranis & Tsinaslanidis, 2012) Soportes y Resistencias
		24 (Vasileiou, 2014) Medias Móviles	26 (Young, Marshall, & Qian, 2009) Medias Móviles, TRB
		25 (Metghalchi, Chang, &	27 (Shynkevich, 2012) Medias

		<p>Marcucci, 2008) Medias Móviles</p> <p>26 (Friesen, Weller, & Dunham, 2009) Patrones de precios</p> <p>27 (Krausz, Lee, & Nam, 2009) Medias Móviles</p> <p>28 (Tan, Lai, Tey, & Chong, 2020) VMA,TRB</p> <p>29 (Dbouk et al., 2014) TTR, MACD, IFR</p>	<p>Móviles, Soporte y Resistencia, Channel Breakout</p> <p>28 (Lu & Shiu, 2012) Gráficos de Vela de Análisis Técnico</p> <p>29 (Goo, Chen, & Chang, 2007) Gráficos de Vela de Análisis Técnico</p> <p>30 (Shynkevich, 2016)</p> <p>31 (Chen, Huang, & Lai, 2009) Medias Móviles, Soporte y Resistencia, Channel Breakout</p> <p>32 (Fang, Qin, & Jacobsen, 2014) Medias Móviles, TRB</p> <p>33 (Chang, Araújo Lima, & Tabak, 2004) VMA,TRB</p>
--	--	---	---

			34 (Savin, Weller, & Zvingelis, 2007) Patron HS y filtros
			35 (Bruni, 2017) StochRSI
			36 (Khan, 2016) StochRSI
			37 (Talwar, Pranav, & Utkarsh, 2019) StochRSI
			38 (Tsaih, Hsu, & Lai, 1998) StochRSI

Fuente: elaboración propia

C. Anexo 3: Rangos de parámetros ensayados para los indicadores técnicos

Indicador Estocástico	
Número de Días Inicial (n)	14
Número de Días Final (n)	80
Incremento Días	5
Filtro Banda Sobrecompra Inicial	60

Filtro Banda Sobreventa Inicial	40
Filtro Banda Sobrecompra Final	80
Filtro Banda Sobreventa Final	20
Incremento Banda Sobre compra	10
Disminución Banda Sobre	10

Índice de Fuerza Relativa	
Número de Días Inicial (n)	14
Número de Días Final (n)	50
Incremento Días	5
Filtro Banda Sobrecompra Inicial	60
Filtro Banda Sobreventa Inicial	40
Filtro Banda Sobrecompra Final	80
Filtro Banda Sobreventa Final	20
Incremento Banda Sobre compra	10
Disminución Banda Sobre	10

Combinación de Indicadores	
Número de Días Inicial (n)	14
Número de Días Final (n)	70
Incremento Días	5
Filtro Banda Sobrecompra Inicial	60
Filtro Banda Sobreventa Inicial	40
Filtro Banda Sobrecompra Final	80
Filtro Banda Sobreventa Final	20
Incremento Banda Sobre compra	10
Disminución Banda Sobre	10

D. Anexo 4: Parámetros del Modelo AR (1)-GARCH Estimados para cada Acción

ACCION	MEDIA		VARIANZA		
	C	AR (1)	K	GARCH (1)	ARCH (1)
BCOLOMBIA	0,000504	-0,045331	3.41E-05	0.729934	0.113438
BOGOTA	0,00051	-0,171957	7.77E-06	0.877002	0.067915
CELSIA	0,000254	0,033351	2.79E-06	0.917536	0.073721
CEMARGOS	0,000336	-0,027957	1.91E-05	0.788558	0.136583
CORFICOLCF	0,000474	-0,055147	7.14E-06	0.843195	0.124643
ECOPETROL	0,000187	0,02545	4.81E-06	0.915021	0.073132
EXITO	0,000111	0,056348	1.67E-05	0.778674	0.160712
GEB	0.000469	-0,05138	0.00035	0.015996	0.03725
GRUPOARGOS	0,000271	-0,020356	1.78E-05	0.817484	0.112396
GRUPOAVAL	0,000408	-0,037975	6.89E-06	0.877695	0.090731
GRUPOSURA	0,00033	0,037864	1.65E-05	0.768265	0.145767
ISA	0,000325	-0,036693	7.55E-06	0.848273	0.125884
NUTRESA	0,000222	0,000891	4.97E-06	0.858731	0.105028
PFBCOLOM	0,000488	0,009925	1.10E-05	0.882885	0.062172

Fuente: elaboración propia

Bibliografía

- Abbey, B., & A Doukas, J. (2012). *Is Technical Analysis Profitable for Individual Currency Traders? The Journal of Portfolio Management* (Vol. 39).
<https://doi.org/10.3905/jpm.2012.39.1.142>
- Agudelo Rueda, D. A., & Uribe Estrada, J. H. (2009). ¿Realidad o Sosfisma? Poniendo a Prueba el Análisis Técnico en las Acciones Colombianas. *Cuadernos de Administración*, 22(38), 189–217. Retrieved from
<https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=20511730010>
- Ahmad, K., Ashraf, S., & Ahmed, S. (2006). Testing Weak Form Efficiency for Indian Stock Markets. *Economic and Political Weekly*, 41. <https://doi.org/10.2307/4417642>
- Ahmadi, E., Jasemi, M., Monplaisir, L., Nabavi, M. A., Mahmoodi, A., & Amini Jam, P. (2018). New efficient hybrid candlestick technical analysis model for stock market timing on the basis of the Support Vector Machine and Heuristic Algorithms of Imperialist Competition and Genetic. *Expert Systems with Applications*, 94, 21–31.
<https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2017.10.023>
- Al-Abdulqader, K. A., Hannah, G., & Power, D. M. (2007). The appraisal of ordinary shares by Saudi investors. *Research in International Business and Finance*, 21(1), 69–86. <https://doi.org/10.1016/J.RIBAF.2005.08.004>
- Alhashel, B. S., Almudhaf, F. W., & Hansz, J. A. (2018). Can technical analysis generate superior returns in securitized property markets? Evidence from East Asia markets. *Pacific-Basin Finance Journal*, 47, 92–108.
<https://doi.org/10.1016/J.PACFIN.2017.12.005>
- Allen, F., & Karjalainen, R. (1999). Using genetic algorithms to find technical trading rules. *Journal of Financial Economics*, 51(2), 245–271. [https://doi.org/10.1016/S0304-405X\(98\)00052-X](https://doi.org/10.1016/S0304-405X(98)00052-X)
- Almujamed, H. I., Fifield, S., & Power, D. (2013). An investigation of the role of technical analysis in Kuwait. *Qualitative Research in Financial Markets*, 5(1), 43–64.

- <https://doi.org/10.1108/17554171311308959>
- Anghel, D. (2017). Intraday market efficiency for a typical central and eastern european stock market: The case of Romania. *Romanian Journal of Economic Forecasting*, 20, 88–109.
- Asad Khan, M. (2016). Technical Analysis: Concept or Reality?, 18, 732–751.
- Ausloos, M., & Ivanova, K. (2002). *Mechanistic approach to generalized technical analysis of share prices and stock market indices*. *European Physical Journal B* (Vol. 27). <https://doi.org/10.1140/epjb/e20020144>
- Baba, N., & Nomura, T. (2005). An Intelligent Utilization of Neural Networks for Improving the Traditional Technical Analysis in the Stock Markets BT - Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems. In R. Khosla, R. J. Howlett, & L. C. Jain (Eds.) (pp. 8–14). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Ballings, M., Van den Poel, D., Hespeels, N., & Gryp, R. (2015). Evaluating multiple classifiers for stock price direction prediction. *Expert Systems with Applications*, 42(20), 7046–7056. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2015.05.013>
- Banco de la Republica. (2018). No Title. Retrieved from www.banrep.gov.co
- Bessembinder, H., & Chan, K. (1995). *The profitability of technical trading rules in the Asian stock market*. *Pacific-Basin Finance Journal* (Vol. 3). [https://doi.org/10.1016/0927-538X\(95\)00002-3](https://doi.org/10.1016/0927-538X(95)00002-3)
- Bessembinder, H., & Chan, K. (1998). Market Efficiency and the Returns to Technical Analysis. *Financial Management*, 27(2), 5. <https://doi.org/10.2307/3666289>
- Bettman, J., Sault, S., & Schultz, E. (2009). *Fundamental and technical analysis: Substitutes or complements?* *Accounting and Finance* (Vol. 49). <https://doi.org/10.1111/j.1467-629X.2008.00277.x>
- Bianchi, S., & Pianese, A. (2018). Time-varying Hurst–Hölder exponents and the dynamics of (in)efficiency in stock markets. *Chaos, Solitons & Fractals*, 109, 64–75. <https://doi.org/10.1016/J.CHAOS.2018.02.015>
- Brock, W., Lakonishok, J., & LeBaron, B. (1992). Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns. *The Journal of Finance*, 47(5), 1731–1764. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1992.tb04681.x>
- Bruni, R. (2017). Stock Market Index Data and indicators for Day Trading as a Binary Classification problem. *Data in Brief*, 10, 569–575. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2016.12.044>

- BVC. (2008). Bolsa de Valores de Colombia. Retrieved April 3, 2018, from <https://www.bvc.com.co/pps/tibco/portalbvc/Home/Empresas/Listado+de+Emisores>
- Castillo Giraldo, E. M. (2011). *Evaluación de estrategias de inversión utilizando herramientas de análisis técnico aplicadas al mercado colombiano*. Universidad Nacional de Colombia, Sede Medellín. Retrieved from <http://www.bdigital.unal.edu.co/5137/>
- Cervelló-Royo, R., Guijarro, F., & Michniuk, K. (2015). Stock market trading rule based on pattern recognition and technical analysis: Forecasting the DJIA index with intraday data. *Expert Systems with Applications*, 42(14). <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.03.017>
- Cervelló Royo, R., Guijarro Martínez, F., & Michniuk, K. (2014). Estrategia de inversión bursátil y reconocimiento gráfico de patrones: aplicación sobre datos intradía del índice Dow Jones . *Cuadernos de Administración* . scieloco .
- Chande, T., & Kroll, S. (1994). *The New Technical Trader: Boost Your Profit by Plugging into the Latest Indicators*. (W. Finance, Ed.).
- Chang, E. J., Araújo Lima, E. J., & Tabak, B. M. (2004). Testing for predictability in emerging equity markets. *Emerging Markets Review*, 5(3), 295–316. <https://doi.org/10.1016/j.ememar.2004.03.005>
- Chang, E., Lima, E., & Tabak, B. (2004). Testing for predictability in emerging equity markets. *Emerging Markets Review*, 5(3), 295–316. <https://doi.org/10.1016/J.EMEMAR.2004.03.005>
- Chang, H., & An, G. (2019). *Will History Repeat Itself? Empirical Research on A-Share Candlesticks in China Based on Matching Method*. *Journal of Applied Finance & Banking* (Vol. 9). online) Scienpress Ltd.
- Chang, Y., Metghalchi, M., & Chan, C. (2006). Technical trading strategies and cross-national information linkage: the case of Taiwan stock market. *Applied Financial Economics*, 16(10), 731–743. <https://doi.org/10.1080/09603100500426374>
- Charles, A., Darné, O., & Kim, J. H. (2017). International stock return predictability: Evidence from new statistical tests. *International Review of Financial Analysis*, 54, 97–113. <https://doi.org/10.1016/J.IRFA.2016.06.005>
- Chavarnakul, T., & Enke, D. (2008). Intelligent technical analysis based equivolume charting for stock trading using neural networks. *Expert Systems with Applications*,

- 34(2), 1004–1017. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2006.10.028>
- Chen, C., Huang, C., & Lai, H. (2011). Data Snooping on Technical Analysis: Evidence from the Taiwan Stock Market. *Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies (RPBFMP)*, 14, 195–212. <https://doi.org/10.1142/S0219091511002238>
- Chen, C. W., Huang, C. S., & Lai, H. W. (2009). The impact of data snooping on the testing of technical analysis: An empirical study of Asian stock markets. *Journal of Asian Economics*, 20(5), 580–591. <https://doi.org/10.1016/j.asieco.2009.07.008>
- Chen, H., Lee, C., & Shih, W. (2016). Technical, fundamental, and combined information for separating winners from losers. *Pacific-Basin Finance Journal*, 39, 224–242. <https://doi.org/10.1016/J.PACFIN.2016.06.008>
- Chen, Y., Chen, Y., Tsao, S., & Hsieh, S. (2016). A novel technical analysis-based method for stock market forecasting. *Soft Computing* (Vol. 22). <https://doi.org/10.1007/s00500-016-2417-2>
- Cheol-Ho, P., & H., I. S. (2007). What Do We Know About The Profitability Of Technical Analysis? *Journal of Economic Surveys*, 21(4), 786–826. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6419.2007.00519.x>
- Cheung, W., Lam, K. S. K., & Yeung, H. (2011). Intertemporal profitability and the stability of technical analysis: evidences from the Hong Kong stock exchange. *Applied Economics*, 43(15), 1945–1963. <https://doi.org/10.1080/00036840902817805>
- Chiang, Y.-C., Ke, M.-C., Liao, T. L., & Wang, C.-D. (2012). Are technical trading strategies still profitable? Evidence from the Taiwan Stock Index Futures Market. *Applied Financial Economics*, 22(12), 955–965. <https://doi.org/10.1080/09603107.2011.631893>
- Chong, T, Lam, T., & Yan, I. (2012). Is the Chinese stock market really inefficient? *China Economic Review*, 23(1), 122–137. <https://doi.org/10.1016/j.chieco.2011.08.003>
- Chong, T, & Ng, W. (2008). Technical analysis and the London stock exchange: testing the MACD and RSI rules using the FT30. *Applied Economics Letters*, 15(14), 1111–1114. <https://doi.org/10.1080/13504850600993598>
- Chong, Terence, & Lam, T. (2013). How to make a profitable trading strategy more profitable? *The Singapore Economic Review*, 58. <https://doi.org/10.1142/S0217590813500197>
- Chong, Terence, Ng, W.-K., & Liew, V. (2014). Revisiting the Performance of MACD and RSI Oscillators. *Journal of Risk and Financial Management*, 7, 1–12.

- <https://doi.org/10.3390/jrfm7010001>
- Coe, T. S., & Laosethakul, K. (2010). Should Individual Investors Use Technical Trading Rules to Attempt to Beat the Market? *American Journal of Economics and Business Administration*, 3. <https://doi.org/10.3844/ajebasp.2010.201.209>
- Cohen, G., & Cabiri, E. (2015). Can technical oscillators outperform the buy and hold strategy? *Applied Economics*, 47(30), 3189–3197. <https://doi.org/10.1080/00036846.2015.1013609>
- Contreras, O. E., Stein Bronfman, R., & Vecino Arenas, C. E. (2015). Estrategia de inversión optimizando la relación rentabilidad-riesgo: evidencia en el mercado accionario colombiano. *Estudios Gerenciales*, 31(137), 383–392. <https://doi.org/10.1016/J.ESTGER.2015.07.005>
- Day, T. E., & Wang, P. (2002). Dividends, nonsynchronous prices, and the returns from trading the Dow Jones Industrial Average. *Journal of Empirical Finance*, 9(4), 431–454. [https://doi.org/10.1016/S0927-5398\(02\)00004-X](https://doi.org/10.1016/S0927-5398(02)00004-X)
- Dbouk, W., Jamali, I., & Soufani, K. (2014). The Effectiveness of Technical Trading for Arab Stocks. *Emerging Markets Finance and Trade*, 50(4), 5–25. <https://doi.org/10.2753/REE1540-496X500401>
- de Frutos, J., & Gatón, V. (2017). A spectral method for an Optimal Investment problem with transaction costs under Potential Utility. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 319, 262–276. <https://doi.org/10.1016/J.CAM.2017.01.015>
- De Oliveira, F. A., Nobre, C. N., & Zárata, L. E. (2013). Applying Artificial Neural Networks to prediction of stock price and improvement of the directional prediction index - Case study of PETR4, Petrobras, Brazil. *Expert Systems with Applications*, 40(18), 7596–7606. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.06.071>
- de Souza, M. J. S., Ramos, D. G. F., Pena, M. G., Sobreiro, V. A., & Kimura, H. (2018). Examination of the profitability of technical analysis based on moving average strategies in BRICS. *Financial Innovation*, 4(1), 3. <https://doi.org/10.1186/s40854-018-0087-z>
- Dobbs, I., & Atmeh, M. (2006). *Technical analysis and the stochastic properties of the Jordanian stock market index return*. *Studies in Economics and Finance* (Vol. 23). <https://doi.org/10.1108/10867370610683914>
- Dourra, H., & Siy, P. (2002). Investment using technical analysis and fuzzy logic. *Fuzzy Sets and Systems*, 127(2), 221–240. [https://doi.org/10.1016/S0165-0114\(01\)00169-](https://doi.org/10.1016/S0165-0114(01)00169-)

5

- Efron, B., & Tibshirani, R. (1986). Bootstrap Methods for Standard Errors, Confidence Intervals, and Other Measures of Statistical Accuracy. *Statistical Science*, 1(1), 54–75. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/2245500>
- Efron, B., Tibshirani, R., & Hartigan, J. A. (1986). Bootstrap Methods for Standard Errors, Confidence Intervals, and Other Measures of Statistical Accuracy. *Statistical Science*, 1(1), 75–77. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/2245501>
- Eiamkanitchat, N., Moontuy, T., & Ramingwong, S. (2016). *Fundamental analysis and technical analysis integrated system for stock filtration*. *Cluster Computing* (Vol. 20). <https://doi.org/10.1007/s10586-016-0694-2>
- Eiamkanitchat, N., Moontuy, T., & Ramingwong, S. (2017). Fundamental analysis and technical analysis integrated system for stock filtration. *Cluster Computing*, 20(1), 883–894. <https://doi.org/10.1007/s10586-016-0694-2>
- Ellis, C. A., & Parbery, S. A. (2005). Is smarter better? A comparison of adaptive, and simple moving average trading strategies. *Research in International Business and Finance*, 19(3), 399–411. <https://doi.org/10.1016/J.RIBAF.2004.12.009>
- Elroy, D., & Massoud, M. (2002). A brief history of market efficiency. *European Financial Management*, 4(1), 91–103. <https://doi.org/10.1111/1468-036X.00056>
- Eric, D., Andjelic, G., & Redzepagic, S. (2009). Application of MACD and RVI indicators as functions of investment strategy optimization on the financial market. *Zbornik Radova Ekonomskog Fakultet Au Rijeci*, 27.
- Espinosa, C., & Gorigoitia, J. (2014). ¿Es útil el análisis técnico en periodos de crisis financiera? Evidencia para el mercado bursátil latinoamericano . *El Trimestre Económico* . [scielomx](https://doi.org/10.1016/j.econ.2014.09.001) .
- Faff, R., & Anderson, J. (2005). Profitability of Trading Rules in Futures Markets. *Accounting Research Journal*, 18(2), 83–92. <https://doi.org/10.1108/10309610580000677>
- Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383–417. <https://doi.org/10.2307/2325486>
- Fang, J., Qin, Y., & Jacobsen, B. (2014). Technical market indicators: An overview. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 4, 25–56. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2014.09.001>
- Fang, Y., & Xu, D. (2003). The predictability of asset returns: An approach combining

- technical analysis and time series forecasts. *International Journal of Forecasting*, 19(3), 369–385. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(02\)00013-4](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(02)00013-4)
- Farias Nazário, R., Lima e Silva, J., Amorim Sobreiro, V., & Kimura, H. (2017). A literature review of technical analysis on stock markets. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 66, Q. Rev. Econ. Financ.
- Fong, W. M., & Yong, L. H. M. (2005). Chasing trends: recursive moving average trading rules and internet stocks. *Journal of Empirical Finance*, 12(1), 43–76. <https://doi.org/10.1016/J.JEMPFIN.2003.07.002>
- Friesen, G. C., Weller, P. A., & Dunham, L. M. (2009). Price trends and patterns in technical analysis: A theoretical and empirical examination. *Journal of Banking and Finance*, 33(6), 1089–1100. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2008.12.010>
- Fu, T., Chung, C., & Chung, F. (2013). Adopting genetic algorithms for technical analysis and portfolio management. *Computers & Mathematics with Applications*, 66(10), 1743–1757. <https://doi.org/10.1016/J.CAMWA.2013.08.012>
- Gebka, B., Hudson, R. S., & Atanasova, C. V. (2015). The benefits of combining seasonal anomalies and technical trading rules. *Finance Research Letters*, 14, 36–44. <https://doi.org/10.1016/J.FRL.2015.06.001>
- Gençay, R. (1998). Optimization of technical trading strategies and the profitability in security markets. *Economics Letters*, 59(2), 249–254. [https://doi.org/10.1016/S0165-1765\(98\)00051-2](https://doi.org/10.1016/S0165-1765(98)00051-2)
- Gerritsen, D. F. (2016). Are chartists artists? The determinants and profitability of recommendations based on technical analysis. *International Review of Financial Analysis*, 47, 179–196. <https://doi.org/10.1016/J.IRFA.2016.06.008>
- Gilmore, C., & Mcmanus, G. (2001). Random-Walk and Efficiency Tests of Central European Equity Markets. *Managerial Finance*, 29. <https://doi.org/10.2139/ssrn.269510>
- Goo, Y., Chen, D., & Chang, Y. (2007). The application of Japanese candlestick trading strategies in Taiwan. *Investment Management and Financial Innovations*, 4, 49–79.
- Grinblatt, M., & Keloharju, M. (2000). The investment behavior and performance of various investor types: a study of Finland's unique data set. *Journal of Financial Economics*, 55(1), 43–67. [https://doi.org/10.1016/S0304-405X\(99\)00044-6](https://doi.org/10.1016/S0304-405X(99)00044-6)
- Hájek, J. (2007). Weak-form efficiency test in the Central European capital markets. *Politická Ekonomie*, 2007.

- Hambuckers, J., & Heuchenne, C. (2016). Estimating the Out-of-Sample Predictive Ability of Trading Rules: A Robust Bootstrap Approach. *Journal of Forecasting*, 35(4), 347–372. <https://doi.org/10.1002/for.2380>
- Hansen, P. R., & Lunde, A. (2005). A forecast comparison of volatility models: Does anything beat a GARCH(1,1)? *Journal of Applied Econometrics*, 20(7), 873–889. <https://doi.org/10.1002/jae.800>
- Hartigan, J. (1986). [Bootstrap Methods for Standard Errors, Confidence Intervals, and Other Measures of Statistical Accuracy]: Comment. *Statistical Science*, 1(1), 75–77. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/2245501>
- Harvey, C. R., & Liu, Y. (2014). Evaluating Trading Strategies. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2474755>
- Hatgioannides, J., & Mesomeris, S. (2007). On the returns generating process and the profitability of trading rules in emerging capital markets. *Journal of International Money and Finance*, 26(6), 948–973. <https://doi.org/10.1016/J.JIMONFIN.2007.05.005>
- Hudson, R., Dempsey, M., & Keasey, K. (1996). A note on the weak form efficiency of capital markets: The application of simple technical trading rules to UK stock prices - 1935 to 1994. *Journal of Banking & Finance*, 20(6), 1121–1132. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(95\)00043-7](https://doi.org/10.1016/0378-4266(95)00043-7)
- Jaaman, S. H., Shamsuddin, S. M., Yusob, B., & Ismail, I. (2009). A predictive model construction applying rough set methodology for Malaysian stock market returns, 30.
- Jensen, M., & Benington, G. (2018). RANDOM WALKS AND TECHNICAL THEORIES: SOME ADDITIONAL EVIDENCE. *The Journal of Finance*, 25(2), 469–482. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1970.tb00671.x>
- Jiao, Y., Ma, C., Scotti, S., & Sgarra, C. (2018). A Branching Process Approach to Power Markets. *Energy Economics*. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2018.03.002>
- Junjun, M., Xiong, X., Feng, H., & Zhang, W. (2017). Volatility measurement with directional change in Chinese stock market: Statistical property and investment strategy. *Physica A*, 471, 169–180.
- Kakani, R., & Sundhar, S. (2006). Profiting from Technical Analysis in Indian Equity Markets: Using Moving Averages. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.889515>
- Knez, P. J., & Ready, M. J. (1996). Estimating the Profits from Trading Strategies. *The*

- Review of Financial Studies*, 9(4), 1121–1163. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/2962225>
- Ko, K. C., Lin, S. J., Su, H. J., & Chang, H. H. (2014). Value investing and technical analysis in Taiwan stock market. *Pacific Basin Finance Journal*, 26. <https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2013.10.004>
- Korajczyk, R. A., & Sadka, R. (2004). Are Momentum Profits Robust to Trading Costs? *The Journal of Finance*, 59(3), 1039–1082. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2004.00656.x>
- Krausz, J., Lee, S.-Y., & Nam, K. (2009). Profitability of Nonlinear Dynamics Under Technical Trading Rules: Evidence from Pacific Basin Stock Markets. *Emerging Markets Finance and Trade*, 45(4), 13–35. <https://doi.org/10.2753/REE1540-496X450402>
- Kristjanpoller, W., & Minutolo, M. C. (2018). A hybrid volatility forecasting framework integrating GARCH, artificial neural network, technical analysis and principal components analysis. *Expert Systems with Applications*, 109, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.05.011>
- Lahmiri, S. (2014). Entropy-Based Technical Analysis Indicators Selection for International Stock Markets Fluctuations Prediction Using Support Vector Machines. *Fluctuation and Noise Letters*, 13(02), 1450013. <https://doi.org/10.1142/S0219477514500138>
- Lai, H., Chen, C., & Huang, C. (2010). Technical Analysis, Investment Psychology, and Liquidity Provision: Evidence from the Taiwan Stock Market. *Emerging Markets Finance and Trade*, 46(5), 18–38. <https://doi.org/10.2753/REE1540-496X460502>
- Lakonishok, J., & Smidt, S. (1988). Are Seasonal Anomalies Real? A Ninety-Year Perspective. *The Review of Financial Studies*, 1(4), 403–425. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/2962097>
- Lam, M. (2004). Neural network techniques for financial performance prediction: Integrating fundamental and technical analysis. *Decision Support Systems*, 37(4), 567–581. [https://doi.org/10.1016/S0167-9236\(03\)00088-5](https://doi.org/10.1016/S0167-9236(03)00088-5)
- Lento, Camillo. (2008). *Tests of Technical Trading Rules in the Asian-Pacific Equity Markets: A Bootstrap Approach*. *Academy of Accounting & Financial Studies Journal* (Vol. 11).
- Lento, Camillo. (2013). A Synthesis of Technical Analysis and Fractal Geometry:

- Evidence from the Components of the Dow Jones Industrial Average. *Journal of Technical Analysis*, (67), 25–45. Retrieved from <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=bth&AN=89540286&lang=es&site=ehost-live>
- Lento, Camillo, & Gradojevic, N. (2007). *The Profitability Of Technical Trading Rules: A Combined Signal Approach*. *Journal of Applied Business Research* (Vol. 23). <https://doi.org/10.19030/jabr.v23i1.1405>
- Lento, Camilo. (2009). Combined signal approach: Evidence from the Asian–Pacific equity markets. *Applied Economics Letters*, 16(7), 749–753. <https://doi.org/10.1080/17446540802260886>
- Levich, R. M., & Thomas, L. R. (1993). The significance of technical trading-rule profits in the foreign exchange market: a bootstrap approach. *Journal of International Money and Finance*, 12(5), 451–474. [https://doi.org/10.1016/0261-5606\(93\)90034-9](https://doi.org/10.1016/0261-5606(93)90034-9)
- Li, D., Nishimura, Y., & Men, M. (2016). The long memory and the transaction cost in financial markets. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 442, 312–320. <https://doi.org/10.1016/J.PHYSA.2015.09.015>
- Li, X., Chen, K., Li, X., & Chen, K. (2006). *Is technical analysis useful for stock trades in China? Evidence from the SZSE Component A-Share Index*. *Pacific Economic Review* (Vol. 11). <https://doi.org/10.1111/j.1468-0106.2006.00329.x>
- Lin, Q. (2018). Technical analysis and stock return predictability: An aligned approach. *Journal of Financial Markets*, 38, 103–123. <https://doi.org/10.1016/J.FINMAR.2017.09.003>
- Lin, X., Yang, Z., & Song, Y. (2011). Intelligent stock trading system based on improved technical analysis and Echo State Network. *Expert Systems with Applications*, 38(9), 11347–11354. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.03.001>
- Liu, W., & Zheng, W. A. (2011). Stochastic volatility model and technical analysis of stock price. *Acta Mathematica Sinica, English Series*, 27(7), 1283. <https://doi.org/10.1007/s10114-011-9468-1>
- Lo, A. W., Mamaysky, H., & Wang, J. (2002). Foundations of Technical Analysis: Computational Algorithms, Statistical Inference, and Empirical Implementation. *The Journal of Finance*, 55(4), 1705–1765. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00265>
- Lobão, J., & Couto, M. (2019). Are there Psychological Barriers in Asian Stock Markets? *Asian Academy of Management Journal of Accounting and Finance*, 15, 83–106.

- <https://doi.org/10.21315/aamjaf2019.15.1.4>
- Lu, T. H., Chen, Y. C., & Hsu, Y. C. (2015). Trend definition or holding strategy: What determines the profitability of candlestick charting? *Journal of Banking and Finance*, 61, 172–183. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.09.009>
- Lu, T., & Shiu, Y. (2012). Tests for Two-Day Candlestick Patterns in the Emerging Equity Market of Taiwan. *Emerging Markets Finance and Trade*, 48(sup1), 41–57. <https://doi.org/10.2753/REE1540-496X4801S104>
- Macedo, L. L., Godinho, P., & Alves, M. J. (2017). Mean-semivariance portfolio optimization with multiobjective evolutionary algorithms and technical analysis rules. *Expert Systems with Applications*, 79, 33–43. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2017.02.033>
- Mahmoud, M., & Mandouh, R. (2012). Maximum likelihood estimation of two unknown parameters of Beta-Weibull distribution under type II censored samples. *Applied Mathematical Sciences (Ruse)*, 6.
- Malkiel, B. (2007). *A Random Walk Down Wall Street: The Time-Tested Strategy for Successful Investing*. (Norton, Ed.). New York, NY.
- Manahov, V., Hudson, R., & Gebka, B. (2014). Does high frequency trading affect technical analysis and market efficiency? And if so, how? *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 28, 131–157. <https://doi.org/10.1016/J.INTFIN.2013.11.002>
- Marshall, B. R., & Cahan, R. H. (2005). Is technical analysis profitable on a stock market which has characteristics that suggest it may be inefficient? *Research in International Business and Finance*, 19(3), 384–398. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2005.05.001>
- Marshall, B. R., Cahan, R. H., & Cahan, J. M. (2008). Does intraday technical analysis in the U.S. equity market have value? *Journal of Empirical Finance*, 15(2), 199–210. <https://doi.org/10.1016/J.JEMPFIN.2006.05.003>
- Marshall, B. R., Young, M. R., & Rose, L. C. (2006). Candlestick technical trading strategies: Can they create value for investors? *Journal of Banking and Finance*, 30(8), 2303–2323. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2005.08.001>
- Masteika, S., & Simutis, R. (2006). Stock Trading System Based on Formalized Technical Analysis and Ranking Technique BT - Computational Science – ICCS 2006. In V. N. Alexandrov, G. D. van Albada, P. M. A. Sloot, & J. Dongarra (Eds.) (pp. 332–339). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.

- Meghwani, S. S., & Thakur, M. (2018). Multi-objective heuristic algorithms for practical portfolio optimization and rebalancing with transaction cost. *Applied Soft Computing*, 67, 865–894. <https://doi.org/10.1016/J.ASOC.2017.09.025>
- Méndez, C., & Gorigoitia, J. (2014). Es útil el análisis técnico en periodos de crisis financiera?: Evidencia para el mercado bursátil latinoamericano. *El Trimestre Económico*, LXXXI, 595–618.
- Meric, I., Ratner, M., Nygren, L. M., & Meric, G. (2008). Co-Movements of Latin American Equity Markets Before and After September 11, 2001. *Latin American Business Review*, 8(3), 54–74. <https://doi.org/10.1080/10978520802035422>
- Metghalchi, M. (2013). Market Efficiency and Profitability of Technical Trading Rules: Evidence from Vietnam. *The Journal of Prediction Markets*, 7(2), 11–27. <https://doi.org/10.5750/JPM.V7I2.632>
- Metghalchi, M. (2015). LOST DECADE, MARKET EFFICIENCY AND TECHNICAL TRADING RULES: EVIDENCE FROM GREECE. *Journal of Prediction Markets*, 9(1), 15–32. Retrieved from <http://ezproxy.unal.edu.co/login?url=http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=bth&AN=117540850&lang=es&site=eds-live>
- Metghalchi, M., Chang, Y.-H., & Marcucci, J. (2008a). Is the Swedish stock market efficient? Evidence from some simple trading rules. *International Review of Financial Analysis*, 17(3), 475–490. <https://doi.org/10.1016/J.IRFA.2007.05.001>
- Metghalchi, M., Chang, Y. H., & Marcucci, J. (2008b). Is the Swedish stock market efficient? Evidence from some simple trading rules. *International Review of Financial Analysis*, 17(3), 475–490. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2007.05.001>
- Metghalchi, M., Hayes, L. A., & Niroomand, F. (2019). A technical approach to equity investing in emerging markets. *Review of Financial Economics*, 37(3), 389–403. <https://doi.org/10.1002/rfe.1041>
- MILA. (2018). MILA. Retrieved April 3, 2018, from <https://www.mercadomila.com/home/quehacemos>
- Milionis, A. E., & Papanagiotou, E. (2011). A test of significance of the predictive power of the moving average trading rule of technical analysis based on sensitivity analysis: application to the NYSE, the Athens Stock Exchange and the Vienna Stock Exchange. Implications for weak-form market effi. *Applied Financial Economics*, 21(6), 421–436. <https://doi.org/10.1080/09603107.2010.532105>

- Miner, R. C. (2009). *High Probability Trading Strategies. Entry to Exit Tactics for the Forex, Futures, and Stock Markets*. Wiley. Retrieved from <https://www.wiley.com/WileyCDA/WileyTitle/productCd-0470181664,miniSiteCd-WILEYTRADING.html>
- Ming-Ming, L., & Siok-Hwa, L. (2006). The profitability of the simple moving averages and trading range breakout in the Asian stock markets. *Journal of Asian Economics*, 17(1), 144–170. <https://doi.org/10.1016/J.ASIECO.2005.12.001>
- Mitra, S. K. (2011). How rewarding is technical analysis in the Indian stock market? *Quantitative Finance*, 11(2), 287–297. <https://doi.org/10.1080/14697680903493581>
- Mohd Nor, S., & Wickremasinghe, G. (2014). The profitability of MACD and RSI trading rules in the Australian stock market. *Investment Management and Financial Innovations*, 11, 194–199.
- Moosa, I., & Li, L. (2011). Technical and Fundamental Trading in the Chinese Stock Market: Evidence Based on Time-Series and Panel Data. *Emerging Markets Finance and Trade*, 47(sup1), 23–31. <https://doi.org/10.2753/REE1540-496X4701S103>
- Murphy, J. (2007). *Análisis técnico de los mercados financieros*. (G. 2000, Ed.).
- Nedeltcheva, G. (2015). Forecasting Stock Market Trends. *Economic Quality Control*, 0. <https://doi.org/10.1515/eqc-2015-6003>
- Ni, Y., Liao, Y.-C., & Huang, P. (2015). Momentum in the Chinese Stock Market: Evidence from Stochastic Oscillator Indicators. *Emerging Markets Finance and Trade*, 51(sup1), S99–S110. <https://doi.org/10.1080/1540496X.2014.998916>
- Nti, I., Adekoya, A., & Weyori, B. (2020). A systematic review of fundamental and technical analysis of stock market predictions. *Artificial Intelligence Review*, 53(4), 3007–3057. <https://doi.org/10.1007/s10462-019-09754-z>
- Okunev, J., & White, D. (2003). Do Momentum-Based Strategies Still Work in Foreign Currency Markets? *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 38(2), 425–447. <https://doi.org/10.2307/4126758>
- Olasolo, A., Pérez, M. A., & Ruiz, V. (2016). Active investment strategies in the Spanish futures market: a solution to avoid data snooping bias. *Applied Economics Letters*, 23(9). <https://doi.org/10.1080/13504851.2015.1093075>
- Olson, D. (2004). Have trading rule profits in the currency markets declined over time? *Journal of Banking & Finance*, 28(1), 85–105. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(02\)00399-0](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(02)00399-0)

- Omar Farooq, M., & Hasib Reza, M. (2014). Dow Jones Islamic Market US Index: Applying technical analysis from a comparative perspective. *International Journal of Islamic and Middle Eastern Finance and Management*, 7(4), 395–420.
<https://doi.org/10.1108/IMEFM-12-2013-0134>
- Ozun, A., Hantias, M., & Curtis, P. (2010). A chaos analysis for Greek and Turkish equity markets. *Euromed Journal of Business*, 5, 101–118.
<https://doi.org/10.1108/14502191011043189>
- Papadamou, S., & Tsopoglou, S. (2001). Investigating the profitability of technical analysis systems on foreign exchange markets. *Managerial Finance*, 27(8), 63–78.
<https://doi.org/10.1108/03074350110767349>
- Parisi, A. (2019). Análisis Técnico: Un estudio de la eficiencia de diferentes técnicas aplicadas sobre acciones pertenecientes a los índices bursátiles...
- Park, C., & Scott, I. (2009). A reality check on technical trading rule profits in the U.S. futures markets. *Journal of Futures Markets*, 30(7), 633–659.
<https://doi.org/doi:10.1002/fut.20435>
- Pavlov, V., & Hurn, S. (2012). Testing the profitability of moving-average rules as a portfolio selection strategy. *Pacific-Basin Finance Journal*, 20(5), 825–842.
<https://doi.org/10.1016/J.PACFIN.2012.04.003>
- Pesaran, M. H., & Timmermann, A. (1995). Predictability of Stock Returns: Robustness and Economic Significance. *The Journal of Finance*, 50(4), 1201–1228.
<https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1995.tb04055.x>
- Pike, R., Meerjanssen, J., & Chadwick, L. (1993). The Appraisal of Ordinary Shares by Investment Analysts in the UK and Germany. *Accounting and Business Research*, 23(92), 489–499. <https://doi.org/10.1080/00014788.1993.9729893>
- Prorokowski, L. (2011). Trading strategies of individual investors in times of financial crisis: An example from the Central European emerging stock market of Poland. *Qualitative Research in Financial Markets*, 3, 34–50.
<https://doi.org/10.1108/17554171111124603>
- Qin, Y., Pan, G., & Bai, M. (2020). Improving market timing of time series momentum in the Chinese stock market. *Applied Economics*, 1–15.
<https://doi.org/10.1080/00036846.2020.1740160>
- Rahman, M., M Simon, H., & Hossain, M. (2016). An Empirical Analysis of Weak Form Market Efficiency: Evidence from Chittagong Stock Exchange (CSE) of Bangladesh.

- Journal of Statistics Applications & Probability*, 5, 535–542.
<https://doi.org/10.18576/jsap/050317>
- Ratner, M., & Leal, R. (1999). Tests of technical trading strategies in the emerging equity markets of Latin America and Asia. *Journal of Banking & Finance*, 23(12), 1887–1905. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(99\)00042-4](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(99)00042-4)
- Ready, M. J. (2002). Profits from Technical Trading Rules. *Financial Management*, 31(3), 43–61. <https://doi.org/10.2307/3666314>
- Reschenhofer, E., Mangat, M. K., Zwatz, C., & Guzmics, S. (2020). Evaluation of current research on stock return predictability. *Journal of Forecasting*, 39(2), 334–351. <https://doi.org/10.1002/for.2629>
- Restrepo Mejía, F. (2009). Evaluación de estrategias de gestión activa de portafolios en el mercado accionario colombiano. Universidad EIA. Retrieved from <http://repository.eia.edu.co/handle/11190/1646>
- Rosillo, R., de la Fuente, D., & Brugos, J. A. L. (2013). Technical analysis and the Spanish stock exchange: testing the RSI, MACD, momentum and stochastic rules using Spanish market companies. *Applied Economics*, 45(12), 1541–1550. <https://doi.org/10.1080/00036846.2011.631894>
- Saacke, P. (2002). Technical analysis and the effectiveness of central bank intervention. *Journal of International Money and Finance*, 21(4), 459–479. [https://doi.org/10.1016/S0261-5606\(02\)00009-8](https://doi.org/10.1016/S0261-5606(02)00009-8)
- Sabbaghi, O., & Sabbaghi, N. (2018). Market efficiency and the global financial crisis: evidence from developed markets. *Studies in Economics and Finance*, 35. <https://doi.org/10.1108/SEF-01-2014-0022>
- Samuelson, P. A. (2013). Proof that Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly. In *The World Scientific Handbook of Futures Markets* (Vol. Volume 5, pp. 25–38). WORLD SCIENTIFIC. https://doi.org/doi:10.1142/9789814566926_0002
- Savin, G., Weller, P., & Zvingelis, J. (2007). The Predictive Power of “Head-and-Shoulders ” Price Patterns in the U.S. Stock Market Gene Savin. *Journal of Financial Econometrics*, 5. <https://doi.org/10.1093/jfinec/nbl012>
- Shynkevich, A. (2012). Performance of technical analysis in growth and small cap segments of the US equity market. *Journal of Banking and Finance*, 36(1), 193–208. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2011.07.001>
- Shynkevich, A. (2016). Predictability of equity returns during a financial crisis. *Applied*

- Economics Letters*, 23(17), 1201–1205.
<https://doi.org/10.1080/13504851.2016.1145339>
- Shynkevich, A. (2017). Return predictability in emerging equity market sectors. *Applied Economics*, 49(5), 433–445. <https://doi.org/10.1080/00036846.2016.1200182>
- Smith, D., Wang, N., Wang, Y., & J. Zychowicz, E. (2016). *Sentiment and the Effectiveness of Technical Analysis: Evidence from the Hedge Fund Industry. Journal of Financial and Quantitative Analysis*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2457289>
- Sobreiro, V., Costa, T. R., Nazário, R., Silva, J., Moreira, E., Filho, M., ... Arismendi Zambrano, J. (2016). The profitability of moving average trading rules in BRICS and emerging stock markets. *The North American Journal of Economics and Finance*, 38, 86–101. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2016.08.003>
- Sturm, R. (2013). Market Efficiency and Technical Analysis: Can They Coexist? *Research in Applied Economics*, 5, 3. <https://doi.org/10.5296/rae.v5i3.4049>
- Talwar, S., Pranav, S., & Utkarsh, S. (2019). Picking Buy-Sell Signals: A Practitioner's Perspective on Key Technical Indicators for Selected Indian Firms. *Studies in Business and Economics*, 14, 205–219. <https://doi.org/10.2478/sbe-2019-0054>
- Tan, S. H., Lai, M. M., Tey, E. X., & Chong, L. L. (2020). Testing the performance of technical analysis and sentiment-TAR trading rules in the Malaysian stock market. *North American Journal of Economics and Finance*, 51, 100895. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2018.12.007>
- Taylor, S. J. (2000). Stock index and price dynamics in the UK and the US: new evidence from a trading rule and statistical analysis. *The European Journal of Finance*, 6(1), 39–69. <https://doi.org/10.1080/135184700336955>
- Teixeira, L. A., & De Oliveira, A. L. I. (2010). A method for automatic stock trading combining technical analysis and nearest neighbor classification. *Expert Systems with Applications*, 37(10), 6885–6890. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.03.033>
- Thaler, R. H. (2018). Economía del comportamiento: pasado, presente y futuro. *Revista de Economía Institucional*, 20, 9–43. Retrieved from http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0124-59962018000100009&nrm=iso
- Tharavanij, P., Siraprapasiri, V., & Rajchamaha, K. (2015). *Performance of technical trading rules: evidence from Southeast Asian stock markets. SpringerPlus* (Vol. 4). <https://doi.org/10.1186/s40064-015-1334-7>

- Tian, G. G., Wan, G. H., & Guo, M. (2002). Market Efficiency and the Returns to Simple Technical Trading Rules: New Evidence from U.S. Equity Market and Chinese Equity Markets. *Asia-Pacific Financial Markets*, 9(3), 241–258.
<https://doi.org/10.1023/A:1024181515265>
- Tijjani, B., Fifield, S., & Power, D. (2009). *The appraisal of equity investments by Nigerian investors. Qualitative Research in Financial Markets* (Vol. 1).
<https://doi.org/10.1108/17554170910939937>
- Tsaih, R., Hsu, Y., & Lai, C. C. (1998). Forecasting S&P 500 stock index futures with a hybrid AI system. *Decision Support Systems*, 23(2), 161–174.
[https://doi.org/10.1016/s0167-9236\(98\)00028-1](https://doi.org/10.1016/s0167-9236(98)00028-1)
- Umaña H., B., & Romo M., R. (2007). Herramientas de Análisis Técnico para Carteras de Inversiones Bursátiles: Aplicación al Mercado Bursátil Chileno. *Panorama Socioeconómico*, 25(34), 48–59. Retrieved from
<https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=39903405>
- Uribe Gil, J. M., & Mosquera López, S. (2014). Efectos del MILA en la eficiencia de portafolio de los mercados de acciones colombiano, peruano y chileno. *Cuadernos de Administración*, 30.
- Valderrama, A., & Gonzalez, C. (2016). Mercado de Deuda Privada en Colombia. *BVC*. Retrieved from
http://www.bvc.com.co/pps/tibco/portalbvc/Home/IE/Estudio_Diagnostico?com.tibco.ps.pagesvc.action=updateRenderState&rp.currentDocumentID=-698351ae_14f2bdddcc4_3a6f0a0a600b&rp.attachmentPropertyName=Attachment&com.tibco.ps.pagesvc.targetPage=1f9a1c33_13204
- Vasileiou, E. (2014). Is Technical Analysis Profitable Even for an Amateur Investor? Evidence from the Greek Stock Market (2002-12). *SSRN Electronic Journal*.
<https://doi.org/10.2139/ssrn.2468868>
- Velásquez, J., & Zuluaga, M. (2007). Selección de indicadores técnicos para la negociación en el mercado cambiario colombiano II: Combinaciones y filtros (vhf y adx). *Dyna*, 74, 21–37.
- Wang, F., Yu, P. L. H., & Cheung, D. W. (2014). Combining technical trading rules using particle swarm optimization. *Expert Systems with Applications*, 41(6), 3016–3026.
<https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2013.10.032>
- Wang, H., & Pandey, R. B. (2004). *A momentum trading approach to technical analysis of*

- Dow Jones industrials. Physica A-statistical Mechanics and Its Applications - PHYSICA A* (Vol. 331). North-Holland. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2003.08.037>
- Wang, J., & Chan, S. (2007). Stock market trading rule discovery using pattern recognition and technical analysis. *Expert Systems with Applications*, 33(2), 304–315. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2006.05.002>
- Wang, J., Liu, H., Du, J., & Hsu, Y. (2019). Economic benefits of technical analysis in portfolio management: Evidence from global stock markets. *International Journal of Finance & Economics*, 24(2), 890–902. <https://doi.org/10.1002/ijfe.1697>
- Wang, Q., Xu, W., & Zheng, H. (2018). Combining the wisdom of crowds and technical analysis for financial market prediction using deep random subspace ensembles. *Neurocomputing*, 299, 51–61. <https://doi.org/10.1016/J.NEUCOM.2018.02.095>
- Wang, S., Jiang, Z. Q., Li, S. P., & Zhou, W. X. (2015). Testing the performance of technical trading rules in the Chinese markets based on superior predictive test. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 439. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2015.07.029>
- Weber, E. U., Blais, A.-R., & Betz, N. E. (2002). A domain-specific risk-attitude scale: measuring risk perceptions and risk behaviors. *Journal of Behavioral Decision Making*, 15(4), 263–290. <https://doi.org/10.1002/bdm.414>
- White, H. (2003). A Reality Check for Data Snooping. *Econometrica*, 68(5), 1097–1126. <https://doi.org/10.1111/1468-0262.00152>
- Wing-Shing Lam, V., Chong, T. T.-L., & Wong, W.-K. (2007). Profitability of intraday and interday momentum strategies. *Applied Economics Letters*, 14(15), 1103–1108. <https://doi.org/10.1080/13504850600606067>
- Witkowska, D., & Marcinkiewicz, E. (2005). Construction and Evaluation of Trading Systems: Warsaw Index Futures. *International Advances in Economic Research*, 11(1), 83–92. <https://doi.org/10.1007/s11294-004-7496-7>
- Wong, W.-K., & Kung, J. (2009). Profitability of Technical Analysis in the Singapore Stock Market: before and after the Asian Financial Crisis. *Journal of Economic Integration*, 24, 135–150. <https://doi.org/10.11130/jei.2009.24.1.135>
- Wong, W.-K., Manzur, M., & Chew, B.-K. (2003). How Rewarding Is Technical Analysis? Evidence from Singapore Stock Market. *Applied Financial Economics*, 13, 543–551. <https://doi.org/10.1080/0960310022000020906>
- Woodside-Oriakhi, M., Lucas, C., & Beasley, J. E. (2013). Portfolio rebalancing with an

- investment horizon and transaction costs. *Omega*, 41(2), 406–420.
<https://doi.org/10.1016/J.OMEGA.2012.03.003>
- Xie, H., Bian, J., Wang, M., & Qiao, H. (2014). Is technical analysis informative in UK stock market? Evidence from decomposition-based vector autoregressive (DVAR) model. *Journal of Systems Science and Complexity*, 27(1), 144–156.
<https://doi.org/10.1007/s11424-014-3280-9>
- Yamamoto, R. (2012). Intraday technical analysis of individual stocks on the Tokyo Stock Exchange. *Journal of Banking & Finance*, 36(11), 3033–3047.
<https://doi.org/10.1016/J.JBANKFIN.2012.07.006>
- Yan, I., Chong, T., & Lam, T.-H. (2011). Is the Chinese Stock Market Really Efficient.
- Yen, S., & Hsu, Y. (2010). Profitability of technical analysis in financial and commodity futures markets - A reality check. *Decision Support Systems*, 50(1), 128–139.
<https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.07.008>
- Young, M., Marshall, B., & Cahan, R. (2008). Are candlestick technical trading strategies profitable in the Japanese equity market? *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 31, 191–207. <https://doi.org/10.1007/s11156-007-0068-1>
- Young, M., Marshall, B., & Qian, S. (2009). Is technical analysis profitable on US stocks with certain size, liquidity or industry characteristics? *Applied Financial Economics*, 19, 1213–1221. <https://doi.org/10.2139/ssrn.929954>
- Zapranis, A., & Tsinaslanidis, P. E. (2012). Identifying and evaluating horizontal support and resistance levels: an empirical study on US stock markets. *Applied Financial Economics*, 22(19), 1571–1585. <https://doi.org/10.1080/09603107.2012.663469>
- Zarrabi, N., Snaith, S., & Coakley, J. (2017). FX technical trading rules can be profitable sometimes! *International Review of Financial Analysis*, 49, 113–127.
<https://doi.org/10.1016/J.IRFA.2016.12.010>
- Zhu, H., Jiang, Z., Li, S., & Zhou, W. (2015). Profitability of simple technical trading rules of Chinese stock exchange indexes. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 439, 75–84. <https://doi.org/10.1016/J.PHYSA.2015.07.032>
- Zuluaga, M., & Velasquez, J. (2007). Selección de indicadores técnicos para la negociación en el mercado cambiario colombiano I: Comportamientos individuales. *Dyna*, 74(152), 9–20. Retrieved from <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=49615203>

