

UNIVERSIDAD MIGUEL HERNÁNDEZ DE ELCHE

FACULTAD DE CIENCIAS SOCIALES Y JURÍDICAS DE ORIHUELA

GRADO EN ADMINISTRACIÓN Y DIRECCIÓN DE EMPRESAS

TRABAJO FIN DE GRADO

CURSO ACADÉMICO 2024/2025



**MÁS ALLÁ DEL PASEO ALEATORIO: CAPACIDAD PREDICTIVA DEL ANÁLISIS TÉCNICO Y
SUS IMPLICACIONES PARA LA EFICIENCIA DEL MERCADO**

AUTOR: IÑAKI GAMBÍN VILATÓ

TUTOR: PEDRO LUIS ANGOSTO FERNÁNDEZ

Orihuela, JULIO 2025

RESUMEN:

El análisis técnico es una disciplina muy utilizada para intentar conseguir rentabilidades extraordinarias en las inversiones en renta variable, lo que va en contra de la Hipótesis de los Mercados Eficientes y el paseo aleatorio. El fin de este trabajo es analizar, desde una perspectiva académica, la evidencia empírica sobre la capacidad predictiva del análisis técnico y algunos de sus indicadores. Para lograr este fin, se han enlazado las finanzas conductuales con los indicadores para comprender porque pueden funcionar y se ha realizado una revisión sistemática de la literatura, clasificando, analizando, sintetizando los resultados y comentando aspectos clave de cada uno de los indicadores. Utilizando como muestra estudios que investigan la capacidad predictiva de los indicadores por si solos en diferentes mercados. Los hallazgos principales muestran que los indicadores de tendencia son herramientas muy robustas y consistentes. Por su parte, los indicadores osciladores muestran evidencia a su favor, pero son dependientes de la optimización al mercado. Respecto al indicador de volatilidad, este presenta abundante evidencia a su favor, pero su poder predictivo depende de las condiciones de mercado. Y sobre el volumen junto a los sesgos cognitivos, observamos que son aspectos clave para la toma de decisiones del inversor. Se concluye, que es posible superar los rendimientos del mercado con el uso del análisis técnico, contradiciendo así la forma débil de la Hipótesis de los Mercados Eficientes.

ABSTRACT:

Technical analysis is a widely used discipline to try to achieve extraordinary returns in equity investments, which goes against the Efficient Market Hypothesis and the random walk. The aim of this work is to analyze, from an academic perspective, the empirical evidence on the predictive ability of technical analysis and some of its indicators. To achieve this aim, behavioral finance has been linked with the indicators to understand why they can work and a systematic literature review has been performed, classifying, analyzing, synthesizing the results and commenting on key aspects of each of the indicators. Using as a sample studies that investigate the predictive ability of the indicators by themselves in different markets. The main findings show that trend indicators are very robust and consistent tools. For their part, oscillator indicators show evidence in their favor, but they are dependent on optimization for the market. Regarding the volatility indicator, it presents abundant evidence in its favor, but it depends on market conditions. And regarding volume along with cognitive biases, we observe that they are

key aspects for investor decision-making. It is concluded, that it is possible to outperform the market returns with the use of technical analysis, thus contradicting the weak form of the Efficient Market Hypothesis.



ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN	4
2. OBJETIVO E HIPÓTESIS.....	5
2.1. Objetivo.....	5
2.2. Hipótesis.....	5
3. METODOLOGÍA	6
3.1. Estrategia de búsqueda.....	6
3.2. Estrategia de selección.....	6
3.3. Proceso de selección y filtrado.....	7
3.4. Clasificación.....	8
3.5. Síntesis	8
4. MARCO TEÓRICO.....	8
4.1. La Hipótesis de los Mercados Eficientes (EMH).....	8
4.2. El análisis técnico	10
4.3. Indicadores de tendencia.....	10
4.3.1. Medias móviles	10
4.3.2. Ichimoku.....	15
4.4. Indicadores osciladores.....	19
4.4.1. Índice de fuerza relativa (RSI).....	19
4.4.2. Media móvil de convergencia divergencia (MACD)	21
4.5. Indicador de volatilidad	26
4.5.1. Bandas de Bollinger	27
4.6. El volumen: confirmador de tendencias	28
4.7. Finanzas conductuales y la crítica a la hipótesis de los mercados eficientes.....	30
5. RESULTADOS	33
5.1. Clasificación de los artículos.....	33
5.2. Medias móviles.....	35
5.3. Ichimoku	37
5.4. Índice de fuerza relativa (RSI)	39
5.5. Media móvil de convergencia y divergencia (MACD).....	41
5.6. Bandas de Bollinger.....	42
5.7. Volumen	44
6. CONCLUSIONES Y PROPUESTAS.....	45
7. BIBLIOGRAFÍA	47

1. INTRODUCCIÓN

El ámbito de la renta variable es objeto de interés de personas de todo el mundo. Hoy en día con el auge de las redes sociales y la facilidad de acceso a la información financiera, ha despertado el interés de muchos jóvenes y adultos, entre ellos el del propio autor de este trabajo. Debido a esto y a su función de tratar de predecir los precios del mercado, el análisis técnico es objeto de gran popularidad y controversia.

Esta visión popular de la disciplina se opone fuertemente a la teoría financiera clásica, la Hipótesis de los Mercados Eficientes y su principio del paseo aleatorio (Fama, 1965).

El principio del paseo aleatorio postula que los cambios de los precios en el mercado son aleatorios e independientes de los precios pasados. Según esta teoría, cada cambio del precio del mercado es un evento aleatorio sujeto a la probabilidad, por lo que cualquier patrón o predicción que se crea identificarlos es una mera coincidencia.

Por lo tanto, según esta hipótesis, el análisis técnico, cuyo funcionamiento se basa en los precios pasados para tratar de averiguar qué va a ocurrir con estos, carece de validez, y su acierto o fallo son solo fruto de la casualidad.

De esta contraposición surge la pregunta que pretende contestar este estudio. ¿Existe evidencia en la literatura científica que respalde la capacidad predictiva del análisis técnico, o por lo contrario, su popularidad se debe a una serie de coincidencias a las que se le han dado demasiada importancia?

Para responder a esta pregunta, el presente trabajo realizará una revisión sistemática de la literatura. Cuya tarea es analizar y sintetizar los resultados de estudios científicos que investiguen los indicadores del análisis técnico, con el fin de averiguar si existe evidencia que contraste el uso de este, o si su uso carece de sentido.

Por ello, a continuación, en el punto 2, desarrollaremos un objetivo que nos sirva de punto de partida para el presente documento y para establecer la hipótesis, que en resumen se cuestiona si el análisis técnico supera a los rendimientos producidos por una gestión pasiva. En el punto 3 se procederá a explicar la metodología seguida para la revisión analítica, es decir, explicar las estrategias y procesos seguidos para realizar este estudio. A continuación, en el punto 4, se desarrollarán los fundamentos teóricos en los que se basa el trabajo, definiendo el análisis técnico y los indicadores seleccionados, así como la base teórica formada por la Hipótesis de los Mercados Eficientes y las finanzas

conductuales. En el punto 5 se expondrán los resultados fruto de los artículos seleccionados, comentando tanto si los indicadores presentan poder predictivo como aspectos clave de estos a tener en cuenta. Por último, en el punto 6 estableceremos unas conclusiones que sinteticen los hallazgos logrados tras la revisión sistemática de la literatura, así como propuestas para siguientes investigaciones.

2. OBJETIVO E HIPÓTESIS

2.1. Objetivo

Mi motivación por este tema surge de mis ganas de aprender cómo funcionan realmente los mecanismos de la toma de decisiones en los mercados financieros. Concretamente busco comprender cómo funciona el análisis técnico y porque funciona. Personalmente por mi experiencia académica, considero que una buena base en cualquier materia, ya sean matemáticas, biología o mi tema de estudio, las finanzas, es fundamental. Espero que este trabajo me permita comprender y lograr los fundamentos que busco, desde una perspectiva académica y contrastada.

El objetivo principal de este trabajo es comprender y analizar los indicadores utilizados en el análisis técnico. Realizando un análisis bibliográfico, que nos permita identificar qué indicadores están más avalados por la literatura académica y la evidencia científica. De este modo, demostrando la utilidad de los indicadores en el mercado.

2.2. Hipótesis

Por lo tanto, voy a presentar una hipótesis nula (H_0) que asuma que el análisis técnico no funciona, como sugiere la Hipótesis de los Mercados Eficientes, y una hipótesis alternativa (H_1), que proponga cierta capacidad predictiva, contradiciendo la forma débil de la Hipótesis de los Mercados Eficientes.

H_0 : El análisis técnico no tiene capacidad predictiva, y cualquier movimiento de los precios es aleatorio.

H_1 : El análisis técnico presenta cierta capacidad predictiva, contradiciendo la validez de la Hipótesis de los Mercados Eficientes en su forma débil.

Hipótesis secundarias:

HS_1 : Comprender si los sentimientos y sesgos que influyen en el mercado, así como el volumen, son factores clave en la toma de decisiones del inversor.

HS_2 : Los indicadores de tendencia presentan una evidencia superior y consistente frente a los indicadores osciladores.

HS_3 : Los indicadores osciladores presentan una evidencia superior y consistente frente a los indicadores de tendencia.

3. METODOLOGÍA

El presente documento se fundamenta en una metodología de revisión sistemática de la literatura. Se ha elegido este enfoque para la realización de la investigación, por su capacidad para sintetizar los hallazgos de la evidencia empírica acumulada en la literatura sobre el rendimiento de los indicadores, así como su alineación con el objetivo del estudio planteado.

La idea de aplicar este método es identificar, clasificar y analizar estudios que respondan a la cuestión central de este trabajo. ¿Son los indicadores técnicos utilizados de forma individual, capaces de poner en duda la Hipótesis de los Mercados Eficientes? (Fama, 1970)

3.1. Estrategia de búsqueda

Para la búsqueda de la literatura científica utilizada se han utilizado las siguientes bases de datos: *SciSpace*, *ScienceDirect* y *Wiley Online Library*.

Para la ejecución de esta búsqueda, el uso de palabras/frases clave ha sido fundamental, siendo estas en inglés, ya que es el idioma predominante en la investigación científica. Siendo la estructura de las búsquedas las siguientes: (“indicador” *in stock markets*) (“indicador” *predictability*) (*Can “indicador” be used as standalone indicator for predicting stock prices?*) (*How do “indicador” impact in investment decisions in stock markets?*) (*Can “indicador” be used to identify potential breakouts and tren reversals in stock markets?*) (*How does “indicador” affect stock price movements and trading decisions?*)

3.2. Estrategia de selección

Para asegurar la relevancia de los artículos seleccionados se han establecido ciertos criterios para su selección:

- Criterios de inclusión:
 - Estudios que probaran el rendimiento de al menos un indicador técnico por sí solo.
 - Estudios que estudien el rendimiento en mercados de capitales (índices, acciones, ETFs, etc.)
 - Estudios publicados entre el 2000 y 2025, a excepción de un artículo por su relevancia en varios artículos actuales.
 - Se han priorizado estudios que compararan la estrategia con la estrategia *Buy-and-hold* o de rendimiento equivalente.
 - Estudios en español e inglés.
- Criterios de exclusión:
 - Libros o manuales de análisis técnico para la parte de resultados.
 - Informes de análisis de *brokers* o entidades financieras.
 - Estudios puramente teóricos.
 - Estudios realizados únicamente en otros mercados (Forex, Criptomonedas, Materias Primas)
- Criterios adicionales:
 - Se han tenido en cuenta estudios realizados en diversos mercados, para la presencia de evidencia variada y así evitar casos aislados.
 - No se han descartado estudios que implementan al indicador técnicas estrategias que optimicen sus parámetros para el mercado específico.

3.3. Proceso de selección y filtrado

1. Búsqueda inicial: Aplicación de las frases y palabras clave en las bases de datos seleccionadas.
2. Filtrado asistido por Inteligencia Artificial: Para realizar una primera fase de filtrado se utilizaron las siguientes herramientas de IA: *SciSpace* y *NoteBookLM*. Estas se utilizaron para analizar de manera eficaz las fuentes aplicando los criterios empleados, haciendo una preselección de los artículos que coincidían con el objetivo del estudio.
3. Comprobación personal: Se realizó una segunda fase de filtrado, revisando los artículos preseleccionados por las herramientas utilizadas, para confirmar su alineación con objetivo y criterios.

3.4. Clasificación

Tras definir la muestra final de artículos, se procedió a la clasificación y organización de estos.

Tabla 1. Sistema de clasificación.

Clasificación	Significado	Categorías
1	Indicador	A - Media Móvil B - <i>Ichimoku</i> C - RSI D - MACD E - Bandas de Bollinger
-	-	-
2	Resultados	A - Positivos B - Negativos C - No significativos D - Mixtos
-	-	-
3	Costes de transacción	A - Considerados B - No considerados
-	-	-
4	Compara con <i>buy-and-hold</i>	A - Si B - No

Para la optimización de este proceso se recurrió de nuevo a la herramienta de *NoteBookLM*. Su utilidad para la búsqueda de información específica en los textos nos ha permitido localizar de manera eficiente las secciones específicas de la tabla de clasificación, así como, confirmar que se estaban entendiendo bien los resultados de los distintos artículos de la muestra.

3.5. Síntesis

Finalmente, los resultados consisten en una síntesis narrativa apoyada por el sistema de clasificación empleado. Los resultados se han agrupado por tipo de indicador, identificando patrones en el funcionamiento de los indicadores, aspectos clave de cada uno de estos, y finalmente implicaciones sobre la Hipótesis de los Mercados Eficientes.

4. MARCO TEÓRICO

4.1. La Hipótesis de los Mercados Eficientes (EMH)

Esta teoría, publicada por Eugene F. Fama (Fama, 1965), trata sobre la idea de que los precios de los activos reflejan toda la información disponible. Por tanto, si esto es cierto, los inversores no podrían obtener rendimientos consistentes superiores al mercado

utilizando la información disponible. Esto se debe a que cualquier información nueva se incorpora inmediatamente en el precio de los activos, no pudiendo aprovecharla para obtener beneficios basados en esta.

Fama habla sobre tres formas de la teoría de los mercados eficientes (Fama, 1970):

La forma débil: Esta establece que los precios de las acciones reflejan toda la información histórica del precio y el volumen. Esta forma se encuentra estrechamente relacionada con la teoría del paseo aleatorio, la cual postula que los cambios en el precio de las acciones son independientes entre sí e impredecibles. Por tanto, el análisis técnico que utiliza esos datos históricos no debería de ser útil para obtener ganancias superiores al rendimiento promedio del mercado.

La forma semi-fuerte: Esta forma postula que además de los datos históricos, el precio de las acciones ya incluye toda la información pública disponible, como informes de empresas, noticias económicas, análisis de los mercados y cualquier otra información de dominio público. Bajo esta forma el análisis fundamental tampoco sería útil para la obtención de ganancias superiores al mercado de forma consistente.

La forma fuerte: Esta forma, además de la información anterior, postula que la información privilegiada también se ve reflejada de forma inmediata en el precio de los activos financieros. Por tanto, ni siquiera los inversores que tengan acceso a este tipo de información tampoco deberían de ser capaces de obtener beneficios superiores.

Aceptando únicamente la idea de que el cambio en el precio de las acciones es aleatoria e impredecible, los análisis de los mercados financieros no deberían de funcionar para la obtención de rendimientos superiores, pero esto no implica que la reacción humana a estos cambios sea aleatoria o impredecible (Rabassa J. , YouTube, 2024). Partiendo de la premisa de que los precios de las acciones son el resultado de la compra y venta por parte de los inversores, podemos llegar a cuestionar su eficiencia. Si el comportamiento de los inversores se desvía de la racionalidad óptima, como sugieren las finanzas conductuales, los precios del mercado podían no incorporar toda la información de manera eficiente. Por tanto, se pretende averiguar si se pueden obtener rendimientos extraordinarios, con

artículos que evidencien que el uso de indicadores es consistentemente superior a estrategias de *buy-and-hold*¹(BH).

4.2. El análisis técnico

El análisis técnico se basa en el uso de una serie de herramientas que tratan de proporcionar información útil para predecir el precio de activos financieros y los cambios de tendencia del mercado, para poder tomar decisiones de compra o venta (Valls Grau, 2025) (Rabassa Y. , TouTube, 2019).

A estas herramientas se las conoce como indicadores técnicos, los cuales son utilizados para identificar tendencias y señales que puedan afectar al valor de los activos financieros. Estos son una serie de variables matemáticas y estadísticas que utilizan datos históricos del mercado, principalmente el precio y el volumen (Farias Nazário y otros, 2017). Permiten analizar los gráficos de cotizaciones de forma diferente, ya que dan relevancia a determinados aspectos de estos, como son la tendencia, la volatilidad y el volumen. Estos se basan en el principio de que la historia tiende a repetirse (Bahl, 2015), ciertos patrones que se han producido en el pasado pueden generar un mismo comportamiento del mercado cuando vuelvan a repetirse en el futuro.

Existen distintos tipos de indicadores, pudiendo distinguirse como: indicadores de tendencia, indicadores osciladores, indicadores de volumen e indicadores de volatilidad.

4.3. Indicadores de tendencia

Los indicadores de tendencia son una herramienta utilizada en el análisis técnico para identificar más fácilmente la dirección de la tendencia, reduciendo el ruido del mercado y aclarando el sentido de la tendencia. Suavizando los datos en un periodo específico para ayudar a los inversores en el seguimiento y predicción de tendencias.

4.3.1. Medias móviles

Este es un indicador que trata de suavizar los datos del mercado y reducir el ruido de este, haciendo más sencilla la identificación de tendencias (Bahl, 2015). Una media móvil es un promedio de los últimos precios de cierre durante un número de periodos específico, avanzando con cada día de negociación del mercado. Por ejemplo, una media móvil que

¹ Estrategia de inversión a largo plazo que implica adquirir y mantener una inversión en un periodo prologado.

utilice los datos de los últimos 5 días, (MA5 en adelante), promedia los últimos 5 precios de cierre de un mercado. Las medias móviles pueden utilizar los datos de 10, 20, 50, 100, 200 o incluso más sesiones.

Existen tres tipos de estas (Chaddha & Yadav, 2022):

Media Móvil Simple (SMA):

Esta es simplemente la media del precio de cierre de los últimos “n” días del mercado seleccionados.

$$SMA_n = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} P_i}{n}$$

Siendo: P_i el precio de cierre de i días antes de hoy, y n el número de los datos seleccionados (ventana).

Media Móvil Ponderada (WMA):

Como su propio nombre indica es una media ponderada. En esta, al igual que en la media móvil simple, seleccionamos el número de precios de cierre a promediar, pero esta les da un mayor peso a los precios más recientes, haciendo una ponderación lineal:

$$WMA = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} P_i \times (n - i)}{\frac{n(n-1)}{2}}$$

Media Móvil Exponencial (EMA):

Esta media les da un mayor peso a los precios más recientes, pero a diferencia de la WMA en la que la ponderación es lineal, en la EMA es exponencial, es decir, mientras que los datos más recientes van aumentando, la ponderación a los más antiguos va disminuyendo, acercándose cada vez más al 0.

$$EMA_t = \left[P_0 \times \left(\frac{\alpha}{1+n} \right) \right] + EMA_y \times \left[1 - \left(\frac{\alpha}{1+n} \right) \right]$$

Siendo: EMA_t la EMA de hoy, P_0 el precio de cierre de hoy, EMA_y la EMA de ayer, α es un factor de suavizado $\left(\frac{2}{n+1} \right)$.

Estas medias móviles son utilizadas para identificar oportunidades de trading, mediante las señales de compra y venta de acciones.

Tres tipos de señales son las siguientes (Chaddha & Yadav, 2022):

Señal 1 de Media Móvil:

En este tipo de señal se utiliza una única media móvil, por ejemplo, la M20, y esta se produce cuando el precio de cierre cruza con la media móvil. Se produce una señal de compra cuando el precio de cierre atraviesa la media móvil poniéndose por encima de esta, y se produce una señal de venta cuando el precio de cierre cruza la media móvil poniéndose por debajo de esta.

Figura 1: Ejemplos de señales de compra y venta de Señal 1 en gráfico diario de AMD con SMA20.



Nota: El gráfico muestra la evolución del precio de cierre de la acción (línea negra). El eje de abscisas muestra el tiempo en días y el eje de ordenadas el precio en dólares estadounidenses. Se aplica una media móvil simple de 20 periodos (línea azul). Las flechas señalan algunas señales de compra (flecha verde) y venta (flecha roja), producidas por el cruce de la SMA20 con la línea de precio. **Fuente:** Elaboración propia a partir de datos de AMD a través de la plataforma marketscreener.com (2025).

Señal 2 de Media Móvil:

Para esta señal se utilizan dos medias móviles, una corta y una larga, por ejemplo, la MA20 con la MA50. Se produce una señal de compra cuando la media corta cruza la media larga posicionándose por encima de esta, debido a que los precios recientes están aumentando a un ritmo más rápido que el promedio de precios durante un periodo más largo, y se produce una señal de venta cuando la media corta cruza la media larga posicionándose por debajo de esta, debido a que los precios recientes están disminuyendo a un ritmo más rápido que el promedio de precios durante un periodo más largo.

Figura 2: Señales de compra y venta de Señal 2 en gráfico diario de AMD con SMA20 y SMA50.



Nota: El gráfico muestra la evolución del precio de cierre de la acción (línea negra). El eje de abscisas muestra el tiempo en días y el eje de ordenadas el precio en dólares estadounidenses. Se aplican dos medias móviles simples, una de 20 periodos (línea azul) y una de 50 periodos (línea roja). Las flechas señalan las señales de compra (flecha verde) y venta (flecha roja), producidas por el cruce de la SMA20 con la SMA50. **Fuente:** Elaboración propia a partir de datos de AMD a través de la plataforma marketscreener.com (2025).

Señal 3 de Media Móvil:

Para esta señal se utiliza una media móvil más que en la señal anterior, por ejemplo, M20, M50 y M200. Se produce una señal de compra cuando la media corta, cruza las otras dos medias móviles posicionándose por encima de ambas. Y se produce una señal de venta cuando la media corta cruza las otras dos medias móviles y se posiciona por debajo de ambas. Cuando la media corta (M20) tan solo cruza la media mediana (M50) se está produciendo la “Señal 2 de Media Móvil” y probablemente la media larga (M200) nos está indicando un nivel de soporte o resistencia.

Figura 3: Señales de compra y venta de Señal 3 en gráfico diario de AMD con SMA20, SMA50 y SMA200.



Nota: El gráfico muestra la evolución del precio de cierre de la acción (línea negra). El eje de abscisas muestra el tiempo en días y el eje de ordenadas el precio en dólares estadounidenses. Se aplican tres medias móviles simples, una de 20 periodos (línea azul), una de 50 periodos (línea roja) y una de 200 periodos (línea verde). Las flechas señalan las señales de compra (flecha verde) y venta (flecha roja), producidas por el cruce de la SMA20 con las otras dos SMA. **Fuente:** Elaboración propia a partir de datos de AMD a través de la plataforma marketscreener.com (2025).

4.3.2. Ichimoku

Este es un indicador el cual fue creado en la década de 1930, por un periodista llamado Goichi Hosoda, bajo el seudónimo Ichimoku Sanjin. Junto a sus ayudantes, Goichi optimizó y definió manualmente los parámetros de este indicador. Sobre el año 1968, Goichi sacó a la luz su investigación, y en la década de 1990, Hidenobu Sasaki, revisó el método y lo publicó haciendo que se introdujera en el mercado occidental.

Este indicador es una combinación de medias móviles y velas japonesas, útil para la identificación y seguimiento de tendencias, determinación de señales de entrada y salida, identificación de niveles de soporte y resistencia, e incluso evaluar el *momentum* (Shawn y otros, 2015) (Purnomo y otros, 2024) (Purnomo y otros, 2024). Este fue creado para que con un solo vistazo se pudiera obtener mucha información, siendo su nombre completo *Ichimoku Kinkio Hyo*, donde *Ichimoku* significa “de un vistazo”, *Kinkio* “balance” y *Hyo* “gráfico de barras”.

Este indicador se compone de 5 elementos, donde $Max(Ph_T)$ y $Min(Pl_T)$ representan los precios más altos y bajos durante T periodos, y Pc_t representa los precios de cierre (Deng y otros, 2021):

Tenkan-sen (TK):

Siendo este la media de los precios más altos y bajos de los últimos 9 periodos incluyendo el actual. Este representa una media móvil de corto plazo.

$$TK(t) = \frac{Max(Ph_T) + Min(Pl_T)}{2}$$
$$t - 8 \leq T \leq t$$

Kijun-sen (KJ):

Siendo este la media de los precios más altos y bajos de los últimos 26 periodos incluyendo el actual. Este representa una media móvil de medio plazo.

$$KJ(t) = \frac{Max(Ph_T) + Min(Pl_T)}{2}$$
$$t - 25 \leq T \leq t$$

Chikou-span (CK):

Siendo este el precio de cierre actual desplazado hacia atrás 26 periodos incluyendo el periodo actual. Sirviendo como un indicador de *momentum*, facilitando la identificación de posibles cambios de tendencia.

$$CK(t - 25) = Pc_t$$

Senkou-span A (SKA):

Siendo este la media de los valores actuales de *Tenkan-sen* y *Kijun-sen* desplazado hacia delante 26 periodos incluyendo el periodo actual.

$$SKA(t) = \frac{TK(t - 25) + KJ(t - 25)}{2}$$

Senkou-span B (SKB):

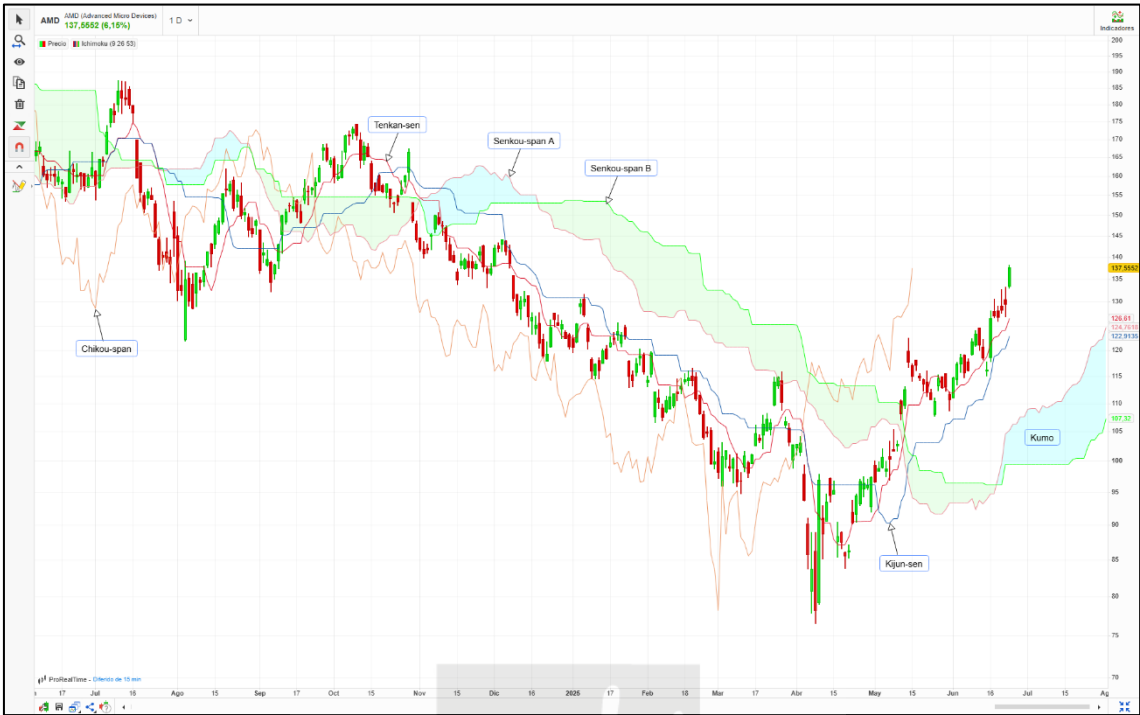
Siendo este la media de los precios más altos y bajos durante los últimos 52 periodos incluido el actual, y desplazado hacia delante 26 periodos incluido el actual.

$$SKB(t) = \frac{Max(Ph_t) + Min(Pl_t)}{2}$$

$$t - 76 \leq T \leq t - 25$$

Estos dos últimos elementos representan medias móviles a largo plazo, y juntos forman la nube de *Ichimoku*, llamada Kumo (Gurrib y otros, 2021). Esta es utilizada para indicar posibles niveles de soporte y resistencia. El límite superior e inferior indican el primer y segundo nivel de soporte cuando el precio está por encima de la *Kumo*. Así como el límite inferior y superior indican el primer y segundo nivel de resistencia cuando el precio está por debajo de la *Kumo*. Cuando el precio se sitúa por encima significa que nos encontramos en una tendencia alcista, cuando se sitúa por debajo nos encontramos en una tendencia bajista, y cuando el precio se sitúa dentro nos encontramos en una tendencia lateral. El grosor de esta representa la volatilidad histórica, además del nivel de fuerza del soporte o resistencia, una *Kumo* más gruesa representa una mayor volatilidad y fuerza de soporte o resistencia, y una más delgada representa una menor volatilidad y fuerza de soporte y resistencia.

Figura 4: Gráfico diario de AMD con el indicador *Ichimoku*.



Nota: El gráfico muestra la evolución del precio de cierre de la acción (velas japonesas). El eje de abscisas muestra el tiempo en días y el eje de ordenadas el precio en dólares estadounidenses. Se muestran los componentes del indicador *Ichimoku*, siendo estos: la *Kumo* (área azul), la *chikou-span* (línea naranja), la *tenkan-sen* (línea roja), la *senkou-span A* (línea rosa), la *senkou-span B* (línea verde) y la *kijun-sen* (línea azul). **Fuente:** Elaboración propia a partir de datos de AMD a través de la plataforma marketscreener.com (2025).

Debido a la cantidad de elementos que componen este indicador existen diversas señales de compra y venta (Purnomo y otros, 2024) (Deng y otros, 2021). Siendo algunas las siguientes:

Tabla 2. Señales producidas por el indicador *Ichimoku*.

Tipo de señal	Número	Descripción
Compra	C1	La <i>Chikou-span</i> cruza la <i>Kumo</i> hacia arriba.
	C2	La actual <i>Tenkan-sen</i> cruza hacia arriba la <i>Kijun-sen</i> .
	C3	La <i>Chikou-span</i> es mayor que el valor más alto de los precios de cierre de hace 25 periodos, es decir el precio

		actual de cierre supera el precio de cierre de hace 25 periodos.
	C4	El precio actual de cierre se sitúa por encima de la <i>Kumo</i> .
	C5	El precio actual ha cruzado hacia arriba desde abajo la <i>Tenkan-sen</i> y la <i>Kijun-sen</i>
Venta	V1	La <i>Chikou-span</i> cruza la <i>Kumo</i> hacia abajo.
	V2	La actual <i>Tenkan-sen</i> cruza hacia abajo la <i>Kijun-sen</i> .
	V3	La <i>Chikou-span</i> es menor que el valor más bajo de los precios de cierre de hace 25 periodos, es decir el precio actual de cierre es menor que el precio de cierre de hace 25 periodos.
	V4	El precio actual de cierre se sitúa por debajo de la <i>Kumo</i> .
	V5	El precio actual ha cruzado hacia abajo desde arriba la <i>Tenkan-sen</i> y la <i>Kijun-sen</i>

Y dependiendo de la cantidad de señales utilizadas para una estrategia de compra o venta, estas se clasifican en tres tipos:

Tabla 3. Estrategias operativas del indicador *Ichimoku*.

Tipo de estrategia	Descripción	Operación	Condiciones
Conservadora	Esta estrategia implementa varias señales, priorizando la mitigación del riesgo y la estabilidad.	Compra	C3, C4, C5
		Venta	V3, V4, V5
Moderada	Esta estrategia busca un equilibrio entre riesgo y rentabilidad. Utilizan menos señales, dejando de esperar que se cumplan algunas para entrar antes en la posición y obtener más rentabilidad que una estrategia conservadora.	Compra	C3, C5
		Venta	V3, V5

Agresiva	Esta estrategia busca rentabilidades mayores. Toma el riesgo de utilizar una sola señal sin esperar a que se cumpla ninguna otra, pudiendo entrar antes a una operación que una estrategia moderada.	Compra	C5
		Venta	V5

4.4. Indicadores osciladores

Los indicadores osciladores son utilizados para la identificación de tendencias y los cambios de dirección de estas. Estos indicadores se basan en la idea de que los precios tienden a oscilar entre niveles de soporte y de resistencia, observando la tendencia y los rendimientos pasados durante un periodo de tiempo específico para ayudar a predecir los movimientos de los precios futuros. (Huang y otros, 2023)

Un indicador oscilador es una herramienta utilizada para identificar los cambios en la dirección de la tendencia de los precios, además de la fuerza y el impulso de esta. Esta estrategia trata de comprar activos con buen rendimiento pasado y vender activos con un mal rendimiento pasado, bajo la creencia de que la tendencia de ese rendimiento va a continuar o cambiar. Es decir, busca niveles de sobrecompra o sobreventa, o cambios en la dirección para ayudar en la toma de decisiones de inversión. (Morales, 2023)

Estos indicadores se grafican por debajo del gráfico de precios y oscilan alrededor de un valor central con un límite superior e inferior (Rabassa Y. , YouTube, 2019). Cuando el oscilador llega a un nivel superior a “x” se considera que el activo está sobrecomprado y cuando es inferior a “y” se considera sobrevendido, los niveles “x” e “y” dependerán del indicador utilizado.

4.4.1. Índice de fuerza relativa (RSI)

El RSI es un oscilador de *momentum*, y uno de los indicadores más populares y utilizados debido a su facilidad de uso e interpretación. Este fue creado por Welles Wilder y desarrollado en su libro “*New Concepts in Technical Trading Systems*” (Moroşan, 2011).

Este indicador mide la velocidad, inercia y *momentum* de la tendencia de un activo, para tratar de predecir su continuación o cambio de tendencia. Esto lo hace comparando el

aumento de los precios de cierre con las caídas de este en un determinado periodo de tiempo, y dándoles un rango de valor entre 0 y 100 (Halilbegovic y otros, 2018).

La señal principal de este indicador se produce cuando los precios ascienden muy rápidamente, y superan un cierto nivel del rango (generalmente 70), el activo se considera sobrecomprado y se puede esperar una corrección a la baja. Esto se considera como una señal de venta. Y cuando los precios descienden muy rápidamente, y caen por debajo de un cierto nivel del rango (generalmente 30), el activo se considera sobrevendido y se puede esperar una corrección al alza. Esto se considera como una señal de compra. Por ejemplo, un RSI con valor de 80 indica que el activo está sobrecomprado, un valor de 20 indica que el activo está sobrevendido, mientras un nivel de 50 indica que el activo se encuentra en una zona neutral, sin una presión dominante de compra o venta (Moroşan, 2011).

Figura 5: Señales de compra y venta en gráfico diario de AMD con indicador RSI.



Nota: El gráfico muestra la evolución del precio de cierre de la acción (velas japonesas). El eje de abscisas muestra el tiempo en días y el eje de ordenadas el precio en dólares estadounidenses. Se aplica el indicador índice de fuerza relativa. Las flechas señalan las señales de compra (flecha verde) y venta (flecha roja), producidas por los valores de 80 y 20 alcanzados por el RSI. **Fuente:** Elaboración propia a partir de datos de AMD a través de la plataforma marketscreener.com (2025).

Por otro lado, tenemos la señal de divergencia la cual actúa como una señal de posible cambio en la tendencia del precio (Ruiz Herrán y otros, 2008).

Divergencia bajista: Si el precio alcanza nuevos máximos mientras que el RSI forma máximos decrecientes (por ejemplo, de 90 a 80 a 70 tras correcciones), sugiere que la tendencia alcista está perdiendo impulso y podría invertirse pronto.

Divergencia alcista: Inversamente, si el precio registra nuevos mínimos simultáneamente con mínimos crecientes en el RSI, indica que la tendencia bajista se debilita y es probable un cambio al alza.

La fórmula para calcular el RSI es la siguiente:

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + RS}$$
$$RS = \frac{\text{Promedio de ganancias } n \text{ periodos}}{\text{Promedio de perdidas } n \text{ periodos}}$$

Siendo 14 el número de periodos establecido por Welles Wilder con periodicidad diaria.

4.4.2. Media móvil de convergencia divergencia (MACD)

El MACD es uno de los indicadores más utilizados. Este es un indicador oscilador que ayuda a ver la tendencia del mercado, la velocidad y la fuerza de esta, así como la posibilidad de que esta cambie. Fue creado por Gerald Apple en 1979 mediante el uso de dos medias móviles exponenciales, y se sitúa por debajo del gráfico de velas. Sus parámetros originales son 12 y 26 periodos para sus dos medias móviles exponenciales y 9 periodos para otro de sus componentes, ya que fue diseñado para gráficos diarios (Rabassa J. , youtube, 2025).

Tiene tres componentes (Zhang y otros, 2023) (Halilbegovic, 2016):

Línea MACD:

Esta es la diferencia entre dos EMA, una rápida y una lenta. Generalmente siendo la primera de 12 periodos y la segunda de 26. Cuando cruza la línea 0 del gráfico MACD no hay diferencia entre las EMAs y cuanto más se aleja de esta más diferencia hay.

$$\text{Línea MACD} = EMA12 - EMA26$$

Línea de señal:

Esta es una EMA de la Línea MACD, es decir, una línea MACD suavizada. Generalmente es de 9 periodos.

$$\text{Línea de señal} = \text{EMA9}(\text{Línea MACD})$$

Histograma MACD:

El ultimo componente del indicador es un histograma, siendo la diferencia entre la línea MACD y la línea de señal. Este cambia de posición respecto a la línea 0 dependiendo de la tendencia del activo. Cuando la tendencia es positiva el histograma aparece por encima de la línea 0 y es de color verde. Cuando la tendencia es negativa el histograma aparece por debajo de la línea 0 y es de color rojo.

$$\text{Histograma MACD} = \text{Línea MACD} - \text{Línea de señal}$$

Las señales de entrada o salida del mercado se producen interpretando el comportamiento que tienen estos componentes (Hamzah y otros, 2022) (Halilbegovic, 2016).

Señal 1, Cruce de línea MACD y línea de señal:

Se produce cuando la línea MACD y la línea de señal se cruzan. Cuando la línea MACD cruza la línea de señal de abajo hacia arriba es una señal de compra. Y cuando la línea MACD cruza la línea de señal de arriba hacia abajo es una señal de venta. Esto se debe a que la línea de señal es una media móvil de la propia línea MACD, y el cruce de estas nos indica que la tendencia está ganando fuerza, lo que podría indicar el inicio de una tendencia o la continuación de una ya existente.

Adicionalmente, dependiendo de a que distancia ocurra este cruce la señal tendrá una mayor o menor fuerza. Por ejemplo, si se cruzan muy lejos de la línea 0 la fuerza de la señal será elevada, y por otro lado si se cruzan muy cerca de la línea 0 la fuerza de la señal será menor.

Figura 6: Ejemplos de señales de compra y venta de Señal 1, y componentes del indicador en gráfico diario de AMD.



Nota: El gráfico muestra la evolución del precio de cierre de la acción (línea negra). El eje de abscisas muestra el tiempo en días y el eje de ordenadas el precio en dólares estadounidenses. Se aplica el indicador MACD y se muestran sus componentes: línea de señal (línea roja), línea MACD (línea azul), línea 0 (línea negra) e histograma (barras rojas y verdes). Las flechas señalan las señales de compra (flecha verde) y venta (flecha roja), producidas por el cruce de la línea MACD con la línea de Señal en los niveles extremos del indicador. **Fuente:** Elaboración propia a partir de datos de AMD a través de la plataforma marketscreener.com (2025).

Señal 2, cruce de línea 0:

Se produce con el cruce de la línea MACD con la línea 0. Cuando la línea MACD cruza hacia arriba la línea 0 se produce una señal de compra. Y cuando la línea MACD cruza hacia abajo la línea 0 se produce una señal de venta. En el momento en el que la línea MACD se encuentra en la línea 0, no hay diferencia entre la EMA12 y la EMA26. Es decir, esta señal no es más que la señal producida por el cruce de una EMA lenta con una EMA rápida.

Figura 7: Ejemplos de señales de compra y venta de Señal 2 en gráfico diario de AMD.



Nota: El gráfico muestra la evolución del precio de cierre de la acción (velas japonesas). El eje de abscisas muestra el tiempo en días y el eje de ordenadas el precio en dólares estadounidenses. Se aplica el indicador MACD. Las flechas señalan las señales de compra (flecha verde) y venta (flecha roja), producidas por el cruce de la línea MACD con la línea 0. **Fuente:** Elaboración propia a partir de datos de AMD a través de la plataforma marketscreener.com (2025).

Señal 3, Divergencia:

Al igual que en el RSI la divergencia es una señal de que la tendencia del precio de un activo puede cambiar debido a que está perdiendo impulso (Chen & Zhu, 2025).

La divergencia bajista ocurre cuando el precio del activo está marcando nuevos máximos, pero al mismo tiempo, los máximos del indicador MACD están disminuyendo. Esta diferencia sugiere que la tendencia alcista está debilitándose y podría invertirse hacia una tendencia bajista.

Y la divergencia alcista se da cuando el precio del activo está registrando nuevos mínimos, pero los mínimos del indicador MACD están aumentando, acercándose a la línea cero. La discrepancia indica que la tendencia bajista está perdiendo fuerza y podría cambiar hacia una tendencia alcista.

En el periodo utilizado para los ejemplos de las figuras, aunque en el indicador RSI no se refleja, con el MACD vemos una posible señal de divergencia alcista.

Figura 8: Ejemplo de señal de divergencia alcista en gráfico diario de AMD.



Nota: El gráfico muestra la evolución del precio de cierre de la acción (velas japonesas). El eje de abscisas muestra el tiempo en días y el eje de ordenadas el precio en dólares estadounidenses. Se aplica el indicador MACD. Y se muestra una señal de divergencia bajista, la línea de tendencia alcista (línea verde) y la línea de tendencia bajista (línea roja recta), viendo que la tendencia del precio está perdiendo fuerza. **Fuente:** Elaboración propia a partir de datos de AMD a través de la plataforma marketscreener.com (2025).

Adicionalmente, aunque no es directamente una señal de compra o venta, podemos confirmar la tendencia actual y si está ganado fuerza. Por ejemplo, si los precios están alcanzando nuevos máximos a la vez que la línea MACD está alcanzando nuevos mínimos, la tendencia alcista está ganando fuerza. Y si los precios están alcanzando nuevos mínimos a la vez que la línea MACD está logrando nuevos máximos, la tendencia bajista está ganando fuerza.

El histograma también puede ser utilizado para la confirmación de tendencias, siendo esta otra forma de ver lo que está pasando en la señal 1, ya que este es la diferencia que hay entre la línea MACD y la línea de señal. Cuando el histograma se acerca a la línea 0, es

decir, la diferencia entre la línea MACD y la línea de señal está disminuyendo, la tendencia está perdiendo fuerza. Y si el histograma está más alejado de la línea 0, es decir, la diferencia entre la línea MACD y la línea de señal es mayor, la tendencia está ganando o tiene fuerza.

4.5. Indicador de volatilidad

La volatilidad representa las variaciones que sufre un activo en el mercado financiero. Si un activo sufre una gran cantidad de variaciones en el precio, podremos decir que es un activo muy volátil. Una mayor volatilidad implica una mayor incertidumbre en los cambios de los precios, por tanto, un nivel superior de esta representa una mayor imprevisibilidad y un mayor riesgo.

Esta la podemos dividir en tres factores clave: el riesgo sistemático, el no sistemático y las expectativas de los inversores.

Y en distintos métodos para medir la volatilidad de las acciones: volatilidad real, volatilidad histórica, volatilidad implícita y volatilidad esperada.

Volatilidad real: Medida del grado de volatilidad que tiene un activo en un periodo de tiempo determinado. Pudiendo medir esta mediante métodos paramétricos utilizando modelos paramétricos, y mediante no paramétricos utilizando los datos de precios diarios, mensuales o anuales.

Volatilidad histórica: Medida que utiliza los datos pasados de volatilidad durante un periodo específico para el cálculo de la desviación estándar de los precios estudiados. Se utiliza para obtener la fluctuación pasada del precio del activo financiero en el intervalo seleccionado, por lo que su precisión para la predicción de precios futuros es limitada.

Volatilidad implícita: Calculada a partir del precio de las transacciones de los activos del mercado. Esta es una medida de la expectativa de la volatilidad futura de un activo.

Volatilidad esperada: Calculada a partir de técnicas estadísticas para predecir la volatilidad real que va a tener un activo.

4.5.1. Bandas de Bollinger

Este indicador es una de las herramientas de análisis técnico más conocidas. Fue creado por John Bollinger en 1983. La función de este indicador es medir la volatilidad de un activo, y ayudar a detectar posibles momentos de compra o venta. Este indicador está basado en una Media Móvil Simple (SMA) y la desviación estándar, siendo esta última la medida de cuanto se alejan los precios de la media (Alhaziva y otros, 2023).

El indicador está compuesto de tres líneas:

Línea central: Esta es una Media Móvil simple, generalmente de 20 periodos.

Banda superior: La suma de la media móvil y dos veces la desviación estándar de los precios de cierre, eligiendo para la desviación estándar los mismos periodos de la media móvil.

$$UBB = SMA_n + m \times \sigma_n$$

σ_n : desviación estándar en los últimos n periodos.

m: número de veces que se suma o resta la desviación estándar.

Banda inferior: La resta de dos veces la desviación estándar de los precios de cierre a la media móvil, seleccionando como periodos para la desviación estándar los mismos que se han utilizado para la media móvil.

$$LBB = SMA_n - m \times \sigma_n$$

Este indicador es visualmente muy sencillo. Siendo la distancia de las bandas superior e inferior, el reflejo de la volatilidad del mercado. Cuanto más alejadas estén las bandas de la media mayor volatilidad tendrá el precio en ese momento, así como cuanto más cerca estén las bandas de la media menor volatilidad tendrá el precio en ese momento.

El indicador ayuda a identificar momentos de sobrecompra y sobreventa y cambios de tendencia, produciendo señales de compra o venta del activo.

Una señal de compra se da cuando el precio toca o cruza la banda inferior, lo que quiere decir que el activo está sobrevendido, y el precio podría corregirse cambiando la tendencia al alza.

Una señal de venta se da cuando el precio toca o cruza la banda superior, lo que quiere decir que el activo está sobrecomprado, y el precio podría corregirse cambiando la tendencia a la baja.

Figura 9: Ejemplos de señales de compra y venta con el indicador Bandas de Bollinger en gráfico diario de AMD.



Nota: El gráfico muestra la evolución del precio de cierre de la acción (velas japonesas). El eje de abscisas muestra el tiempo en días y el eje de ordenadas el precio en dólares estadounidenses. Se aplica el indicador Bandas de Bollinger. Las flechas señalan las señales de compra (flecha verde) y venta (flecha roja), producidas cuando la media móvil del indicador toca las bandas. **Fuente:** Elaboración propia a partir de datos de AMD a través de la plataforma marketscreener.com (2025).

Aunque esta estrategia no es útil en un mercado con una tendencia fuerte, donde el precio puede seguir moviéndose a lo largo de una de las bandas por un largo periodo de tiempo.

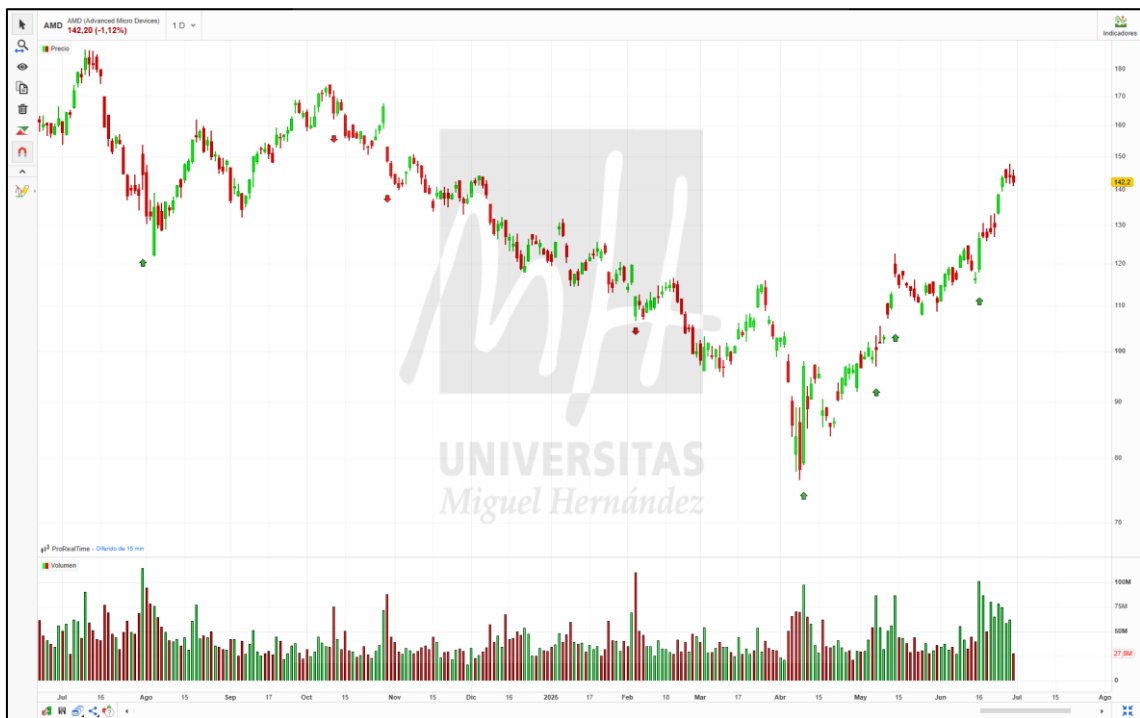
4.6. El volumen: confirmador de tendencias

El volumen se define como el número de transacciones que se han llevado a cabo durante un periodo específico, pudiendo este referirse al número de activos con el que se ha operado en un periodo, o a la cantidad monetaria. Esto puede jugar un papel fundamental para la toma de decisiones de los inversores, ya que permite conocer qué tipo de inversor

ha tenido un mayor peso en el periodo seleccionado, el comprador o el vendedor. En un gráfico diario, si el precio aumenta en un día, podremos decir que el volumen de ese día ha sido alcista, y si disminuye, el volumen ha sido bajista, pudiendo observarlo en intervalos de tiempo distintos. Por otra parte, si el precio de apertura del día siguiente es mayor que el precio de cierre del anterior, indica una fuerza de compra mayor, y si el precio de apertura es menor, indica una fuerza de venta mayor.

La cuestión planteada es si el volumen puede ser utilizado como un confirmador de tendencias, o ayudar a detectar los cambios en ella. (Scialoia y otros, 2024)

Figura 10: Posibles zonas de volumen que confirman tendencias o muestran cambios en esta.



Nota: El gráfico muestra la evolución del precio de cierre de la acción (velas japonesas). El eje de abscisas muestra el tiempo en días y el eje de ordenadas el precio en dólares estadounidenses. Se aplica un gráfico de barras de volumen (grafico de barras verdes y rojas). Las flechas (flechas verdes y rojas) señalan los posibles cambios de tendencia o persistencia de estas. **Fuente:** Elaboración propia a partir de datos de AMD a través de la plataforma marketscreener.com (2025).

4.7. Finanzas conductuales y la crítica a la hipótesis de los mercados eficientes

Las finanzas conductuales son el estudio del comportamiento humano en relación con la toma de decisiones de inversión. El estudio de las finanzas conductuales se basa en los sesgos que limitan las decisiones de inversión, pudiendo ser muy útiles para optimizar futuras inversiones. (renta4blog, 2025)

Parte de la base de que los inversores no son perfectamente racionales y los mercados no son eficientes tal y como la teoría de los mercados eficientes propone. *“We do not live in a world of “Econs”. We live in a world of Humans. And since most economists are also human, they also know that they do not live in a world of Econs.”* (Thaler R. H., 2016, pág. 6) Las emociones juegan un papel importante en la toma de decisiones de los inversores, provocando desviaciones de la perfecta racionalidad, de ahí surge el estudio de intentar averiguar hasta qué punto dichas emociones influyen en los mercados financieros.

Esto ha llevado al desarrollo de las finanzas conductuales y numerosas teorías que integran los conocimientos sobre psicología para entender las decisiones financieras.

Teoría de las perspectivas (Kahneman & Tversky, 1979).

Surgió como una crítica a la teoría de la utilidad esperada, teoría que describe un modelo de elección racional, donde se escoge la opción que presente una mayor utilidad (Coll Morales, 2021). La teoría de las perspectivas propone un modelo más preciso del comportamiento real, donde el valor se asigna a las ganancias y las pérdidas en lugar de a los activos finales, y las probabilidades se reemplazan por pesos de decisión.

Función de valor:

- Está definida sobre ganancias y pérdidas respecto a un punto de referencia.
- Es cóncava para las ganancias (cuando ya estás ganando bastante, una ganancia adicional del mismo tamaño satisface menos) y convexa para las pérdidas (cuando ya estás perdiendo bastante una pérdida adicional del mismo tamaño duele menos), existiendo una aversión a esta.
- La curva de las pérdidas es más pronunciada que la curva de las ganancias, es decir, el impacto de una pérdida es mayor al de una ganancia del mismo tamaño.

Por otro lado, la teoría reemplaza las probabilidades objetivas por pesos de decisión, se tienden a sobre ponderar las probabilidades pequeñas y a sub ponderar las probabilidades moderadas y altas.

Ambos aspectos muestran que los inversores pueden tomar decisiones subóptimas.

Además, las finanzas conductuales se nutren del estudio de diversas heurísticas y sesgos cognitivos, los cuales tienen consecuencias directas en el comportamiento de los inversores resultando observables en los mercados financieros.

Tabla 4. Sesgos relacionados con los indicadores del análisis técnico.

Sesgo	Explicación	Relación con AT
Comportamiento de manada (Banerjee, 1992).	Las personas tienden a seguir las decisiones de los demás creyendo que tienen información importante, en lugar de usar información propia.	Explica la persistencia de las tendencias reflejada con el cruce de una media móvil con una larga, o el cruce de la <i>Tenkan-sen</i> con la <i>Kijun-sen</i> y su continuación.
Exceso de confianza (Barber & Odean, 1999).	Los inversores sobreestiman su habilidad para predecir el futuro, lo que hace que operen con una frecuencia excesiva que reduce sus rendimientos.	Explica los indicadores que miden niveles de sobrecompra y sobreventa como el RSI y el MACD. El optimismo y el pesimismo lleva a los precios a los extremos.
Contabilidad Mental (Thaler R. , 1999)	Las personas tratan el dinero de forma diferente. Son menos reacios a utilizar el dinero ganado de operaciones previas.	Sesgo que explica los niveles de sobrecompra y sobreventa reflejados por el RSI y MACD.
Efecto dotación y statu quo (Kahneman y otros, 1991) y Efecto disposición (Sherfin &	Las personas valoran más lo que poseen. Tienden a vender demasiado pronto y a mantener pérdidas demasiado tiempo.	Estos explican el funcionamiento de los niveles de soporte y resistencia. Reflejando esto

Statman, 1985) (Barber & Odean, 1999)		una media móvil larga o la <i>kumo</i> del <i>Ichimoku</i> .
Sobrerreacción (De Bondt & Thaler, 1987)	Se tiende a dar un peso más excesivo a la información más reciente y llamativa, provocando movimientos de precio exagerados que tienden a corregirse.	Explica el funcionamiento de las medias móviles cortas exponenciales que capturan estos cambios de humor a corto plazo, así como la volatilidad reflejada por las Bandas de Bollinger y la reversión a la banda central.

El comportamiento de los inversores afectado por los sesgos puede generar anomalías de mercado, como lo son los excesos de volatilidad, la reversión de las sobre reacciones, las burbujas, los sub-rendimientos y los límites al arbitraje, lo que contradice directamente la teoría de los mercados eficientes.



5. RESULTADOS

5.1. Clasificación de los artículos

Tabla 5. Clasificación de los artículos analizados.

Estudio	Indicador	Resultados	Costes de transacción	Compara con BH
(Brock y otros, 1992)	A	A	B	A
(Chaddha & Yadav, 2022)	A	B	B	A
(Ma y otros, 2019)	A	A	A	A
(Chang y otros, 2018)	A	A	B	B
(Glabadanidis, 2012)	A	A	A	A
(Ilomäki y otros, 2018)	A	A	A	B
(Liu & Li, 2023)	A	A	B	B
(Bahl, 2015)	A	A	B	B
(Glabadanidis, 2017)	A	A	A	A
(Ojha & Saxena, 2023)	A	A	B	B
(Purnomo y otros, 2024)	B	C	B	A
(Gurrib y otros, 2021)	B	A	A	A
(Shawn y otros, 2015)	B	A	B	A
(Purnomo y otros, 2024)	B	A	B	A
(Lutey & Rayone, 2022)	B	A	B	B
(Losman y otros, 2022)	B	A	B	B
(Che-Ngoc y otros, 2022)	B	A	B	A
(Lutey & Rayome, 2022)	B	A	A	A
(Deng y otros, 2021)	B	D	A	A
(Lutey & Rayome, 2020)	B	A	B	A
(Halilbegovic y otros, 2018)	C	C	B	B
(Badruzaman, 2019)	C	A	B	B
(Khairudin y otros, 2022)	C	A	B	A
(Rodríguez-González y otros, 2010)	C	D	B	B
(Ruiz Herrán y otros, 2008)	C	A	A	A
(Marek & Sediva, 2017)	C	D	A	A
(Siow, 2024)	C	A	B	A
(Moroşan, 2011)	C	B	B	B
(Agudelo Aguirre y otros, 2022)	C	A	B	A
(Cohen & Cabiri, 2015)	C, D	D, D	A	A
(Sami y otros, 2022)	C, D	A, A	B	B
(Chio, 2022)	D	B	B	B
(Khatua, 2016)	D	C	B	B
(Hamzah y otros, 2022)	D	A	B	B
(Wang y otros, 2017)	D	A	A	B
(Halilbegovic, 2016)	D	B	B	B
(Zhang y otros, 2023)	D	D	B	A
(Chen & Zhu, 2025)	D	A	B	B
(Wang & Kim, 2018)	D	A	B	B
(Joshi, 2022)	D	C	B	A
(Kang, 2021)	D	A	B	A
(Lauguico y otros, 2019)	E	A	B	B
(Alhaziva y otros, 2023)	E	A	B	B
(Leeds, 2012)	E	A	B	B
(Fang y otros, 2017)	E	B	A	A
(Ni y otros, 2020)	E	A	B	A
(Lutey M. , 2022)	E	A	B	A
(Daniswara y otros, 2022)	E	A	B	B

Nota: La clasificación alfabética se encuentra en la **Tabla 1** del apartado **3.4**.

Tabla 6. Mercados estudiados en los artículos.

Estudio	Indicador	Mercado estudiado	Re.
(Brock y otros, 1992)	A	Estados Unidos-DJIA	A
(Chaddha & Yadav, 2022)	A	Estados Unidos-Acciones del S&P500	B
(Ma y otros, 2019)	A	Estados Unidos-S&P500	A
(Chang y otros, 2018)	A	Estados Unidos-Acciones del DJIA	A
(Glabadanidis, 2012)	A	Estados Unidos-Acciones individuales, carteras	A
(Ilomäki y otros, 2018)	A	Estados Unidos-Acciones del DJIA	A
(Liu & Li, 2023)	A	China-Kweichow Moutai Co., Ltd.	A
(Bahl, 2015)	A	India-BSE	A
(Glabadanidis, 2017)	A	Estados Unidos-Acciones individuales, carteras	A
(Ojha & Saxena, 2023)	A	Estados Unidos-Apple, India-TCS	A
(Purnomo y otros, 2024)	B	Indonesia-Acciones del JII-70	C
(Gurrib y otros, 2021)	B	Estados Unidos-Acciones Energéticas S&P500	A
(Shawn y otros, 2015)	B	EEUU-Acciones S&P500, Japón-Nikkei 225	A
(Purnomo y otros, 2024)	B	Indonesia-Acciones	A
(Lutey & Rayone, 2022)	B	EEUU-S&P500, Canadá, Alemania, Reino Unido	A
(Losman y otros, 2022)	B	Indonesia-LQ45	A
(Che-Ngoc y otros, 2022)	B	Vietnam-Acciones del HOSE	A
(Lutey & Rayome, 2022)	B	Estados Unidos-S&P500 Large Cap	A
(Deng y otros, 2021)	B	Nikkei 225, Shanghai composite, HSI, S&P500	D
(Lutey & Rayome, 2020)	B	Estados Unidos-NYSE, AMEX, NASDAQ	A
(Halilbegovic y otros, 2018)	C	Estados Unidos-Amazon, Apple, IBM	C
(Badruzaman, 2019)	C	Indonesia- Acciones del JII-70	A
(Khairudin y otros, 2022)	C	Malasia-FTFBMHS, FBKLCI	A
(Rodríguez-González y otros, 2010)	C	España-IBEX35	D
(Ruiz Herrán y otros, 2008)	C	España-IBEX35	A
(Marek & Sediva, 2017)	C	Estados Unidos-Acciones del S&P500	D
(Siow, 2024)	C	Malasia-Acciones del KLSE	A
(Moroşan, 2011)	C	Estados Unidos-S&P500	B
(Agudelo Aguirre y otros, 2022)	C	Estados Unidos-S&P500	A
(Cohen & Cabiri, 2015)	C, D	DJI, FTSE, NK225, TA100	D,D
(Sami y otros, 2022)	C, D	Acciones de NYSE, BSE, NIKKEI, HKSE, DSE...	A,A
(Chio, 2022)	D	Estados Unidos-DJI, NASDAQ, S&P500	B
(Khatua, 2016)	D	India-Acciones del NSE	C
(Hamzah y otros, 2022)	D	Indonesia-PT. Bank Syariah Indonesia Tbk	A
(Wang y otros, 2017)	D	China-Empresas de computación en la nube	A
(Halilbegovic, 2016)	D	Estados Unidos-Amazon, Apple, IBM	B
(Zhang y otros, 2023)	D	Estados Unidos-Acciones empresas industriales	D
(Chen & Zhu, 2025)	D	China-ETF del CSI300	A
(Wang & Kim, 2018)	D	China-Acciones del SSEC	A
(Joshi, 2022)	D	Nepal-NEPSE	C
(Kang, 2021)	D	Japón-Futuros del Nikkei	A
(Lauguico y otros, 2019)	E	Filipinas-San Miguel Corporation	A
(Alhaziva y otros, 2023)	E	Indonesia-BBRI.JK, BBKA.JK, BMRI.JK	A
(Leeds, 2012)	E	Estados Unidos-S&P500, Japón-Nikkei 225	A
(Fang y otros, 2017)	E	14 mercados de 13 países	B
(Ni y otros, 2020)	E	Taiwán-Acciones del TW50	A
(Lutey M. , 2022)	E	EEUU-Carteras de NYSE, AMEX y NASDAQ	A
(Daniswara y otros, 2022)	E	Indonesia-Acciones del LQ45	A

Así, tenemos que 26 de 48 estudios utilizaron mercados estadounidenses encontrando evidencia directamente positiva en dieciséis de estos y evidencia con resultados mixtos en cuatro artículos. En cuanto al mercado español 2 de los 48 artículos lo utilizaron encontrando evidencia directamente positiva en uno y evidencia con resultados mixtos en el otro. Sobre el mercado chino encontramos 7 artículos de los 48, encontrando evidencia directamente positiva en cinco y evidencia con resultados mixtos en uno. 3 de los 48 estudian el mercado indio, encontrando evidencia directamente positiva en dos de estos.

De Indonesia encontramos 7 de los 48 estudios, proporcionando seis de esta evidencia directamente positiva y uno de ellos evidencia con resultados mixtos. En el mercado japonés se realizan 7 de los 48 estudios, se encuentra evidencia directamente positiva en cuatro de estos. De Malasia 3 de los 48 estudian su mercado proporcionando las tres evidencias directamente positivas. El mercado de Reino Unido es utilizado en 3 de los 48 artículos encontrando evidencia directamente positiva en 1 de ellos. El alemán es utilizado en 2 artículos de los 48 encontrando evidencia directamente positiva en 1 de ellos. 1 de los 48 se realiza en el mercado de Vietnam arrojando resultados directamente positivos. En Filipinas se realiza 1 arrojando evidencia directamente positiva. Y en Taiwán encontramos 1 arrojando evidencia directamente positiva. En Canadá encontramos 1 arrojando evidencia directamente positiva. Y sobre Corea encontramos 1 arrojando evidencia directamente positiva.

Demostrando que las ineficiencias del mercado no ocurren en el caso aislado de un solo mercado y encontrando evidencia en contra de la forma débil de la Hipótesis de los Mercados Eficientes.

5.2. Medias móviles

Muchos estudios encontraron evidencia de que las reglas de medias móviles tenían poder predictivo significativo, en los artículos estudiados 9 de 10 (90%) lo han hecho, teniendo cuatro de estos en consideración los costes de transacción. El porcentaje de estudios que arrojan un resultado positivo, refuerzan la idea de que el mercado es susceptible al arbitraje. Siendo esto reforzado por cuatro artículos que compran directamente el indicador estudiado con la estrategia de *buy-and-hold*.

Se encontró que las medias móviles, especialmente las basadas en precios diarios pueden mostrar una predictibilidad significativa tanto dentro como fuera de la muestra estudiada, superando la media histórica (Ma y otros, 2019). Además, la predictibilidad parece ser mayor calculando la media móvil con un menor número de periodos, dicho de otra forma, la predictibilidad es mayor en retardos más cortos, y se pierde predictibilidad con retardos más largos, a partir de 20 días. Esto podría explicarse con el “efecto recencia” de las finanzas conductuales, el cual explica que la información más reciente es más valiosa para predecir el comportamiento del mercado, lo que va de la mano con la sobre-reacción explicada por De Bondt & Thaler (1987).

Glabadanidis (2017) hace un estudio combinando medias móviles (CMA), aplicado a carteras clasificadas por capitalización, relación libro-mercado, *momentum* y desviación estándar, y a acciones individuales. Concluyendo que los rendimientos son superiores a la estrategia de *buy-and-hold* (BH) incluso considerando los costes de transacción, y con un aumento de los ratios de Sharpe, para todas las carteras seleccionadas, pero siendo los resultados para acciones individuales menos favorables. Se observa que una mayor volatilidad impulsa los rendimientos de la CMA. Además, esta estrategia se compara con el uso de una sola media móvil simple, concretamente con la SMA10 y la SMA20. Los resultados no presentan tanta mejora como con relación a BH, pero siguen mostrando mayores ratios de Sharpe.

Respecto a las 3 estrategias de señales con medias móviles, aunque el estudio de Chaddha & Yadav (2022) no arroje resultados positivos, muestra que la estrategia de Señal 2 de Media Móvil, obtuvo consistentemente mejores resultados de rendimientos ajustados al riesgo que las otras dos estrategias. Liu & Li (2023) estudian este tipo de señal, usando una SMA5 con una SMA20 y encontrando resultados consistentemente positivos. Ojha & Saxena (2023) hacen un estudio comparativo de SMA y EMA. Se observó que la EMA al dar un mayor peso a los datos recientes, es más reactiva a los cambios en los precios, y la SMA muestra utilidad como método para identificar niveles de soportes y resistencias. Los resultados de estos estudios sugieren que una posible buena estrategia para la predicción de los precios es el uso de dos medias móviles exponenciales, una corta y una mediana, para la identificación de señales de compra y venta, y una media móvil simple larga para detectar niveles de soporte y resistencia.

También se ha estudiado el uso de las medias móviles como ayuda en la inversión a largo plazo (Chang y otros, 2018). Encontrando que, con el uso de medias móviles de ventanas amplias en tiempo y frecuencias de datos mensuales, o menores como trimestrales, se pueden mejorar los ratios de Sharpe en comparación con estrategias aleatorias de BH. Esto sugiere que las acciones pueden ser predecibles incluso a largo plazo y las medias móviles son una herramienta útil para detectar tendencias a largo plazo.

Por último, algunas de las críticas al estudio es que no se tienen en cuenta costes de transacción y el *data snooping*².

² Sesgo que ocurre al probar múltiples reglas en los mismos datos históricos hasta que una parece funcionar, pudiendo carecer de poder predictivo real fuera de la muestra.

La primera crítica se ve desmentida por los artículos de Ma y otros (2019), Glabadanidis (2012), Ilomäki y otros (2018) y Glabadanidis (2017), ya que sí se incluyen los costes.

Para desmentir la segunda crítica vemos como en estudios como el de Ma y otros (2019), se obtienen resultados positivos tanto dentro como fuera de la muestra. Este y el estudio de Glabadanidis (2017) prueban la robustez de sus resultados dividiendo la muestra en subperiodos. Además, en su otro artículo, Glabadanidis (2012) extiende su análisis a siete mercados bursátiles, encontrando evidencia de rentabilidad y probando la robustez de la estrategia.

5.3. Ichimoku

Diversos artículos han encontrado evidencia de que el indicador *Ichimoku* arroja resultados positivos aplicado a los mercados por sí solo, de los artículos escogidos 8 de 10 arrojan resultados positivos (80%) siendo uno de resultados mixtos donde una parte de los resultados son positivos y uno de resultados no significativos, pero ninguno consistentemente negativo. De los estudios con resultados positivos seis comparan directamente el indicador con estrategias BH, y tanto el estudio con resultados mixtos como el de resultados no significativos también comparan con BH.

Los estudios sugieren que las estrategias basadas en *Ichimoku* pueden generar rendimientos positivos superiores a estrategias BH. Shawn y otros (2015) encontraron evidencia de que las señales generan rentabilidades extraordinarias en acciones individuales de EE. UU. y Japón, construyendo estrategias que superaban a las de comprar y mantener y vender y mantener. Che-Ngoc y otros (2022) estudiaron el comportamiento del indicador durante la pandemia del COVID-19, encontrando que incluso con los efectos adversos del periodo era posible obtener rentabilidades superiores a las del mercado. Gurrib y otros (2021) concluyeron que su uso puede beneficiar a los especuladores en acciones energéticas estadounidenses, incluso durante caídas del precio del petróleo. Purnomo y otros (2024) demostraron que una estrategia “dinámica” en la que el indicador se utiliza en estrategias de *momentum*³ y *contrarian*⁴, genera retornos superiores comparado a estrategias únicamente *momentum* y *contrarian* sin el uso del indicador, y retornos superiores al rendimiento del mercado.

³ Estrategia que consiste en seguir la tendencia actual del mercado.

⁴ Estrategia que consiste en ir en contra de la tendencia actual del mercado.

Previamente explicamos los tres tipos de estrategias que se pueden aplicar con este indicador en función de la cantidad de señales que produce. En el estudio de Purnomo y otros (2024), en el que se comparan los tres tipos explicados, aunque todos tienen mayores retornos promedio que las estrategias BH, la estrategia moderada muestra consistentemente el mayor retorno promedio, con un mayor ratio de Sharpe. El estudio de Shawn y otros (2015), hace una distinción entre dos estrategias, una conservadora y una agresiva, concluyendo que las estrategias conservadoras funcionan mejor que las agresivas tanto en términos absolutos como relativos, siendo estas estrategias más lentas y capturando menos señales falsas que las agresivas, las cuales son más reactivas a los movimientos de los precios.

Por otro lado, el indicador tiene diversos componentes además de la consideración de la línea del precio. Por ello, en algunos de los artículos se estudia la efectividad de los distintos componentes del indicador. Lutey & Rayome (2020) encontraron que tanto la señal producida por el precio con la *tenkan-sen*, como la señal producida por la *tenkan-sen* con la *kijun-sen* son las más consistentes en la mayoría de los mercados analizados. Shawn y otros (2015) hablan de que la señal producida por la *chikou-span* con la *kumo* es la más consistente, y es la usada en su estudio. Che-Ngoc y otros (2022) y Gurrib y otros (2021), también basaron su estudio en el cruce de la *chikou-span* con la *kumo* obteniendo resultados positivos. Por otro lado, Deng y otros (2021) encontraron que, para el trading de índices bursátiles, las estrategias que combinaban varios de los componentes de *Ichimoku*, tendían a ser las más rentables. Por lo que se debe de considerar que la efectividad de los componentes del indicador puede depender del mercado, periodo analizado o si se trata de acciones o índices, para distintos mercados o activos se deberán de considerar distintas señales o dar mayor un mayor peso a su confirmación.

Más allá de la rentabilidad, se ha visto que el indicador es útil en periodos de recesión y en la prevención de pérdidas. Lutey & Rayome (2020) encontraron que el indicador durante periodos de recesión tuvo un mejor rendimiento que carteras equivalentes a estrategias BH. Shawn y otros (2015) destacan que el indicador es útil para evitar grandes pérdidas. Che-Ngoc y otros (2022) observaron que durante la caída del mercado al comienzo de la pandemia del COVID-19, el uso del indicador evitó pérdidas en comparación con la estrategia de BH. Gurrib y otros, (2021) mencionan que el uso del indicador protege a los *traders* ante las caídas del mercado, así como Purnomo y otros (2024) hablan de la utilidad del indicador para identificar rupturas de tendencias.

Por último, en los artículos de Shawn y otros (2015) y Deng y otros (2021) también se menciona la utilidad del indicador para las tendencias de medio plazo y transacciones largas en el tiempo.

Como conclusión, vemos que el Indicador *Ichimoku* puede generar rendimientos superiores a los del mercado o estrategias pasivas, violando la forma débil de la EMH. La capacidad del indicador para la identificación de tendencias, la prevención de pérdidas y la utilidad en condiciones anómalas como una pandemia refuerzan los resultados en contra de la EMH. No obstante, la efectividad del indicador no es totalmente generalizable, puede depender de los parámetros utilizados (Deng y otros, 2021) y de mercados específicos (Purnomo y otros, 2024), pero esto no tiene tanta relevancia como ocurre con otros indicadores, como vamos a ver a continuación.

5.4. Índice de fuerza relativa (RSI)

Algunos artículos han encontrado evidencia del rendimiento positivo del indicador de fuerza relativa, de los artículos seleccionados 6 de 11 arrojan resultados directamente positivos (54,54%), teniendo uno de ellos en cuenta los costes de transacción. Además de dos artículos de resultados mixtos que también los tienen en cuenta. Cuatro de los artículos con resultados positivos comparan directamente el rendimiento producido por el indicador con los rendimientos obtenidos por estrategias BH o equivalentes, además los artículos de resultados mixtos aplican el mismo criterio.

Los resultados son muy variados dependiendo del mercado y periodo estudiado. Agudelo Aguirre y otros (2022) encontraron que una estrategia de RSI optimizada mediante algoritmos genéticos generó rendimientos superiores y un mayor ratio de Sharpe en comparación con la estrategia BH y la estrategia de RSI tradicional. Siow (2024) estudió el rendimiento del RSI con su parámetro de 14 periodos estándar a activos sólidos previamente seleccionados por un análisis fundamental. Encontrando que se obtienen rendimientos superiores a los del mercado. Khairudin y otros (2022) encontraron que para los parámetros convencionales el indicador genera rendimientos superiores al mercado, y proponen que su combinación con análisis fundamental y otros enfoques de análisis técnico pueden generar mejores resultados. Rodríguez-González y otros (2010) proponen que los parámetros convencionales del indicador no son los mejores para todos los mercados, utilizan redes neuronales para la optimización de estos valores y concluyen que un RSI adaptado al mercado otorga rendimientos positivos. Ruiz Herrán y otros

(2008) estudian el indicador con distintos parámetros y teniendo en cuenta los costes de transacción. Concluyen que los rendimientos superan a mercado cuando los periodos utilizados para el cálculo del RSI son 22 o más, obteniendo los mejores resultados a partir de 26 periodos. A menor número de periodos la cantidad de señales aumenta, generando señales falsas y la rentabilidad no cubre los costos de transacción.

Como contraparte, Moroşan (2011) observa que en la muestra de datos analizada en su estudio la interpretación clásica del RSI de vender en la zona de valor 70 y comprar en la zona de valor 30, no obtiene resultados positivos, pero en cambio al invertir la estrategia y comprar en la zona de valor de 70 y vender en la zona de valor de 30, observa que los resultados si son positivos debido a las continuaciones de las tendencias. Remarca que los resultados encontrados no son generalizables y pueden ser específicos de las condiciones del mercado de su muestra. Por otro lado, Cohen & Cabiri (2015) encuentran evidencia de que el indicador con parámetros estándar puede generar rendimientos superiores a estrategias BH en algunos mercados, pero concluyen que evaluar las condiciones del mercado antes de usar cualquier estrategia de inversión es importante, así como se hace en el estudio de Moroşan (2011).

Encontramos cierta utilidad en el indicador para la gestión del riesgo. Agudelo Aguirre y otros (2022) concluyen una mejor relación rendimiento-riesgo con el uso del RSI optimizado por algoritmos genéticos. Siow (2024) menciona que tomar posiciones en la zona de sobreventa minimiza el riesgo. Khairudin y otros (2022) hablan de que el RSI puede ayudar a los inversores a entrar en el mercado en el momento correcto, así como a prevenir pérdidas por evitar entradas en un momento desfavorable.

Como síntesis de los hallazgos encontrados, observamos que el RSI puede generar rendimientos superiores a los del mercado, rechazando la forma débil de la EMH. Aunque la optimización de los parámetros del indicador y su uso en función del mercado en el que se aplica toman gran importancia. La selección de activos previamente por análisis fundamental y la combinación con otros indicadores presentan un gran peso la obtención de rendimientos superiores a BH. Los hallazgos desafían a la forma débil de la EMH, no obstante, la dependencia del indicador a ser optimizado indica que, si existen posibilidades de explotación de las ineficiencias, estas no son fáciles de realizar.

5.5. Media móvil de convergencia y divergencia (MACD)

En este indicador tan solo 6 de 12 arrojan resultados positivos (50%), teniendo únicamente uno de ellos en cuenta los costes de transacción y dos de ellos comparando directamente con BH. Dos de los artículos arrojan resultados mixtos, teniendo en cuenta costes de transacción y comparando con BH uno de ellos.

Wang y otros (2017), probaron la efectividad del indicador encontrando una tasa de acierto del 45.53% y una tasa anual de retorno superior al índice de referencia. No obstante, remarcaron una alta tasa de riesgo debido a la frecuencia de las operaciones. Sami y otros (2022) observaron que la precisión del indicador fue de un 56% en acciones individuales de diferentes mercados, aunque en este estudio se demostró una precisión mayor con el RSI. Halilbegovic (2016) en su investigación encontró una correlación débil entre el MACD y el rendimiento, sugiriendo que el indicador por sí solo no produce beneficio y recomendando el uso de múltiples indicadores. Chio (2022) en su estudio halló evidencia de que el indicador con parámetros estándar tiene una tasa de acierto menor al 50% en las acciones seleccionadas.

Wang y otros (2017) mencionan que el MACD es un indicador rezagado⁵ y se debe de optimizar con la volatilidad histórica, obteniendo así mejores resultados para todas las acciones probadas. Chen & Zhu (2025) partían de la premisa de que se trata de un indicado rezagado y que especialmente en mercados muy volátiles puede generar señales falsas. Tras la optimización de los parámetros tradicionales para acciones específicas lograron mejoras significativas en los resultados, un aumento de la ganancia de un 13%, un aumento del ratio de Sharpe del 86% y un aumento de los retornos de un 272%. Chio (2022) tras optimizar los parámetros obtuvo resultados mixtos en diferentes índices, viendo que no existe un único conjunto de parámetros optimizados generalizable, y remarcando la importancia de tener en cuenta factores como el volumen para la optimización. Kang (2021) mostró resultados de que los parámetros tradicionales no fueron rentables en el mercado seleccionado y tras la optimización el indicador logró superar a la estrategia BH. Y concluyó que la efectividad del indicador radica en optimizar los parámetros para el mercado seleccionado. Zhang y otros (2023) encontraron alfas positivas tras el uso del indicador, pero significativamente superiores al optimizarlo,

⁵ Indicador que se basa en datos pasados y confirma una tendencia que ya ha comenzado. No trata de anticipar los movimientos de precio, si no que reacciona a ellos.

encontrando utilidad para la diversificación de carteras y para cubrir riesgos. Khatua (2016) y Joshi (2022) recomiendan la necesidad de combinar el indicador con análisis fundamental, utilizarlo con activos subyacentemente buenos y no en valores muy volátiles debido a su sensibilidad.

Zhang y otros (2023) mejoraron la estrategia de cruce simple del indicador con una estrategia mantenimiento de n-días, es decir, tras la señal de espera un número determinado de días para confirmar que la señal es persistente, y así lograr reducir las señales falsas. De nuevo, sugieren que esto ocurre ya que el MACD es un indicador rezagado. Chen & Zhu (2025) observaron que aplicando a la estrategia la señal de divergencia se pueden lograr mejoras.

En resumen, los resultados muestran cierta capacidad predictiva del indicador, pero con importantes limitaciones con los parámetros estándar y de forma aislada. La optimización del indicador para el mercado seleccionado toma una gran importancia en su poder predictivo, así como la aplicación de otros indicadores, aplicación del análisis fundamental o la mejora de estrategias. Fundamentalmente debido a que se trata de un indicador rezagado y la incorporación de la volatilidad a su uso se vuelve necesaria. Estos resultados muestran que, aunque el indicador en solitario no es muy fiable, su uso informado y mejorado puede ofrecer rendimientos y desafiar la EMH.

5.6. Bandas de Bollinger

En este indicador 6 de 7 (85,71%) muestran resultados positivos. Para este indicador la muestra es mucho más reducida debido a una menor presencia de investigaciones de la rentabilidad del indicador, siendo dos de los seleccionados, artículos que estudian varios indicadores. De los artículos que presentan resultados positivos ninguno tiene en cuenta costes de transacción, y dos de ellos comparan directamente con estrategias BH. El único artículo que tiene en cuenta costes de transacción es el que arroja resultados negativos.

Las Bandas de Bollinger, es un indicador creado para medir la volatilidad del mercado, no está creado específicamente con un fin predictivo. Esto da paso a la siguiente cuestión. ¿Comprender la volatilidad puede ayudar a entender el sentimiento del mercado, dando lugar a cierto poder predictivo?

Luthey M. (2022) encontró que las estrategias basadas en las Bandas de Bollinger, son más rentables que estrategias BH, no obstante, los rendimientos del indicador fueron inferiores

a los otros indicadores probados debido a la volatilidad. Ni y otros (2020) concluyeron que los inversores pueden superar el rendimiento del mercado cuando los precios tocan la banda inferior y se toman posiciones largas. Leeds (2012) hace una comparativa de la estrategia de Bandas de Bollinger con una variante, encontrando superioridad para la estrategia de Bandas de Bollinger y retornos positivos en varios periodos. Lauguico y otros (2019) propone una estrategia de Bandas de Bollinger mediante algoritmos de lógica difusa, se concluye que son muy precisos, pero recomienda incluir otros indicadores para entender factores como el sentimiento del mercado. Alhaziva y otros (2023) concluyen que las reglas tradicionales de intersección con las bandas son apropiadas, y se reconoce la falta de incluir otros indicadores.

Fang y otros (2017) estudian la idea de que las estrategias de trading cuando son recientes son rentables y con el tiempo pierden rentabilidad debido al aumento de su popularidad ya que los inversores explotan las oportunidades de ganancias, lo que hace que estas desaparezcan con el tiempo. Se descubre que la idea inicial se cumple, las Bandas de Bollinger a partir de 2001 sufren una disminución sustancial de su rentabilidad.

En mercados de una fuerte tendencia alcista, la estrategia tradicional de vender en la banda superior del indicador puede no funcionar. Ni y otros (2020) Muestran resultados que indican que los inversores podrían no obtener ganancias vendiendo cuando los precios tocan la banda superior, y que una estrategia de seguir la tendencia en este caso es más apropiada. Tanto Lutey M. (2022) como Alhaziva y otros (2023) mencionan que es común usar este tipo de indicadores para el seguimiento de tendencias, donde un inversor no venderá cuando el precio alcance la banda superior, y se uniría a la tendencia cuando el precio toca la banda inferior. Lutey M. (2022) también demuestra que cambiar los parámetros estándar puede mejorar los resultados obteniendo rendimientos mayores.

Más allá de la predicción de precios, las Bandas de Bollinger son un indicador con la función de medir la Volatilidad, este ayuda a los inversores a adaptar sus estrategias y a establecer niveles de *stop-loss*⁶ y *take-profit*⁷ (Alhaziva y otros, 2023). Además de la identificación relativa de que se considera un precio “alto” y “bajo” para un activo en un determinado contexto.

⁶ Nivel de precio en el que se activa una orden para cerrar una operación y así evitar pérdidas.

⁷ Nivel de precio en el que se activa una orden para cerrar una operación y así asegurar ganancias.

En conclusión, los resultados muestran capacidad predictiva del indicador, pero su rendimiento dependerá mucho del mercado seleccionado, ya que en tendencias fuertes la estrategia tradicional no debe seguirse. No se han encontrado más investigaciones que demuestren que la adaptación de los parámetros mejore la rentabilidad, pero es un factor a tener en cuenta. Por último, es muy recomendado el uso combinado de indicadores, ya que, aunque el indicador presente cierto poder predictivo su función principal es la medición la volatilidad y la identificación de niveles de sobrecompra o sobreventa.

5.7. Volumen

La literatura académica ha establecido de forma consistente una correlación directa y significativa entre el volumen de negociación y cómo este afecta a los precios de los activos. El volumen proporciona visión sobre la convicción y participación en el mercado en un movimiento de precios o tendencia. (Li, 2024)

Adeduro y otros (2023) encontraron una correlación positiva entre el volumen de negociación y el precio de la acción. Se demostró que el 34,50% de la varianza en el precio de la acción puede explicarse por el volumen. Concluyendo que el volumen puede ser una guía útil para la predicción del precio. Dino (2023) encontró evidencia positiva, viendo que un aumento del volumen de negociación promedio se asociaba con un incremento de 2,42\$ en el precio promedio de la acción y generó una rentabilidad del 3,2%. Concluyen explícitamente que el hallazgo sugiere la existencia de oportunidades de arbitraje, refutando la EMH.

Scialoia y otros (2024) encontraron que en un intervalo diario el porcentaje de confirmación promedio del movimiento del precio por el volumen fue de 65,20%, donde las compañías más grandes mostraron un porcentaje superior al promedio. Y que en intervalos horarios se muestran los mayores porcentajes de confirmación con un 72,57%.

Scialoia y otros (2024) hablan de una señal importante producida por el volumen. Cuando este no acompaña a la tendencia ya sea alcista o bajista, indica un menor interés por parte de los inversores y una posible reversión. En el intervalo horario mientras el porcentaje de confirmación es del 72,57% el de no confirmación es del 27,43%, respaldando la idea de que la falta de confirmación puede alertar de posibles reversiones del mercado.

También se ha demostrado cómo los factores psicológicos afectan al volumen, Huddart y otros (2003) encontraron que el volumen de negociación es significativamente más alto

en las semanas en las que el precio actual de una acción supera el precio más alto alcanzado en el último año. El máximo histórico de un año parece funcionar como punto de referencia para la toma de decisiones de los inversores. Además, se revela que el efecto del aumento del volumen es más pronunciado cuanto más tiempo ha pasado desde el máximo.

Adicionalmente, se ha estudiado la relación del volumen con la volatilidad del mercado, encontrando una relación positiva. Girard & Biswas (2007) mencionan que el volumen es un factor no engañoso y que su relación es importante para comprender el mercado. Aunque encontramos ciertos matices, Li (2024) observó relación negativa entre el volumen y la volatilidad en algunos mercados emergentes, debido a su sensibilidad a los shocks y al volumen inesperado, indicando la posible presencia de burbujas especulativas.

En conclusión, la evidencia científica demuestra de forma robusta que el volumen es un factor de gran peso sobre la tendencia de los precios y posibles puntos de inflexión. Observando además que, a menor intervalo de tiempo, el precio es más sensible a los cambios en el volumen, y este tiene gran relevancia y es de gran utilidad en la toma de decisiones de inversión especialmente a corto plazo. Esto sugiere que los mercados no son perfectamente eficientes y que en ellos operan agentes susceptibles a sesgos cognitivos. Por ello, el análisis del volumen es una herramienta útil para interpretar la dinámica del mercado, confirmar tendencias y sus reversiones.

6. CONCLUSIONES Y PROPUESTAS

Este estudio ha tratado de investigar la capacidad predictiva de algunos indicadores del análisis técnico en los mercados de capitales, mediante una revisión sistemática de la literatura. Se ha analizado la evidencia aportada por 48 estudios sobre los indicadores seleccionados, evaluando su validez frente a la Hipótesis de los Mercados Eficientes, al menos en su forma débil.

El análisis de los resultados muestra una predominancia de la evidencia a favor del poder predictivo de los indicadores para superar los rendimientos derivados de la gestión pasiva. Por ello, este estudio aporta cierta evidencia para rechazar la hipótesis nula H_0 , la cual afirma que el análisis técnico no tiene capacidad predictiva. Y observamos evidencia a favor de la hipótesis alternativa H_1 , que contradice la forma débil de la EMH y sostiene que el análisis técnico sí tiene capacidad predictiva.

Aun así, la evidencia no se posiciona completamente a favor del poder predictivo del análisis técnico, por lo que existen ciertos aspectos a tener en cuenta, pero también vemos cierta utilidad en estos que ayudan en la toma de decisiones del inversor.

Los indicadores de tendencia demuestran ser las herramientas más robustas y consistentes, aunque la optimización de parámetros al mercado aplicado es importante, estos indicadores no son altamente dependientes de esto. Además, presentan cierta utilidad relacionada con los sesgos de las finanzas conductuales. Por ellos, se demuestra evidencia a favor de la hipótesis HS_2 , lo que refuta la hipótesis HS_3 . Los indicadores osciladores muestran evidencia de poder predictivo, pero este queda fuertemente condicionado a la optimización de sus parámetros al mercado específico, siendo la volatilidad un factor clave a tener en cuenta para el uso de estos. El porqué funcionan queda demostrado por los sesgos de las finanzas conductuales, y muestran cierta utilidad que puede ayudar al inversor. Respecto al indicador de volatilidad, aunque muestra predominancia de resultados positivos, vemos que este depende de las condiciones del mercado, y si no se cambia la estrategia utilizada, el poder predictivo del indicador desaparece.

El volumen por su parte presenta evidencia robusta y consistente, y se confirma que es un factor de gran peso para confirmar tendencias y sus reversiones. Este junto a los sesgos cognitivos y su relación con los indicadores estudiados, demuestran la validez de la hipótesis HS_1 .

A partir de los artículos analizados se proponen los siguientes estudios futuros: estudiar como la popularidad afecta a la capacidad predictiva de los indicadores y la necesidad de su actualización o creación de nuevos indicadores para seguir generando rendimientos extraordinarios, e investigar cómo seleccionar los activos previamente por análisis fundamental, así como estudiar si la combinación de los indicadores técnicos aumenta la rentabilidad y capacidad predictiva.

En conjunto, los hallazgos demuestran que existen ineficiencias en el mercado, las cuales pueden ser explotadas para obtener rentabilidades extraordinarias, lo que constituye una evidencia en contra de la forma débil de la Hipótesis de los Mercados Eficientes.

7. BIBLIOGRAFÍA

- Adeduro, O., Folashade, A., & Joseph, A. (2023). PREDICTING STOCK MARKET TRENDS: A BIVARIATE REGRESSION ANALYSIS OF TRADING VOLUME IMPACT. *Current Trends In Information Communication Technology Research (CTICTR)*, 2(1), 60-74. <https://doi.org/10.61867/pcub.v2i1a.049>
- Agudelo Aguirre, A. A., Rojas Medina, R. A., & Duque Méndez, N. D. (2022). Trading a través del indicador RSI con la aplicación de Algoritmos Genéticos para la implementacion en el sector empresarial de las inversiones. *Desarrollo Gerencial*, 14(2), 1 - 24. <https://doi.org/10.17081/dege.14.2.5755>
- Alhaziva, M., Sunarsih, & Herdiana, R. (2023). Analysis and Prediction of Bollinger Bands to Predict Stock Prices in Determining Investment Strategies. *International Journal of Current Science Research and Review*, 6(11), 7158 - 7168. <https://doi.org/https://doi.org/10.47191/ijcsrr/V6-i11-20>
- Badruzaman, J. (2019). Analysis Relative Strength Index and Earning Per Share on Stock Price. *Asian Journal of Economics, Business and Accounting*, 12(4). <https://doi.org/10.9734/AJEBA/2019/v12i430157>
- Bahl, J. (2015). Study of Predictive power of Moving Averages. *Journal for Studies in Management and Planning*, 01(02), 103 - 114. <https://ssrn.com/abstract=3037580>
- Banerjee, A. (1992). A SIMPLE MODEL OF HERD BEHAVIOR. *THE QUARTERLY JOURNAL OF ECONOMICS*, 107(3), 797-817. <http://www.jstor.org/stable/2118364>
- Barber, B., & Odean, T. (1999). The Courage of Misguidad Convictions. *Financial Analysts Journal*, 55(6), 41 - 55. <https://doi.org/10.2469/faj.v55.n6.2313>
- Brock, W., Lakonishok, J., & LeBaron, B. (1992). Simple techinal Trading rules and the Stochastic Properties of Stock. *The Journal of Finance*, 47(5), 1731-1764. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1992.tb04681.x>
- Chaddha, A., & Yadav, S. (2022). Examining The Predictive Power of Moving Averages in The Stock Market. *Journal of Student Research*, 11(3), 1 - 24. <https://doi.org/https://doi.org/10.47611/jsrhs.v11i3.3382>
- Chang, C.-L., Ilomäki, J., Laurila, H., & McAleer, M. (2018). Long Run Returns Predictability and Volatility with Moving Averages. *Risks*, 6(4), 105. <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/risks6040105>
- Chen, W., & Zhu, Z. (2025). Optimizing MACD Trading Strategies A Dance of Finance, Wavelets, and Genetics. <https://doi.org/https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.10808>
- Che-Ngoc, H., Do-Thi, N., & Nguyen-Trang, T. (2022). Profitability of Ichimoku-Based Trading Rule in Vietnam Stock Market in the Context of the COVID-19 Outbreak. *Computational Economics*, 62(1), 1781 - 1799. <https://doi.org/10.1007/s10614-022-10319-6>

- Chio, P. (2022). A comparative study of the MACD-base trading strategies: evidence from the US stock market . *arXiv preprint arXiv:2206.12282*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2206.12282>
- Cohen, G., & Cabiri, E. (2015). Can technical oscillators outperform the buy and hold strategy? *Applied Economics*, 47, 1-9. <https://doi.org/10.1080/00036846.2015.1013609>
- Coll Morales, F. (2021 de agosto de 2021). *Utilidad esperada*. economipedia.com: <https://economipedia.com/definiciones/utilidad-esperada.html#:~:text=La%20utilidad%20esperada%2C%20o%20teor%C3%ADa,nom bre%3A%20la%20funci%C3%B3n%20de%20utilidad>.
- Daniswara, D., Widjanarko, H., & Hikmah, K. (2022). The Accuracy Test of Technical Analysis of Moving Average, Bollinger Bands, and Relative Strength Index on Stock Prices of Companies Listed In LQ45 Index . *Indikator*, 6(2), 16-25.
<https://doi.org/10.22441/indikator.v6i2.14806>.
- De Bondt, W., & Thaler, R. (1987). Further Evidence on Investor Overreaction and Stock Market Seasonality. *The Journal of Finance*, 42(3), 557-581.
<https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1987.tb04569.x>
- Deng, S., Yu, H., Wei, C., & Yang, T. (2021). The profitability of Ichimoku Kinkohyo based trading rules in stock markets and FX markets. *The International Journal of Finance & Economics*, 26(4), 5321 - 5336. <https://doi.org/10.1002/ijfe.2067>
- Dino, J. (2023). The Effect of Trading Volume on Stock Price. *Gettysburg College Headquarters*, 2(5), 70-93. <https://cupola.gettysburg.edu/gchq/vol2/iss1/5>
- Fama, E. F. (1965). The behavior of stock market prices. *The Journal of Business*, 38(1), 34-105. <https://doi.org/10.1086/294743>
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: a review of theory and empirical work. *The Journal of Business*, 25(2), 383-417. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1970.tb00518.x>
- Fang, J., Jacobsen, B., & Qin, Y. (2017). Popularity versus Profitability: Evidence from Bollinger Bands. *The Journal of Portfolio Management* , 43(4), 152 - 159.
<https://doi.org/10.3905/jpm.2017.43.4.152>
- Farias Nazário, R. T., Lima e Silva, J., Amorim Sobreiro, V., & Kimura, H. (2017). A literature review of thecnical analysis on stock markets. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 66(ISSN 1062-9769), 115-126.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.qref.2017.01.014>.
- Girard, E., & Biswas, R. (2007). Trading Volume and Market Volatility: Developed versus Emerging Stock Markets. *The Financial Review*, 42(3), 429-459.
<https://doi.org/10.1111/j.1540-6288.2007.00178.x>
- Glabadanidis, P. (2012). Market Timing with Moving Averages. *Midwest Finance Association 2013 Annual Meeting Paper*.
<https://doi.org/https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2135337>

- Glabadanidis, P. (2017). Timing the Market with a Combination of Moving Averages. *International Review of Finance*, 17(3), 353 - 394. <https://doi.org/10.1111/irfi.12107>
- Gurrib, I., Kamalov, F., & Elshareif, E. (2021). Can the Leading US Energy Stock Prices be Predicted using the Ichimoku Cloud? *International Journal of Energy Economics and*, 11(1), 41 - 51. <https://doi.org/https://doi.org/10.32479/ijeep.10260>
- Halilbegovic, S. (2016). MACD - ANALYSIS OF WEAKNESSES OF THE MOST POWERFUL TECHNICAL ANALYSIS TOOL. *INDEPENDENT JOURNAL OF MANAGEMENT & PRODUCTION (IJM&P)*, 7(2), 367 - 379. <https://doi.org/10.14807/ijmp.v7i2.415>
- Halilbegovic, S., Čelebić, N., & Kulović, D. (2018). ANALYSIS OF A STANDALONE USAGE AND LIMITATIONS OF A RELATIVE STRENGTH INDEX INDICATOR IN STOCK TRADING. *Ecoforum*, 7(1). https://www.researchgate.net/publication/322821455_ANALYSIS_OF_A_STANDALONE_USAGE_AND_LIMITATIONS_OF_A_RELATIVE_STRENGTH_INDEX_INDICATOR_IN_STOCK_TRADING
- Hamzah, Winardi, S., Christmawan, P. E., & Lakoy, F. P. (2022). Effective Stock Prediction Model Using MACD Method. *International Journal of Informatics and Computation (IJICOM)*, 4(2). <https://doi.org/10.35842/ijicom>
- Huang, J., Zhang, P., & Zhang, J. (2023). Understanding Momentum and Reversal Investing Strategies. *Journal of Economics, Finance and Accounting Studies*, 5(1), 106 - 112. <https://doi.org/10.32996/jefas.2023.5.1.8>
- Huddart, S., Lang, M., & Yetman, M. (2003). PSYCHOLOGICAL FACTORS, STOCK PRICE PATHS, AND TRADING VOLUME. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.353749>
- Ilomäki, J., Laurila, H., & McAleer, M. (2018). Market Timing with Moving Averages. *Sustainability*, 10(7), 2125. <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/su10072125>
- Joshi, L. (2022). Use of Moving Average Convergence Divergence for Predicting Price Movements. *International Research Journal of MMC*, 3(4), 21 - 25. <https://doi.org/10.3126/irjmmc.v3i4.48859>
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). PROSPECT THEORY: AN ANALYSIS OF DECISION UNDER RISK. *ECONOMETRICA*, 47(2), 263 - 292. <https://doi.org/doi.org/10.2307/1914185>
- Kahneman, D., Knetsch, J., & Thaler, R. (1991). Anomalies: The Endowment Effect, Loss Aversion and Status Quo Bias. *Journal of Economic Perspectives*, 5(1), 193-206. <https://doi.org/10.1257/jep.5.1.193>
- Kang, B.-K. (2021). Improving MACD Technical Analysis by Optimizing Parameters and Modifying Trading Rules: Evidence from the Japanese Nikkei 225 Futures Market. *Journal of Risk and Financial Management*, 14(1), 37. <https://doi.org/10.3390/jrfm14010037>

- Khairudin, S., Elias, S., Kamil, K., & Chukari, N. (2022). Application Of Relative Strength Index Oscillator For Equity Portfolio Construction In Malaysia. *European Proceedings of Multidisciplinary Sciences*, 3, 33-43. <https://doi.org/10.15405/epms.2022.10.4>
- Khatua, A. (19 de Noviembre de 2016). SSRN. <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2872665>
- Lakhotia, N., Karmarkar, Y., & Sarda, V. (2012). A Study of Stock Market Crash in India using Trend Indicators. *Pacific Business Review International*, 5(5), 95-100. <http://www.pbr.co.in/Vol-5%20Iss-5/10.pdf>
- Lauguico, S., Concepcion II, R., Alejandrino, J., Macasaet, D., Tobias, R., Bandala, A., & Dadios, E. (2019). A Fuzzy Logic-Based Stock Market Trading Algorithm Using Bollinger Bands. *2019 IEEE 11th International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment, and Management (HNICEM)*. Laoag. <https://doi.org/10.1109/HNICEM48295.2019.9072734>
- Leeds, M. (2012). Bollinger Bands Thirty Years Later. *arXiv: Applications*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1212.4890>
- Li, M. (2024). The Impact of Trading Volume on Stock Price Volatility. *Highlights in Business, Economics and Management*, 32, 117-121. <https://doi.org/10.54097/wasnyj47>
- Liu, Y., & Li, S. (2023). Research on Stock Trading Strategies Based on Moving Average Technical Indicators. *Advances in Economics and Management Research*, 7(1), 161. <https://doi.org/10.56028/aemr.7.1.161.2023>
- Losman, E., Sadalia, I., & Muluk, C. (2022). Optimal Return Analysis Using Ichimoku Kinko Hyo on the LQ45 Indonesia Stock Exchange. *Proceedings of the 19th International Symposium on Management (INSYMA 2022)*. Atlantis Press. https://doi.org/10.2991/978-94-6463-008-4_22
- Lutey, M. (2022). Robust Testing for Bollinger Band, Moving Average and Relative Strength Index. *Journal of Finance Issues*, 20(1), 27-46. <https://doi.org/10.58886/jfi.v20i1.3218>
- Lutey, M., & Rayome, D. (2020). A Primer on the Ichimoku Cloud Indicator. *Journal of Marketing Development and Competitiveness*, 14(3), 10-20. <https://doi.org/10.33423/jmdc.v14i3.3058>
- Lutey, M., & Rayome, D. (2022). Survival Analysis of Ichimoku Cloud Indicator Benchmarked on the S&P 500 Index. *Journal of Applied Business and Economics*, 24(2), 169 - 179. <https://doi.org/10.33423/jabe.v24i2.5145>
- Lutey, M., & Rayone, D. (2022). Ichimoku Cloud Forecasting Returns in the U.S. *GLOBAL BUSINESS & FINANCE REVIEW*, 27(5), 17 - 26. <https://doi.org/doi.org/10.17549/gbfr.2022.27.5.17>
- Ma, C., Wen, D., Wang, G.-J., & Jiang, Y. (2019). Further Mining the Predictability of Moving Averages: Evidence from the US Stock Market. *International Review of Finance*, 19(2), 413 - 433. <https://doi.org/10.1111/irfi.12166>

- Mai, Z. (2023). A Literature Study of the Stock Market Volatility. *BCP Business & Management*, 44, 150 - 155. <https://doi.org/10.54691/bcpbm.v44i.4806>
- Marek, P., & Sediva, B. (2017). Optimization and Testing of RSI. *11th International Scientific Conference on Financial Management of Firms and Financial Institutions*. Ostrava.
https://www.researchgate.net/publication/322209653_Optimization_and_Testing_of_RSI
- Morales, F. C. (31 de Mayo de 2023). *Rankia*. Osciladores:
<https://www.rankia.com/diccionario/bolsa/osciladores>
- Moroşan, A. (2011). The relative strength index revisited. *AFRICAN JOURNAL OF BUSINESS MANAGEMENT*, 5(14), 5855 - 5862.
https://www.researchgate.net/publication/267716142_The_relative_strength_index_revisited
- Ni, Y., Day, M.-Y., Huang, P., & Yu, S.-R. (2020). The profitability of Bollinger Bands: Evidence from the constituent stocks of Taiwan 50. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 551(C). <https://doi.org/10.1016/j.physa.2020.124144>
- Ojha, A., & Saxena, V. (2023). Understanding Stock Market Trends Using Simple Moving Average (SMA) and Exponential Moving Average (EMA) Indicators. *2023 6th International Conference on Contemporary Computing and Informatics (IC3I)*.
<https://doi.org/10.1109/IC3I59117.2023.10398001>
- Purnomo, D., Wahyudi, S., & Muharam, H. (2024). Balancing risk and return: A case study of Ichimoku trading in the Indonesian Sharia Stock Market. *Accounting*, 10(3), 155 - 166. <https://doi.org/10.5267/j.ac.2024.2.002>
- Purnomo, D., Wahyudi, S., & Muharam, H. (2024). Excess Returns Unleashed: Dynamic Momentum-Contrarian Strategy with Ichimoku. *WSEAS Transactions on Computer Research*, 12(41), 415 - 428. <https://doi.org/10.37394/232018.2024.12.41>
- Rabassa, J. (21 de junio de 2019). *YouTube*. Las Médias Móviles: Cómo usarlas correctamente en tu trading:
https://www.youtube.com/watch?v=gkqk5s2BrLc&list=PLILVkJMEWiUERMgnxKqIO0Dg2IAzDKzquJ&index=2&ab_channel=YuriRabassa
- Rabassa, J. (30 de mayo de 2024). *YouTube*. ¿Funciona el Análisis Técnico? | Descubre la Verdad:
https://www.youtube.com/watch?v=brx6apfXlmM&list=PLILVkJMEWiUERMgnxKqIO0Dg2IAzDKzquJ&index=15&ab_channel=YuriRabassa
- Rabassa, J. (21 de marzo de 2025). *youtube*. El Indicador MACD | Tips y Trucos:
https://www.youtube.com/watch?v=wXn0eUE_mCQ&ab_channel=YuriRabassa
- Rabassa, Y. (22 de mayo de 2019). *TouTube*. Qué es un Indicador Técnico de Trading y para qué sirven:
https://www.youtube.com/watch?v=x5BJWQlSMtI&t=36s&ab_channel=YuriRabassa

- Rabassa, Y. (11 de Octubre de 2019). *YouTube*. Osciladores de trading. Cómo usarlos correctamente:
https://www.youtube.com/watch?v=6yKrVKwrGvM&list=PLILVkJMEWiUERMgnxKqIO0Dg2IAzDKzquJ&index=6&ab_channel=YuriRabassa
- renta4blog*. (14 de abril de 2025). r4: <https://www.r4.com/inversion-para-todos/finanzas-conductuales-que-son-y-como-usarlas-para-invertir-mejor/>
- Rodríguez-González, A., Guldriés-Iglesias, F., Colomo-Palacios, R., Gomez-Berbis, J. M., Jimenez-Domingo, E., Alor-Hernandez, G., . . . Cortes-Robles, G. (2010). Improving Trading Systems Using the RSI Financial Indicator and Neural Networks. *Knowledge Management and Acquisition for Smart Systems and Services*. Berlin: Springer Berlin Haidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-15037-1_3
- Ruiz Herrán, V., Rodríguez Castellanos, A., & Pérez Martínez, M. Á. (2008). LA HIPÓTESIS DÉBIL DEL MERCADO EFICIENTE: ANÁLISIS INTRADIARIO DEL RSI EN EL MERCADO BURSÁTIL ESPAÑOL. *REVISTA INTERNACIONAL ADMINISTRACION Y FINANZAS*, 1(1), 1 - 12.
<https://www.theibfr2.com/RePEc/ibf/riafin/riaf-v1n1-2008/RIAF-VIN1-2008-1.pdf>
- Sami, H., Ahshan, K., Rozario, P., & Ashrafi, N. (2022). Evaluating the Prediction Accuracy of MACD and RSI for Different Stocks in Terms of Standard Market Suggestions. *Canadian Journal of Business and Information Studies*, 4(6), 137-143.
<https://doi.org/10.34104/cjbis.022.01370143>
- Scialoia, J., Rizvanov, T., Vlasenko, A., & Rizvanov, R. (2024). Price Movements and Volume: Assessing the Consistency of Trading Volumes with Price Movements.
<https://doi.org/10.13140/RG.2.2.18747.84007>
- Scialoia, J., Rizvanov, T., Vlasenko, A., Rizvanov, R., & Chelnokov, Y. (2024). Price Movements and Volume: Assessing the Consistency of Trading Volumes with Price Movements. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.13140/RG.2.2.18747.84007>
- Shawn, L., Yanyali, S., & Savidge, J. (2015). Do Ichimoku Cloud Charts Work and Do They Work Better in Japan? *International Federation of Technical Analysts Journal, 2016 Edition, Forthcoming*, 1 - 7. <https://ssrn.com/abstract=2628581>
- Shawn, L., Yanyali, S., & Savidge, J. (2015). Do Ichimoku Cloud Charts Work and Do They Work Better in Japan? *International Federation of Technical Analysts Journal*.
<https://ssrn.com/abstract=2628581>
- Sherfin, H., & Statman, M. (1985). The Disposition to Sell Winners Too Early and Ride Losers Too Long: Theory and Evidence. *The journal of finance*, 11(3), 777-790.
<https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1985.tb05002.x>
- Siow, C. (2024). The efficacy of Relative Strength Index (RSI) in KLSE market trade. *Issues and Perspectives in Business and Social Sciences*, 4(2), 108 - 114.
<https://doi.org/10.33093/ipbss.2024.4.2.1>
- Thaler, R. (1999). Mental Accountin Matters. *Journal of Behavioral Decision Making*, 12(3), 183 - 206. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-0771\(199909\)12:3%3C183::AID-BDM318%3E3.0.CO;2-F](https://doi.org/10.1002/(SICI)1099-0771(199909)12:3%3C183::AID-BDM318%3E3.0.CO;2-F)

Thaler, R. H. (2016). *Misbehaving*. W. W. Norton & Company.
<https://doi.org/10.1007/s11138-015-0330-z>

Torres, F. (10 de Febrero de 2025). *ig*. ¿Qué es la volatilidad?:
<https://www.ig.com/latam/ideas-de-trading-y-noticias/-que-es-la-volatilidad--250201#:~:text=Volatilidad%20observada,del%20intervalo%20de%20tiempo%20analizado.>

Valls Grau, E. (31 de marzo de 2025). *Rankia*. Indicadores técnicos ¿Qué es? Definición - Trading: <https://www.rankia.com/diccionario/trading/indicadores-tecnicos>

Wang, J., & Kim, J. (2018). Predicting Stock Price Trend Using MACD Optimized by Historical Volatility. *Mathematical Problems in Engineering*, 2018.
<https://doi.org/10.1155/2018/9280590>

Wang, P., Ling, Z.-h., & Li, H. (2017). Empirical Analysis of MACD Based on Cloud Computing of Listed Companies. *Proceedings of the 2017 International Conference on Computational Science and Engineering (ICCSE 2017)*. Atlantis Press.
<https://doi.org/10.2991/iccse-17.2017.40>

Zhang, H., Tang, Z., & Sun, L. (2023). Momentum: A New Look on the Old World. *Association for Computing Machinery*, 251 - 255.
<https://doi.org/10.1145/3572647.3572684>

