



Escuela Internacional de Ciencias Económicas y Administrativas

Economía y Finanzas Internacionales

**Optimización del uso del RSI para pronosticar subidas y caídas en el precio de las acciones
pertenecientes al índice bursátil S&P500**

Camilo Eduardo Almario Moreno & Omar David Casas González

Directores: Martha Alicia Misas Arango & Fredy Alexander Pulga Vivas

Trabajo de grado para optar por el título de
Economista con énfasis en Finanzas Internacionales

Chía, noviembre 3 de 2020

Tabla de Contenido

Agradecimientos	3
Resumen	4
I. Introducción	5
II. Revisión de la Literatura	7
III. Datos y Variables	10
IV. Estrategia empírica	13
Metodología	14
V. Resultados	24
VI. Conclusiones	28
Referencias	31

Agradecimientos

A lo largo de nuestra vida universitaria han sido muchas las personas que han ayudado a hacer este trabajo posible. Desde buenos amigos y compañeros de estudio, pasando por familiares y profesores. En primer lugar, queremos agradecer a nuestras respectivas familias por darnos apoyo incondicional y la oportunidad de formarnos en una universidad como la Universidad de La Sabana.

En segundo lugar, agradecemos profundamente la guía y conocimientos que nuestros profesores nos han compartido, especialmente a la maestra Martha Misas, quien sin duda alguna ha dejado una huella indeleble en nuestros corazones y en nuestra senda profesional. También queremos agradecer al profesor Fredy Pulga, quien a lo largo de la carrera nos proporcionó conocimiento indispensable para siquiera concebir la idea de realizar este trabajo. En tercer lugar, queremos agradecer a la Universidad de La Sabana por habernos proporcionado a lo largo de nuestra carrera todas las herramientas necesarias para nuestra formación personal y profesional.

Finalmente, agradecemos a Dios, quien nos ha guiado y bendecido con las oportunidades que hemos tenido y tenemos.

Resumen

Esta investigación evalúa y optimiza la utilidad que presenta el uso del RSI como herramienta de decisión a la hora de transar con acciones que integran el índice S&P500. Mediante implementación de una regresión logística con una corrección de temporalidad, y adicionalmente, el uso de métodos numéricos se logra maximizar la significancia de los RSI y la capacidad predictiva del modelo. Por ambos métodos se encuentra que la optimización genera importantes mejoras en la calidad de las señales dadas por el oscilador (RSI), lo cual se refleja en mayores rentabilidades.

Las mejoras en la utilidad se miden al comparar las rentabilidades obtenidos por dos modelos. El primer modelo, obtiene rentabilidad al implementar una regresión logística con una corrección de temporalidad. Mientras que el segundo modelo, obtiene rentabilidad al hacer uso de una regresión logística optimizada con una corrección de temporalidad.

Palabras clave: Análisis técnico, osciladores técnicos, RSI, logit, modelos de duración, finanzas

Optimización del uso del RSI para pronosticar subidas y caídas en el precio de las acciones pertenecientes al índice bursátil S&P500

I. Introducción

El análisis técnico se ha utilizado por décadas como un importante instrumento en la toma de decisiones de un *trader*. Entre las herramientas que dicho análisis ofrece son de resaltar los indicadores técnicos, tales como el *Relative Strength Index (RSI)*, el estocástico y el *Momentum*. Estos son indicadores, se basan en el comportamiento pasado de los precios del activo y son utilizados para pronosticar el comportamiento futuro de dichos precios. Bajo el supuesto de un mercado débilmente eficiente, dicho pronóstico es inviable.

Sin embargo, en la literatura autores como (Soon Ling, Rahim, & Said, 2020) y (Chong, Ng, & Liew, 2014) encuentran que estos indicadores son útiles para generar información que puede ser utilizada por el *trader* para generar mejores rendimientos a la hora de especular con el precio de los activos, adicionalmente, los autores (Wang & Sun, 2015) plantean que la efectividad de estos indicadores se debe a que los *traders* técnicos parecen tener cierta capacidad de inferir información no pública.

Teniendo en cuenta lo mencionado anteriormente, este trabajo se enmarca en la literatura financiera del análisis técnico.

La revisión de literatura de esta investigación muestra como diversos autores prueban, de distintas maneras y en diferentes mercados, la eficacia de los indicadores técnicos a la hora de predecir el comportamiento de los precios, descubriendo de esta forma su utilidad. Sin embargo, es de resaltar que no se encuentra evidencia sobre la búsqueda de herramientas que traten de

estimar la utilidad de los indicadores para predecir subidas o caídas de los precios en ventanas de tiempo dadas, sin importar que tan alta es la magnitud del movimiento.

Basado en dicha carencia de evidencia, este trabajo plantea como objetivo de investigación la evaluación de la utilidad del RSI en la predicción de la subida o de la caída del precio de una acción en una ventana de tiempo diaria. En particular, se analizarán las acciones que conforman el índice S&P500.¹ A modo de objetivos específicos se plantean:

- 1) Evaluar la utilidad de los umbrales dados por las reglas de dedo más comúnmente utilizadas
- 2) Hallar los mejores umbrales posibles para maximizar la significancia del indicador dentro de la regresión
- 3) Encontrar los mejores umbrales posibles para maximizar la capacidad predictiva del modelo

La investigación encuentra que los indicadores, utilizados con los umbrales por defecto², no son especialmente útiles para marcar una diferencia a la hora de pronosticar una subida o una caída del precio. Sin embargo, una vez se optimizan dichos umbrales, los indicadores adquieren una mayor utilidad estadística para predecir el comportamiento futuro de los precios.

¹ Según S&P Global (2020) el índice Standard & Poors 500 (S&P 500) es el principal índice bursátil de los Estados Unidos y uno de los principales índices bursátiles del mundo. Se compone de las 500 acciones más representativas (por capitalización) del mercado bursátil norteamericano, las empresas que conforman el índice son elegidas por un comité, que evalúa una serie de variables en las compañías de cara a incluir, mantener o expulsar una compañía del índice.

² Los umbrales por defecto hacen referencia a los criterios de decisión que son comúnmente utilizados en el análisis técnico. Son los valores o fronteras que debe alcanzar un indicador para ser utilizado correctamente (Murphy, 1999, pág. 227).

II. Revisión de la Literatura

Según (Murphy, 1999) el análisis técnico es el estudio del comportamiento del mercado, principalmente mediante el uso de gráficas, con la intención de hacer pronóstico sobre las tendencias futuras de los precios de un activo.

Una de las herramientas utilizadas por el análisis técnico son los osciladores, los cuales son un indicador que se construye a partir del comportamiento previo de los precios y sirve para alertar de condiciones de sobrecompra y sobreventa en el mercado. Cuando el activo se encuentra sobrecomprado, es posible que en el futuro su precio caiga y cuando el activo se encuentra sobrevendido es posible que su precio aumente (Murphy, 1999).

La variedad de osciladores existentes es muy amplia, sin embargo, en esta investigación se trabaja con dos osciladores específicos, el *Relative Strenght Index* (RSI) y el *Momentum*. Los cuales miden los niveles de sobrecompra y sobreventa de una manera diferente.

Según (Wilder, 1978), el RSI es un oscilador que posee un rango definido entre 0 y 100, y por lo general se asume sobrecompra cuando el valor de este supera al umbral de 70, y un nivel de sobreventa cuando su valor es inferior al umbral de 30. Matemáticamente se define como:

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + RS} \quad (1)$$

Donde RS es el cociente entre el promedio del cambio de precio en los días en los que el precio aumentó y el promedio del cambio de precio en los días en los que el precio disminuyó. La cantidad de días previos tenidos en cuenta dependen del *trader*, sin embargo, lo más común es que se usen los 14 días anteriores.

De acuerdo con (Murphy, 1999, pág. 228), el *Momentum* se define como la velocidad del cambio de los precios de un activo, se calcula como la diferencia entre el precio más reciente y un

precio anterior. El intervalo de tiempo entre los precios tomados varía según el *trader*, lo más común es que se usen 10 días de diferencia. Cuando el *Momentum* cruza el eje x se genera una señal de compra o venta, dependiendo de si el cruce se hace de abajo hacia arriba o de arriba hacia abajo. En el primer caso se genera una señal de compra y en el segundo, una señal de venta.

Una vez definidos los conceptos de análisis técnico, oscilador, RSI y *Momentum*, es pertinente hacer una revisión sobre la literatura relacionada con el objetivo de esta investigación. Entre los trabajos consultados resalta el de (Bodas-Sagi, Fernández, Hidalgo, Soltero, & Risco-Martín, 2009), el cual pretende, de manera similar a esta investigación, optimizar los parámetros de determinados osciladores técnicos, particularmente (Bodas-Sagi et al,2009) trabajan con el RSI y el MACD. Esta optimización no emplea ninguna regresión, por el contrario, utiliza un algoritmo evolutivo³ que busca maximizar la rentabilidad de una estrategia *buy and hold*⁴. Los resultados de la optimización indican que los osciladores usados son útiles para predecir el comportamiento futuro de los precios del activo y, por lo tanto, su uso genera una mayor rentabilidad.

Siguiendo el trabajo planteado por (Wang & Sun, 2015), quienes buscan explicar la razón por la cual el análisis técnico es útil, mediante la creación de dos modelos: *Information Discovery Model* y *Herding Behavior Model*, encuentran que la efectividad del análisis técnico no se debe a alguna clase de profecía autocumplida⁵, sino a que los *traders* técnicos parecen tener cierta capacidad de inferir información no pública. Esto se sustenta en el hecho de que usualmente las

³ Los algoritmos evolutivos son un proceso de optimización que se construye a partir de inteligencia artificial, son empleados para hallar soluciones a procesos en los cuales el dominio de la función a optimizar es demasiado amplio (Bäck, 1996)

⁴ *Buy and Hold* es una estrategia de inversión la cual sostiene que la mejor forma de invertir en los mercados financieros es comprando activos y manteniéndolos a largo plazo. Se sustenta en un crecimiento natural y sostenido de los activos financieros y la economía (Bogle, 1993)

⁵ La teoría de la profecía autocumplida es una crítica al análisis técnico. Ésta teoría argumenta que el análisis técnico funciona únicamente debido a que las personas creen que así será, es decir, se crea un efecto psicológico en manada que genera movimientos en el precio de un activo (Murphy, 1999, pág. 16).

acciones con mayor asimetría de información y menor liquidez suelen respetar más las reglas técnicas.

Una de las críticas más importantes al análisis técnico planteada por (Murphy, 1999, pág. 19) se enfoca en la teoría del paseo aleatorio. Esta teoría sostiene que los precios de un activo no obedecen a un comportamiento predecible, es decir, los precios son independientes. La teoría afirma que el valor de cualquier activo fluctúa aleatoriamente alrededor de un valor intrínseco. A su vez, la teoría del paseo aleatorio se fundamenta en la hipótesis de un mercado eficiente (Fama, 1970), la cual argumenta que el precio de un activo refleja toda su información pública y existente en el mercado. Bajo esta hipótesis sería imposible que el análisis técnico funcionara y generara rendimientos, ya que los precios históricos no tendrían ningún impacto sobre el comportamiento futuro de un activo. Sin embargo, hay evidencia que sustenta lo contrario.

Autores como (Soon Ling, Rahim, & Said, 2020) buscan investigar la eficiencia del mercado accionario de Malasia. Para lograr este objetivo, generan señales de compra y venta de acciones a partir de una combinación de 10 osciladores técnicos, los investigadores encuentran que el uso de estos osciladores genera un retorno mayor al que se obtiene sin hacer uso de la combinación entre osciladores, de esta manera concluyen que el mercado no se comporta de manera eficiente.

En línea con lo anterior, los investigadores (Chong, Ng, & Liew, 2014), buscan probar si el uso de los osciladores MACD y RSI genera una rentabilidad mayor. La investigación se lleva a cabo en los mercados bursátiles de cinco países pertenecientes a la OECD⁶ (siendo Estados Unidos e Inglaterra dos de los cinco países). El estudio concluye que la implementación de estos

⁶ La Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (OECD) es un organismo internacional, que tiene por objetivo estructurar y organizar políticas de carácter económico y con impacto social en los países que componen la organización (OECD, 2020).

osciladores da como resultado una rentabilidad mayor, consistente en todos los países en los que se probó. Gracias a esta conclusión, sostienen que los mercados investigados no presentan eficiencia.

A lo largo de la revisión de literatura no se encuentra ninguna investigación que plantee dar respuesta a un objetivo similar haciendo uso de la misma metodología implementada en este documento.

III. Datos y Variables

Para llevar a cabo esta investigación, se hace uso de dos bases de datos. La primera base está compuesta por series de precios, *RSI* y *Momentum* diarios de las 505 acciones que conforman el Índice S&P500. Cada serie abarca el período comprendido entre el cuatro de enero del año 2010, hasta el catorce de agosto del año 2020. La información corresponde a cada una de las acciones que conforman el índice, y se obtiene a partir de la plataforma de servicios financieros: Bloomberg⁷.

Cada serie de tiempo contiene datos desde la fecha inicial, exceptuando a las acciones de empresas que empezaron a cotizar en bolsa después del cuatro de enero del año 2010. Teniendo en cuenta que la base de datos contiene 505 series de tiempo, se está hablando de un panel de datos, donde cada unidad del panel está conformada por las siguientes variables:

- a) Precio de apertura de la acción para cada día de la serie.
- b) Precio de cierre de la acción para cada día de la serie.
- c) RSI en un periodo de tres días.

⁷ Bloomberg es la plataforma líder a nivel mundial en servicios e información financiera. Bloomberg conecta a los inversionistas mundiales con información precisa sobre los mercados financieros internacionales (Bloomberg LP, 2020).

- d) RSI en un periodo de nueve días.
- e) RSI en un periodo de catorce días.
- f) RSI en un periodo de treinta días.
- g) Momentum en un periodo de 10 días de la acción para cada día de la serie.

Adicionalmente, mediante el uso del software de programación “R-project” se construye una serie de variables necesarias para el desarrollo de la investigación:

- a) *Increased* (y_i), variable dummy que mide el comportamiento del precio de la acción en términos diarios.
- b) D_i , serie de dicótomas correctoras de tiempo, que miden la cantidad de días consecutivos en los que la acción i ha caído de precio.
- c) $S_{i,j}$, serie de dicótomas que indican cuando el RSI j genera señales de compra o de venta para la acción i

A continuación, se muestra de cuántas acciones se tienen datos desde enero del 2010 y cuántas empezaron a cotizar en bolsa después de la fecha inicial:

Tabla 1

<i>Acciones que cotizan desde el 2010</i>	
Completo/Incompleto	# de acciones
Serie completa	426
Serie incompleta	79

Nota: Esta tabla muestra cuántas acciones cotizan en bolsa desde antes o después de la fecha inicial de la muestra

Como se puede observar, la mayoría de las acciones transaban en bolsa desde el año 2010, sin embargo, las acciones incompletas no presentan problema alguno, gracias a que se realiza el análisis desde el momento en el que empiezan a transar en bolsa.

Por otro lado, la segunda base de datos, mencionada anteriormente, es utilizada para realizar una simulación que busca probar la utilidad del modelo. Esta base contiene series de tiempo de la volatilidad implícita de 7 acciones seleccionadas aleatoriamente. Estas series de tiempo incluyen información a partir del 4 de noviembre del año 2016, debido a que la plataforma (Thompson Reuters, 2020), de donde se obtienen todas las variables de la base de datos, no permite descargar datos de mayor antigüedad.

En segundo lugar, esta base también incluye la serie de tiempo de la tasa objetivo de política monetaria establecida por la reserva federal (FED) de los Estados Unidos. Esta tasa se expresa en término continuo en vez de término efectivo anual.

La siguiente tabla muestra las estadísticas descriptivas de las variables pertenecientes a la primera base de datos. Se presentan los promedios por cada acción de cada una de las variables, y se incluyen los cuartiles del *Momentum* (M), para dar información sobre su dispersión:

Tabla 2.1

Estadísticas descriptivas												
<i>Promedio por cada acción de las variables en la primera base de datos</i>												
Ticker	y	$D0_i$	$D1_i$	$D2_i$	$D3_i$	$D4_i$	M	Percentiles del Momentum				
								0%	25%	50%	75%	100%
A	0,523	0,523	0,257	0,121	0,054	0,026	0,28	-17,84	-0,90	0,40	1,66	10,99
AAL	0,483	0,483	0,246	0,126	0,064	0,033	-0,10	-12,47	-2,01	-0,01	1,86	11,33
AAP	0,496	0,496	0,246	0,132	0,069	0,033	0,42	-52,88	-2,67	0,71	3,82	32,62
AAPL	0,518	0,518	0,258	0,121	0,054	0,027	1,55	-59,79	-1,90	1,25	4,60	84,23
ABBV	0,523	0,524	0,246	0,123	0,059	0,026	0,30	-27,74	-1,57	0,48	2,38	23,94
ABC	0,524	0,524	0,243	0,119	0,058	0,027	0,29	-16,59	-1,13	0,43	1,97	12,98
ABMD	0,522	0,521	0,247	0,115	0,058	0,029	1,11	114,44	-1,25	0,54	3,90	80,73
ABT	0,530	0,530	0,242	0,113	0,054	0,027	0,28	-14,20	-0,63	0,28	1,16	19,91
ACN	0,547	0,547	0,250	0,112	0,049	0,022	0,70	-40,25	-1,27	0,91	3,13	22,59
ADBE	0,536	0,536	0,248	0,113	0,051	0,025	1,54	-74,25	-1,10	0,79	3,30	51,27

ADI	0,504	0,504	0,253	0,130	0,061	0,026	0,39	-30,23	-1,41	0,41	2,46	17,74
ADM	0,508	0,508	0,256	0,121	0,063	0,028	0,05	-8,04	-0,94	0,16	1,10	7,51

Nota: Esta tabla presenta los promedios de cada variable para cada acción del índice. Se incluyen las primeras 12 acciones. Es de señalar que, las acciones restantes se consideran en el *anexo 1*⁸.

Los promedios de las variables dicotómicas sirven para determinar qué porcentaje de los días cada dicotómica toma el valor de 1. De esta manera se puede apreciar, por ejemplo, que entre más aumenta la duración, menos común es que dicha duración se alcance. Esto se refleja en el hecho de que el promedio del conjunto de las dicotómicas correctoras va reduciéndose mientras la duración que representan va aumentando.

La tabla que se muestra a continuación incluye las principales estadísticas descriptivas de las variables que conforman la segunda base de datos:

Tabla 2.2

Estadísticas descriptivas								
<i>Estadísticas descriptivas de la segunda base de datos</i>								
Estadística	DHR	DISH	CI	O	TYL	ABMD	AAPL	Tgt rate
Media	0,191	0,359	0,275	0,231	0,237	0,405	0,256	1,428
Mediana	0,175	0,331	0,252	0,187	0,222	0,386	0,236	1,625
Desviación estándar	0,053	0,097	0,090	0,118	0,043	0,123	0,071	0,727
Rango	0,198	0,371	0,357	0,421	0,152	0,361	0,251	2,250
Mínimo	0,130	0,240	0,155	0,163	0,185	0,236	0,169	0,125
Máximo	0,328	0,610	0,512	0,584	0,337	0,597	0,420	2,375
Cuenta	950	950	950	950	950	950	950	950

Nota: Esta tabla contiene las principales estadísticas descriptivas de las volatilidades de las 7 acciones y además las mismas estadísticas para la serie de tiempo de la tasa de política monetaria

IV. Estrategia empírica

⁸ Los anexos de la esta investigación se encuentran un en libro de Excel con seis hojas, por esta razón no es posible que se incorporen al presente documento, para acceder a esta información comuníquese con los autores al correo: omarcasgo@unisabana.edu.co

Debido a que el objetivo de este trabajo es estimar la utilidad del RSI para predecir la subida o caída del precio de una acción en un día particular, se requiere del planteamiento de un modelo cuya variable dependiente sea de naturaleza binaria. Dicha variable toma el valor de 1 si el precio de la acción sube o permanece constante y 0 en caso contrario.

La naturaleza binaria de la variable dependiente lleva a pensar en el uso de un modelo de regresión tipo *Logit* o *Probit*. Sin embargo, estos dos modelos dependen del supuesto de una muestra independiente, lo cual sería un problema ya que se está tratando con una serie de tiempo, donde es común que dicho supuesto no se cumpla. La literatura financiera señala que en caso de existir eficiencia del mercado debería cumplirse el supuesto. Sin embargo, como se muestra en la revisión de literatura, hay evidencia que sustenta lo contrario. Por lo tanto, sería posible pronosticar los precios a partir de su historia, y por consiguiente, el uso de la regresión logística debería presentar problema. Con el propósito de solucionar este problema, se implementa el modelo logístico corregido para series de tiempo, propuesto por (Beck, Katz, & Tucker, 1997).

Metodología

El modelo logístico corregido nace del modelo de duración paramétrico de (Cox, 1975), cuyo dominio es \mathbb{R}^+ , asociado al paso del tiempo. A pesar de que dicho modelo se plantea en tiempo continuo, es posible hacer agrupaciones las de duraciones, pasándolas así a tiempo discreto.

Si se parte de una serie de tiempo cuya variable dependiente es de naturaleza binaria, es posible dividir la serie en distintos datos de duración. Esto se realiza al agrupar las sucesiones consecutivas de ceros en la variable hasta que un uno aparece, tal como se muestra en el siguiente ejemplo:

Figura 1

Ejemplo de equivalencia entre datos de duración y serie de tiempo binaria

	t1	t2	t3	t4	t5	t6
Serie de tiempo	0	0	1	1	0	1
Duraciones	0	1	2	0	0	1

Como se puede ver, el conteo de la secuencia de ceros que precede a un 1, mide el tiempo transcurrido para que la variable se convirtiese en 1. En otras palabras, se traduce la serie de tiempo binaria a datos de duración agrupados.

Sabiendo que datos de duración agrupados y una serie de tiempo binaria son exactamente lo mismo, mediante el uso del cálculo integral, se procede a transformar el dominio del modelo de Cox a un dominio discreto (agrupado).

Partiendo del modelo proporcional de (Cox, 1975):

$$h_i(t) = h_0(t)e^{x_i'\beta} \quad (2)$$

Donde h_i es la tasa hazard instantánea, que (Cameron & Trivedi, 2005) definen como la probabilidad instantánea de que al individuo i le suceda el evento de interés (en este caso, que la acción suba de precio), dado que no le ha sucedido para el momento t . La variable $h_0(t)$ corresponde a la tasa hazard base, la cual mide el impacto de la duración (*spell*) sobre la probabilidad de que el evento ocurra. Finalmente, x_i es el vector de características del individuo y β es el vector de coeficientes que ponderan dichas características.

A partir de la ecuación (2), se define la función de supervivencia ($S(t)$) que mide la probabilidad de que el individuo i llegue hasta el momento t sin que el evento de interés le haya sucedido:

$$S(t) = \exp\left(-\int_0^t h(T)dT\right) \quad (3)$$

Sabiendo que $S(t)$ mide la probabilidad de que la acción no suba de precio hasta el momento t , la probabilidad de que dicha acción haya tenido una subida de precio en el momento t es:

$$P(Y_{i,t} = 1) = 1 - \exp\left(-\int_0^t h_i(T)dT\right) \quad (4a)$$

$$P(Y_{i,t} = 1) = 1 - \exp\left(-\int_0^t h_0(t)e^{x_i'\beta} dT\right) \quad (4b)$$

$$P(Y_{i,t} = 1) = 1 - \exp\left(-e^{x_i'\beta} \int_0^t h_0(t)dT\right) \quad (4c)$$

Teniendo en cuenta que la tasa *hazard* base no está especificada, se puede tratar como una constante desconocida α_t :

$$\alpha_t = \int_0^t h_0(t)dT \quad (5)$$

Se define a k_t como:

$$k_t = \text{Ln}(\alpha_t) \quad (6)$$

Reemplazando (5) en (4c):

$$P(Y_{i,t} = 1) = 1 - \exp\left(-e^{x_i'\beta} \alpha_t\right) \quad (7a)$$

$$P(Y_{i,t} = 1) = 1 - \exp\left(-e^{x_i'\beta} e^{\text{Ln}(\alpha_t)}\right) \quad (7b)$$

$$P(Y_{i,t} = 1) = 1 - \exp\left(-e^{x_i'\beta + k_t}\right) \quad (7c)$$

k_t es una constante cuyo valor depende de la duración (*spell*) y puede ser definida como una combinación lineal de una serie de variables dicótomas que se activan dependiendo del *spell*:

$$k_t = D_i\gamma \quad (8)$$

Donde D_i es un vector fila que contiene el valor de las variables dicótomas para el individuo i y γ es el vector columna, que contiene los coeficientes de ponderación.

Al reemplazar (8) en (7c), se tiene:

$$P(Y_{i,t} = 1) = 1 - \exp\left(-e^{x_i'\beta + D_i\gamma}\right) \quad (9)$$

Debido a que $x_i'\beta$ es una combinación lineal, el argumento de la función exponencial considera la suma de dos combinaciones lineales. De esta forma, se puede definir una combinación lineal mayor:

$$P(Y_{i,t} = 1) = 1 - \exp(-e^{ab}) \quad (10)$$

Donde a es un vector fila construido al concatenar x_i' y D_i , mientras que b es un vector columna que parte de concatenar β con γ . Por tanto, el modelo pasa a tener dentro de su especificación tanto a las características originales de los individuos como a las variables dicótomas.

El modelo de duraciones agrupadas difiere de una regresión logística en dos aspectos:

1. El modelo de duración utiliza como vínculo a la probabilidad, un “log-log complementario”, en vez de la conocida función logística empleada por el modelo *Logit*.
2. En la especificación del modelo de duración se incluyen las variables dicótomas, mientras que en el modelo *Logit* estas no existen. Es decir, se asume una tasa *hazard* independiente de las duraciones.

El primer punto se puede tratar puesto que la función logística y el “log -log complementario” hacen una transformación a términos probabilísticos prácticamente idéntica, especialmente cuando los valores de probabilidad son bajos (Beck, Katz, & Tucker, 1997).

El segundo punto se trata de manera sencilla al incluir las *dicótomas* del modelo de duración dentro de la matriz de diseño de la regresión:

$$P(Y_{i,t} = 1) = \frac{1}{1 + e^{(-x_i'\beta + D_i\gamma)}} \quad (11a)$$

$$P(Y_{i,t} = 1) = \frac{1}{1+e^{(-ab)}} \quad (11b)$$

Se trata de alcanzar el principal objetivo de esta investigación utilizando la regresión logística corregida, definida en la ecuación (11b), específicamente se utiliza esta regresión más de 500 veces, ya que, se le realiza a cada una de las 505 acciones pertenecientes al S&P500.

La regresión realizada sobre cada acción es:

$$y_i = \frac{1}{1+e^{-ab}} + \varepsilon_i \quad (12)$$

Donde la variable y_i es una variable dicótoma con valor 1 si el precio de la acción sube o permanece igual y 0 en caso contrario; a es un vector fila construido al concatenar x'_i y D_i , es decir, los indicadores RSI y Momentum para dicha acción y las dicótomas propuestas para corregir la temporalidad de la regresión. Por otra parte, b es un vector columna que parte de concatenar β con γ , que hace referencia a los coeficientes de x'_i y de D_i , respectivamente. Por ultimo, ε_i corresponde al termino de error de la regresión propuesta.

Para cada una de las 505 acciones, se realizan dos diferentes clases de regresiones, cada una con la siguiente estructura en su matriz de diseño:

$$a_1 = [\text{Intercepto}, \text{Momentum}, DV, DC, D_1, \dots, D_k] \quad (13)$$

$$a_2 = [\text{Intercepto}, \text{Momentum}, DV_1, \dots, DV_l, DC_1, \dots, DC_l, D_1, \dots, D_k] \quad (14)$$

Para la primera matriz de diseño (a_1), DV y DC hacen referencia a las señales de venta o de compra generadas por el RSI que se esté tratando, sea el de 3,9,14 o 30 días. Por otro lado, el $Momentum$ es el valor de dicho indicador en ese momento del tiempo, este indicador se añade

para evitar tener una regresión compuesta únicamente por variables dicotómicas. Finalmente, D_1, \dots, D_k son cada una de las dicótomas correctoras requeridas para cada serie de tiempo.

Para a_2 , ya no hay únicamente una dummy de compra y otra de venta, sino que varias. Esto sucede porque se incluye dentro de la regresión a todos los RSI (de 3,9,14 o 30 días) a la vez. En los demás aspectos esta matriz de diseño es idéntica a (a_1).

En las dos matrices de diseño, *Momentum*, *DV* y *DC* están rezagadas en un día, ya que el RSI y el *Momentum* de cada día incorporan el precio de cierre de ese mismo día. Si no se realizara el rezago, se generaría un problema, ya que se haría una regresión que tiene como variables independientes a datos que en el momento no se tenían a disposición.

Mediante la regresión mencionada en la ecuación (12), utilizando la matriz de diseño a_1 , la cual considera las dicótomas de compra y venta generadas a partir de los umbrales más comúnmente utilizados (30 y 70), se evalúa la utilidad de los *RSI* en sus diferentes ventanas de tiempo. Debido a que la matriz de diseño a_1 tiene únicamente a las señales de un *RSI* a la vez, se tiene que realizar esta regresión un total de 4 veces por acción (una por cada ventana de tiempo del *RSI*). Con estas 4 regresiones se evalúa la utilidad de las señales dadas por este indicador, y dicho juicio se efectúa utilizando como criterios de decisión los *p-values* asociados a las variables dicótomas.

En segundo lugar, una vez más, para cada una de las 505 acciones, se realiza una única regresión que utiliza a la matriz de diseño a_2 . Esta regresión se emplea para evaluar la utilidad del modelo a la hora de hacer predicción. Se lleva a cabo la regresión y se obtienen a partir de esta las probabilidades de que el precio haya subido cada uno de los días, y con base en estas

probabilidades estimadas se predice si el precio sube o cae en cada día. Entre mayor sea el porcentaje de veces que el modelo clasifica correctamente los días, mejor capacidad predictiva tiene.

De este modo se logra cumplir el primer objetivo específico planteado en la investigación, ya que se evalúa la utilidad de los RSI con los umbrales más comúnmente utilizados para explicar los movimientos del precio de las acciones que conforman el S&P500. Con el fin de alcanzar el segundo objetivo específico, se plantea lo siguiente:

Buscando hallar la mejor manera de utilizar cada uno de los indicadores RSI, se minimiza la suma de los *p-values*⁹ correspondientes a las variables *DV* y *DC*, a partir de modificar los umbrales con los cuales se construyen las dicótomas (todo esto utilizando como matriz de diseño a a_1):

$$DV = f(Umbral_1) \quad (15a)$$

$$DC = g(Umbral_2) \quad (15b)$$

$$p_{value(DV)} + p_{value(DC)} = l(Umbral_1, Umbral_2) \quad (15c)$$

$$\min l(Umbral_1, Umbral_2) \quad (15d)$$

Esta minimización se hace mediante el uso de métodos numéricos, específicamente mediante el algoritmo de optimización “Nelder-Mead”. De esta manera se alcanza el segundo

⁹ La suma de los p-values es un indicador de la utilidad de las dos variables en la explicación del comportamiento de los precios. La minimización del indicador maximiza la optimalidad de la selección. Dicho indicador es desarrollado por los autores.

objetivo específico planteado, debido a que se encuentra la mejor manera de utilizar los RSI para maximizar su significancia en la regresión.

Finalmente, para alcanzar el último objetivo específico, se realiza una clasificación utilizando como regresión a la ecuación (12) y como matriz de diseño a la expresión (14) (todo esto usando los umbrales empleados por convención):

$$CC = f \left(\begin{array}{cccc} \text{umbral}_{RSI\ 3D_1}, & \text{dumbral}_{RSI\ 3D_2}, & \text{umbral}_{RSI\ 9D_1}, & \text{umbral}_{RSI\ 9D_2}, \\ \text{umbral}_{RSI\ 14D_1}, & \text{umbral}_{RSI\ 14D_2}, & \text{umbral}_{RSI\ 30D_1}, & \text{umbral}_{RSI\ 30D_2} \end{array} \right) \quad (16)$$

En adición a esto, se lleva a cabo una segunda clasificación, que difiere de la anterior (16) en que en esta ocasión no se clasifica siempre, solamente se hace si la probabilidad estimada por la regresión supera un valor (p_u), o si dicha probabilidad estimada es inferior a un valor (p_d). De esta manera, se genera una “zona gris” en la cual no se clasifican las observaciones¹⁰:

$$CC = f \left(\begin{array}{cccc} \text{umbral}_{RSI\ 3D_1}, & \text{dumbral}_{RSI\ 3D_2}, & \text{umbral}_{RSI\ 9D_1}, & \text{umbral}_{RSI\ 9D_2}, \\ \text{umbral}_{RSI\ 14D_1}, & \text{umbral}_{RSI\ 14D_2}, & \text{umbral}_{RSI\ 30D_1}, & \text{umbral}_{RSI\ 30D_2}, p_u, p_d \end{array} \right) \quad (17a)$$

Adicionalmente, esta nueva clasificación se optimiza manipulando los umbrales a partir de los cuales los RSI dan señales de sobrecompra y sobreventa, además de manipular los valores de p_u y p_d :

$$\max f \left(\begin{array}{cccc} \text{umbral}_{RSI\ 3D_1}, & \text{dumbral}_{RSI\ 3D_2}, & \text{umbral}_{RSI\ 9D_1}, & \text{umbral}_{RSI\ 9D_2}, \\ \text{umbral}_{RSI\ 14D_1}, & \text{umbral}_{RSI\ 14D_2}, & \text{umbral}_{RSI\ 30D_1}, & \text{umbral}_{RSI\ 30D_2}, p_u, p_d \end{array} \right) \quad (17b)$$

¹⁰ Esta zona gris se inspira en la naturaleza de la prueba de autocorrelación de Durbin y Watson.

Esta maximización se realiza empleando nuevamente el algoritmo de optimización “Nelder-Mead”, el cual encuentra los umbrales, p_u y p_d que maximizan la clasificación correcta. De esta manera se logra el tercer objetivo específico planteado, gracias a que se encuentra la mejor manera de utilizar los RSI para maximizar la capacidad predictiva del modelo. Cabe resaltar que esta optimización se realiza con la restricción de que se debe clasificar al menos el 5% de los días en la muestra, esto con el fin de evitar que muy pocos datos queden por fuera de la zona gris descrita anteriormente.

Con el fin de dar ejemplo de la potencial utilidad de estos modelos a la hora de especular con el precio de las acciones, se hace una simulación en la cual se toman decisiones con y sin el modelo. En específico, debido a la naturaleza binaria de los modelos, se transarán opciones binarias *cash or nothing*¹¹ compradas *at the money*¹².

Gracias al hecho de que estos derivados no transan en bolsa, encontrar datos históricos sobre las primas que hay que pagar para adquirirlos es complicado. Por este motivo, se calcula el precio teórico o *fair value* de estas opciones, utilizando el método proveniente de Black-Scholes descrito por (Hull, 2018). Para realizar esta estimación se utilizan datos históricos de volatilidad implícita para cada acción y la tasa de política monetaria objetivo de la FED en términos continuos:

$$\text{Prima call} = Qe^{-rT}N(d_2) \quad (18a)$$

¹¹ Las opciones binarias *cash or nothing* son derivados financieros exóticos transados en el mercado OTC. Estas opciones, una vez adquiridas, pagan un monto fijo de dinero si el precio del subyacente al vencimiento de la opción la hace estar *In the money*, en caso contrario no pagan nada. La opción vence *in the money* (en una call) cuando el precio spot (valor de mercado del subyacente) al vencimiento es mayor al precio strike (precio de ejercicio de la opción). En el caso de una opción put, la opción vence *in the money* si el spot al vencimiento es menor al precio strike (Hull, 2018).

¹² Una opción está *at the money* si su precio strike es igual al precio spot actual (Hull, 2018).

$$\text{Prima put} = Qe^{-rT}N(-d_2) \quad (18b)$$

Donde (Q) es el monto de dinero que se paga en caso de que la opción se ejerza, (r) es la tasa libre de riesgo en términos continuos y d_2 se define como:

$$d_2 = \frac{\ln\left(\frac{s}{x}\right) + \left(r - \frac{\sigma^2}{2}\right)T}{\sigma\sqrt{T}} \quad (19)$$

Siendo (s) el precio spot del activo subyacente (en este caso acciones) y (x) el precio strike que debe superar. Finalmente σ es la volatilidad de los rendimientos del activo subyacente, y T es el plazo de la opción en años (en el caso de esta simulación, todas las opciones tienen un plazo de un día). Debido a que las opciones se compran *at the money*, esta expresión se puede simplificar a:

$$d_2 = \frac{\left(r - \frac{\sigma^2}{2}\right)T}{\sigma\sqrt{T}} \quad (20)$$

Una vez se calcula el precio justo de una opción binaria *call* y *put at the money* para cada día, se puede realizar la simulación. Para llevar a cabo dicha simulación se obedecen las decisiones que el modelo toma al clasificar cada día como alcista, bajista o neutro, y se hace sobre 7 acciones del índice tomadas aleatoriamente y desde noviembre del 2016, ya que no se consiguieron datos de la volatilidad implícita más antiguos.

En caso de que el modelo clasifique al día como alcista, el beneficio para el día t es el beneficio acumulado hasta el día $(t - 1)$ llevado a valor futuro, a este valor se le resta la prima pagada por la opción *call* adquirida, y a todo esto se le suma la cantidad de dinero (Q) que se

recibe por la opción, el cual tiene un valor de \$1000 USD en caso de que la clasificación haya sido correcta, y \$0 en caso contrario:

$$Beneficios_t = Beneficios_{t-1} e^{r \frac{1}{360}} - prima\ call_t + Q \quad (21)$$

Por otro lado, en caso de que el modelo clasifique al día como bajista, el beneficio para el día t es el beneficio acumulado hasta el día $(t - 1)$ llevado a valor futuro, a este valor se le resta la prima pagada por la opción *put* adquirida, y a todo esto se le suma la cantidad de dinero (Q) que se recibe por la opción. Esta cantidad tiene un valor de \$1000 USD en caso de que la clasificación haya sido correcta, y \$0 en caso contrario:

$$Beneficios_t = Beneficios_{t-1} e^{r \frac{1}{360}} - prima\ put_t + Q \quad (22)$$

Finalmente, en caso de que el modelo no clasifique al día en concreto, es decir, que no se clasifica ni al alza ni a la baja, los beneficios para el día t se definen como:

$$Beneficios_t = Beneficios_{t-1} e^{r \frac{1}{360}} \quad (23)$$

Se compara la clasificación descrita en la ecuación (16) con la clasificación optimizada (17b), lo cual permite definir si la optimización del uso de los indicadores técnicos tiene como consecuencia una mejor rentabilidad.

V. Resultados

A continuación, se procede a exponer los resultados y beneficios fruto de las optimizaciones descritas anteriormente. Se empieza por la maximización de la significancia,

continuando con la maximización la capacidad predictiva del modelo y finalizando con los resultados de la simulación.

Al realizar la maximización de la significancia conjunta de los p-values asociados a las variables dicotómicas que muestran las señales de compra y venta de los RSI, se obtuvieron los siguientes resultados para las acciones incluidas dentro de la investigación:

Tabla 3.

Max significancia

Señal	Promedio óptimo	Desviación estándar
OS3D	33,06	8,88
OB3D	72,80	8,38
OS9D	33,49	7,14
OB9D	72,86	7,17
OS14D	33,89	7,19
OB14D	71,41	7,08
OS30D	37,03	6,46
OB30D	65,39	6,85

Nota: la tabla presnetta el promedio de los umbrales optimizados para cada RSI

Como se puede apreciar en la tabla 3, los umbrales óptimos en promedio son cercanos a las especificaciones de 30 y 70 usadas comúnmente para sobreventa y sobrecompra, respectivamente, aún al compararlas con su desviación estándar. A pesar de esto, es importante aclarar el hecho de que si bien en promedio los umbrales tienden a parecerse a los especificados por (Murphy, 1999), la optimización mejora dramáticamente el porcentaje de veces que las variables son significativas, tomando un nivel de significancia del 5%:

Tabla 4
% de significancia

Señal	% significativo óptimo	% significativo original	Mejora
OB14D	33,27%	5,74%	27,52%
OB30D	29,90%	4,16%	25,74%
OB3D	31,68%	6,93%	24,75%
OB9D	33,86%	5,35%	28,51%
OS14D	34,06%	4,75%	29,31%
OS30D	24,55%	1,39%	23,17%
OS3D	28,51%	6,53%	21,98%
OS9D	30,50%	3,56%	26,93%

Nota: Porcentaje de veces que el p-value asociado a cada dummy es inferior a 5%

Como se evidencia en la tabla 4, originalmente, al utilizar como umbral de sobreventa a 30 y de sobrecompra a 70, los p-values rara vez mostraban significancia más del 5% de las veces, que es justamente el margen de error utilizado para verificar la significancia. Sin embargo, una vez se realiza la optimización, los p-values aumentan, hasta niveles superiores al 30% de las veces. Esta es una mejora del 27,54% en el mejor de los casos, y del 21,98% en el peor de los casos.

Por otro lado, al evaluar el modelo de clasificación óptima, los umbrales óptimos son cercanos a los valores propuestos por (Murphy, 1999), pero con desviaciones menores:

Tabla 5
Promedio de umbrales y límites de clasificación

Variable	Promedio	Desviación estándar
OS3D	30,69	1,49
OB3D	70,65	1,43
OS9D	30,80	1,55
OB9D	71,14	1,87
OS14D	30,74	1,53
OB14D	70,98	1,70
OS30D	30,68	1,43
OB30D	70,46	1,12
Pu	71,21%	17,48%
Pd	38,55%	11,47%

Nota: el promedio es sobre todas las acciones

Los resultados mostrados en la tabla 5 respaldan a los mencionados en la tabla 3, ya que ambos apoyan el hecho de que al parecer los promedios de los umbrales óptimos son 30 y 70 para sobreventa y sobrecompra respectivamente.

A continuación, se encuentran los beneficios sobre la capacidad predictiva del modelo:

Tabla 6
Promedio de porcentaje de clasificación correcta

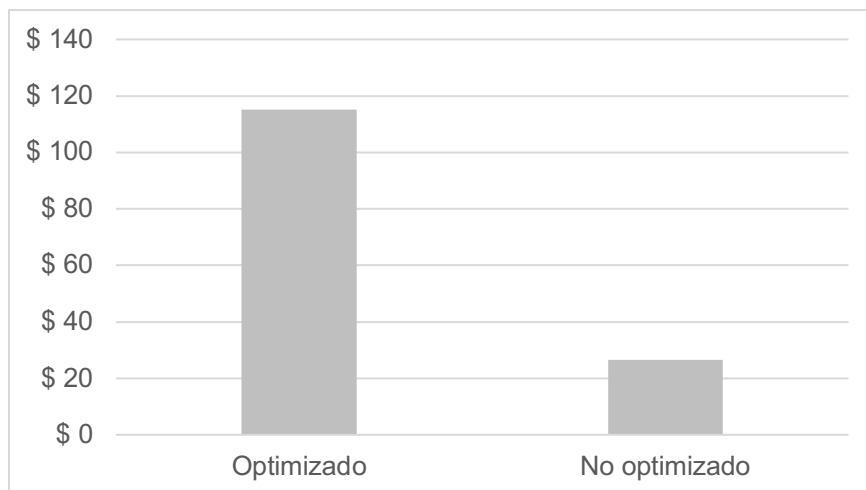
Clasificaciones	Media porcentajes
Clasificación original	52,30%
Clasificación óptima	72,34%

Nota: La tabla compara el promedio del porcentaje de acierto del modelo original y optimizado

La optimización de los umbrales de clasificación, sobrecompra y de sobreventa, tiene como consecuencia un aumento de más de 20 puntos porcentuales en la capacidad predictiva. Para resultados más detallados se puede encontrar en el *anexo 2* el resultado de las optimizaciones para cada una de las acciones que componen el índice.

Finalmente, se muestran los resultados de la simulación, en la cual se transa con opciones binarias *cash or nothing at the money*, cuyas primas fueron calculadas por los autores utilizando la volatilidad implícita y tasa libre de riesgo de cada fecha y para cada acción.

Figura 2: Utilidad obtenida por opción binaria adquirida



Esta gráfica compara la utilidad promedio obtenida por cada opción adquirida entre la clasificación sin optimizar (16) y la clasificación optimizada (17b)

Como se puede observar en la figura 2, la optimización de los umbrales con los que se utiliza el RSI y los límites a partir de los cuales se hace clasificación o no, mejora la rentabilidad por cada opción adquirida en más de 4 veces, exactamente a una razón de 4,35. Esto demuestra que el uso a la medida del RSI para cada subyacente conlleva a una toma de decisiones más inteligente, y como consecuencia a una mayor rentabilidad por opción adquirida.

VI. Conclusiones

Esta investigación logra mejorar la utilidad del uso del RSI para realizar pronóstico sobre el comportamiento futuro de precios, mediante la estimación de los umbrales óptimos a partir de los cuales dicho indicador genera señales de compra y venta.

Como consecuencia de la optimización, se corrobora la utilidad del uso del RSI como herramienta de decisión a la hora de especular con el precio futuro de acciones, lo cual respalda los hallazgos de los autores investigados en la revisión de literatura. Por ejemplo, (Chong, Ng, &

Liew, 2014) concluyen que, entre otros, el mercado estadounidense no es 100% eficiente, esto debido a que la utilización de indicadores técnicos da como resultado una mayor rentabilidad. Se logró alcanzar el objetivo principal de la investigación, el cual era evaluar la utilidad del RSI como herramienta de toma de decisiones de inversión en las acciones del S&P500. Si bien la utilidad del indicador con sus umbrales más comúnmente utilizados es limitada, una vez dichos umbrales son optimizados, la utilidad del indicador se vuelve considerablemente mayor (tabla 4).

El primer objetivo específico, el cual era evaluar la utilidad del RSI empleando los umbrales más comúnmente utilizados, se alcanzó. Se logró mediante la estimación de la significancia estadística de los coeficientes asociados al RSI sin optimizar, además del cálculo de la capacidad predictiva del modelo con el mismo indicador no optimizado (tablas 4 y 6). Estas estimaciones se utilizaron como punto de comparación contra las significancias y calidades de predicción alcanzadas con los umbrales optimizados. Como se mencionó anteriormente, la utilidad del RSI con umbrales no optimizados es limitada en comparación a cuando se emplean umbrales optimizados. Esto se refleja en una capacidad predictiva inferior en más de 20 puntos porcentuales si se compara con el modelo optimizado, y en una probabilidad de alcanzar significancia hasta 29,31% menor al modelo optimizado.

El segundo y tercer objetivo fueron alcanzados de igual manera, ya que se realizó la optimización del uso del RSI, con las mejoras nombradas en el párrafo anterior. Se consiguió realizar la optimización y su realización tuvo como consecuencia mejoras considerables, tal y como se mostró en las tablas 4 y 6.

En adición a esto, se corroboró la utilidad de la optimización al simular transacciones con opciones binarias *cash or nothing* guiadas por el modelo sin optimizar y el modelo optimizado, obteniendo rentabilidades más de 4 veces superiores gracias a la optimización.

El principal aporte de esta investigación es la demostración de que se puede obtener una rentabilidad mejor si se utiliza al RSI con parámetros a la medida de cada activo (dichos parámetros se encuentran en el *anexo 2*), y que sencillamente utilizar los mismos parámetros para todos los activos no permite aprovechar la información que el RSI aporta al máximo. Todo esto se alcanza mediante el uso de métodos relativamente sencillos y accesibles en comparación a algoritmos evolutivos e inteligencia artificial utilizados por (Bodas-Sagi et al, 2009). La sencillez de los métodos utilizados en el presente estudio permite que se puedan replicar estas estimaciones para el activo y ventana de tiempo que se desee.

Sería interesante y de gran valor para una investigación futura realizar esta misma estimación teniendo en cuenta tendencias de precio, incluyendo dichas tendencias como variable de transición dentro de una clase de modelo de transición suave aplicado a una regresión logística. Otra posible investigación podría consistir en comparar la utilidad de este modelo en mercados menos desarrollados, para poder poner a prueba las conclusiones de (Wang & Sun, 2015).

Referencias

- Bäck, T. (1996). *Evolutionary Algorithms in Theory and Practice: Evolution Strategies, Evolutionary Programming, Genetic Algorithms*. New York: Oxford University Press.
- Beck, N., Katz, J., & Tucker, R. (1997). Beyond Ordinary Logit: Taking Time Seriously in Binary-Time-Series-Cross-Section Models. *Division of humanities and social sciences California institute of Technology*.
- Bloomberg. (2018, 08 27). *Bloomberg*. Retrieved from Bloomberg:
<https://www.bloomberg.com/quote/USDCOP:CUR>
- Bloomberg LP. (2020, Octubre 31). *Bloomberg*. Retrieved from Bloomberg Company:
<https://www.bloomberg.com/company/>
- Bodas-Sagi, D. J., Fernández, P., Hidalgo, J. I., Soltero, F. J., & Risco-Martín, J. L. (2009). Multiobjective Optimization of Technical Market Indicators. *Genetic and Evolutionary Computation Conference* (pp. 1999-2004). Montreal: GECCO.
doi:10.1145/1570256.1570266
- Bogle, J. C. (1993). *Bogle On Mutual Funds: New Perspectives for the Intelligent Investor*. New York: McGraw-Hill.
- Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (2005). *Microeconometrics Methods and Applications*. New York: Cambridge University Press.
- Chong, T., Ng, W.-k., & Liew, V. K.-s. (2014). Revisiting the performance of MACD and RSI oscillators. *Journal of risk and financial management*, 7(1), 1-12.
doi:10.3390/JRFM7010001

Cox, D. R. (1975, Agosto). Partial Likelihood. *Biometrika*, 62, 269-276.

Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *Twenty-Eighth Annual Meeting of the American Finance Association* (pp. 383-417). New York: Blackwell Publishing.

Hull, J. (2018). *Options, futures, and other derivatives* (Décima ed.). New York, New York: Pearson.

Murphy, J. J. (1999). *Technical Analysis of the Financial Markets*. New York, EEUU: New York Institute of Finance.

OECD. (2020, Octubre 31). *OECD*. Retrieved from OECD Home: <https://www.oecd.org/acerca/>

S&P Global. (2020, Octubre 31). *S&P Global*. Retrieved from S&P Dow Jones Indices: <https://www.spglobal.com/spdji/en/indices/equity/sp-500/#overview>

Soon Ling, P., Rahim, R. A., & Said, F. F. (2020). The effectiveness of technical strategies in malaysian shariah vs conventional stocks. *ISRA International Journal of Islamic Finance*, 12(2), 195-215. doi:10.1108/IJIF-082018-0092

Thompson Reuters. (2020, Octubre 20). Thompson Reuters Eikon. Toronto, Ontario, Canada.

Wang, T., & Sun, Q. (2015). Why investors use technical analysis? Information discovery versus herding behaviour. *China Finance Review International*, V(1), 53 - 68. doi:10.1108/CFRI-08-2014-0033

Wilder, J. W. (1978). *New Concepts in Technical Trading Systems*. Winston-Salem: Hunter Publishing Company.