



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Contaduría y Administración

Evaluación de los rezagos temporales y las distintas estrategias de
operación en el mercado cambiario

Tesis
Que como parte de los requisitos para obtener el grado de
Maestro en Ciencias Económico Administrativas

Presenta
Luis Miguel Cruz Lázaro

Santiago de Querétaro, Noviembre/2018



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Contaduría y Administración
Maestría en Ciencias Económico Administrativas

EVALUACIÓN DE LOS REZAGOS TEMPORALES Y LAS DISTINTAS ESTRATEGIAS DE
OPERACIÓN EN EL MERCADO CAMBIARIO

TESIS

Que como parte de los requisitos para obtener el grado de
Maestro en Ciencias Económico Administrativas

Presenta:

Luis Miguel Cruz Lázaro

Dirigido por:

Dr. Felipe Abelardo Pérez Sosa

SINODALES

Dr. Felipe A. Pérez Sosa
Presidente

Dr. Michael Demmler
Secretario

Dra. Graciela Lara Gómez
Vocal

Mtra. María Elena Díaz Calzada
Suplente

Mtro. Martín Vivanco Vargas
Suplente

Mtro. Martín Vivanco Vargas
Director de la Facultad de Contaduría y
Administración

Firma

Firma

Firma

Firma

Firma

Dra. Ma. Guadalupe Flavia Loarca Piña
Directora de Investigación y Posgrado

Centro Universitario
Santiago de Querétaro
Febrero / 2019
México

RESUMEN

El objetivo de esta tesis es determinar el impacto de los rezagos en la medición temporal en las posiciones finales obtenidas en el mercado cambiario, así como evaluar si existen diferencias significativas entre las posiciones finales obtenidas usando estrategias de operación de alta frecuencia, y las obtenidas con estrategias de operación tradicionales, empleando el tipo de cambio FIX, en el periodo de 1991 a 2018. El avance y el uso de la tecnología han propiciado la aparición de dos formas de operar en los mercados cambiarios: la tradicional y con modelos de trading algorítmicos. Si bien, esta última modalidad ha incrementado su volumen de operación, aún se desconocen sus efectos, lo que justifica la realización de este trabajo. En este contexto, a fin de cumplir con el objetivo de la investigación, se desarrolló un modelo de trading algorítmico, con el propósito de comparar la efectividad de las estrategias tradicionales, con las estrategias de alta frecuencia, así como para simular los rezagos temporales. En ambos casos, se analizaron las posiciones finales empleando herramientas financieras y estadísticas, como la simulación de escenarios y pruebas de hipótesis, con un nivel de significancia del 5 %. Con ello, se encontró que sí hay diferencias estadísticamente significativas entre las posiciones finales obtenidas usando distintas estrategias, siendo mayores las posiciones logradas mediante estrategias de alta frecuencia. Asimismo, se determinó que al existir rezagos temporales entre la emisión de las órdenes y su ejecución, se presenta un impacto negativo en las posiciones finales obtenidas. Por lo tanto, se concluye que la presencia de los rezagos en la medición temporal en el mercado cambiario, causan un efecto negativo en las posiciones finales obtenidas, lo que evidencia la importancia de revisar los sistemas con los que se operan en el mercado cambiario para evitar estos efectos. Además, se estableció que sí existen diferencias estadísticamente significativas entre las posiciones finales obtenidas usando estrategias de alta frecuencia y las obtenidas con estrategias tradicionales, por lo cual, se sustenta que el uso de los trading algorítmicos se fortalecerá, demostrando la importancia de su estudio.

(Palabras clave: Mercado cambiario, Trading, Estrategias de operación, Rezagos temporales).

SUMMARY

The objective of this thesis is to determine the impact of delays on temporary mediation in the final positions obtained in the exchange market, as well as to evaluate whether or not there are significant differences between the final positions obtained using high frequency operation strategies and those obtained with traditional operational strategies using the FIX exchange rate during the period from 1991 to 2018. The progress and use of technology have led to the appearance of two forms of operation in exchange markets: the traditional form and those with algorithmic trading models. Although this last modality has increased the operating volume, the effects are still unknown, and this justifies the carrying out of this study. In this context and with the purpose of complying with the objective of this research, an algorithmic trading model was developed with the finality of comparing the effectiveness of the traditional strategies with the high frequency strategies, as well as to simulate temporary delays. In both cases the final positions were analyzed using financial and statistical tools, such as the simulation of possible cases and hypothesis tests, with a significance level of 5 %. It was found that there are significant statistical differences between the final positions obtained using different strategies. The greatest are observed with the positions achieved through high frequency strategies. It was likewise determined that when there are temporary delays between the emission of orders and their execution, there is a negative impact on the final positions obtained. It is therefore concluded that the presence of delays in temporary mediation in the exchange market result in a negative effect on the final positions obtained. This makes evident the importance of checking the systems being used in the exchange market in order to avoid these effects. It was also established that there are statistically significant differences between the final positions obtained using high frequency strategies and those obtained with traditional strategies. As a result, it is maintained that the use of algorithmic trading will strengthen, thus demonstrating the importance of this study.

(Key words: exchange market, trading, operation strategies, temporary delays)

DEDICATORIAS

A mi abuela Cecilia y mi padre José, que descansen en paz.

A mi amiga Verónica Beltrán.

AGRADECIMIENTOS

Al Dr. Felipe Abelardo Pérez Sosa. Director de tesis, gracias su apoyo y su guía, ya que sin él, esta tesis no hubiera sido posible.

A la Dra. Julia Hirchs. Coordinadora de la maestría en ciencias económico administrativas.

A mis sinodales: Dr. Michael Demmler, Dra. Graciela Lara, Mtra. María Elena y Mtro. Martín Vivanco.

A mis profesores de la maestría.

A CONACYT. Por su apoyo para cursar la maestría en ciencias económico administrativas.

Al personal administrativo del Posgrado de la Facultad de Contaduría y Administración, de la Universidad Autónoma de Querétaro.

A mi amigo Abraham. Por su apoyo brindado.

Índice

	Página
Resumen	i
Summary	ii
Dedicatorias	iii
Agradecimientos	iv
Índice	v
Índice de Tablas	ix
Índice de Figuras	xii
1. Introducción	1
1.1. Antecedentes	1
1.2. Planteamiento del problema	3
1.3. Justificación del estudio	6
1.4. Objetivo	8
1.4.1. Objetivo general.	8
1.4.2. Objetivos específicos.	8
1.5. Hipótesis de la investigación	9
2. Marco teórico	11
2.1. Mercado cambiario	11
2.1.1. Definición del mercado cambiario.	11
2.1.2. Características del mercado cambiario.	12
2.1.3. Usuarios del mercado cambiario.	15
2.1.4. El mercado cambiario mundial y el papel del Estado.	16

Evaluación de los rezagos temporales y las distintas estrategias...	viii
2.1.5. Regímenes cambiarios y tipos de cambio.	18
2.1.6. Mercado cambiario en México.	22
2.2. El mercado FOREX	25
2.2.1. Características del mercado FOREX.	26
2.2.2. Usuarios del mercado FOREX.	28
2.2.3. Funciones del mercado FOREX.	29
2.3. Sistemas automatizados de trading	30
2.3.1. Definición y características del trading algorítmico.	34
2.3.2. Clasificaciones del trading algorítmico.	36
2.3.3. Criticas al trading algorítmico.	39
2.4. Trading de alta frecuencia	39
2.4.1. Antecedentes y definición del trading de alta frecuencia.	40
2.4.2. Trading de alta frecuencia y trading algorítmico.	43
2.4.3. Elementos, rasgos y usuarios del trading de alta frecuencia.	45
2.4.4. Estrategias implementadas por el trading de alta frecuencia.	48
2.4.5. Consecuencias en los mercados por el trading de alta frecuencia.	53
2.4.6. Legislación del trading de alta frecuencia.	58
3. Metodología	60
3.1. Desarrollo de un modelo de trading algorítmico	63
3.2. Elaboración de la base de datos	68
3.3. Implementación del trading algorítmico utilizando estrategias tradicionales y de alta frecuencia	69

Evaluación de los rezagos temporales y las distintas estrategias...	ix
3.3.1. Estadística descriptiva y distribuciones de frecuencias.	71
3.3.2. Prueba de hipótesis para comparar las posiciones finales de los escenarios con estrategias tradicionales y de alta frecuencia.	74
3.4. Simulación de los rezagos temporales entre la emisión de órdenes y sus ejecuciones	77
4. Resultados	79
4.1. Análisis de las posiciones finales de las estrategias de operaciones de alta y baja frecuencia	79
4.1.1. Distribuciones de frecuencia de las estrategias de alta y baja frecuencia.	82
4.1.2. Comparación de los resultados de cada estrategia.	94
4.1.3. Resultados de la prueba de hipótesis para las posiciones finales de los escenarios con estrategias tradicionales y de alta frecuencia.	96
4.1.4. Comparación de las estrategias de alta y baja frecuencia para la toma de decisiones.	103
4.2. Análisis de los escenarios con rezagos temporales y sin rezagos temporales	104
4.2.1. Distribuciones de frecuencia de los escenarios con rezagos temporales y sin rezagos temporales.	106
4.2.2. Comparación de los resultados de las posiciones finales de cada escenario.	111
4.2.3. Resultados de la prueba de hipótesis de los escenarios con rezagos temporales y sin rezagos temporales.	112

Evaluación de los rezagos temporales y las distintas estrategias...	x
4.2.4. Comparación para la toma de decisión del efecto de los rezagos temporales.	113
4.3. Discusión teórica de los resultados	114
Conclusiones	118
Referencias	124

Índice de Tablas

Tabla		Página
1	Principales características del mercado cambiario.	15
2	Regímenes cambiarios y principales características.	21
3	Regímenes cambiarios de México.	24
4	Principales características del mercado FOREX.	28
5	Resumen de las características del trading algorítmico.	36
6	Clasificaciones del trading algorítmico.	38
7	Principales características del Trading de Alta Frecuencia.	43
8	Principales rasgos del Trading de Alta Frecuencia.	46
9	Resumen de las estrategias del trading de alta frecuencia.	53
10	Resumen de las principales consecuencias que se le imputan al Trading de Alta Frecuencia en los mercados financieros.	58
11	Resultados de la estadística descriptiva de las posiciones finales obtenidas, de los escenarios con distintas desviaciones estándar móviles muestrales.	80
12	Distribución de frecuencia de las posiciones finales obtenidas de los escenarios, donde se usaron .5 desviaciones estándar móviles muestrales.	84
13	Distribución de frecuencia de las posiciones finales obtenidas de los escenarios, donde se usaron una desviación estándar móvil muestral.	87
14	Distribución de frecuencia de las posiciones finales obtenidas de los escenarios, donde se usaron dos desviaciones estándar móviles muestrales.	90

Evaluación de los rezagos temporales y las distintas estrategias...	xii
15 Distribución de frecuencia de las posiciones finales obtenidas de los escenarios, donde se usaron tres desviaciones estándar móviles muestrales.	93
16 Resultados de la prueba de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, para las posiciones finales obtenidas usando .5 y una desviación estándar móvil muestral.	97
17 Criterio de decisión correspondiente a usar .5 y una desviación estándar móvil muestral.	97
18 Resultados de la prueba de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, para las posiciones finales obtenidas usando .5 y dos desviaciones estándar móviles muestrales.	98
19 Criterio de decisión correspondiente a usar .5 y dos desviaciones estándar móviles muestrales.	98
20 Resultados de la prueba de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, para las posiciones finales obtenidas usando .5 y tres desviaciones estándar móviles muestrales.	99
21 Criterio de decisión correspondiente a usar .5 y tres desviaciones estándar móviles muestrales.	99
22 Resultados de la prueba de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, para las posiciones finales obtenidas usando una y dos desviaciones estándar móviles muestrales.	100
23 Criterio de decisión correspondiente a usar una y dos desviaciones estándar móviles muestrales.	100

Evaluación de los rezagos temporales y las distintas estrategias...	xiii
24 Resultados de la prueba de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, para las posiciones finales obtenidas usando una y tres desviaciones estándar móviles muestrales.	101
25 Criterio de decisión correspondiente a usar una y tres desviaciones estándar móviles muestrales.	101
26 Resultados de la prueba de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, para las posiciones finales obtenidas usando dos y tres desviaciones estándar móviles muestrales.	102
27 Criterio de decisión correspondiente a usar dos y tres desviaciones estándar móviles muestrales.	102
28 Estadística descriptiva de los escenarios con rezagos temporales y sin rezagos temporales.	105
29 Distribución de frecuencia de las posiciones finales obtenidas de los escenarios con rezagos temporales.	107
30 Distribución de frecuencia de las posiciones finales de los escenarios sin rezagos temporales (usando .5 desviaciones estándar móviles muestrales).	110
31 Resultados de la prueba de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, de las posiciones finales obtenidas en los escenarios con rezagos temporales y sin rezagos temporales.	113
32 Criterio de decisión correspondiente a las posiciones finales obtenidas de los escenarios con y sin rezagos temporales.	113

Índice de Figuras

Figura		Página
1	Proceso del surgimiento del trading algorítmico, y la descripción de las estrategias tradicionales y con tradings algorítmicos.	33
2	Características que comparten el TAF con el TA, y sus principales diferencias.	45
3	Relación entre las variables y el indicador, empleados en la investigación.	61
4	Matriz de coherencia del objetivo principal con los objetivos específicos, las hipótesis y los pasos que se seguirán en la metodología.	62
5	Diagrama de flujo de la estructura del trading algorítmico.	67
6	Diagrama donde se muestra la relación entre las variables y el indicador de esta sección.	70
7	Diagrama donde se muestra la relación entre las variables y el indicador en esta sección.	77
8	250 de los mil escenarios simulados.	79
9	Posiciones finales obtenidas de los escenarios, después de haberlos introducidos al trading algorítmico empleando .5 desviaciones estándar móviles muestrales.	83
10	Gráfico de la distribución frecuencia de las posiciones finales obtenidas, empleando .5 desviaciones estándar móviles muestrales.	85

11	Posiciones finales obtenidas de los escenarios, después de haberlos introducidos al trading algorítmico, empleando una desviación estándar móvil muestral.	86
12	Gráfico de la distribución frecuencia de las posiciones finales obtenidas, empleando una desviación estándar móvil muestral.	87
13	Posiciones finales obtenidas de los escenarios, después de haberlos introducidos al trading algorítmico, empleando dos desviaciones estándar móviles muestrales.	89
14	Gráfico de la distribución frecuencia de las posiciones finales obtenidas, empleando dos desviaciones estándar móviles muestrales.	90
15	Posiciones finales obtenidas de los escenarios, después de haberlos introducidos al trading algorítmico, empleando tres desviaciones estándar móviles muestrales.	92
16	Gráfico de la distribución frecuencia de las posiciones finales obtenidas, empleando tres desviaciones estándar móviles muestrales.	93
17	Gráfico de las posiciones finales obtenidas de los escenarios con rezagos temporales.	106
18	Gráfico de la frecuencia de las posiciones finales de los escenarios con rezagos temporales.	108
19	Gráfico de las posiciones finales obtenidas en los escenarios al emplear .5 desviaciones estándar móviles muestrales (sin rezagos temporales).	109

Evaluación de los rezagos temporales y las distintas estrategias...	xvi
20 Gráfico de la frecuencia de las posiciones finales de los escenarios sin rezagos temporales.	110

1. Introducción

1.1. Antecedentes

Los mercados financieros, son aquellos mercados donde hay una intermediación financiera y se encuentra conformado por cuatro: mercado monetario, mercado de crédito, mercado de capital y mercado cambiario (Rosseti, 2010); este último, se define como el lugar donde se realiza la compra y venta de una divisa respecto a otra. Algunas de las características del mercado cambiario, son: el uso de una moneda como referencia para los tipos de cambio, y que el progreso de las tecnologías y la expansión del internet han causado que el mercado cambiario crezca y se transforme en el más importante por su tamaño (Kozikowsky, 2007; Figueroa, 2010; Brealey et al., 2010; Morales y Morales, 2014; Berk y DeMarzo, 2008 Mascareñas, 2012; Ramírez, 2013; King et al., 2011).

Entre los usuarios clásicos del mercado cambiario, se encuentran los bancos centrales, los inversionistas y las entidades financieras. Sin embargo, los avances tecnológicos y la expansión del internet han permitido la aparición de nuevos usuarios del mercado cambiario, como los pequeños inversionistas con recursos limitados (Ramírez, 2013). Entre los intermediarios financieros que hay en el mercado cambiario, se encuentran los portales trading y las instituciones financieras como los bancos (Brealey et al., 2010; Gregorio, 2007; Ramírez, 2001; Rosseti, 2010; Buenaventura, et al., s.f.; Jones, 2009; Berk y DeMarzo, 2008; Mascareñas, 2012).

Conforme se desarrolló el mercado cambiario, comenzó a operar sin requerir un lugar físico. Este progreso permitió el desarrollo de un mercado global de divisas, al cual se le conoce como *Foreign Exchange Market (FOREX)* (Miranda y Gómez, 2017; Ramírez, 2013; King et al., 2011; López y Calderón, 2012; Kozikowsky, 2007).

Entre las características del mercado *FOREX*, se encuentran: que es el más grande de entre todos los mercados financieros, que permanece operando las 24 horas del día, que se le considera altamente descentralizado y que se clasifica como un mercado extrabursátil. También, es un mercado catalogado como *over the counter (OTC)*, debido a que no existe una sede central física para realizar las operaciones (King et al., 2011; Ramírez, 2013; Kozikowsky, 2007; Mascareñas, 2012). Otra característica importante del mercado *FOREX*, es que los usuarios pueden usar el internet y redes, para poder operar y realizar sus transacciones por medio de ellas o de plataformas virtuales, que a su vez, están interconectadas, por ejemplo por la *Society for Worldwide International Financial Telecommunications (SWIFT)*. Habitualmente, estas plataformas además de ofrecer el servicio de compra y venta de divisas a sus usuarios, también les brindan varias herramientas con el fin de facilitar el análisis del mercado (Ramírez, 2013; Kozikowsky, 2007; King et al., 2011; Mascareñas, 2012).

La tecnología está presente en varias partes de la economía y se ha expandido cada vez más, llegando a tener un papel importante en los mercados financieros, entre ellos, el mercado cambiario y el *FOREX*. También, la tecnología ha evolucionado, lo que le ha permitido acceder a emplearse en nuevas áreas. Para el caso específico de las bolsas del mundo y de los mercados financieros, la penetración y evolución de las tecnologías han provocado que los operadores, se puedan clasificar en dos grandes grupos: el *trading* tradicional, donde el *broker* opera todo y es el tomador de las decisiones, y el grupo donde se emplean los sistemas automatizados también llamado *Trading Algorítmico (TA)*, donde el TA es quien toma las decisiones basado en criterios previamente establecidos. Estos TA se usan en varios mercados, entre ellos: el de futuros, el de opciones y el de divisas (Miño, 2015; Ballesteros et al., 2013; King et al., 2011).

El *Trading* Algorítmico (TA) es un programa que busca patrones y, con base en ellos, crea criterios de decisión, basados principalmente en parámetros establecidos. Estos sistemas automatizados o *Tradings* Algorítmicos, al ser automáticos, no requieren que el inversor haga algo, sino que todo queda en manos de los sistemas (Miño, 2015; Ballesteros et al., 2013; Onis, 2011; Ericsson y Fridholm, 2013). El TA ha ganado popularidad en los mercados financieros desplazando al *trading* tradicional y con ello trayendo nuevos problemas, retos y dudas acerca de los riesgos que conlleva su uso. Uno de los fenómenos que se han desencadenado, producto de la interacción entre diversos *tradings* algorítmicos, es la creación de algoritmos más sofisticados y evolucionados, con el objetivo de tener una superioridad sobre sus competidores. Estos avances propiciaron la creación del *Trading* de Alta Frecuencia (TAF), también conocido como *High Frequency Trading (HFT)* (Ballesteros et al., 2013). Dentro de los sistemas automatizados, hay que distinguir entre el *Trading* Algorítmico (TA) y el *Trading* de Alta Frecuencia (TAF) (Chlistalla, 2011; Gomber et al., 2011; Onis, 2011; King et al., 2011; Jones, 2013).

El *Trading de Alta Frecuencia (TAF)*, se define como: un sistema automatizado de compra y venta de valores e instrumentos financieros basado en estrategias previamente diseñadas. Entre sus características, se destacan que las operaciones se realizan a muy alta velocidad y que la posición dura fracciones de segundo (Sáenz, 2012; Miño, 2015; Chlistalla, 2011; Chordia et al., 2013; Hernández y Sánchez, 2017; Onis, 2011; Pomar, 2017; Huang, 2012; Jones, 2013).

1. 2. Planteamiento del problema

El TAF es un importante actor dentro de los mercados financieros, pero se ha visto envuelto en polémicas al igual que el TA ya que una falla en el diseño, un retraso en la

ejecución de las órdenes o una vulnerabilidad, pueden ocasionar afectaciones graves para los mercados financieros y para sus usuarios. Un ejemplo de lo anterior, es el *Flash Crash* de 2010, donde no hay un consenso acerca de la participación del TAF (Chlistalla, 2011; Sáenz, 2012; Sornette y Der Becke, 2011; Kirilenko, et al., 2017; Jones, 2013); o las afectaciones provocadas por el grupo *Knight Capital*, quien utilizó un TAF defectuoso (Jones, 2013).

Como resultado de una búsqueda exhaustiva realizada en esta investigación, en donde se abordan autores como Chlistalla, (2011), Sáenz, (2012), Sornette y Der Becke, (2011), Kirilenko, et al., (2017) y Jones, (2013), se ha concluido que el TAF tiene ausencia de investigaciones y estudios, ocasionando que se desconozca las consecuencias de su uso en los mercados, incluso, no se tiene certeza acerca de si el TAF, estuvo involucrado en el *Flash Crash* de 2010, durante el cual, el índice Dow Jons descendió más de mil puntos en cuestión de minutos (Chlistalla, 2011). Las autoridades CFT-SEC dictaminaron que el TAF no estuvo involucrado, sin embargo, hay quienes afirman que el TAF sí estuvo implicado (Chlistalla, 2011; Sáenz, 2012; Sornette y Der Becke, 2011; Kirilenko, et al., 2017; Jones, 2013). Sin embargo, hasta el momento la evidencia no ha sido suficiente para determinar su participación (Chlistalla, 2011; Chordia et al., 2013).

Otro evento en donde el TAF estuvo implicado fue en el *Knight Capital*, el cual instrumentó un TAF defectuoso, que ocasionó pérdidas (Jones, 2013). Además, se le ha acusado de ser el causante de los *mini flash crashes* que han sucedido en diferentes mercados, como el de futuros, el de opciones y en el *FOREX* (Sornette y Der Becke, 2011). La ausencia de investigaciones y la escasez de datos, provocan la necesidad de estudiar al TAF con el fin de determinar su impacto en los mercados donde se emplea, entre ellos, el mercado de capital y el mercado cambiario (Chordia et al., 2013; Gomber, 2011).

También los sistemas automatizados se han visto envueltos en controversias. Uno de los eventos fue durante la oferta inicial de acciones de *Facebook*, en la cual un algoritmo defectuoso causó daños a los participantes (Jones, 2013). Otro evento que sucedió en México en 2018, fue el ataque cibernético en contra de los bancos conectados al Sistema de Pagos Electrónicos Interbancarios (SPEI) con el objetivo de robar, además, como daño colateral, causó el retraso en las transacciones de algunos de los usuarios de las instituciones afectadas (BANXICO, 2018 a).

Ante el aumento del uso de la inteligencia artificial, los algoritmos y otras herramientas tecnológicas, es necesario conocer los riesgos y posibles daños que una falla, un ataque o un error podrían causar a sus usuarios, entre ellos: un retraso en la ejecución de sus órdenes. También, su estudio y evaluación para determinar sus beneficios, sus propiedades, características y debilidades, así como, su impacto en los mercados donde opera, es relevante. Ya que, como se ha evidenciado, existe un desconocimiento acerca de las implicaciones que conllevan su uso, añadiendo, que la tecnología no está exenta de riesgos, de presentar fallas o de ser atacada por *hackers*. Además, como se mencionó, el mercado cambiario es el más grande de todos los mercados financieros, y, como el TAF y los sistemas automatizados, tienen participación en el, es necesario conocer, cual es el impacto del TAF y los sistemas automatizados en el mercado cambiario, y, las consecuencias de una falla, un error o un ataque de *hackers* a los sistemas automatizados o al TAF, que operan en el mercado cambiario.

Entonces, con este trabajo se pretende contribuir a la discusión científica, proporcionando información acerca de los beneficios que se obtienen al usar estrategias de alta frecuencia, es decir, estrategias que emplean un trading de alta frecuencia, los cuales son, sistemas automatizados que realizan las operaciones sin intervención humana

y las ejecutan a velocidades muy altas (Sáenz, 2012; Miño, 2015; Chlistalla, 2011; Chordia et al., 2013; Hernández y Sánchez, 2017; Onis, 2011; Pomar, 2017; Huang, 2012; Jones, 2013), en comparación con las estrategias tradicionales, que son aquellas en donde un operador o *trader*, es quien realiza las operaciones (Miño, 2015; Ballesteros et al., 2013; King et al., 2011).

Además, contribuirá con evidencia a la discusión, al determinar el impacto de los rezagos temporales entre la emisión de órdenes y su ejecución, en las posiciones finales obtenidas en el mercado cambiario. Lo anterior, ayudará también a los usuarios y los tomadores de las decisiones de los mercados cambiarios, ya que tendrán información, acerca de los beneficios de las estrategias de alta frecuencia en comparación con las estrategias tradicionales, y, las consecuencias de una falla que ocasione rezagos temporales.

1.3. Justificación del estudio

El TAF es un fenómeno que suscita discusión en varios aspectos, incluida su propia definición (Rijper et al., 2010). Existe una ausencia de investigaciones y una escasez de datos, provocando la necesidad de estudiar al TAF, para determinar el impacto de su implementación en los mercados donde opera (Chordia et al., 2013; Gomber, 2011). Y uno de los mercados donde opera es el mercado cambiario y el *FOREX*, el cual es el mercado más grande del mundo (King et al., 2011; Ramírez, 2013; Kozikowsky, 2007; Mascareñas, 2012), y en el que, cualquier pequeño inversionista con acceso a internet puede participar (Ramírez, 2013), por ejemplo, por medio de los portales *trading* (Brealey et al., 2010; Gregorio, 2007; Ramírez, 2001; Rosseti, 2010; Buenaventura, et al., s.f.; Jones, 2009; Berk y DeMarzo, 2008; Mascareñas, 2012).

Ante la falta de investigaciones que aporten evidencia y datos, la importancia que están tomando los sistemas automatizados y las estrategias de operación de alta frecuencia en el mercado cambiario, y, la importancia del mercado cambiario, ya que es el más grande de los mercados financieros; este estudio contribuye aportando información, derivado de la comparación de las estrategias tradicionales con las de alta frecuencia, para determinar si hay un beneficio en las posiciones finales para los usuarios del mercado cambiario, además, también contribuirá a establecer el daño que puede ocasionar los rezagos temporales en las estrategias de operación en el mercado cambiario.

El enfoque del estudio es distinto a los trabajos anteriores, debido a que no investiga un evento en donde haya sospechas sobre si el TAF fue causante o si estuvo involucrado. En esta investigación el tratamiento parte de diseñar un modelo de trading algorítmico, y, simular mil escenarios del mercado cambiario de México, con el fin de comparar las estrategias de alta frecuencia con las estrategias tradicionales, en el mercado cambiario. También, el modelo de trading algorítmico diseñado y los mil escenarios simulados se utilizaran, para simular un rezago temporal y establecer cuál es el daño que ocasiona en las posiciones finales.

La investigación aporta información y evidencia a la discusión científica, acerca del impacto que tienen las estrategias de operación de alta frecuencia en comparación a las estrategias de operación tradicionales, en las posiciones finales de sus usuarios, específicamente en el mercado cambiario. Además, se agregara evidencia acerca de las repercusiones que pueden provocar los rezagos temporales, derivado de un retraso, entre el tiempo en que se emite la orden y en el que se ejecuta, en las posiciones finales obtenidas en las operaciones del mercado cambiario.

También, esta investigación contribuirá a la toma de decisión de los operadores y los usuarios del mercado cambiario, el cual es el más grande de todos los mercados financieros, y, es en el que pequeños inversionistas pueden acceder por medio del internet, aportándoles información y evidencia, para que con base en ella, puedan decidir la estrategia de operación que les genere mayores posiciones finales y mejor se adapte a sus recursos. Además, que tengan conocimiento, acerca del daño que les ocasionara un rezago temporal en sus operaciones del mercado cambiario, derivado de un retraso, entre el tiempo en que se emite la orden y en el que se ejecuta.

1.4. Objetivo

1.4.1. Objetivo general. Con base en lo mencionado anteriormente, y, debido a la importancia del mercado cambiario, además, la relevancia que ha ganado el trading algorítmico, que dio paso a las estrategias de operación de alta frecuencia, es decir, el trading de alta frecuencia, se propone el siguiente objetivo general de la investigación:

Determinar el impacto de los rezagos en la medición temporal en las posiciones finales obtenidas en el mercado cambiario, así como evaluar si existen diferencias significativas entre las posiciones finales obtenidas usando estrategias de operación de alta frecuencia, y las obtenidas con estrategias de operación tradicionales, empleando el tipo de cambio FIX, en el periodo de 1991 a 2018.

1.4.2. Objetivos específicos. Con base en el objetivo principal de la investigación, y, con el fin de alcanzarlo, se plantean los siguientes objetivos específicos.

- Desarrollar un modelo de trading algorítmico, que permita usar estrategias tradicionales y estrategias de alta frecuencia en el mercado cambiario, usando el tipo de cambio FIX, en el periodo de 1991 a 2018.
- Evaluar si las posiciones finales de las estrategias de operaciones de alta frecuencia son estadísticamente diferentes a las posiciones finales con operaciones tradicionales en el mercado cambiario, usando el tipo de cambio FIX, en el periodo de 1991 a 2018.
- Determinar el impacto de los rezagos en la medición temporal en las posiciones finales obtenidas en el mercado cambiario, usando el tipo de cambio FIX, en el periodo de 1991 a 2018.

1.5. Hipótesis de la investigación

De acuerdo con el objetivo principal y los objetivos específicos, se plantean las siguientes hipótesis de la investigación.

- Existen diferencias estadísticamente significativas entre las posiciones finales obtenidas empleando estrategias tradicionales, y las obtenidas empleando estrategias de alta frecuencia en el mercado cambiario, usando el tipo de cambio FIX, en el periodo de 1991 a 2018.
- Los rezagos en la medición temporal causan diferencias estadísticamente significativas en las posiciones finales de los inversionistas del mercado cambiario, usando el tipo de cambio FIX, en el periodo de 1991 a 2018.

Con base en lo anterior, esta investigación se estructurara de la siguiente manera: en la sección 2, se abordaran los temas más pertinentes de la investigación, los cuales son:

el mercado cambiario, el mercado FOREX, el trading algorítmico y el trading de alta frecuencia. En la sección de mercado cambiario se abordan varios temas, entre ellos: su estructura, sus participantes, la estructura que tiene en México, y, como llegó a transformarse en el mercado FOREX. En la siguiente sección, se explora a profundidad el mercado FOREX, mostrando distintos temas, algunos de ellos son: sus usuarios, sus funciones y como la tecnología opera en este mercado. También, en el tema del trading algorítmico, se exponen diversos contenidos, como sus antecedentes, los mercados donde opera, y, se describe como la tecnología permitió dos formas de operar en los mercados, las cuales son: la forma tradicional, donde las operaciones las ejecuta un operador o un trader, y, la forma con sistemas automatizados o trading algorítmicos, que es donde las operaciones las realiza un algoritmo, dentro de este surgen los trading de alta frecuencia. En la última sección, el tema del trading de alta frecuencia se investiga a detalle, abordando varios contenidos, algunos de ellos son: sus características, sus usuarios, las estrategias que emplea y su definición, entre otros.

Posteriormente, en la sección 3 se expone el marco metodológico empleado en esta investigación, donde se describen los pasos que se siguieron para alcanzar el objetivo principal y los objetivos específicos, además, para comprobar las hipótesis planteadas. A continuación en la sección 4, se muestran los resultados obtenidos al usar la metodología. Para finalmente en la sección 5, mostrar las conclusiones e implicaciones que surgen de la investigación realizada.

2. Marco teórico

2.1. Mercado cambiario

2.1.1. Definición del mercado cambiario. El *mercado cambiario* se define como el lugar donde se realiza la compra y venta de una divisa respecto a otra, teniendo como características generales: Que en él se determina el tipo de cambio, se comercializan diversos instrumentos financieros usando como respaldo las divisas, no requiere un lugar físico y normalmente se emplean intermediarios, entre ellos se encuentran los portales *trading* (Brealey et al., 2010; Gregorio, 2007; Ramírez, 2001; Rosseti, 2010; Buenaventura, et al., s.f.; Jones, 2009; Berk y DeMarzo, 2008; Mascareñas, 2012).

También, el mercado cambiario es uno de los mercados financieros (Rosseti, 2010; BANXICO, 2008) y, como se mencionó, los mercados financieros son aquellos mercados donde hay una intermediación financiera y se encuentra conformado por cuatro: mercado monetario, mercado de crédito, mercado de capital y mercado cambiario (Rosseti, 2010).

A lo anterior se debe destacar que el mercado cambiario se ha transformado conforme el comercio ha evolucionado. Como antecedente, se tiene que, mientras el comercio se fue expandiendo, se demandaban monedas de otros países; lo que indujo a que se creara el mercado cambiario, un mercado donde se intercambian las monedas de varios países para poder comerciar (Brealey et al., 2010; Mascareñas, 2012; Ramírez, 2001; Rosseti, 2010; Jones, 2009; Berk y DeMarzo, 2008).

Además, el mercado cambiario cambia conforme progresan los regímenes cambiarios, el comercio, la tecnología y el dinero. Derivado de esta continua transformación el mercado cambiario se vuelve más complejo (Ramírez, 2013; Figueroa, 2010). Este constante cambio provocó que se desarrollaran varias ramas dentro del mismo, ejemplo de ello son: el mercado global de divisas (*FOREX*, por sus siglas en inglés), el

mercado de contado, opciones y el de futuros. Y dentro de cada rama se han desarrollado varias herramientas que permitan su análisis como los sistemas automatizados e instrumentos financieros como el *forward* y los *swaps*, con el fin de satisfacer las demandas de los diferentes usuarios del mercado cambiario (Miranda y Gómez, 2017; Ramírez, 2013; King et al., 2011; López y Calderón, 2012; Ballesteros et al., 2013; Kozikowsky, 2007; Figueroa, 2010; Brealey et al., 2010; Morales y Morales, 2014; Berk y DeMarzo, 2008; Rosseti, 2010; Buenaventura, et al., s.f; Jones, 2009; Mascareñas, 2012). Ante la complejidad del mercado cambiario derivado de su constante evolución se requieren herramientas para su análisis, existiendo principalmente dos tipos de herramientas, que son: el análisis fundamental y el análisis técnico (Zuluaga y Velásquez, 2007; Brealey et al., 2010).

2.1.2. Características del mercado cambiario. Desde el momento en que se desarrolló el primer gran mercado cambiario que se instaló en Inglaterra, ya tenía como principal característica el uso de una moneda como referencia para los tipos de cambio, que en ese momento era la libra esterlina. Sin embargo, conforme pasó el tiempo y después de la conferencia de Bretton Woods donde se fundó el Fondo Monetario Internacional (FMI), se estableció como moneda de referencia el dólar, es decir, el mercado cambiario tiene como primera característica que casi todas las monedas expresan su tipo de cambio en función del dólar (Ramírez, 2013; Kozikowsky, 2007).

Otra característica del mercado cambiario es que se divide en varias ramas, entre ellas: el mercado de contado o *spot*, el mercado de plazos o *forwards*, el de futuros y opciones o *currency options*. Cada uno de ellos cuenta con sus instrumentos financieros, subdivisiones y tienen una finalidad, ya que estos nacen de las nuevas necesidades

producto de la evolución del mercado cambiario. Un ejemplo de ello es el *forward*, el cual es un contrato en el que se acuerda, ya sea la venta o compra a un precio determinado, y a una fecha futura, cierta cantidad de divisas con el objetivo de administrar el riesgo. Otro ejemplo es el mercado de contado que se puede dividir por el tamaño de sus transacciones en tres partes que son: al mayoreo, menudeo e interbancario (Kozikowsky, 2007; Figueroa, 2010; Brealey et al., 2010; Morales y Morales, 2014; Berk y DeMarzo, 2008; Mascareñas, 2012). De acuerdo con Kozikowsky (2007), de los cuatro principales mercados en los que se divide el mercado cambiario global, los tres principales para el año 2012 fueron el mercado de los *swaps*, que tenía un 44 % de participación en el mercado cambiario global; el mercado de contado, con una cuota del 37.5 %; y el mercado *forward*, que representó el 12 % del volumen operado en el mercado cambiario global.

El mercado cambiario en todos sus niveles es afectado por múltiples fuerzas del mercado, como las políticas implementadas por las autoridades monetarias de cada país, eventos sociales, eventos políticos o variables macroeconómicas (Kozikowsky, 2007; Rosseti, 2010; Blanchard y Pérez, 2000; Mankiw, 2014; Ramírez, 2013). Algo a destacar, es que la influencia de cada fuerza del mercado va a variar dependiendo el tipo de régimen cambiario que el país adopte (Vargas, 2010).

De igual manera, algunos de las ramas que conforman el mercado cambiario se consideran que presentan las características de tener tanto eficiencia operativa, como eficiencia económica (Kozikowsky, 2007); aunque Sánchez (2001), menciona que el excesivo aumento en el tamaño del mercado de divisas y la creación de un mercado mundial de capitales, ha ocasionado que el sistema financiero global sea más frágil. No obstante, el mismo autor añade que hay distintas opiniones respecto a la participación de los movimientos internacionales de capitales en las crisis económicas.

Una característica derivada del avance de las tecnologías y la expansión del internet, es que su penetración ha provocado que el mercado cambiario se expanda y se transforme en el mercado financiero más importante debido a su tamaño (King et al., 2011; Ramírez, 2013; Kozikowsky, 2007; Figueroa, 2010); ocasionando el surgimiento de un verdadero mercado global de divisas al cual se le ha denominado *Foreign Exchange Market (FOREX)* (Miranda y Gómez, 2017; Ramírez, 2013; King et al., 2011; López y Calderón, 2012; Ballesteros et al., 2013).

Miranda y Gómez (2017) destacan que el valor de las operaciones diarias del mercado cambiario es de 5 mil 088 miles de millones de dólares americanos en el año 2014. Por otro lado, Kozikowsky (2007) menciona que el valor de las operaciones diarias en 2010 fue de cuatro millones de millones de dólares americanos. Dentro del mercado cambiario interactúan varias personas, ocasionando que tenga como característica que estas pueden variar y ser clasificadas dependiendo la estructura del mercado cambiario del país, el régimen cambiario, la rama del mercado cambiario y los instrumentos financieros con los que se opere (King et al., 2011; Kozikowsky, 2007). En la Tabla 1 se muestran las principales características del mercado cambiario:

Tabla 1

Principales características del mercado cambiario.

Características más importantes del mercado cambiario.
<ul style="list-style-type: none"> • El uso de una moneda como referencia. • Se divide en varias ramas, entre ellas: el mercado de contado o spot, el mercado de plazos o <i>forwards</i>, el de futuros y opciones o <i>currency options</i>. • En todos sus niveles es afectado por múltiples fuerzas del mercado. • Algunos de las ramas que conforman el mercado cambiario se consideran que presentan las características de tener tanto eficiencia operativa como eficiencia económica. • Es el mercado financiero más importante debido a su tamaño. • Los participantes pueden variar y ser clasificadas dependiendo de varios factores.

Fuente: Elaboración propia, con base en King et al., (2011), Ramírez (2013), Kozikowsky (2007), Figueroa (2010), Brealey et al., (2010), Morales y Morales (2014), Berk y DeMarzo (2008), Mascareñas (2012), Rosseti (2010), Blanchard y Pérez (2000), Mankiw (2014), Miranda y Gómez (2017) y Vargas (2010).

2.1.3. Usuarios del mercado cambiario. De acuerdo con Ramírez (2013) los usuarios clásicos del mercado cambiario son los bancos centrales, los inversionistas con suficientes recursos monetarios y las entidades financieras. Sin embargo, añade que los avances tecnológicos y la continua penetración del internet han permitido la aparición de nuevos usuarios del mercado cambiario como pequeños inversionistas que dispongan de recursos limitados.

Por otro lado, Kozikowsky (2007) agrega que, dentro del mercado cambiario, los participantes se pueden dividir en dos grandes grupos: el directo y el indirecto. Dentro del primero se encuentran agentes de monedas extranjeras bancarias y no bancarias, los clientes no financieros (un ejemplo son las empresas) y los Bancos centrales. En el segundo grupo se encuentran los *brokers*. Cada uno persigue y tiene características diferentes, entre ellas, que a los usuarios dentro del grupo de directos se les considera

market makers o formadores de mercado, mientras que a los individuos que conforman al grupo de indirectos son considerados promotores de las transacciones y normalmente representan a terceros, persiguiendo unir las órdenes de venta con las de compra.

Sin embargo, tanto Kozikowsky (2007) como King et al., (2011) y Ramírez (2013) concuerdan que la presencia cada vez más importante de la tecnología ha permitido la aparición de nuevos actores en el mercado cambiario internacional, entre ellos las empresas de portales *trading*, los cuales permiten la presencia de usuarios particulares que pueden practicar el arbitraje, es decir, especular con las monedas y tratar de obtener una ganancia. Para los que practican el arbitraje en los mercados financieros, existen varios métodos de análisis, pero se pueden agrupar normalmente en dos grandes grupos: análisis fundamental y análisis técnico (Zuluaga y Velásquez, 2007; López y Calderón, 2012).

2.1.4. El mercado cambiario mundial y el papel del Estado. El Sistema Monetario Internacional es un modelo institucional creado con el objetivo de que a través de él se realicen los pagos mundiales, transiten los flujos mundiales de capital y se establezca el tipo de cambio. Este se encuentra conformado principalmente por acuerdos internacionales, mecanismos, políticas, reglamentos e instituciones (Kozikowsky, 2007). Entre las instituciones que participan en este sistema, la más importante es el Fondo Monetario Internacional (FMI) (Prates et al., 2009; Ramírez, 2013; Kozikowsky, 2007).

Para poder crear este marco institucional internacional se requirió la participación de los gobiernos de los Estados. Ejemplo de lo anterior fue el tratado de Bretton Woods de 1944, donde 45 países se comprometieron a varios puntos, entre ellos, que los países expresarían el valor de su moneda en dólares, además se apoyarían tres instituciones para su funcionamiento e implementación: el Fondo Monetario Internacional (FMI), el Banco

Mundial (BM) y el Acuerdo General sobre Aranceles Aduaneros y Comercio (GATT). Otro ejemplo más reciente es la creación del Euro. Aun así, los marcos institucionales internacionales evolucionaran conforme se desarrollen los mercados y surjan nuevas necesidades con el objetivo de adaptarse a ellos (Kozikowsky, 2007; Prates et al., 2009; Ramírez, 2013).

Aunque los Estados tengan que adaptar sus sistemas para poder pertenecer al Sistema Monetario Internacional (Kozikowsky, 2007), estos son quienes deciden qué tipo de régimen cambiario adoptar, además conservan instrumentos y poder suficiente con el cual pueden afectar a su mercado cambiario, el tipo de cambio y en algunos casos el Sistema Monetario Internacional (Rosseti, 2010; Blanchard y Pérez, 2000; Jones, 2009; Mankiw, 2014; Kozikowsky, 2007).

El Estado es el encargado de dictar las políticas que dirigen la economía de un país, utilizando sus diferentes herramientas y órganos que lo componen para dirigir, aplicar y vigilar que las políticas económicas elegidas se empleen y funcionen de acuerdo con los objetivos y metas establecidas por ellos. Normalmente, estas políticas económicas se clasifican en política fiscal y política monetaria. La política fiscal se encarga de la recaudación de los ingresos del Estado por medio de los impuestos y los egresos. Por otro lado, la política monetaria se encarga de la oferta monetaria, las tasas de interés y las políticas del mercado cambiario (Rosseti, 2010; Jones, 2009; Blanchard y Pérez, 2000; Jones, 2009; Mankiw, 2014).

La política monetaria de un país es normalmente aplicada y dirigida por el Banco Central, en coordinación con los otros órganos que componen al Estado y que manejan la política fiscal. En los regímenes cambiarios con un tipo de cambio flotante, el valor de la moneda es determinado por la oferta y la demanda, aun así, la política monetaria y fiscal

afectan directamente al mercado cambiario y, por lo tanto, al tipo de cambio. En algunos casos el Banco Central del país interviene de forma directa en el mercado cambiario a pesar de que sea un régimen cambiario flotante, por medio de políticas ya establecidas con algún propósito específico que pueden ser, por ejemplo: proteger la moneda local contra ataques especulativos, evitar una depreciación o devaluación fuerte que afecte a la economía de forma severa y así evitar un traspaso de este efecto a la inflación (Rosseti, 2010; Jones, 2009; Ramírez, 2013; Kozikowsky, 2007; Vargas, 2010; Blanchard y Pérez, 2000; Mankiw, 2014, Mascareñas, 2012).

A lo largo de la historia, los países han transitado por varios regímenes cambiarios, como Brasil, que adoptó el régimen cambiario fluctuante en enero de 1999 (Prates et al., 2009); México, que acogió el régimen cambiario de libre flotación el 22 de diciembre de 1994 (BANXICO, 2009; Kozikowsky, 2007; León, 2008); Colombia, que tiene un régimen de libre flotación y su tipo de cambio de referencia es la Tasa de Cambio Representativo del Mercado (TRM) (SFC, 2002; Zuluaga y Velásquez, 2007); y Perú, que también maneja un régimen cambiario de libre flotación (Bustamente, 2013).

2.1.5. Regímenes cambiarios y tipos de cambio. Con la apertura de los países al comercio internacional, las transacciones entre los países se han incrementado, lo que conlleva a que, si se requieren comprar los productos que se van a exportar, se necesita la divisa del país con el que se está negociando. Esto, provoca el uso del tipo de cambio, el cual se define como el importe que se debe de pagar por una moneda con otra. Normalmente se usa de referencia en el mundo el dólar (Kozikowsky, 2007; Samuelson y Nordhaus, 2005; Rosseti, 2010; Jones, 2009).

Los tipos de cambio que hay en el mercado cambiario varían de acuerdo con el régimen que se aplica en cada país (Rosseti, 2010; Kozikowsky, 2007; Samuelson y Nordahaus, 2005; Blanchard y Pérez, 2000). Estos regímenes definen el nivel de intervención que el Banco Central tendrá en el mercado cambiario (Kozikowsky, 2007) y se clasifican en tres tipos: fijo, mixto o de bandas, y fluctuante, libre o flotante (Rosseti, 2010; Jones, 2009; Samuelson y Nordahaus, 2005; Vargas, 2010; Kozikowsky, 2007; Blanchard y Pérez, 2000).

La importancia de la adopción de un régimen cambiario radica en que puede tener efectos desfavorables o favorables para la economía de un país a través del tipo de cambio tanto en el corto como en el largo plazo. Entre los ejemplos de los daños que puede ocasionar se encuentra que, si el tipo de cambio se encuentra sobrevaluado, ocasiona una pérdida de competitividad, en cambio si está subvaluado mejora la competitividad, ocasionando que se fomente el crecimiento económico (Vargas, 2010). Como muestras de la afectación del tipo de cambio a la economía se encuentran el caso de China y Argentina (Vargas, 2010), o las crisis monetarias y financieras de México y Asia (Sánchez, 2001). Los tres regímenes cambiarios que existen se describen a continuación.

El primero de ellos es el régimen cambiario de libre flotación, en el cual, el valor del tipo de cambio de la moneda se determina en el mercado cambiario, es decir, por las fuerzas de la oferta y la demanda. Cuando se demanda más de una moneda, el valor de su tipo de cambio tiende a subir, mientras que cuando se demanda menos, el valor disminuye. Por otro lado, si se oferta más de una moneda, el valor tiende a disminuir y si se oferta menos su valor sube. Por lo cual, se puede afirmar que no existe intervención de alguna autoridad y el tipo de cambio se determina por las fuerzas del mercado cambiario. En los tipos de cambio flotante se le denomina depreciación cuando el valor de la moneda

disminuye respecto a la moneda de referencia, y cuando el valor de la moneda sube respecto a la moneda de referencia se llama apreciación. Entre las ventajas que tiene adoptar este régimen, es que el tipo de cambio flotante puede servir como mecanismo para equilibrar la balanza de pagos y es una herramienta efectiva para fomentar la competitividad y el crecimiento económico, actualmente es el régimen cambiario más usado en el mundo (Vargas, 2010; Samuelson y Nordhaus, 2005; Ramírez, 2013; Girón y Correa, NA; Rosseti, 2010; Jones, 2009; Gregorio, 2007; Kozikowsky, 2007).

El segundo régimen cambiario es el fijo, donde el valor del tipo de cambio es fijado y mantenido por el Estado, de acuerdo con sus metas u objetivos planteados. En este régimen el Estado tiene una alta intervención en el mercado cambiario y se aplicó principalmente entre los periodos de 1717 a 1933, con el patrón oro. En los tipos de cambio fijos se le denomina devaluación cuando la moneda pierde valor respecto a la moneda de referencia, mientras que cuando gana valor respecto a la moneda de referencia se llama revaluación. A diferencia del tipo de cambio flotante, el tipo de cambio fijo no se ajusta por las fuerzas del mercado sino solo por las políticas y decisiones del Estado (Samuelson y Nordhaus, 2005; BANXICO, 2009; Rosseti, 2010; Jones, 2009; Vargas, 2010; Kozikowsky, 2007; Blanchard y Pérez, 2000).

El tercer régimen cambiario es llamado mixto o de bandas, el cual es una combinación de los dos anteriores, dejando flotar el tipo de cambio entre ciertos valores, y, si fluctúa superando esos límites, entonces el Estado interviene para regresarlo dentro de los parámetros establecidos. En este régimen cambiario el Estado interviene en menor medida que en el régimen fijo, pero de forma mayor que en el régimen de libre flotación (Vargas, 2010; BANXICO, 2009; Samuelson y Nordhaus, 2005; Jones, 2009;

Kozikowsky, 2007). En la Tabla 2 se muestra un resumen de las características de los regímenes cambiarios presentados.

Tabla 2

Regímenes cambiarios y principales características.

Característica	Régimen cambiario de libre flotación	Régimen cambiario mixto o de bandas	Régimen cambiario fijo
Tipo de cambio	Se determina por la fuerzas del mercado.	Se deja flotar entre ciertos parámetros, si se sale de ellos el gobierno interviene.	Lo fija el Estado y solo se altera si él lo decide.
Tipo de intervención del gobierno.	No interviene en el mercado cambiario.	La intervención del gobierno es menos que en el régimen fijo, pero mayor que el de libre flotación.	El Estado tiene una enorme intervención.
Nombre de los movimientos del tipo de cambio.	Depreciación cuando el valor de la moneda disminuye respecto a la moneda de referencia y cuando el valor de la moneda sube respecto a la moneda de referencia se llama apreciación.		Devaluación cuando la moneda pierde valor respecto a la moneda de referencia, mientras que cuando gana valor respecto a la moneda de referencia se llama revaluación.

Fuente: Elaboración propia, con base en Vargas (2010), Samuelson y Nordahaus (2005), Ramírez (2013), Girón y Correa (NA), Rosseti (2010), Jones (2009), Gregorio (2007), Kozikowsky (2007), BANXICO (2009) y Blanchard y Pérez (2000).

El Estado o la autoridad monetaria que implementa el régimen cambiario normalmente es un Banco Central y debe elegir entre los tres regímenes cambiarios presentados, considerando sus ventajas o desventajas, ya que el tipo de cambio afecta directamente a la economía, abarcando la balanza de pagos, la deuda externa, el empleo, el crecimiento económico y la inflación (Vargas, 2010; Kozikowsky, 2007; Samuelson y Nordahaus, 2005; Rosseti, 2010).

Sin embargo, el régimen cambiario más usado actualmente por las economías es el de libre flotación, debido a que el crecimiento del comercio entre países ha requerido de un mercado cambiario más abierto, y a tratados internacionales como el sistema Bretton Woods, que fomenta la creación de un mercado cambiario de libre flotación más accesible, donde se pudieran comprar y vender divisas de varios países libremente y el valor del tipo de cambio fuera determinado por las fuerzas del mercado cambiario (Miranda y Gómez, 2017; Samuelson y Nordhaus, 2005; Ramírez, 2013; Girón y Correa, NA; Rosseti, 2010; Vargas, 2010; Kozikowsky, 2007).

Como antecedente, antes de la conferencia de Bretton Woods las transacciones del mercado cambiario se realizaban principalmente en Inglaterra y la libra esterlina era la moneda de referencia mundial. Después de la segunda guerra mundial, existió un cambio en las instituciones monetarias del mundo y en el caso del mercado cambiario se fundó el sistema Bretton Woods, quedando el dólar como moneda de referencia mundial desplazando a la libra esterlina, provocando que las demás monedas se expresaran en función del dólar. En el sistema Bretton Woods, Estados Unidos de América (EUA) se comprometió a respaldar el dólar con oro, quedando 1 onza de oro igual a 35 USD esto hasta 1971, cuando se dejó que el valor del dólar se determinara por la oferta y la demanda mundial. Si bien, el dólar sigue siendo la moneda de referencia mundial, actualmente hay otras monedas que están compitiendo, como el Euro o el Renminbi de China (Miranda y Gómez, 2017; Samuelson y Nordhaus, 2005; Ramírez, 2013; Girón y Correa, NA; Rosseti, 2010; Vargas, 2010; Kozikowsky, 2007).

2.1.6. Mercado cambiario en México. En México, el Banco Central es el Banco de México, fundado el 25 de agosto de 1925, y es la institución encargada de manejar la

política monetaria de México y vigilar el mercado cambiario. En conjunto con la Secretaría de Hacienda y Crédito Público conforma la Comisión de Cambios, quien es la autoridad encargada de la política cambiaria (BANXICO, 2009; León, 2008). Como condición, se debe añadir que, aunque sea un régimen de libre flotación, y, por lo tanto, el tipo de cambio sea determinado por las fuerzas que interactúan en el mercado cambiario, este aún es vigilado y regulado por las respectivas autoridades monetarias de cada país (Blanchard y Pérez, 2000; Jones, 2009; Mankiw, 2014; Rosseti, 2010); que en el caso de México son el Banco de México, la Secretaría de Hacienda y Crédito Público, y la Comisión de Cambios (BANXICO, 2009; BANXICO, 2008).

A lo largo de la historia, México ha adoptado distintos tipos de regímenes cambiarios. Desde 1954 a la actualidad, México ha tenido ocho tipos de regímenes cambiarios, los cuales se mencionan a continuación: Del 19 de abril de 1954 al 31 de agosto de 1976 existió un régimen de paridad fija, del 1 de septiembre de 1976 al 31 de agosto de 1982 se implementó un régimen de sistema de flotación controlada, del 6 de agosto de 1982 al 31 de agosto de 1982 se optó por un régimen de sistema cambiario múltiple con tres tipos de cambio: general, preferencial y mexdólares. Del 1 de septiembre al 19 de diciembre de 1982 se aplicó un régimen de control generalizado de cambios, con dos tipos de cambio el preferencial y ordinario. Del 20 de diciembre de 1982 al 4 de agosto de 1985, el régimen cambiario fue de control de cambios con tres tipos de cambio que son: controlado, especial y libre. Del 5 de agosto de 1985 al 10 de noviembre de 1991, el régimen cambiario se cambió por uno de flotación regulada con dos tipos de cambio, los cuales son: controlada de equilibrio y libre. Del 11 de noviembre de 1991 al 21 de diciembre de 1994, el régimen que se usó fue de bandas cambiarias con desliz controlado y el tipo de cambio pasó a ser solo uno, llamado tipo FIX. Por último, del 22 de diciembre

de 1994 a la actualidad el régimen cambiario pasó a ser de libre flotación con un tipo de cambio llamado FIX (BANXICO, 2009; Kozikowsky, 2007; León, 2008; López y San Martín, 2009). Estos se muestran de forma resumida en la Tabla 3.

Tabla 3

Regímenes cambiarios de México.

Tipo de régimen cambiario	Periodo de implementación	Tipo de cambio
Régimen de paridad fija.	19 de abril de 1954 al 31 de agosto de 1976.	Tipo de cambio fijo.
Régimen de sistema de flotación controlada.	1 de septiembre de 1976 al 31 de agosto de 1982.	Tipo de cambio flotación controlada.
Régimen de sistema cambiario múltiple.	6 de agosto de 1982 al 31 de agosto de 1982.	Tuvo 3 tipos de cambio; general, preferencial y Mexdólares.
Régimen de control generalizado de cambios.	1 de septiembre de 1982 al 19 de diciembre de 1982.	Tuvo dos tipos de cambio el preferencial y ordinario.
Régimen de control de cambios.	20 de diciembre de 1982 al 4 de agosto de 1985.	Tuvo 3 tipos de cambio; controlado, especial y libre.
Régimen cambiario de flotación regulada.	5 de agosto de 1985 al 10 de noviembre de 1991.	Dos tipos de cambio; controlada de equilibrio y libre.
Régimen de bandas cambiarias con desliz controlado.	11 de noviembre de 1991 al 21 de diciembre de 1994.	Tipo de cambio FIX.
Régimen cambiario de libre flotación.	22 de diciembre de 1994 a la actualidad.	Tipo de cambio FIX.

Fuente: Elaboración propia, con base en BANXICO (2009), Kozikowsky (2007), León (2008), y, López y San Martín (2009).

El Banco de México (BANXICO) determina el tipo de cambio oficial FIX, a partir de un promedio aritmético, seleccionando de forma aleatoria tres diferentes cotizaciones elegidas de las plataformas de transacción cambiaria en tres momentos diferentes,

escogiendo la cotización más alta y baja de cada uno de los periodos de tiempo (BANXICO, 2012).

El tipo de cambio FIX es un tipo de cambio flotante que se determina en el mercado cambiario, es decir, su valor se establece por la oferta y la demanda del peso sin la intervención de la autoridad correspondiente (Blanchard y Pérez, 2000; Jones, 2009; Mankiw, 2014; Rosseti, 2010; BANXICO, 2009; BANXICO, 2012; Kozikowsky, 2007). Es decir, el mercado cambiario es quien determina el tipo de cambio en México, no obstante, puede ser afectado por varios factores, entre ellas el precio de las materias primas como el precio del petróleo (Carstens, 2015).

Sin embargo, en ciertas ocasiones la Comisión de Cambios interviene en el mercado cambiario realizando operaciones con el fin de atenuar las variaciones del peso. Esto, en el caso de que estas variaciones sean drásticas y puedan ocasionar daño a la economía del país. Para ello, utiliza mecanismos transparentes y las reservas internacionales con las que cuenta, a través de la compra y venta de divisas en el mercado cambiario (BANXICO, 2009; Kozikowsky, 2007; León, 2008; López y San Martín, 2009). El tipo de cambio FIX que reporta BANXICO es el tipo de cambio de referencia que puede ser utilizado para transacciones, sin embargo, también permite que las partes puedan usar otros tipos de cambios de referencia. Además, BANXICO maneja otro tipo de cambio el cual es el interbancario, sin embargo, el principal y oficial es el FIX (BANXICO, 2009).

2.2. El mercado FOREX

Los primeros mercados cambiarios estaban ubicados en lugares físicos, en el que cualquiera podía comprar y vender divisas. Sin embargo, conforme evolucionó el mercado

cambiario, comenzó a operar sin tener lugar físico. Esta evolución permitió el desarrollo de un mercado global de divisas, al cual se le conoce como *Foreign Exchange Market (FOREX)* (Miranda y Gómez, 2017; Ramírez, 2013; King et al., 2011; López y Calderón, 2012; Kozikowsky, 2007).

En el mercado *FOREX* normalmente los operadores buscan obtener una ganancia por medio de la compra y venta de divisas e instrumentos financieros, aprovechando las variaciones del tipo de cambio provocada por las fuerzas del mercado (Ramírez, 2013). De acuerdo con Kozikowsky (2007), el mercado *FOREX* abarca toda la infraestructura e instituciones que se requieren para poder comerciar las divisas. De acuerdo con Miranda y Gómez (2017), los tres principales centros financieros del *FOREX* en 2016 son: Reino Unido con 37.1 % del total mundial de las operaciones realizadas en *FOREX*, Estados Unidos con 19.4 % y Singapur con 7.9 %.

Por otro lado, las principales divisas que se comercializan en el mercado *FOREX* son: el Dólar (que en secciones anteriores se comentó que de acuerdo con el tratado Bretton Woods, quedó como moneda de referencia mundial), el Euro, el Yen, la Libra Esterlina, el Franco Suizo y el Dólar canadiense con una creciente participación del renminbi de China (Miranda y Gómez, 2017; Ramírez, 2013; Kozikowsky, 2007).

2.2.1. Características del mercado FOREX. Algunas características que tiene el mercado *FOREX* son: que es el más grande de entre todos los mercados financieros, superando los tres trillones de dólares americanos en operación diaria en el año 2013, que permanece operando las 24 horas del día, que se le considera altamente descentralizado, que se clasifica como un mercado extrabursátil y que normalmente está disponible cinco días y medio de la semana. Además, es un mercado catalogado como *over the counter*

(*OTC*), ya que no existe una sede central física para realizar las operaciones (King et al., 2011; Ramírez, 2013; Kozikowsky, 2007; Mascareñas, 2012).

Una característica importante del mercado *FOREX*, es que los usuarios pueden hacer uso del internet y redes, para poder operar y realizar sus transacciones por medio de ellas o plataformas virtuales, las cuales pueden ser proporcionadas por un *broker* o una institución. Esas redes están, a la vez, interconectadas, por ejemplo, por la *Society for Worldwide International Financial Telecommunications (SWIFT)*. Normalmente, las plataformas, además de ofrecer el servicio de compra y venta de divisas, también brindan varias herramientas con el fin de facilitar el análisis del mercado a sus usuarios, entre ellos se encuentra el análisis de gráficos (Ramírez, 2013; Kozikowsky, 2007; King et al., 2011; Mascareñas, 2012).

Otra característica que destaca Kozikowsky (2007), es que hay 200 monedas en el mundo lo que hace que existan 19,900 tipos de cambio, aunque, por acuerdos internacionales, las monedas se cotizan respecto al dólar, lo que provoca que haya menos tipos de cambio, contribuyendo a facilitar los procedimientos, incrementando el tamaño y la liquidez del mercado. Por lo anterior al dólar se le denomina moneda vehicular, sin embargo, el dólar ha ido perdiendo terreno con otras monedas, como el yen o el euro (Miranda y Gómez, 2017; Ramírez, 2013; Kozikowsky, 2007). Las principales características del mercado *FOREX* de las mencionadas anteriormente, se muestran de forma resumida en la Tabla 4.

Tabla 4

Principales características del mercado FOREX.

Características más destacadas del mercado FOREX.
<ul style="list-style-type: none"> • Es el más grande de entre todos los mercados financieros. • Permanece operando las 24 horas del día • Normalmente está disponible 5 días y medio de la semana. • Se clasifica como un mercado <i>over the counter (OTC)</i>. • No requiere un lugar físico. • Se considera altamente descentralizado. • Es el mercado más líquido de todos los mercados financieros. • Las monedas se cotizan respecto al dólar. • Los usuarios pueden hacer uso del internet y redes para poder operar y realizar sus transacciones por medio de ellas o plataformas virtuales.

Fuente: Elaboración propia, con base en King et al., (2011), Ramírez (2013), Kozikowsky (2007), Mascareñas (2012), y, Miranda y Gómez (2017).

2.2.2. Usuarios del mercado FOREX. En un comienzo, el mercado *FOREX* tenía entre sus principales usuarios a los agentes económicos como el Banco Central, las entidades financieras como los Bancos y los inversionistas adinerados. Sin embargo, la evolución de la tecnología y la penetración del internet, provocó la apertura de este mercado, permitiendo la participación de nuevos usuarios, entre ellos, los particulares, quienes solo requieren una computadora y una conexión de internet para comprar y vender divisas sin necesidad de un lugar físico (Miranda y Gómez, 2017; Ramírez, 2013; King et al., 2011; López y Calderón, 2012; Kozikowsky, 2007; Mascareñas, 2012).

Con la aparición de nuevos usuarios, también han surgido nuevas estrategias, herramientas e infraestructuras (King et al., 2011; Kozikowsky, 2007). Sin embargo, en general, los usuarios del mercado *FOREX* compran y venden divisas de todo el mundo con el objetivo de obtener una ganancia entre cada transacción, es decir, buscan aprovechar oportunidades de arbitraje (Miranda y Gómez, 2017; Ramírez, 2013).

El *arbitraje* se define como la compra y venta de divisas, títulos o materias primas con el objetivo de obtener un beneficio económico durante la transacción. Algunas características del arbitraje son que puede aplicarse en uno o varios mercados y que puede suceder de forma simultánea, o en diferentes momentos (Morales, 2001; Berk y DeMarzo, 2008; Brealey et al., 2010; Buenaventura, et al., s.f; Ballesteros et al., 2013).

Por la definición y las características descritas, se puede destacar que es una práctica que no solo se puede aplicar en el mercado cambiario, sino también en otras áreas. Como lo mencionan Morales (2001), Berk y DeMarzo (2008), Brealey et al., (2010) y Ballesteros et al., (2013), el arbitraje puede implicar dos o más monedas en diferentes mercados, lo que se puede aprovechar para ocasionar beneficios para el usuario, y, es una forma de aplicar el arbitraje en el mercado cambiario.

2.2.3. Funciones del mercado FOREX. Entre las funciones que se le asignan al mercado *FOREX*, están: trasladar el poder adquisitivo entre monedas, permitir la creación de instrumentos con el fin de fomentar las inversiones y el comercio, y por último administrar el riesgo y la especulación (Kozikowsky, 2007; Ramírez, 2013; Brealey et al., 2010; Morales y Morales, 2014; Berk y DeMarzo, 2008).

A los usuarios que operan en el *FOREX* se les denomina normalmente *traders* y lo hacen por tres principales razones: especulación y administración del riesgo, intercambio de divisas y financiamiento internacional. De las tres razones, aproximadamente el 95 % de las transacciones durante 2010 fueron con el fin de especular y administrar el riesgo, con el objetivo de conseguir una ganancia (Kozikowsky, 2007; Ramírez, 2013). Al mercado *FOREX* también se le atribuye que es altamente eficiente, ya que se afirma que

el tipo de cambio refleja eficientemente las expectativas de los usuarios, que en este caso serían los *traders* (Kozikowsky, 2007; Ramírez, 2013; Miranda y Gómez, 2017).

El mercado *FOREX* se divide en varias ramas las cuales son: mercado de contado o spot, el mercado de plazo o *forwards*, el de futuros y opciones o *currency options*. Cada uno de ellos cuenta con sus instrumentos financieros y tienen una función (Kozikowsky, 2007; Figueroa, 2010; Brealey et al., 2010; Morales y Morales, 2014; Berk y DeMarzo, 2008; Mascareñas, 2012). Sin embargo, no solo para los que practican el arbitraje en el mercado *FOREX*, sino para todo tipo de usuario del sistema financiero, existen varios métodos de análisis agrupados normalmente en dos conjuntos: análisis fundamental y análisis técnico (Zuluaga y Velásquez, 2007; Brealey et al., 2010; López y Calderón, 2012).

2.3. Sistemas automatizados de trading

El comercio surge en el momento en que las personas comienzan a intercambiar objetos con el fin de mejorar su calidad de vida. Es una actividad que evoluciona conforme las sociedades avanzan y se van volviendo más complejas. Hasta el siglo XIV, en la ciudad de Brujas de Bélgica, surge el término de *bolsa*, debido a que en el lugar donde se juntaban los comerciantes para realizar sus transacciones el escudo de armas de los dueños tenía tres bolsas, por ello es que se le acuñó la palabra bolsa (Miño, 2015).

Fue hasta en 1602 que la Compañía de las Islas Orientales Holandesa vendió participaciones de su compañía en la Bolsa de Ámsterdam, siendo la primera venta de acciones de la historia. Las bolsas siguieron avanzando y apareciendo en diferentes lugares en París, en 1794; en la República Federal de Alemania, donde existieron ocho, siendo la más importante la de Fráncfort; y la Bolsa de Nueva York (*New York Stock*

Exchange, NYSE) que surgió en 1792 (Miño, 2015). A las personas que operan en las bolsas se les denomina *traders*, que traducido al español significa *comerciantes* (Morales, 2001; Berk y DeMarzo, 2008; Brealey et al., 2010; Miño, 2015; Ballesteros et al., 2013; Pomar, 2017). Desde el inicio, el factor del tiempo y la velocidad han sido un elemento muy significativo para los *traders*, los cuales, junto con un correcto empleo de la información, proporcionan una ventaja sobre la competencia, lo que provoca casi siempre que la información, el tiempo y la velocidad sean los protagonistas para los *traders* (Onis, 2011; Climent, et al., 2018).

En las bolsas, al comienzo las transacciones se realizaban de forma tradicional a través de correo o *viva voz*. En este sistema, tanto demandantes como ofertantes se reunían en un lugar físico con el fin de negociar (Miño, 2015). Sin embargo, este sistema fue reemplazado progresivamente por sistemas automatizados y, de acuerdo con Ontiveros et al., (2012), las tecnologías de la información (TI) han intervenido de manera significativa para la evolución de los mercados financieros.

Ejemplo de este cambio es el caso de los Estados Unidos de América (EUA) con la implementación de la cotización asistida en la década de 1970, con la cual surge el NASDAQ (Gomber et al., 2011; Sanz, 2017). Otro ejemplo más específico se encuentra en España, en donde en 1988 se puso en funcionamiento el *Computer Assited Trading System (CATS)*, el cual ha ido evolucionando (Miño, 2015; Ballesteros, et al. 2013; Gomber et al. 2011). Otros ejemplos que mencionan Ontiveros et al., (2012) son el SIBE y, más recientemente, la plataforma SMART enfocada en los ETF y *Warrants*.

Las bolsas han evolucionado y desarrollado numerosos instrumentos financieros con los cuales los *traders* buscan obtener algún beneficio y lo pueden realizar en diferentes bolsas del mundo (Miño, 2015). Además, el avance en las tecnologías de la comunicación

provocaron que ya no fuera necesario un lugar físico para operar, contribuyendo a la descentralización de las bolsas (Gomber et al., 2011). A lo anterior, se pueden agregar las diversas modificaciones en los marcos regulatorios, junto con el adelanto en algunas áreas como la inteligencia artificial y los sistemas de análisis que han contribuido al surgimiento de los sistemas automatizados o Trading Algorítmico (TA) y el Trading de Alta Frecuencia (TAF) (Sanz, 2017; Jones, 2013). Por último, se debe añadir el aumento en la potencia de los sistemas computacionales y las redes de telecomunicaciones, que han disminuido su tiempo de latencia (Ontiveros et al., 2012).

En la actualidad, la forma en que los *traders* operan en las bolsas se puede clasificar en dos grandes ramas: el trading tradicional, discrecional o a criterio del *trader*, en el cual el agente o *Broker* lo hace todo de forma manual; y el trading con sistemas automatizados o también conocido como Trading Algorítmico (TA), en el cual un programa establecido ejecuta las órdenes de compra (entrada) y venta (salida), con base en parámetros establecidos, y que se emplean actualmente en diversos mercados tales como opciones, futuros, *Swaps*, materias primas, divisas y otros (Miño, 2015; Ballesteros et al., 2013; King et al., 2011). En la Figura 1, se muestra el proceso y los elementos que permitieron la aparición de las estrategias con sistemas automatizados o trading algorítmicos a partir de las estrategias tradicionales, y se describen las dos estrategias.

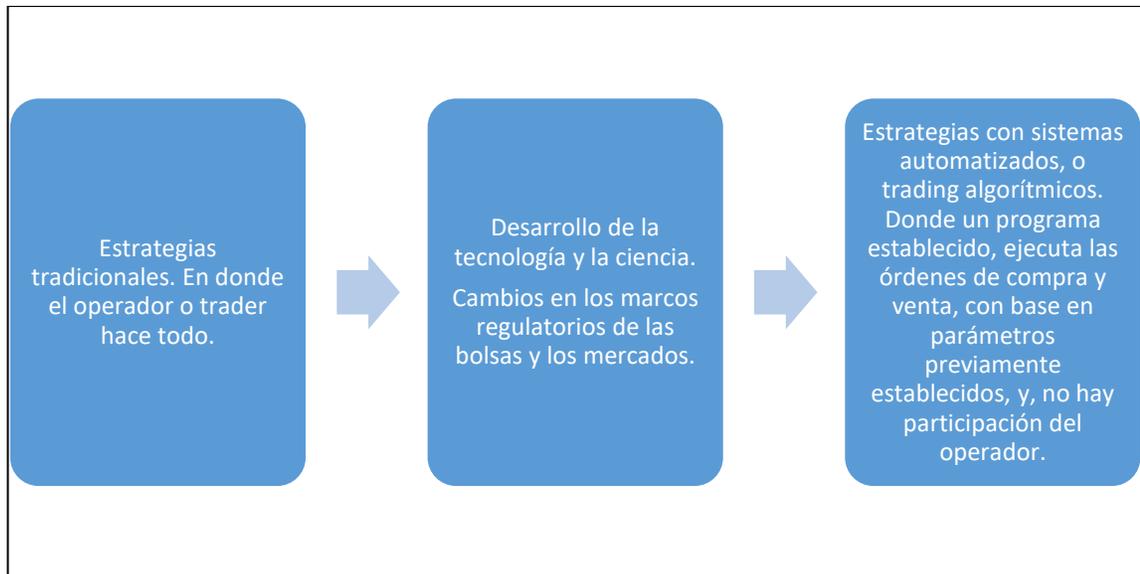


Figura 1. Proceso del surgimiento del trading algorítmico, y la descripción de las estrategias tradicionales y con tradings algorítmicos. Fuente: Elaboración propio, con base en Miño (2015), Ballesteros et al., (2013), King et al., (2011), Ontiveros et al., (2012), Gomber et al., (2011), Sanz, (2017) y Jones (2013).

Con el avance de las tecnologías, el Trading Algorítmico (TA) ha penetrado cada vez más en las bolsas, aumentando su uso y evolucionando en diversos mercados, entre ellos, en el mercado *FOREX*. Sin embargo, existe un secretismo alrededor de cada algoritmo, debido a que sus desarrolladores los guardan, por causas como los costos y con el fin de tener ventaja sobre otros operadores, esto ha provocado que evolucionen en función de las necesidades de sus usuarios (Ballesteros et al., 2013; Ericsson y Fridholm, 2013).

El Trading Algorítmico (TA) es un programa que busca patrones y, con base en ellos, crea criterios de decisión, basados principalmente en parámetros establecidos. Estos sistemas automatizados o Tradings Algorítmicos, al ser automáticos, no requieren que el inversor haga algo, sino que todo queda en manos de los sistemas que ejecutan las órdenes

con base en los criterios previamente establecidos (Miño, 2015; Ballesteros et al., 2013; Onis, 2011; Ericsson y Fridholm, 2013).

Dentro de los sistemas automáticos, hay que distinguir entre el Trading Algorítmico (TA) y el Trading de Alta Frecuencia (TAF), que suelen a confundirse. El TAF nace del Trading Algorítmico y su principal diferencia es la velocidad en que se realizan las operaciones, sin embargo comparten similitudes. Las características de estos sistemas se describen en las secciones siguientes (Chlistalla, 2011; Gomber et al., 2011; Onis, 2011; King et al., 2011; Jones, 2013).

2.3.1. Definición y características del trading algorítmico. El *trading algorítmico* es definido como un conjunto de parámetros y reglas establecidos previamente con el fin de entregar resultados. En un principio solo se empleó para administrar los pedidos y optimizar el comercio en la bolsa, es decir, facilitar el comercio electrónico. Actualmente, es más complejo y no se limita al comercio electrónico (Chlistalla, 2011; Ballesteros et al., 2013; Gomber et al., 2011; Onis, 2011).

De acuerdo con Gomber et al., (2011), existen varios factores que han contribuido al surgimiento y expansión del trading algorítmico, entre ellos: la creación de nuevas formas de acceso a los mercados, como el *Direct Market Access (DMA)* o el acceso patrocinado, el avance de las Tecnologías de la Información (TI), nuevas estructuras de tarifas como en el caso de Europa, la disminución de la latencia y un crecimiento de la competencia. El crecimiento del trading algorítmico ha contribuido a disminuir los costos en las operaciones, debido a que no requiere la participación de intermediarios, provocando que cada vez gane más cuota de mercado.

El trading algorítmico normalmente especifica los siguientes parámetros: el tiempo, el precio, el enrutamiento y la cantidad de los pedidos. Además, están diseñados para revisar constantemente, las condiciones del mercado en forma dinámica y otros aspectos relacionados con la bolsa. Esto, con el fin de buscar las condiciones impuestas para ejecutar las órdenes, buscando minimizar el riesgo (Chlistalla, 2011). En este sentido, Gomber et al., (2011), añaden que uno de los objetivos que se busca al emplear los tradings algorítmicos, es tratar de quitar el impacto negativo del mercado sobre sus operaciones.

De acuerdo con Kaya (2016), las características principales del trading algorítmico son que no hay intervención humana, analizan los mercados en tiempo real y realizan los pedidos u operaciones, los cuales también administra. Por otro lado, Gomber et al., (2011), agregan otras características del trading algorítmico, como: que el periodo en que el trading algorítmico mantiene una posición puede ser desde un día hasta meses, que busca obtener un punto de referencia para realizar las operaciones y que puede operar con una orden en diferentes mercados. Las características del trading algorítmico se muestran de forma resumida en la Tabla 5.

Tabla 5

Resumen de las características del trading algorítmico.

Principales características del trading algorítmico.
<ul style="list-style-type: none"> • No hay intervención humana. • Analizan los mercados en tiempo real. • Realiza los pedidos u operaciones. • Administra los pedidos y las operaciones. • El periodo en que se mantiene una posición puede ser desde un día hasta meses. • Trata de obtener un punto de referencia. • Operará en diferentes mercados a la vez.

Fuente: Elaboración propia, con base en Chlistalla (2011), Kaya (2016) y Gomber et al., (2011).

2.3.2. Clasificaciones del trading algorítmico. El trading algorítmico ha evolucionado volviéndose cada vez más sofisticado, con base en ello se pueden clasificar en: algoritmos de primera generación, que se limitaban a facilitar el comercio; los de segunda generación, un poco más sofisticados y que lanzan señales de compra y venta, que luego eran ejecutadas por los algoritmos de primera generación. Por último, los de tercera generación aumentaron su complejidad, ya que aprenden del mercado y son capaces de cambiar sus estrategias conforme la situación del mercado, adaptándose a los nuevos escenarios (Chlistalla, 2011).

Otra clasificación propuesta por Ballesteros et al., (2013) los agrupan en cuatro generaciones. La primera son los modelos que basan sus análisis en la información del mercado, algunos ejemplos son los *participation rate algorithms*, *time weighted average price algorithms*, *volume weighted average price algorithms*. Los de segunda generación se basan en el manejo de las órdenes individuales, con el objeto de controlar el impacto y el riesgo derivado del tiempo de las ejecuciones. Los de tercera generación adaptan la

realización de las operaciones de compra y venta de acuerdo con el mercado. Por último, los tradings algorítmicos de cuarta generación son aquellos que analizan la información presentada por diversas fuentes de información, entre ellas, las agencias de noticias.

Miño (2015) los clasifica de acuerdo con sus características, criterios y funciones, en tres grandes grupos. El primero de ellos es el de los sistemas tendenciales, los cuales, normalmente se utilizan en inversiones a largo plazo. Este sistema identifica la tendencia de acuerdo con patrones y, posteriormente, emite las órdenes de compra o venta con el fin de aprovechar la tendencia. El segundo grupo es el de los sistemas anti tendenciales, los cuales investigan patrones e identifican las tendencias buscando ganar cuando el mercado se corrija. El tercer grupo, es el de los sistemas de reconocimiento de patrones, que son sistemas que se basan en analizar situaciones pasadas y, con base en ellos, buscar escenarios que se repitan.

Gomber et al., (2011), exponen una clasificación basada en Algrem (2009), que engloba los algoritmos en cuatro generaciones: los de primera generación se especializan en *benchmarks* que se apoyan en la información emitida por el mercado; los de la segunda generación procuran hallar la referencia de acuerdo con la orden individual y, además, manejar el golpe del mercado y el riesgo derivado del tiempo; los de tercera generación están diseñados para ajustarse a su propio rendimiento entre cada ejecución, son capaces de reevaluar la situación del mercado y, con base en ello, adoptan un cronograma de órdenes. Los de cuarta generación son algoritmos que ya pueden leer las noticias y codificar la información empleando la minería de datos para determinar el impacto de la noticia en el mercado.

Una de las características de los sistemas son las señales de entrada que reciben los Tradings Algorítmicos (TA). Estas se pueden clasificar en dos categorías: los sistemas

backtesting y los sistemas a tiempo real. Los sistemas *backtesting* están basados especialmente en análisis técnicos, mientras que los sistemas a tiempo real se basan en operaciones de arbitraje buscando captar una ganancia en los desajustes de precios. Normalmente este sistema se usa en el mercado de divisas o *Forex*, realizando operaciones en lapsos de tiempo muy pequeños y en una cantidad muy grande superior a la capacidad humana (Miño, 2015).

Una clasificación surgida en función de la estructura de la cartera que maneja el trading algorítmico muestra que existen dos tipos: estáticas y rotacionales. El trading algorítmico con cartera estática no permite variaciones en su estructura, por otro lado los sistemas rotacionales permiten descartar, suplir e incluir nuevos elementos en sus carteras (Miño, 2015). En la Tabla 6 se presenta un resumen de las clasificaciones.

Tabla 6

Clasificaciones del trading algorítmico.

Autor y su propuesta de clasificación	Clasificación
Chlistalla, (2011), por su grado de sofisticación.	Primera generación, segunda generación y tercera generación.
Ballesteros et al., (2013), los agrupa en 4 generaciones.	Primera generación, segunda generación, tercera generación y cuarta generación.
Miño (2015) los clasifica con base en sus características, criterios y funciones.	Sistemas tendenciales, sistemas anti tendenciales y sistemas de reconocimiento de patrones.
Gomber et al., (2011), exponen una clasificación basada en Algreem (2009).	Primera generación, segunda generación, tercera generación y cuarta generación.
Miño, (2015), basado en las características de los sistemas y como analizan las señales de entrada que reciben los Trading Algorítmico (TA).	Sistemas <i>backtesting</i> y sistemas a tiempo real.
Miño, (2015), basado en la estructura de la cartera que maneja el trading algorítmico.	Estáticas y rotacionales.

Fuente: Elaboración propia, con base en los autores mencionados.

2.3.3. Críticas al trading algorítmico. Entre las críticas favorables al Trading Algorítmico (TA), en comparación con el trading tradicional, se encuentran: que se elimina el factor psicológico humano, que da la posibilidad de operar con mayores volúmenes y la rapidez de sus operaciones. Por otro lado, se ha destacado de forma negativa que los costos para operar son mayores e implicaciones éticas (Miño, 2015).

Con la popularidad del trading algorítmico y la implementación de ellos en los diversos mercados, se han detectado nuevos fenómenos. Uno de ellos, surge derivado de que varios tradings algorítmicos interactúan entre sí, desencadenando la creación de algoritmos cada vez más avanzados con el fin de tener ventajas sobre los otros participantes, desarrollando tácticas nuevas y conduciendo a la creación del Trading de Alta Frecuencia (TAF) o *High Frequency Trading (HFT)* (Ballesteros et al., 2013).

2.4. Trading de Alta Frecuencia

El uso del Trading de Alta Frecuencia (TAF), se remonta a 1999 y tomó cada vez más relevancia, hasta obtener una importante participación en los mercados (Sáenz, 2012; Miño, 2015; Ericsson y Fridholm, 2013; Jones, 2013). Para el año 2010, se estimó que el 70 % de las transacciones que se realizaron en EUA son hechas mediante sistemas de Trading de Alta Frecuencia (TAF) (Miño, 2015; Zhang, 2010). El cual se desarrolló tras un proceso de evolución del trading algorítmico (Rijper et al., 2010).

El TAF es un fenómeno el cual suscita discusión en varios aspectos, incluido su propia definición (Rijper et al., 2010). Sin embargo, su importancia no está en duda, Hernández y Sánchez (2017), mencionan que la participación del TAF fue del 60 % en EUA en el año 2009, al igual que, Ontiveros et al., (2012). Por otro lado, Zhang (2010), señala que de acuerdo con sus estimaciones fue del 78 %, en el año 2009. Mientras, que

en otros países Hernández y Sánchez (2017), destacan que la participación del TAF es del 40 % en Europa y 10 % en Asia, y que su penetración ha provocado el reemplazo de los antiguos operadores. Por otra parte, Sornette y Der Becke (2011), mencionan que la mayoría del comercio se lleva a cabo por medios electrónicos, destacando que el TAF representó cerca del 77 % del comercio en Reino Unido, en el año 2010, sin embargo, otras fuentes situaron su participación en 25 % para el caso de futuros, durante el año 2010.

El TAF es un fenómeno que tiene una ausencia de literatura e investigaciones (Chordia et al., 2013; Sornette y Der Becke, 2011; Zhang, 2010). Esta escasez de literatura e investigaciones, ha ocasionado que no se tenga una certeza acerca de los riesgos derivados del uso del TAF en los diversos mercados en los que participa (Sornette y Der Becke, 2011).

2.4.1. Antecedentes y definición del trading de alta frecuencia. Los avances en las tecnologías de la información han permitido la participación de los agentes en el comercio sin tener presencia física. Además, la automatización de los mercados, el avance en las tecnologías como los chips y las computadoras y, los cambios en las condiciones del mercado, como la reducción en las tarifas por operaciones, han contribuido a que el trading algorítmico evolucionara y pasara de hacer sencillas tareas a cosas más sofisticadas. El Trading de Alta Frecuencia (TAF) nace del proceso de evolución del Trading Algorítmico, por lo cual, comparten algunas características, entre ellas: que analizan el mercado en tiempo real, que realizan operaciones que también gestionan, que no hay intervención humana y que utilizan ordenadores. El TAF es lo más nuevo del Trading Algorítmico (TA) y se desarrolló posterior a los algoritmos de cuarta generación

(Ballesteros, et al. 2013; Chlistalla, 2011; Kaya, 2016; Gomber et al., 2011; Sanz, 2017; Ontiveros et al., 2012; Huang, 2012; King et al., 2011).

Onis (2011), destaca que son dos los elementos principales que propiciaron el nacimiento del TAF: el progreso de la estructura en los mercados y la mejora en la tecnología informática, que llegó a velocidades ultrarrápidas. Sin embargo, Sáenz (2012), menciona que los principales causantes del surgimiento del TAF son los avances en la inteligencia artificial y el progreso en las tecnologías como los chips, los cuales actualmente pueden realizar transacciones en nanosegundos.

El *Trading de Alta Frecuencia (TAF)*, se define como: Un sistema automatizado de compra y venta de valores e instrumentos financieros basado en estrategias previamente diseñadas. Contiene ciertas características únicas, entre ellas: que las operaciones se realizan a muy alta velocidad, que la posición dura fracciones de segundo, que son posiciones pequeñas, que analizan miles de datos en segundos, que emplean tradings algorítmicos para dirigir y ejecutar pedidos, y que al término del día no tienen posiciones abiertas (Sáenz, 2012; Miño, 2015; Chlistalla, 2011; Chordia et al., 2013; Hernández y Sánchez, 2017; Onis, 2011; Pomar, 2017; Huang, 2012; Jones, 2013). Otras características que agregan Kaya (2016) y Jones (2013), es que el TAF emplea servicios de colubricación, además Kaya (2016), agrega que realizan una gran cantidad de pedidos y cancelaciones, y que operan en instrumentos muy líquidos. De acuerdo con Climent, et al., (2018), una característica importante de la participación del TAF en los mercados, es que los distribuidores son anónimos, lo que provoca que se desconozcan cuantas transacciones agrega cada operador del TAF, y que lo único que se puede conocer es el volumen total de acuerdo con los precios.

Mientras que Gomber et al., (2011), añaden otras características, como: que sus decisiones son previamente diseñadas, que lo utilizan profesionales, que no hay intervención humana y que emplean el acceso directo al mercado. Una característica que destacan Hernández y Sánchez (2017), es el hecho de que los operadores del TAF emplean equipos de cómputo de gran capacidad. Otra característica es que el TAF es un sistema automatizado que implementa las estrategias comerciales que ya existen, haciendo uso de las tecnologías, datos, acceso del mercado y enrutamiento de los pedidos (Gomber et al., 2011; Jones, 2013). Sin embargo, Chordia et al., (2013), argumentan que existen críticas de que el TAF está cambiando las reglas de operación del mercado, ya que debido a sus rasgos de operación es un jugador diferente con nuevas características. Mientras que Jones (2013), menciona que la velocidad del TAF provoca una ventaja frente a sus competidores. Para el TAF los algoritmos de trading, los programas informáticos, el encaminamiento, la ejecución de órdenes, la latencia (el tiempo que tarda una orden desde que entra hasta que sale y se ejecuta), son elementos de suma importancia (Chlistalla, 2011). Estos elementos se pueden mejorar de varias formas (Sanz, 2017).

Para Chordia et al., (2013), la baja latencia es la característica más importante para el TAF, y, cita a Hasbrouck y Saar (2013), quienes muestran que hay algoritmos que operan a velocidades de dos o tres milisegundos, en ese tiempo analizan y responden a un evento que pasa en el mercado, y también mencionan la disminución del costo operativo, derivado del reemplazo de los humanos por los algoritmos.

Además, Sanz (2017), afirma que para el TAF el tiempo es su principal elemento, entre más rápido mejor, y asevera que este elemento depende de tres factores: la calidad del algoritmo, la potencia de la máquina y la calidad del enlace de la red. Por otro lado, Pomar (2017), especifica que, para poder disminuir el tiempo de la operación, debe

tomarse dos aspectos: el tiempo que tarda el envío de datos (latencia) y el volumen de datos. En la Tabla 7 se muestran las principales características del TAF.

Tabla 7

Principales características del Trading de Alta Frecuencia.

Características del trading de alta frecuencia.	
Las operaciones se realizan a muy alta velocidad.	Operan en instrumentos muy líquidos. Lo utilizan profesionales.
La posición dura fracciones de segundo.	No hay intervención humana
Son posiciones pequeñas.	Emplea servicios de coubicación.
Analizan miles de datos en segundos.	Emplean el acceso directo al mercado.
Emplean trading algorítmicos para dirigir y ejecutar pedidos.	Emplean equipos de cómputo de gran capacidad. Es un sistema automatizado que implementa las estrategias comerciales que ya existían.
Al término del día no tienen posiciones abiertas.	Servicios de coubicación.
Realizan una gran cantidad de pedidos y cancelaciones.	
Tiempos de latencia muy breves.	

Fuente: Elaboración propia, con base en Sáenz (2012), Miño (2015), Chlistalla (2011), Chordia et al., (2013), Hernández y Sánchez (2017), Onis (2011), Pomar (2017), Huang (2012), Jones (2013), Kaya (2016), Gomber et al., (2011) y Sanz (2017).

2.4.2. Trading de alta frecuencia y trading algorítmico. Hay muchas similitudes entre el TAF y el Trading Algorítmico (TA), ya que el TAF es parte del trading algorítmico. Entre las semejanzas, se encuentran: que usan sistemas automatizados, que no hay participación humana y que los dos revisan en tiempo real los mercados (Kaya, 2016). Por su parte, Kumiega et al., (2016), comentan que tanto el TAF como el trading de baja frecuencia comparten componentes tecnológicos muy similares para realizar sus operaciones, pero se distinguen principalmente porque tienen una configuración diferente, y, en que las computadoras que emplean tienen diferente nivel de potencia y grados de sofisticación.

Huang (2012), presenta como característica del TAF el uso de programas informáticos para su operación, indicando que el TAF usa tradings algorítmicos, pero, como diferencia principal, se encuentra la velocidad de ejecución de los programas informáticos. Además, de que existen otras diferencias como en las estrategias que implementan el Trading de Alta Frecuencia (TAF) y el Trading algorítmico (TA) (Gomber et al., 2011). El TAF se diferencia principalmente del trading algorítmico por la velocidad en que se ejecutan las transacciones, ya que, las estrategias de operación se ejecutan en milisegundos en el TAF, mientras que en el TA, el periodo puede ser desde un día hasta meses (Chlistalla, 2011; Ballesteros, et al. 2013; Kaya, 2016; Gomber et al., 2011).

Por otra parte, el TAF realiza un número muy alto de operaciones en fracciones de segundo, cancela los pedidos muy rápido, no tiene posiciones al final del día, tiene ganancias muy pequeñas en cada operación, requiere una baja latencia, necesita estar ubicado cerca de los mercados, y se usa más en los activos que tienen una mayor liquidez, como el mercado *FOREX*. Estas son características específicas que el trading algorítmico no tiene (Chlistalla, 2011; Ballesteros, et al. 2013; Kaya, 2016; Gomber et al., 2011). Sin embargo, existe una relación estrecha entre el TAF y el TA, por ello se afirma que el TAF necesita al TA, pero no necesariamente el TAF es requerido por el TA (Ericsson y Fridholm, 2013). En la Figura 2 se muestran de forma resumida las similitudes y diferencias entre el Trading de Alta Frecuencia (TAF) y el Trading Algorítmico (TA).

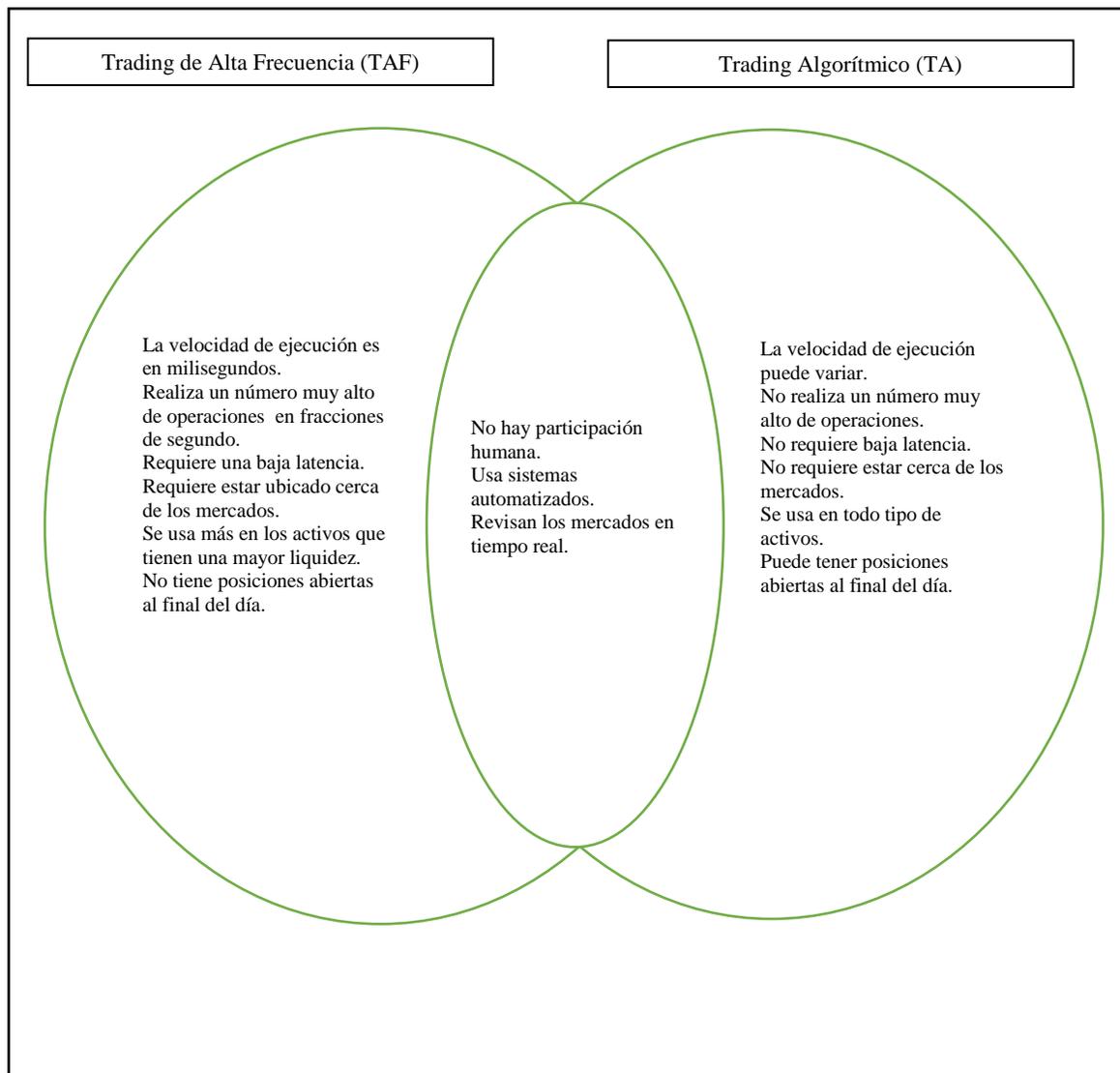


Figura 2. Características que comparten el TAF con el TA, y sus principales diferencias. Fuente: Elaboración propia, con base en Kaya (2016), Kumiega et al., (2016), Huang (2012), Gomber et al., (2011), Chlistalla (2011) y Ballesteros, et al. (2013).

2.4.3. Elementos, rasgos y usuarios del trading de alta frecuencia. Hay ciertos elementos que surgen del TAF derivado de sus características, entre ellos, que las ganancias procedentes de las transacciones son muy pequeñas, ya que son operaciones muy chicas que conllevan un mínimo de riesgo. Sin embargo, al realizar miles de

operaciones por minuto, se multiplican obteniendo como resultado altas ganancias, y además se eliminan los intermediarios (Sáenz, 2012; Chlistalla, 2011; Huang, 2012; Jones, 2013). También, que las características del TAF responden a los objetivos que busca, entre los cuales se encuentran: realizar grandes volúmenes de operaciones con márgenes de ganancias pequeños en lapsos de tiempo muy breves (Ontiveros et al., 2012). Se debe añadir a lo anterior, que el TAF participa en varios tipos de mercado y en varias actividades, entre ellas la creación de mercado y el arbitraje estadístico (Rijper et al., 2010; Jones, 2013). Estos rasgos se muestran en la Tabla 8.

Tabla 8

Principales rasgos del Trading de Alta Frecuencia.

Rasgos del Trading de Alta Frecuencia.
Las ganancias procedentes de las transacciones son muy pequeñas.
Son operaciones muy chicas.
Conllevan un mínimo de riesgo.
Al realizar miles de operaciones por minuto se multiplican obteniendo como resultado altas ganancias.
Se eliminan los intermediarios.
El TAF participa en varios tipos de mercados.
El TAF participa en varias actividades, entre ellas; la creación de mercado y el arbitraje estadístico.

Fuente: Elaboración propia, con base en Sáenz (2012), Chlistalla (2011), Huang (2012), Jones (2013), Ontiveros et al., (2012) y Rijper et al., (2010).

De acuerdo con Chlistalla (2011), los usuarios del TAF son los dueños tanto de las operaciones, como de la infraestructura que requieren para operar. Mientras que Gomber et al., (2011), opinan que habitualmente son: bancos de inversión y empresas especializadas. Por otro lado, Onis (2011), agrega que los que emplean el TAF son *brokers* que cuentan con una tecnología altamente desarrollada, y menciona algunos usuarios

como *Goldman Sachs* y *Deutsche Bank Securities*. Uno de los rasgos de los usuarios del TAF, es que al ser normalmente operaciones propias no hay comisión a terceros (Ballesteros et al., 2013). Ontiveros et al., (2012), añaden que uno de los aspectos más importantes de los operadores del TAF es su enorme poder financiero.

Ontiveros et al., (2012), destacan que los costos fijos de la implementación del TAF son muy elevados. De acuerdo con Kaya (2016), estos altos costos junto con el aumento de la competencia han presionado las ganancias obtenidas del TAF, provocando que el número de nuevos operadores esté llegando a su límite, lo que se refleja en la caída de su participación en los mercados de acciones, que en el 2014 se contrajo en Europa a un 35 % de un pico del 40 % en 2010; y un 50 % en EUA, de un máximo de 60 % alcanzado en el 2009.

El problema de los altos costos de inversión para instalar y operar el TAF ha provocado, que, en 2010, solo el 2 % de los operadores registrados en el NYSE sean TAF (Sáenz, 2012). Entre los costos asociados al TAF, se encuentran que los operadores se instalan en los mismos centros donde se encuentran los mercados, con el fin de ganar segundos de ventaja, y el diseño de los software, que son guardados de forma secreta (Sáenz, 2012; Ontiveros et al., 2012).

Como ejemplo de la inversión que se requiere para instalar la infraestructura necesaria para poder operar el TAF, se encuentra James Barksdale quien invirtió 300 millones de dólares para poder instalar cables de fibra óptica entre la Bolsa de Chicago y Wall Street, y así lograr reducir el tiempo de ejecución de una orden en 3 milisegundos y quedar en 13,33 milisegundos en total (Miño, 2015). Estos costos han provocado algunas críticas, entre ellas, que el alto costo es una barrera de entrada, que puede provocar un oligopolio (Sáenz, 2012).

2.4.4. Estrategias implementadas por el trading de alta frecuencia. El TAF es un método tecnológico que ayuda a implementar estrategias con el objetivo de obtener una ganancia, y dentro de las estrategias que se usan con el TAF, se encuentran: el arbitraje estadístico, la detección de liquidez y la creación de mercado (Chlistalla, 2011; Ballesteros et al., 2013; Jones, 2013). Para el TAF, la velocidad es muy importante para su operación e implementación de estrategias, por ejemplo, una pequeña desviación en la latencia, provocaría que un usuario advierta la información antes que los demás, obteniendo una enorme ventaja (Ontiveros et al., 2012).

Una de las tácticas que han nacido con la aparición del TAF es el *Quote Stuffing* que consiste en mandar grandes pedidos y retirarlos rápidamente, con el fin de obtener una ventaja frente a otros operadores del TAF, ya que, estos deben procesar esta información (Sáenz, 2012). De acuerdo con Gomber et al., (2011), las estrategias que se pueden implementar por medio del TAF son: proveedor electrónico de liquidez, creación de mercado (captura de márgenes), estrategias impulsadas por rebajas (tarifas entre mercados), arbitraje estadístico, detección de liquidez, arbitraje de latencia y estrategia de impulso a corto plazo.

Mientras que Hernández y Sánchez (2017), concuerdan en las estrategias mostradas por los anteriores autores, pero agregan la manipulación del mercado por medio de tres formas: el *stuffing*, el *smoking* y el *spoofing*. La falta de literatura y el secretismo que mantienen los operadores del TAF, provocan que sea complicado verificar todas las estrategias que implementan los operadores (Gomber et al., 2011). Se debe destacar que estas estrategias suceden en cuestión de milisegundos (Sáenz, 2012). A continuación, se explican las estrategias conocidas que usan los usuarios del TAF.

Creación de mercado. De acuerdo con Hernández y Sánchez (2017), la estrategia de creación de mercado consiste en desplegar títulos para comprar y vender a un precio determinado, y de forma continua, a los agentes que hacen esto se les llama creador de mercado. Al despliegue de títulos se les denomina *órdenes*, existiendo diferentes tipos, entre ellos: órdenes límite y de mercado. Por otro lado, Onis (2011), menciona que las órdenes varían de acuerdo con el mercado y las regulaciones, agregando a las ya mencionadas: orden tipo *iceberg*, *stop limit* y *market to limit*, además que es posible unir los tipos de órdenes.

Rijper et al., (2010), explican esta estrategia, describiendo que el creador de mercado opera de forma continua, enviando y recibiendo órdenes, lo cual garantiza la liquidez del mercado. Sin embargo, destaca que la participación del TAF en este tipo de estrategia ha provocado: un aumento del volumen de operaciones, un incremento en la velocidad de las operaciones y una disminución en el margen de ganancia.

Por su parte, Gomber et al., (2011) y Jones (2013), describen esta estrategia como en la cual el participante cotiza órdenes de compra y venta al mismo tiempo, tratando de obtener una ganancia por el diferencial de los precios. Gomber et al., (2011), añaden que se puede aplicar en varios instrumentos financieros, por obligación o voluntariamente, y que además les hacen descuentos las autoridades por ser proveedores de liquidez.

Existen dos variantes de esta estrategia que son: la captura del *spread* y el aprovechamiento en la asimetría de los costos, que algunas autoridades aplican. El objetivo de aplicar una asimetría de costos es incentivar la participación de los participantes de las bolsas, cobrando un *spread* más alto a los tomadores de liquidez y una tarifa más baja a los creadores de liquidez (Gomber et al., 2011; Jones, 2013).

Arbitraje estadístico. Rijpe et al., (2010) y Jones (2013), explican la estrategia de arbitraje estadístico como el procedimiento de identificar las ineficiencias en la fijación de precios del mercado, por lo regular provocadas por errores temporales, con el fin de poder capitalizar y obtener una ganancia. Gomber et al., (2011), agregan que el uso de las computadoras y la enorme velocidad de procesamiento de información del TAF, permiten aprovechar las cortas y pequeñas discrepancias que surgen entre los valores e instrumentos financieros, añadiendo como característica, que estas oportunidades, por lo regular suceden durante fracciones de segundos. Jones (2013), concuerda con lo mencionado por Gomber et al., (2011), pero destaca la importancia de tener una relación que permite una rápida conexión entre los mercados de forma electrónica.

Asimismo, Gomber et al., (2011) mencionan una variante del arbitraje estadístico llamada *cross asset, cross market and exchanged trade fund (ETF)*. Consistiendo en comerciar e intercambiar instrumentos y así poder obtener una ganancia provocada por las ineficiencias de los mercados, ejemplo de ello es que si el operador detecta que un instrumento tiene un precio diferente en los mercados, opta por comprar en el mercado donde está más barato, para posteriormente venderlo donde está más caro.

Trading de pares. Para Senthie et al., (2010), consiste en identificar un par de instrumentos financieros, los cuales históricamente han tenido una conducta similar, y conservan un patrón específico para su propagación. Esta estrategia, busca aprovechar los choques del mercado sobre el instrumento financiero tomando una posición, ya que se sabe que el ruido causado por este choque se eliminara, tratando de aprovechar el tiempo.

De acuerdo con Gomber et al., (2011), esta estrategia se clasifica como arbitraje neutral en el mercado, la cual trata en que los operadores venden un instrumento que

piensan tiene un precio relativamente menor, mientras compran al mismo tiempo un instrumento que se comporta de la misma manera, que saben que reaccionara de la misma forma a los cambios que se presenten en el mercado y que, además, su precio esta relativamente más alto, obteniendo así una ganancia entre la diferencia del precio en que se abre la posición, y en lo que se normaliza su precio y se liquida.

Arbitraje de latencia. El arbitraje de latencia es una estrategia que se ha desarrollado con el TAF, en la que se le imputa que se aproveche de la infraestructura (acceso rápido a los datos del mercado), ya que junto con las tecnologías el TAF puede observar, interpretar y reaccionar a la información más rápido que sus competidores, incluso mucho antes que estos la reciban. Aparentemente esto se ha limitado solo a los mercados de Estados Unidos (EUA) (Gomber et al., 2011). Una variante del arbitraje de latencia es la estrategia de táctica de guerrilla, la cual consiste en que varios algoritmos del TAF mandan órdenes de negociación durante un tiempo, con el objetivo de ganar beneficios gracias al ataque, con un mínimo de riesgo (Ballesteros, 2013).

Detección de liquidez. Estrategia que consiste en detectar los patrones que dejan los otros operadores en el mercado, para que, con base en esto, diseñar acciones con el fin de obtener una ganancia, un ejemplo sería si un operador detecta que otro participante ha mandado una enorme orden de compra que puede alterar el precio, el operador del TAF rápidamente manda una orden de compra que se sitúe primero en los libros de operaciones con un precio ligeramente superior, provocando, que si el precio suba el operador del TAF obtenga una ganancia (Gomber et al., 2011). Ante ello, los operadores tratan de cubrir sus

operaciones con el fin de evitar este tipo de estrategia por los otros participantes (Jones, 2013).

Jones (2013) llama comercio direccional a la estrategia del TAF en donde el trading algorítmico está creado de tal forma que analiza las noticias y, con base en ellas, actúa en cuestión de segundos, es decir, crea y ejecuta órdenes con base en el análisis de las noticias en segundos, agregando, que algunas cadenas ya venden sus noticias diseñadas para facilitar el análisis por medio de TA o TAF. A lo anterior, añade el mismo autor, que una variante de esta estrategia es que el TAF analiza los patrones de los otros operadores y, con base en ellos, actuar, que es similar a la estrategia de detección de liquidez, pero con otro nombre.

Una estrategia parecida a la de detección de liquidez, es la de impulso en el corto plazo. Esta estrategia consiste en que no se enfoca en proporcionar liquidez al mercado o aprovecharse de las ineficiencias del mismo, en su lugar, busca obtener ganancias por medio de detectar las tendencias o movimientos del mercado, comerciando agresivamente, basándose en eventos que afectan directamente al mercado o los movimientos típicos del mismo (Gomber et al., 2011). En la Tabla 9 se muestra un concentrado con los nombres de las estrategias que se explicaron y los autores que las expusieron.

Tabla 9

Resumen de las estrategias del trading de alta frecuencia.

Autor	Estrategias detectadas por los autores
Chlistalla, (2011).	Arbitraje estadístico, detección de liquidez y creación de mercado.
Ballesteros et al., (2013)	Arbitraje estadístico, detección de liquidez, creación de mercado y táctica de guerrilla.
Sáenz, (2012)	<i>Quote Stuffing</i> .
Gomber et al., (2011)	Proveedor electrónico de liquidez, creación de mercado (captura de márgenes), estrategias impulsadas por rebajas (tarifas entre mercados), arbitraje estadístico, detección de liquidez., arbitraje de latencia, impulso en el corto plazo y trading de pares.
Hernández y Sánchez (2017)	Creación de mercado, <i>stuffin.</i> , <i>smoking</i> y <i>spoofing</i> .
Onis (2011)	Creación de mercado.
Rijper et al., (2010)	Creación de mercado, arbitraje estadístico.
Senthi et al., (2010)	Trading de pares.
Jones (2013)	Arbitraje estadístico, detección de liquidez, creación de mercado.

Fuente: Elaboración propia, con base en los autores mencionados.

2.4.5. Consecuencias en los mercados por el trading de alta frecuencia. El fenómeno del TAF no ha sido estudiado en su totalidad, lo que ha provocado una discusión sobre sus consecuencias, por ejemplo, no se ha aclarado con certeza si el TAF tuvo una participación en el *Flash Crash*, del 2010, donde el índice Dow Jones cayó más de mil puntos en minutos (Chlistalla, 2011). Aunque las autoridades CFT- SEC concluyeron que no existió una relación directa, algunos afirman que el TAF estuvo involucrado (Sáenz, 2012; Sornette y Der Becke, 2011; Kirilenko, et al., 2017; Jones, 2013).

Además, existen numerosas hipótesis sobre lo que sucedió ese día (Onis, 2011). Mientras unos opinan que es culpa de la estructura de las bolsas de EUA, ya que, en Europa no hay evidencia de que el TAF haya causado un colapso como el *Flash Crash*

del 2010 o una pérdida de calidad en sus mercados (Gomber et al., 2011). Otros opinan que sí hay posibilidad de que el TAF sea culpable del *Flash Crash* del 2010 (Onis, 2011; Kumiega et al., 2016; Sornette y Der Becke, 2011).

Kumiega et al., (2016) apuntan a que el *Flash Crash*, fue ocasionado porque los algoritmos están diseñados para interactuar entre ellos, y que ese día se creó un bucle derivado de que los algoritmos respondían a las actividades entre ellos, que terminó por amplificar los cambios en el índice Dow Jones, ocasionando un desequilibrio en los precios de las acciones. Por otro lado, Sornette y Der Becke (2011), comentan que un algoritmo que comenzó a vender fue el que creó un bucle de retroalimentación positiva, que fue aumentado por la participación del TAF, que desarrolló un efecto de *papa caliente*. Así mismo, los autores comentan que durante este suceso se evidenció que el TAF es un creador de liquidez cuando le favorece, ya que, se convirtió en un tomador de liquidez durante el *Flash Crash*, lo que es un comportamiento conocido como *toxicidad de flujo*. Kirilenko et al., (2017), respaldan las conclusiones de Sornette y Der Becke (2011), que un programa de venta fue el que comenzó el *Flash Crash*, pero que el TAF amplió o propagó el efecto, ocasionando que el daño fuera mayor.

Hasta el momento, la evidencia de su impacto no es concluyente (Chlistalla, 2011; Chordia et al., 2013). Asimismo, se le han imputado otros daños al mercado como que no proporcionan liquidez en periodos de volatilidad, aumentan la volatilidad, proporcionan una liquidez fantasma, tienen ventaja por la coubicación, se benefician mediante las estrategias de relleno, ya que provocan que el mercado sea más lento, y que se aprovechan de la estructura de tarifas (Rijper et al., 2010). También, apuntan a que son los causantes de los llamados *mini flash crashes*, que han sucedido en los mercados de acciones, futuros,

opciones, cacao, algodón, azúcar y en el mercado *FOREX*, aunque no hay evidencia sólida de ello (Sornette y Der Becke, 2011).

Por otro lado, Jones (2013) agrega que el TAF estuvo involucrado en otro evento, que fue el de *Knight Capital*, en el que se implementó un TAF defectuoso causando pérdidas. Para el mismo autor, este ejemplo demuestra la importancia de probar y verificar los algoritmos para evitar daños, añadiendo otro ejemplo, el cual fue el de la oferta inicial de acciones de *Facebook*, donde un algoritmo defectuoso causó daños.

De acuerdo con Gomber et al., (2011), la literatura y las investigaciones apuntan a que el TAF contribuye a mejorar la calidad de los mercados, mejora la liquidez del mercado y contribuye de forma positiva a la volatilidad del mercado. Por otro lado, Kumiega et al., (2016) demuestran que el mercado tiene una alta calidad en comparación a otros sectores, con la presencia del TAF. Por su parte Huang (2012), afirma que el TAF emplea estrategias que provocan fluctuaciones en el mercado, con el objetivo de ganar millones de centavos a través de miles de operaciones con los desequilibrios entre los precios. Sin embargo, los defensores del TAF mencionan que ya hubo un *Flash Crash*, que sucedió en 1962, mucho antes de que el TAF existiera (Sornette y Der Becke, 2011).

Algunos críticos opinan que, al ser un sistema automatizado que solo busca ganar dinero, no tiene en cuenta el resultado que pueden provocar sus acciones, y ante las dificultades de legislar el TAF se convierte en un serio problema (Sáenz, 2012). En el mismo sentido Zhang (2010) menciona que las estrategias que implementa el TAF están aisladas de la situación de las empresas y del precio de la acción. También, el mismo autor afirma que el TAF incrementa la volatilidad en los precios de las acciones y que, cuando encuentra evidencia de la participación del TAF, halla pruebas de que dificulta la incorporación de las noticias de la empresa, en los precios de las acciones.

Jones (2013) comenta que el TAF no contribuye a disminuir la volatilidad de los precios cuando hay mucha incertidumbre sobre los mismos. Por otro lado, Ericsson y Fridholm (2013) aseveran que en el mercado de valores sueco no hay evidencia que señale que el TAF afecte de manera positiva a la volatilidad, pero sí descubren que aumenta el volumen de operaciones.

También se argumenta que con los algoritmos de aprendizaje implementados por el TAF, se puedan crear bucles de retroalimentación positiva que provoquen la aceleración de burbujas financieras (Sornette y Der Becke, 2011). Por otro lado, otros opinan que los operadores del TAF son creadores de mercado ya que proporcionan liquidez (Rijper et al., 2010; Kaya, 2016; Gomber, 2011). También, que ayudan a descubrir los precios y que contribuyen a mejorar la eficiencia del mercado (Gomber et al., 2011; Rijper et al., 2010). Por último, que reduce los costos de transacción y la volatilidad del mercado (Rijper, 2010).

Chordia et al., (2013), argumentan que medir el impacto que tiene el TAF en la eficiencia de la información, obedece al tipo de estrategia que se implemente, entre ellas, la creación de mercado, opinión que comparte Onis (2011). Sornette y Der Becke (2011), elaboran tres principales críticas al TAF. La primera de ellas, es que es cierto que el TAF ha incrementado el nivel de operaciones, sin embargo, son muy pequeñas, aumentando el volumen de las operaciones pero no la liquidez, por lo cual, no debería clasificarse como creador de liquidez. La segunda crítica, es que un exceso de liquidez puede ser perjudicial para el mercado y es lo que ha traído el TAF, sí es que sus operaciones se pueden catalogar como proveedores de liquidez, y por último, destacan la concentración del volumen de negociación que está provocando el TAF, ya que algunas fuentes apuntan a que solo el

dos por ciento de las firmas registradas en EUA son TAF, pero estas crean entre el 60 % y el 70 % de las operaciones, representado un riesgo.

Compartiendo lo que Sornette y Der Beke (2011) opinan del TAF, Kirilenko, et al., (2017) llegan a interesantes conclusiones, como que los que emplean el trading de alta frecuencia operan violentamente en la misma dirección a donde se mueven los precios, lo que explica su participación durante el *Flash Crash*. Si bien, tienen una enorme importancia por volumen en el comercio, no provocan una cantidad importante de inventario, ya que sus posiciones duran fracciones de segundo y al final del día no guardan posiciones abiertas, lo que induce a que los operadores indiferentemente del escenario no están dispuestos a absorber pérdidas o guardar enormes posiciones. A lo anterior, agregan otros elementos importantes a la discusión: que los grandes o los fundamentales inversores son quienes pueden causar un daño mayor que el TAF y que los mercados están muy expuestos a estos inversores.

Otra opinión, es que los beneficios del TAF son mayores que los problemas que puede causar a falta de una legislación adecuada (Onis, 2011). También, se argumenta que las consecuencias al mercado por el uso del TAF dependen de las estrategias con las que opere (Rijper et al., 2010; Chordia et al., 2013; Onis, 2011). Por otro lado, hay quien sugiere que los problemas que plantea el TAF, son los mismos que plantea el comercio manual (Jones, 2013). Sin embargo, la falta de datos y las pocas investigaciones, hacen que sea necesario su estudio con el objetivo de aclarar el verdadero impacto del TAF en los mercados (Chordia et al., 2013; Gomber, 2011). En la Tabla 10 se presentan las principales consecuencias positivas y negativas que se le imputan al TAF.

Tabla 10

Resumen de las principales consecuencias que se le imputan al Trading de Alta Frecuencia en los mercados financieros.

Consecuencias negativas del trading algorítmico en los mercados financieros.	Consecuencias positivas del trading algorítmico en los mercados financieros.
Posible participación en el <i>Flas Crash</i> del 2010 del índice Dow Jones.	Mejora la calidad de los mercados.
No proporciona liquidez en periodos de volatilidad.	Mejora la liquidez del mercado.
Aumenta la volatilidad.	Contribuye de forma positiva a la volatilidad del mercado.
Proporcionan una liquidez fantasma.	Son creadores de mercado.
Se benefician mediante las estrategias de relleno.	Proporcionan liquidez al mercado.
Tienen ventaja por la coubicación.	Ayudan a descubrir los precios.
Se aprovecha de la estructura de tarifas.	Mejora a la eficiencia del mercado.
Causantes de los llamados mini flash crashes que han sucedido en otros mercados.	Reduce los costos de transacción.
Emplea estrategias que provocan fluctuaciones en el mercado.	Reduce la volatilidad del mercado
Puedan crear bucles de retroalimentación positiva, que provocan la aceleración de burbujas financieras.	
Causan exceso de liquidez.	
El valor de sus operaciones es pequeña.	
Aumenta el volumen pero no la liquidez.	
Alto volumen de concentración de operaciones.	

Fuente: Elaboración propia, con base en Chlistalla (2011), Sáenz (2012), Sornette y Der Becke (2011), Kirilenko, et al., (2017), Jones (2013), Kumiega et al., (2016), Rijper et al., (2010), Gomber et al., (2011), Huang (2012), Zhang (2010), Ericsson y Fridholm (2013), Chordia et al., (2013) y Onis (2011).

2.4.6. Legislación del trading de alta frecuencia. Ante el protagonismo que el TAF está tomando en el comercio, se ha puesto mucha importancia en su legislación (Chlistalla, 2011; Kaya, 2016), sin embargo, está se ha vuelto complicada, debido al tiempo en que se realizan las operaciones (Sáenz, 2012). Entre las propuestas que se han elaborado, se encuentran: asignar un impuesto sobre las transacciones, aplicar una reducción en el volumen, aplicar obligaciones de cotización, imponer una regla para mantener una cotización durante un tiempo mínimo y exigir un límite de tiempo en las operaciones (Rijper et al., 2010). Jones (2013), concuerda con varias de las propuestas de

regulación mostradas por Rijper et al., (2010), pero agrega dar un seguimiento a cada operación y auditorias al TAF desde el momento en que emiten las órdenes.

De acuerdo con Kaya (2016), estas nuevas legislaciones pueden provocar que no haya nuevas empresas que operen el TAF. También, Gomber et al., (2011), opinan que una enorme carga regulatoria podría deteriorar la calidad del mercado, y argumentan que el enfoque para abordar la legislación debe ser funcional más que institucional, para evitar un deterioro y una competencia desnivelada, opinión que comparten Kumiega et al., (2016).

Sin embargo Kumiega et al., (2016), añaden que la forma de mejorar la seguridad y la confianza en los mercados es a través de nuevas herramientas y métodos como la simulación. Sornette y Der Becke (2011), concuerdan con las opiniones de Gomber et al., (2011) y Kumiega et al., (2016), pero agregan que debe haber transparencia en el TAF, que se deben publicar y analizar los datos con el fin de entender y comprender perfectamente la participación del TAF en los mercados, y así poder crear un marco regulatorio efectivo.

3. Metodología

La metodología que se desarrolla en este trabajo busca alcanzar el objetivo principal de la investigación, que es determinar el impacto de los rezagos en la medición temporal en las posiciones finales obtenidas en el mercado cambiario, así como evaluar si existen diferencias significativas entre las posiciones finales obtenidas usando estrategias de operación de alta frecuencia, y las obtenidas con estrategias de operación tradicionales, empleando el tipo de cambio FIX, en el periodo de 1991 a 2018. Con este fin, se establecen los siguientes objetivos específicos:

- Desarrollar un modelo de trading algorítmico, que permita usar estrategias tradicionales y estrategias de alta frecuencia en el mercado cambiario, usando el tipo de cambio FIX, en el periodo de 1991 a 2018.
- Evaluar si las posiciones finales de las estrategias de operaciones de alta frecuencia son estadísticamente diferentes a las posiciones finales con operaciones tradicionales en el mercado cambiario, usando el tipo de cambio FIX, en el periodo de 1991 a 2018.
- Determinar el impacto de los rezagos en la medición temporal en las posiciones finales obtenidas en el mercado cambiario, usando el tipo de cambio FIX, en el periodo de 1991 a 2018.

Con base en el objetivo principal y los objetivos específicos, se proponen las siguientes hipótesis:

- Existen diferencias estadísticamente significativas entre las posiciones finales obtenidas empleando estrategias tradicionales, y las obtenidas empleando

estrategias de alta frecuencia en el mercado cambiario, usando el tipo de cambio FIX, en el periodo de 1991 a 2018.

- Los rezagos en la medición temporal causan diferencias estadísticamente significativas en las posiciones finales de los inversionistas del mercado cambiario, usando el tipo de cambio FIX, en el periodo de 1991 a 2018.

En la Figura 3, se muestran las variables y el indicador que se usaran en esta investigación, con el fin de alcanzar el objetivo principal, los objetivos específicos y comprobar las hipótesis planteadas en esta investigación.



Figura 3. Relación entre las variables y el indicador, empleados en la investigación.

Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 4 se muestra una matriz de coherencia, para exponer la relación entre el objetivo general, los objetivos específicos, las hipótesis, las variables, el indicador y los pasos que se seguirán en la metodología.

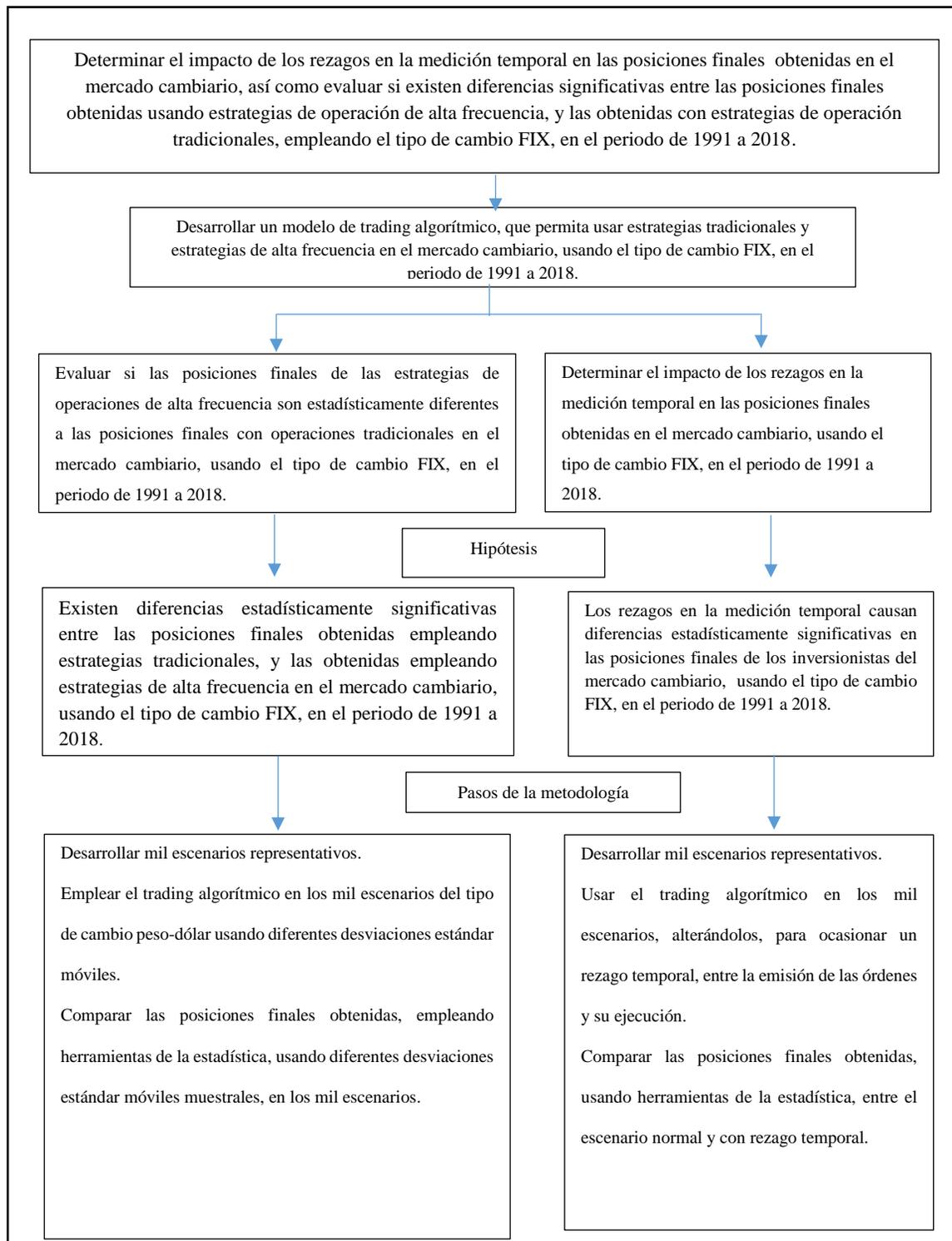


Figura 4. Matriz de coherencia del objetivo principal con los objetivos específicos, las hipótesis y los pasos que se seguirán en la metodología. Fuente: Elaboración propia.

Con base en lo expuesto, la metodología de este trabajo se puede clasificar como una investigación de tipo aplicada, debido a que pretende dar una solución a una dificultad funcional; de tipo cuantitativa ya que a las variables empleadas en la investigación se le pueden asignar valores numéricos; como una investigación de series de tiempo; y, por último, se considera que es una investigación de tipo correlacional, ya que pretende determinar la conexión que probablemente se pueda hallar en medio de dos o más variables (Ollivier y Thompson, 2017). Para lograr los objetivos específicos, y, con ello, alcanzar el objetivo principal, a continuación se describe con mayor detalle la metodología que se emplea en esta investigación.

3.1. Desarrollo de un modelo de trading algorítmico

La primera etapa de la investigación, es proceder a desarrollar un modelo de trading algorítmico empleando el paquete de Microsoft Excel. Para ello, se requiere de una base de datos del tipo de cambio, a la cual, se le estima el logaritmo natural o logaritmo neperiano. El trading algorítmico se va a dividir en dos partes: la primera de ellas, examinará el mercado y con base a su análisis, emitirá la orden de compra, venta o mantener la posición, esta parte del trading algorítmico trabajará con base al logaritmo natural o neperiano del tipo de cambio (esto es, con el fin de suavizar las fluctuaciones y evitar distorsiones o ruidos que pudieran deformar el análisis, y, por ende, a las órdenes emitidas por el trading algorítmico). La segunda parte del trading algorítmico, es la que ejecutará las órdenes y lo hará sobre el tipo de cambio.

Para elaborar la primera parte del trading algorítmico, se procede a usar la media móvil que es definida, como: *“una media aritmética sobre un conjunto de valores que tiene la particularidad que su cálculo se efectúa sobre un número concreto de datos*

($\langle\langle n \rangle\rangle$ días) que marcan el período” (Elvira y Puig, 2001, p. 108). Este parámetro se elige, debido a que, la media móvil contribuye a desaparecer las distorsiones, como la estacionalidad. El promedio móvil es una variación de la media, y, la media se calcula de acuerdo con la Ecuación 1, extraída de Anderson, et al. (2008), esta media es muestral (ya que se aplica sobre una muestra, por eso se representa con el símbolo \bar{x}).

$$\bar{x} = \frac{\sum x_i}{n} \quad (1)$$

Donde:

\bar{x} = Media muestral.

x_i = Valor de las observaciones.

n = Número de las observaciones.

De la Ecuación 1, se desprende la media móvil, la cual se puede calcular “dividiendo la suma de los valores obtenidos en cada una de las sesiones del período por el número de sesiones que tiene el plazo tomado” (Elvira y Puig, 2001, p. 113). Con base a lo anterior, su expresión matemática se muestra en la Ecuación 2.

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (2)$$

Donde:

\bar{x} = Media móvil muestral.

x_i = Valor de las observaciones.

n = Número de observaciones correspondiente a los periodos.

Para elaborar el trading algorítmico se opta por una $n = 14$ días, ya que así tendrá más de dos semanas, esto con el fin de que sea representativa, y se calcula sobre los logaritmos naturales o logaritmos neperianos de los tipos de cambio. El segundo elemento que se emplea para desarrollar la primera parte del trading algorítmico, es una medida de dispersión o variación, que permita “*cuantificar como de concentrados o dispersos están los datos respecto a estas medidas*” (Sáez, 2012, p. 28). La medida que se utiliza es la desviación estándar móvil muestral (es muestral porque se hace sobre la muestra de una población). El método para estimar la desviación estándar móvil muestral, nace de la fórmula para calcular la desviación estándar muestral, que se muestra en la Ecuación 3, extraída de Sáez (2012).

$$s_{n-1} = \sqrt{\frac{\sum (x - \bar{x})^2}{n - 1}} \quad (3)$$

Donde:

s_{n-1} = Desviación estándar.

$\frac{\sum (x - \bar{x})^2}{n - 1}$ = Varianza.

x = Valor de la observación.

\bar{x} = Media muestral.

n = El número de las observaciones.

La diferencia entre la desviación estándar muestral y la desviación estándar móvil muestral, es que se va a recorrer el valor de n , conforme avance el número de periodos.

Para calcular la desviación estándar móvil muestral, se usa $n= 14$ días, con el fin de que concuerde con la media móvil (que se emplea para calcular la desviación estándar móvil muestral). La desviación estándar móvil muestral, es la medida que se utilizara para emitir la orden de compra, venta o mantener, dependiendo las fluctuaciones del tipo de cambio (recordando que esta parte del trading algorítmico no trabajara sobre el tipo de cambio, sino sobre el logaritmo natural o neperiano del tipo de cambio).

La desviación estándar móvil muestral es la medida que se utiliza para comparar, con la diferencia de la cotización del día que se analiza con el del día anterior (basándose en los logaritmos naturales o neperianos de los tipos de cambio). Con base en la comparación, entre el valor de la desviación estándar móvil muestral con la diferencia de la cotización del día que se analiza con el del día anterior, se crea el criterio de decisión, que es: si la diferencia es mayor que la desviación estándar móvil muestral establecida, entonces el algoritmo lanza la señal de compra o venta según sea el caso y si no es mayor entonces mandara la señal de mantener.

Una explicación más detallada del criterio de decisión es que, si la diferencia del tipo de cambio nuevo con el anterior es negativa, y es mayor que la desviación estándar móvil muestral establecida de referencia, el algoritmo lanza la señal de compra. En cambio, si la diferencia entre el nuevo tipo de cambio con el anterior es positiva y el movimiento es superior a la desviación estándar móvil muestral determinada, el algoritmo lanza una señal de venta. Si hay un movimiento entre los tipos de cambio, pero no es superior a los límites establecidos con la desviación estándar móvil muestral, el algoritmo lanza una señal de mantener la posición. Una vez que emita una orden la primera parte del trading algorítmico, basándose en el criterio de decisión, la segunda parte del trading

algorítmico ejecuta esa orden y lo hace sobre el tipo de cambio. En la Figura 5, se muestra el diagrama de flujo del trading algorítmico que se desarrolla.

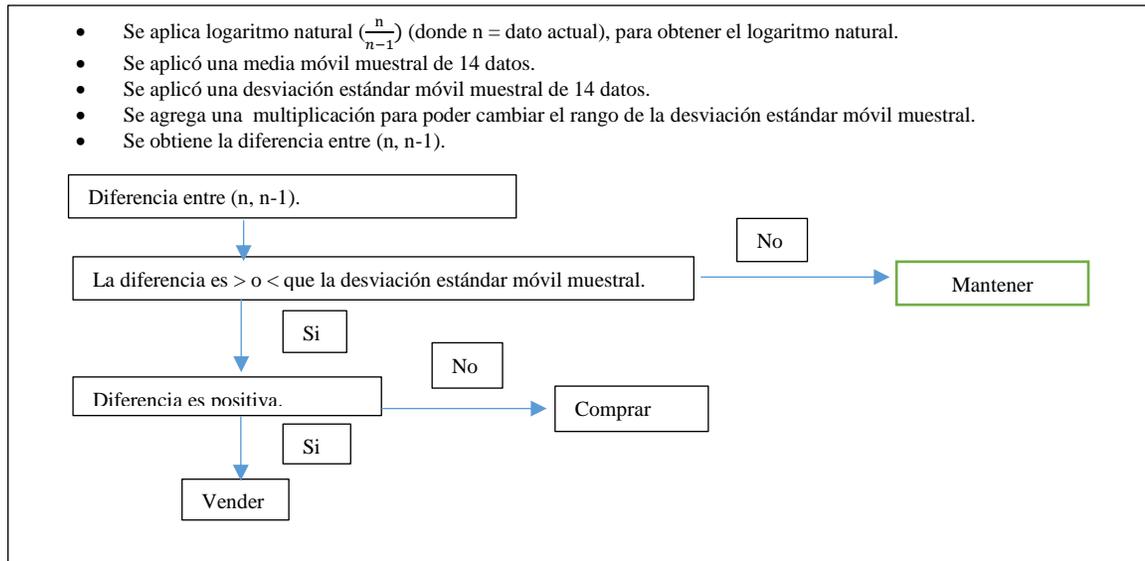


Figura 5. Diagrama de flujo de la estructura del trading algorítmico. Fuente: Elaboración propia.

Además, se deben de tomar dos consideraciones a la hora de programar el trading algorítmico. La primera, es que el trading algorítmico se debe programar, para poder cambiar el número de desviaciones estándar móviles muestrales, con la finalidad de que se puedan comparar las posiciones finales obtenidas de acuerdo con distintas estrategias, que son: el trading tradicional y el de alta frecuencia. Ya que, cuando se altera el número de desviaciones estándar móviles muestrales, se modifica la frecuencia de los movimientos, es decir, entre menor desviación estándar muestral, el algoritmo lanza un número mayor de órdenes, mientras, que al aumentar la desviación estándar muestral, emite un número menor de órdenes. La segunda, es que se debe cuidar de que

el trading algorítmico no repita las órdenes que emita, en caso de que se repita la orden, el trading algorítmico se debe programar para que emita la orden de mantener.

3.2. Elaboración de la base de datos

Como una segunda etapa de la investigación, se requiere buscar la base de datos del tipo de cambio peso dólar con la menor frecuencia posible, ya que se empleara para hacer *trading* de alta frecuencia, como si fuera el mercado cambiario. Por lo cual, se trata de obtener del sitio web del Banco de México, las bases de datos del tipo de cambio peso dólar que tenga a disposición. La base de datos que se obtuvo del sitio web del Banco de México, fue del tipo de cambio FIX con una frecuencia diaria, que abarca del período del 12 de octubre de 1991, al 24 de enero del 2018. En total, son 6585 datos que corresponden a 27 años.

Con base en la propiedad *escalante* propuesta en el análisis fractal, el hecho de que la base de datos sea por día no influye en los resultados, ya que los riesgos y las variaciones de precios son semejantes en distintos períodos; esto es, que tanto los factores de riesgos, como las formulas y las variaciones, mantienen sus propiedades estadísticas en distintas frecuencias de observaciones (Mandelbrot y Hudson, 2010).

De la base de datos original, se extraen mil escenarios. Para elaborar cada uno de los escenarios, se sustraerán de forma aleatoria 14 datos por año (para respetar la temporalidad de los datos y evitar las fluctuaciones severas que provoquen ruido, se elige por extraer de forma secuencial los 14 datos por año). Estos 14 datos extraídos de forma aleatoria por cada año, permitirán crear escenarios representativos del universo total de datos y cada escenario tendrá 378 datos.

En total se crean mil escenarios y cada uno contendrá 378 datos (14 datos por 27 años). Se decide que fueran mil escenarios, con el fin de que los resultados fueran representativos, y se puedan abarcar todas las posibles situaciones que pudieran suceder en la vida real, incluidos aquellos escenarios que pudieran ser atípicos.

3.3. Implementación del trading algorítmico utilizando estrategias tradicionales y de alta frecuencia

Como parte de la investigación se utilizaran los mil escenarios, los cuales se introducen al trading algorítmico para su análisis, empleando diferentes tipos de desviaciones estándar móviles muestrales, las cuales son: .5, uno, dos y tres desviaciones estándar móviles muestrales. El propósito de usar diferentes desviaciones estándar móviles muestrales, es que al aumentarlas o disminuirlas, se modificaran las frecuencias de los movimientos, es decir, al disminuir la desviación estándar móvil muestral de referencia en el trading algorítmico, se incrementara la frecuencia en los movimientos, por lo cual, se asume como una estrategia de alta frecuencia al uso de una desviación estándar móvil muestral pequeña, que corresponden a: .5 y uno. Por otro lado, al aumentar el número de desviaciones estándar móviles muestrales de referencia, se disminuirá el número de movimientos, por lo tanto, se asume como una estrategia tradicional al empleo de una desviación estándar móvil muestral grande, que pertenecen a dos y tres. En la Figura 6, se muestra la relación entre las variables y el indicador empleadas en esta sección, también se indican las dos estrategias que se usaran y se describen.

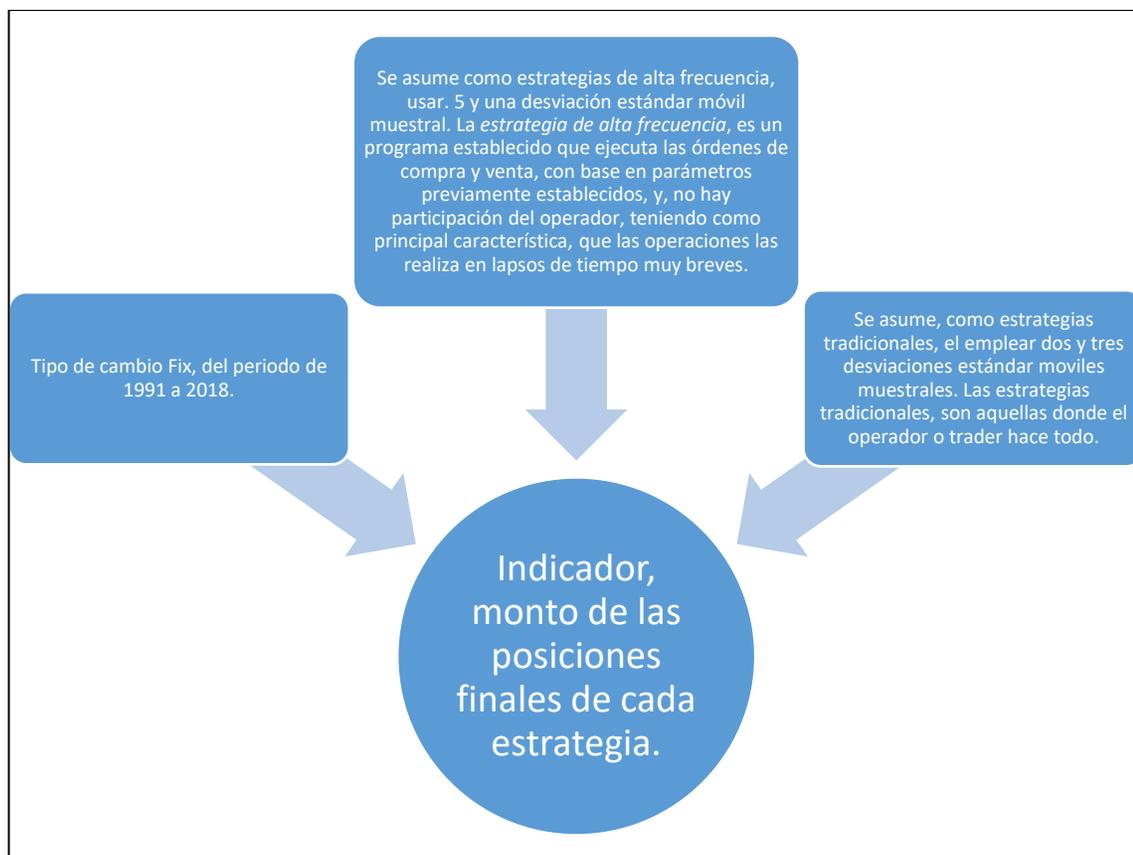


Figura 6. Diagrama donde se muestra la relación entre las variables y el indicador de esta sección. Fuente: Elaboración propia, con base en Miño (2015), Ballesteros et al., (2013), King et al., (2011), Ontiveros et al., (2012), Gomber et al., (2011), Sanz (2017) y Jones (2013).

Tanto en las estrategias tradicionales, como las de alta frecuencia, se comienza con una posición inicial de cien pesos y se registra el valor de la posición final de cada uno de los mil escenarios. En la investigación no se contempla un cobro por cada transacción, es decir, se parte del supuesto de que no hay costos de transacción por la compra o venta de divisas en el mercado cambiario. Para las secciones 3.3.1., 3.3.2, y 3.3.2.1., cuando se utilice la palabra *escenarios* o se mencione *los diferentes escenarios*, es para aludir a las posiciones finales de los mil escenarios empleando diferentes desviaciones estándar

móviles muestrales, las cuales, corresponden a .5, uno, dos y tres, desviaciones estándar móviles muestrales.

3.3.1. Estadística descriptiva y distribuciones de frecuencias. A cada una de las posiciones finales obtenidas de los escenarios se calcula la media poblacional, la mediana y la desviación estándar poblacional. Para la media poblacional, se usa la Ecuación 4, extraída de Anderson, et al., (2008), la cual “*proporciona una medida de localización central de los datos*” (Anderson, et al., 2008, p. 83). Para la mediana, de acuerdo con Anderson, et al., (2008), el procedimiento es ordenar las observaciones de menor a mayor y localizar el valor de en medio de la serie de datos. Por último, para la desviación estándar poblacional, se utiliza la Ecuación 5, extraída de Anderson, et al., (2008), la cual ayuda a comprender la dispersión de los datos respecto a la media. Se usaran fórmulas poblacionales, porque el valor de N es grande, por lo cual, se le considera como una población.

$$\mu = \frac{\sum x_i}{N} \quad (4)$$

Donde:

μ = Media poblacional.

x_i = Los valores de las observaciones.

N = El número total de observaciones.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum(x_i - \bar{x})^2}{N-1}} \quad (5)$$

Donde:

σ = Desviación estándar poblacional.

$\sum(x_i - \bar{x})^2$ = La suma del cuadrado de la desviación respecto de la media.

N = El número total de observaciones.

Posteriormente, se estima la distribución de frecuencia, que es “*Un resumen tabular de datos que muestra el número (frecuencia) de elementos en cada una de las diferentes clases disyuntivas (que no se sobreponen)*” (Anderson, et al., 2008, p. 28), esto se realiza para cada una de las posiciones finales obtenidas de los cuatro escenarios. Para elaborar la distribución de frecuencia de los escenarios, se utiliza el procedimiento descrito por Anderson, et al., (2008). Para ello, el primer paso es determinar el número de clases, lo que sugiere el autor es que se utilicen entre cinco y veinte clases máximo, para esta investigación se utilizaran doce clases para cada uno de los escenarios.

De acuerdo con Anderson, et al., (2008), se procede a calcular el ancho de cada uno de las clases. Para ello se localizan el valor máximo y mínimo de cada escenario, con el objetivo de encontrar el rango, el cual se calcula, restando al valor máximo el valor mínimo, sin embargo, con el fin de que se mostrara con más precisión el comportamiento de las posiciones finales en los cuatro escenarios, se opta por cambiar el valor máximo por el valor del percentil al 95 %. A continuación, se calcula el valor de C de cada escenario, empleando la Ecuación 6. Después, el valor C se redondea y se utiliza para hallar el ancho, para encontrar el ancho, se divide el rango entre el valor de C redondeado de cada escenario.

$$C = 1 + (3.322)(\log n) \quad (6)$$

Donde:

C = Valor de C .

n = cantidad de observaciones.

Una vez establecido el ancho de cada escenario, se procede a crear los límites de las clases en cada uno. Para ello, se toma el valor mínimo de cada escenario, que se le llama límite inferior, y se le suma el ancho encontrado, para así obtener el límite superior de la primera clase. Posteriormente, al límite superior inmediato se le suma .00000000001 para conseguir el límite inferior de la siguiente clase, a la cual, se le suma nuevamente el ancho, y así se calcula el límite superior de la segunda clase. Este procedimiento continúa hasta llegar a la clase doce, en este caso, el límite superior es el valor máximo de cada uno de los escenarios.

Subsecuentemente, se buscan y contabilizan todos los valores que estuvieran entre el límite inferior y superior, incluyendo los que fueran igual al límite inferior y superior de cada clase. El número de datos que se contabiliza en cada clase se le denomina frecuencia de la clase. El resultado obtenido de este procedimiento, es la distribución de frecuencia de datos de los cuatro escenarios, y, la suma de las frecuencias de cada escenario debe ser igual a mil, ya que son los datos que contiene cada uno de los escenarios. Además, se agrega la marca de cada clase, que se calcula sumando el límite inferior con el superior y dividiéndolo entre dos.

A lo anterior, se añade la frecuencia acumulada, que es la suma de las clases, es decir, primero se selecciona la clase uno, de ahí se añade la suma de la clase uno con la clase dos, a la suma de estas se le suma la siguiente clase (que sería la clase tres) y, así,

hasta llegar a sumar todas las clases. Después, se estima la frecuencia relativa, que es la división de la frecuencia de cada clase, entre el total de datos, y se calcula de acuerdo con la Ecuación 7, extraída de Anderson, et al., (2008). Además, se estima la frecuencia porcentual de cada clase, para lo cual, solo se multiplica la frecuencia relativa de cada clase por 100. Por último, se obtiene la frecuencia relativa acumulada, que es el mismo procedimiento descrito en la frecuencia acumulada, pero ahora con la frecuencia relativa. Todos los procedimientos descritos se repitieron para los distintos escenarios.

$$\text{Frecuencia relativa de la clase} = \frac{\text{Frecuencia de la clase}}{n} \quad (7)$$

3.3.2. Prueba de hipótesis para comparar las posiciones finales de los escenarios con estrategias tradicionales y de alta frecuencia. Con el fin de determinar si las medias de los distintos escenarios son estadísticamente diferentes, se lleva a cabo la prueba de dos colas para una distribución normal o Z, considerando que esta prueba es la indicada para la cantidad de datos analizados (Anderson, et al., 2008).

Prueba de dos colas. Para elaborar esta prueba, primero se calcula la media y la desviación estándar poblacional de cada uno de los cuatro escenarios, empleando las Ecuaciones 4 y 5 extraídas de Anderson, et al. (2008). Posteriormente, se formulan las hipótesis correspondientes usando la Ecuación 8, con base en Anderson, et al., (2008). Estas hipótesis, se formulan entre los cuatro escenarios, es decir, todas las combinaciones posibles entre los distintos escenarios, las cuales son: el escenario con .5 desviaciones estándar móviles muestrales con el de una, dos y tres desviaciones estándar móviles

muestrales, el escenario con una desviación estándar móvil muestral con el de dos y tres desviaciones estándar móviles muestrales, y, por último, el de dos con tres desviaciones estándar móviles muestrales.

$$H_0: \mu = \mu_0 \quad (8)$$

$$H_1: \mu \neq \mu_0$$

Donde:

μ = La media base de comparación.

μ_0 = Es la media muestral contra la cual se compara μ .

Para aceptar o rechazar la hipótesis nula (H_0) o la hipótesis alternativa (H_1), existen dos métodos válidos, los cuales son: método del valor crítico y el método del valor p. El método elegido fue el del valor crítico, y se usa para todas las combinaciones de los escenarios. Para realizar este método, se utiliza la Ecuación 9, extraída de Anderson, et al. (2008), que se emplea cuando se conoce el valor de σ , y se usa para hallar el valor del estadístico de prueba. En este caso, el valor σ que se usa es el de la media con la que se va a comparar.

$$Z = \frac{\bar{x} - \mu_0}{\sigma / \sqrt{n}} \quad (9)$$

Donde:

\bar{x} = La media que se toma como referencia para la prueba de hipótesis.

μ_0 = La media con la que se está comparando.

σ = Desviación estándar poblacional.

n = Tamaño de la población.

Una vez que se emplea la Ecuación 8, se encuentra el valor del estadístico de prueba y a continuación se procede a buscar el valor crítico en las tablas de distribución normal o Z con un valor $\alpha=.025$, dado que la prueba es de dos colas. Una vez obtenido el valor crítico, se procede a comparar el valor del estadístico de prueba con el valor crítico, siguiendo el criterio de decisión mostrado en la Ecuación 10 extraída de Anderson, et al. (2008).

$$\text{Criterio de decisión, rechazar la } H_0 \text{ si: } z \leq -z_{\alpha/2} \text{ o } z \geq z_{\alpha/2} \quad (10)$$

Donde:

z = Valor del estadístico de prueba.

$-z_{\alpha/2}$ = Valor crítico (buscado en las tablas de distribución normal).

$z_{\alpha/2}$ = Valor crítico (buscado en las tablas de una distribución normal).

Siguiendo el criterio de decisión mostrado en la Ecuación 9, se puede concluir si las medias de las dos distribuciones que se están comparando son estadísticamente iguales o si son estadísticamente diferentes. Esta prueba de hipótesis se aplica a todas las combinaciones de los cuatro escenarios, con el fin de determinar con un $\alpha=.05$, es decir, con un nivel de significancia del 95 %, si las medias de los escenarios son estadísticamente iguales o no.

3.4. Simulación de los rezagos temporales entre la emisión de órdenes y sus ejecuciones

Para poder simular los rezagos temporales entre la emisión de las órdenes y sus ejecuciones, se cargan los mil escenarios creados en el trading algorítmico, empleando .5 desviaciones estándar móviles muestrales, y se capturan las órdenes que emita el trading algorítmico, en cada uno de ellos. Posteriormente, a los mismos mil escenarios se les quita un dato (el primer dato de cada uno de los mil escenarios, para poder simular los rezagos temporales), y, se ejecutan las órdenes que se habían capturado sobre los escenarios con el primer dato menos (con rezagos temporales). Esto, con el propósito de simular los rezagos temporales entre la ejecución de las órdenes emitidas por el trading algorítmico y sus ejecuciones, ya que las órdenes se emiten correctamente, pero no se ejecutan sobre el dato correcto, sino sobre un dato posterior. En la Figura 7, se muestran la relación entre las variables y el indicador que se usaran en esta sección.



Figura 7. Diagrama donde se muestra la relación entre las variables y el indicador en esta sección. Fuente: Elaboración propia.

En los dos escenarios, se comienza con una posición inicial de cien pesos. Debido a que los escenarios con rezagos temporales tienen un dato menos que los escenarios sin rezagos, no se aplica la última orden ya que no tiene dato. Por este motivo, para evitar que el escenario normal (sin rezagos temporales) tenga un dato más, y, por lo tanto, una temporalidad mayor al momento de analizarlos y compararlos, se quita el último dato de cada escenario de la muestra normal (sin rezagos temporales), con el fin de que los dos tengan la misma temporalidad y cantidad de órdenes ejecutadas. Se captura el valor final de los dos escenarios, y, así se crea una base de datos con la cual se puedan comparar las posiciones finales. En esta investigación no se contempla un cobro por cada transacción, por lo cual, se parte del supuesto de que no hay costos de transacción por la compra o venta de divisas en el mercado cambiario.

Con el fin de analizar y comparar las posiciones finales obtenidas de los dos escenarios, se utilizan las herramientas de la estadística descriptiva como: la media poblacional, la mediana y la desviación estándar poblacional. También, se calculan las distribuciones de frecuencias de los escenarios, empleando la metodología que se explica en la sección 3.3.1. Además, para corroborar que fueran o no estadísticamente diferentes los dos escenarios, se analizan aplicando una prueba de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, usando la metodología explicada en las secciones 3.3.2 y 3.3.2.1.

4. Resultados

4.1. Análisis de las posiciones finales de las estrategias de operaciones de alta y baja frecuencia

Con el objetivo de evaluar si las posiciones finales de las estrategias de operaciones de alta frecuencia son estadísticamente diferentes a las posiciones finales con operaciones tradicionales, se siguió el procedimiento mostrado en la metodología. Por ello, primero se desarrolló el modelo de trading algorítmico, y posteriormente se simularon mil escenarios, a partir de la base de datos obtenida del sitio web del Banco de México. En la Figura 8, se muestran 250 de los mil escenarios simulados para realizar esta investigación.

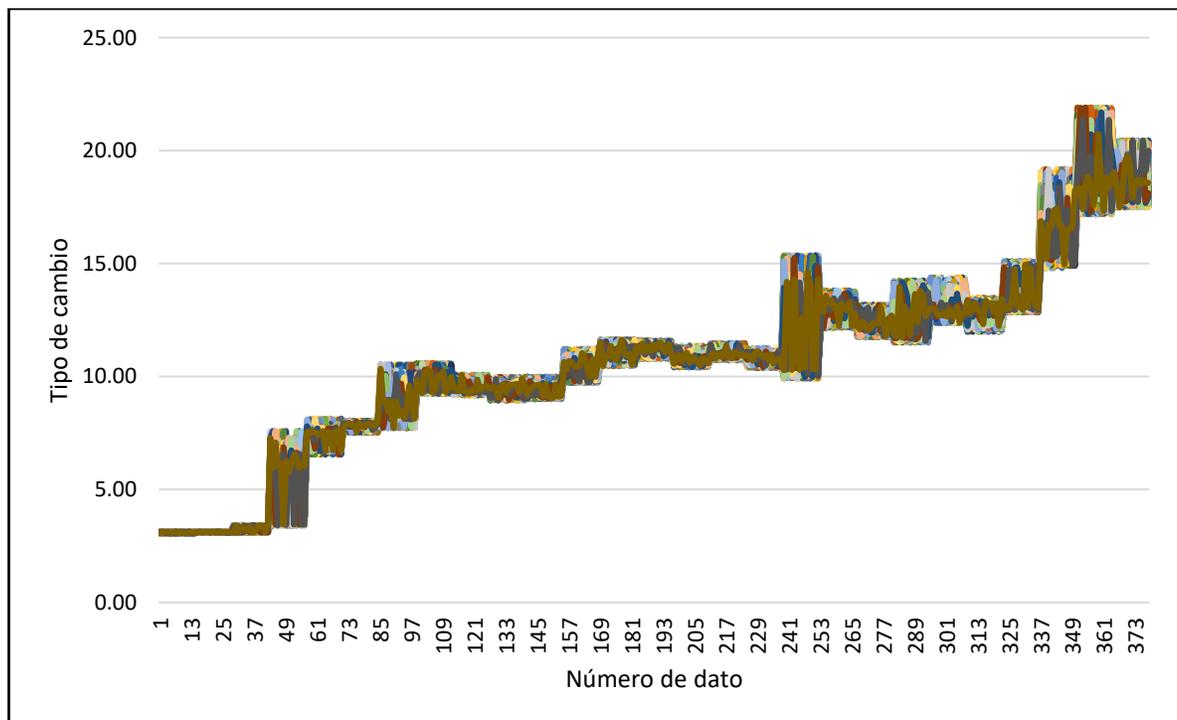


Figura 8. 250 de los mil escenarios simulados. Fuente: Elaboración propia con base en BANXICO (2018 b).

Una vez obtenidas las mil simulaciones, y de acuerdo con el procedimiento descrito en el capítulo anterior, se procedió a emplear el modelo de trading algorítmico en cada uno de ellas, utilizando cuatro distintas desviaciones estándar móviles muestrales: .5, una, dos y tres. Esto, debido a que se asume que al usar .5 y una desviación estándar móvil muestral, se están usando estrategias de alta frecuencia y que al implementar dos y tres desviaciones estándar móviles muestrales, se están utilizando estrategias de baja frecuencia. Como se indicó en la metodología, en todos los escenarios se inició con una posición inicial de cien pesos y se capturaron solo las posiciones finales obtenidas. A las posiciones finales de los cuatro escenarios, se les estimó la media poblacional, la desviación estándar poblacional y la mediana, basándose en el procedimiento descrito en la metodología. También se agregaron el valor máximo y mínimo para cada uno de los escenarios. En la Tabla 11, se muestran los resultados obtenidos.

Tabla 11

Resultados de la estadística descriptiva de las posiciones finales obtenidas, de los escenarios con distintas desviaciones estándar móviles muestrales.

Desviación estándar móvil muestral	Media poblacional	Desviación estándar poblacional	Mediana	Valor máximo	Valor mínimo
0.5	\$ 3,838.49	\$ 4,894.10	\$ 2,424.14	\$ 74,517.82	\$ 210.54
1	\$ 3,475.63	\$ 4,477.66	\$ 2,250.53	\$ 73,729.18	\$ 199.91
2	\$ 1,690.57	\$ 1,696.73	\$ 1,232.64	\$ 22,331.10	\$ 130.03
3	\$ 663.08	\$ 457.74	\$ 542.72	\$ 4,367.43	\$ 151.37

Fuente: Elaboración propia.

Se puede apreciar en la Tabla 11, que en los escenarios donde se implementaron estrategias de alta frecuencia, las cuales son, donde se utilizaron .5 y una desviación estándar móvil muestral, son parecidos. Sin embargo, son diferentes a los escenarios donde se emplearon estrategias tradicionales, es decir, los escenarios donde se usaron dos y tres desviaciones estándar móviles muestrales. La media poblacional más alta se presentó en los escenarios donde se implementaron .5 desviaciones estándar móviles muestrales con \$3,838.49 pesos, es decir, el promedio de las posiciones finales más alta se obtuvo en los escenarios con .5 desviaciones estándar móviles muestrales, mientras que, la media poblacional más baja se consiguió en los escenarios con 3 desviaciones estándar móviles muestrales con un valor de \$663.08 pesos, que indica que las posiciones finales en promedio son más bajas en los escenarios en los que se emplearon tres desviaciones estándar móviles muestrales. Por lo cual, se puede decir, que las estrategias de alta frecuencia obtuvieron el promedio de posiciones finales más alta, en comparación con las obtenidas usando estrategias tradicionales.

De acuerdo con los datos presentados en la Tabla 11, el nivel más alto de dispersión de los datos, explicado por la desviación estándar poblacional, lo tuvieron los escenarios con .5 desviaciones estándar móviles muestrales, seguido por los escenarios con uno, dos y tres desviaciones estándar móviles muestrales. Respecto a la mediana, se encontró el mismo orden que se presentó con la desviación estándar poblacional, de acuerdo con los resultados expuestos en la Tabla 11, el orden del más alto al más bajo fue: .5, uno, dos y tres desviaciones estándar móviles muestrales.

En los valores máximos y mínimos encontrados, los resultados muestran que los valores máximos y mínimos más altos en las posiciones finales, se presentan cuando se emplean .5 desviaciones estándar móviles muestrales, seguido en orden por los escenarios

con uno, dos y tres desviaciones estándar móviles muestrales, con excepción del valor mínimo con tres desviaciones estándar móviles muestrales, que es más alto que el de dos desviaciones estándar móviles muestrales. De acuerdo con los resultados exhibidos en la Tabla 11, se pueden destacar dos cosas: que los escenarios con .5 y una desviación estándar móvil muestral son muy parecidos y diferentes a los escenarios, con dos y tres desviaciones estándar móviles muestrales. Y, segundo, que las posiciones finales son más altas en promedio en los escenarios con .5 y una desviación estándar móvil muestral, ya que cuando se incrementan las desviaciones estándar móviles muestrales a dos y tres, las posiciones finales en promedio disminuyen. Por lo cual, basándose en lo anterior se puede argumentar, que los escenarios donde se usaron estrategias de alta frecuencia, arrojan resultados similares entre ellos, pero diferentes a los escenarios donde se implementaron estrategias tradicionales, además, las posiciones finales más altas se presentaron en los escenarios donde se utilizaron estrategias de alta frecuencia, en comparación a cuando se usaron estrategias tradicionales.

4.1.1. Distribuciones de frecuencia de las estrategias de alta y baja frecuencia.

Con base en las posiciones finales capturadas, de acuerdo con la metodología explicada en el capítulo anterior, y con el objetivo de evaluar si las posiciones finales de las estrategias de operaciones de alta frecuencia son estadísticamente diferentes a las posiciones finales con operaciones tradicionales. Se desarrollaron las distribuciones de frecuencia para cada una de las de las desviaciones móviles muestrales usadas, es decir, para cada uno de los escenarios donde se usaron estrategias de alta y baja frecuencia, con el fin de poder comparar el comportamiento de los mismos.

Distribución de frecuencia con .5 desviaciones estándar móviles muestrales. Las posiciones finales obtenidas de los escenarios donde se usaron estrategias de alta frecuencia, es decir, donde se implementaron .5 desviaciones estándar móviles muestrales en el modelo de trading algorítmico, se muestran en la Figura 9, donde se aprecia que el escenario 489, fue donde se obtuvo la posición final más alta, con un valor de \$74,517.82 pesos.

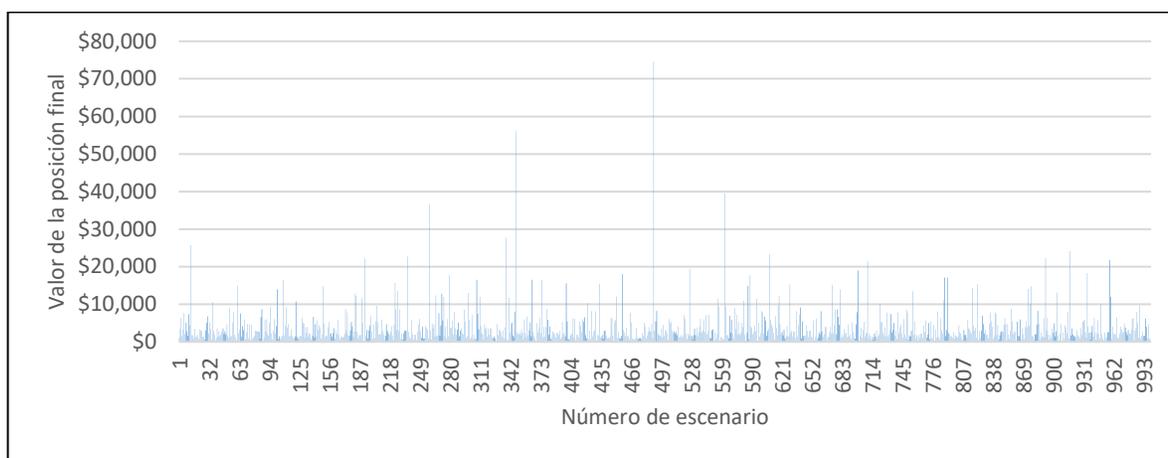


Figura 9. Posiciones finales obtenidas de los escenarios, después de haberlos introducidos al trading algorítmico empleando .5 desviaciones estándar móviles muestrales. Fuente: Elaboración propia.

Con base en las posiciones finales capturadas al usar .5 desviaciones estándar móviles muestrales, es decir, al implementar una estrategia de alta frecuencia, y en la metodología explicada en el capítulo anterior, se desarrolló la distribución de frecuencia que se muestra en la Tabla 12, junto con su frecuencia acumulada, su frecuencia relativa y su frecuencia relativa acumulada. Además, de la tabla 12 se extrajeron los datos de la

frecuencia para graficarlos y poder apreciar mejor su comportamiento, esta se muestra en la Figura 10.

Tabla 12

Distribución de frecuencia de las posiciones finales obtenidas de los escenarios, donde se usaron .5 desviaciones estándar móviles muestrales.

Clase	Límite Inferior	Ancho	Límite Superior	Marca	Frecuencia	Frecuencia acumulada	Frecuencia relativa	Frecuencia relativa acumulada
1	\$ 210.54	\$ 1,068.00	\$ 1,278.54	\$ 744.54	213	213	21%	21%
2	\$ 1,278.54	\$ 1,068.00	\$ 2,346.54	\$ 1,812.54	270	483	27%	48%
3	\$ 2,346.54	\$ 1,068.00	\$ 3,414.54	\$ 2,880.54	169	652	17%	65%
4	\$ 3,414.54	\$ 1,068.00	\$ 4,482.54	\$ 3,948.54	87	739	9%	74%
5	\$ 4,482.54	\$ 1,068.00	\$ 5,550.54	\$ 5,016.54	82	821	8%	82%
6	\$ 5,550.54	\$ 1,068.00	\$ 6,618.54	\$ 6,084.54	53	874	5%	87%
7	\$ 6,618.54	\$ 1,068.00	\$ 7,686.54	\$ 7,152.54	20	894	2%	89%
8	\$ 7,686.54	\$ 1,068.00	\$ 8,754.54	\$ 8,220.54	29	923	3%	92%
9	\$ 8,754.54	\$ 1,068.00	\$ 9,822.54	\$ 9,288.54	13	936	1%	94%
10	\$ 9,822.54	\$ 1,068.00	\$ 10,890.54	\$ 10,356.54	6	942	1%	94%
11	\$ 10,890.54	\$ 1,068.00	\$ 11,958.54	\$ 11,424.54	8	950	1%	95%
12	\$ 11,958.54	\$ 1,068.00	\$ 74,517.82	\$ 43,238.18	50	1000	5%	100%
					1000		100%	

Fuente: Elaboración propia.

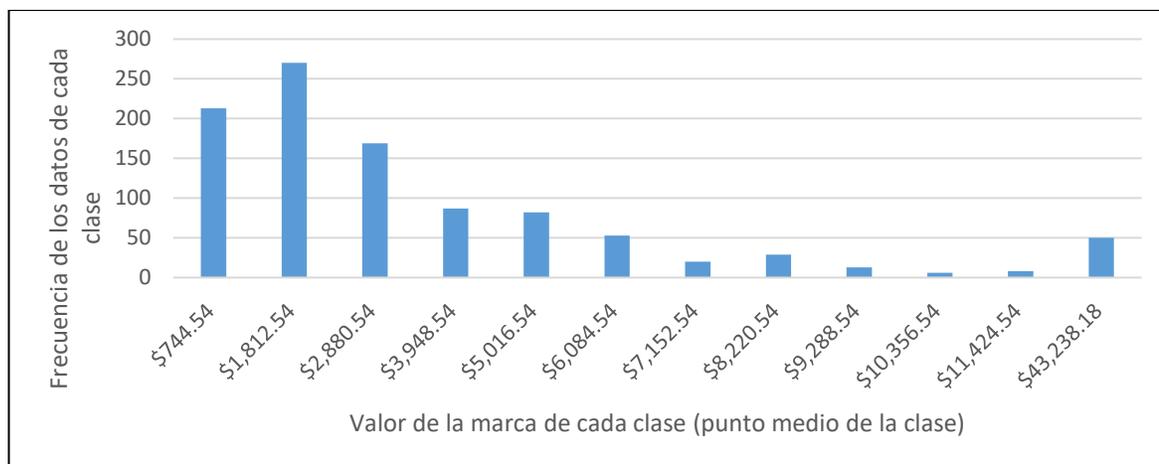


Figura 10. Gráfico de la distribución frecuencia de las posiciones finales obtenidas, empleando .5 desviaciones estándar móviles muestrales. Fuente: Elaboración propia.

En la Tabla 12 y el gráfico que se presenta en la Figura 10, se observa que la clase dos es la que concentra más datos (posiciones finales) con 270, representando un 27 % de acuerdo con la frecuencia relativa y que tiene un valor de marca (punto medio de la clase) de \$1,812.54 pesos. Además, las primeras dos clases que corresponden a la clase uno y dos, concentran el 48 % de los datos, de acuerdo con la frecuencia relativa acumulada. Con base en lo anterior, se puede indicar que en los escenarios donde se implementaron estrategias de alta frecuencia, es decir, al usar .5 desviaciones estándar móviles muestrales, se encontró que en su distribución de frecuencia, la clase uno y dos concentran el 48 % de las posiciones finales obtenidas, siendo la clase dos la que más contiene posiciones finales conseguidas, y que su punto medio tiene un valor de \$1,812.54 pesos.

Distribución de frecuencia con una desviación estándar móvil muestral. Las posiciones finales obtenidas de los escenarios donde se usaron estrategias de alta frecuencia, es decir, donde se implementaron una desviación estándar móvil muestral en

el modelo de trading algorítmico, se muestran en la Figura 11, donde se aprecia que el escenario 489 fue donde se obtuvo la posición final más alta, con un valor de \$73,729.1817 pesos.

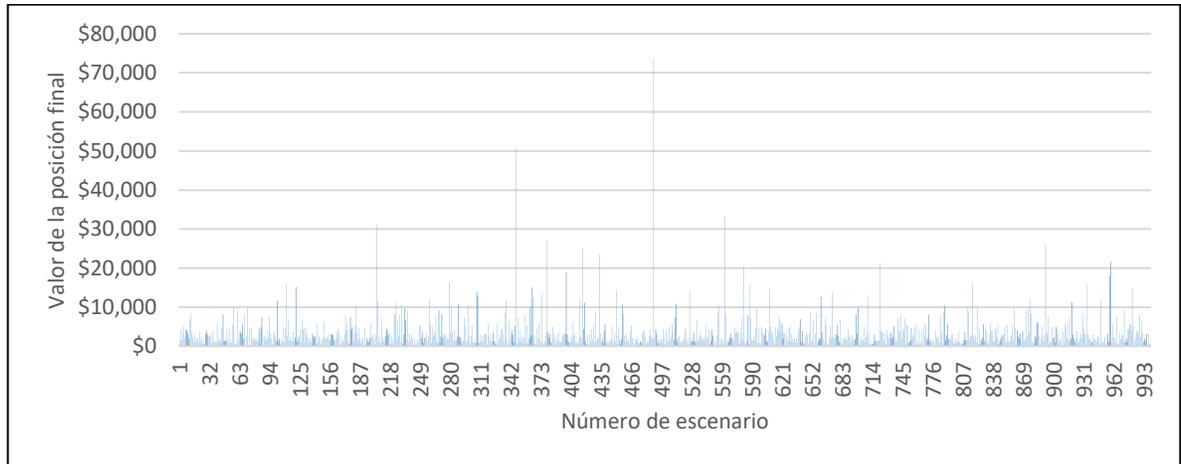


Figura 11. Posiciones finales obtenidas de los escenarios, después de haberlos introducidos al trading algorítmico, empleando una desviación estándar móvil muestral.

Fuente: Elaboración propia.

Con base en las posiciones finales obtenidas al usar una estrategia de alta frecuencia, es decir, al implementar una desviación estándar móvil muestral, y la metodología explicada en la sección anterior, se desarrolló la distribución de frecuencia, la frecuencia acumulada, la frecuencia relativa y la frecuencia relativa acumulada que se muestran en la Tabla 13, y, en la Figura 12, se presenta el gráfico que corresponde a su distribución frecuencia.

Tabla 13

Distribución de frecuencia de las posiciones finales obtenidas de los escenarios, donde se usaron una desviación estándar móvil muestral.

Clase	Límite Inferior	Ancho	Límite Superior	Marca	Frecuencia	Frecuencia acumulada	Frecuencia relativa	Frecuencia relativa acumulada
1	\$ 199.91	\$ 908.00	\$ 1,107.91	\$ 653.91	197	197	20%	20%
2	\$ 1,107.91	\$ 908.00	\$ 2,015.91	\$ 1,561.91	252	449	25%	45%
3	\$ 2,015.91	\$ 908.00	\$ 2,923.91	\$ 2,469.91	163	612	16%	61%
4	\$ 2,923.91	\$ 908.00	\$ 3,831.91	\$ 3,377.91	116	728	12%	73%
5	\$ 3,831.91	\$ 908.00	\$ 4,739.91	\$ 4,285.91	81	809	8%	81%
6	\$ 4,739.91	\$ 908.00	\$ 5,647.91	\$ 5,193.91	47	856	5%	86%
7	\$ 5,647.91	\$ 908.00	\$ 6,555.91	\$ 6,101.91	27	883	3%	88%
8	\$ 6,555.91	\$ 908.00	\$ 7,463.91	\$ 7,009.91	18	901	2%	90%
9	\$ 7,463.91	\$ 908.00	\$ 8,371.91	\$ 7,917.91	26	927	3%	93%
10	\$ 8,371.91	\$ 908.00	\$ 9,279.91	\$ 8,825.91	12	939	1%	94%
11	\$ 9,279.91	\$ 908.00	\$ 10,187.91	\$ 9,733.91	11	950	1%	95%
12	\$ 10,187.91	\$ 908.00	\$ 73,729.18	\$ 41,958.54	50	1000	5%	100%
					1000		100%	

Fuente: Elaboración propia.

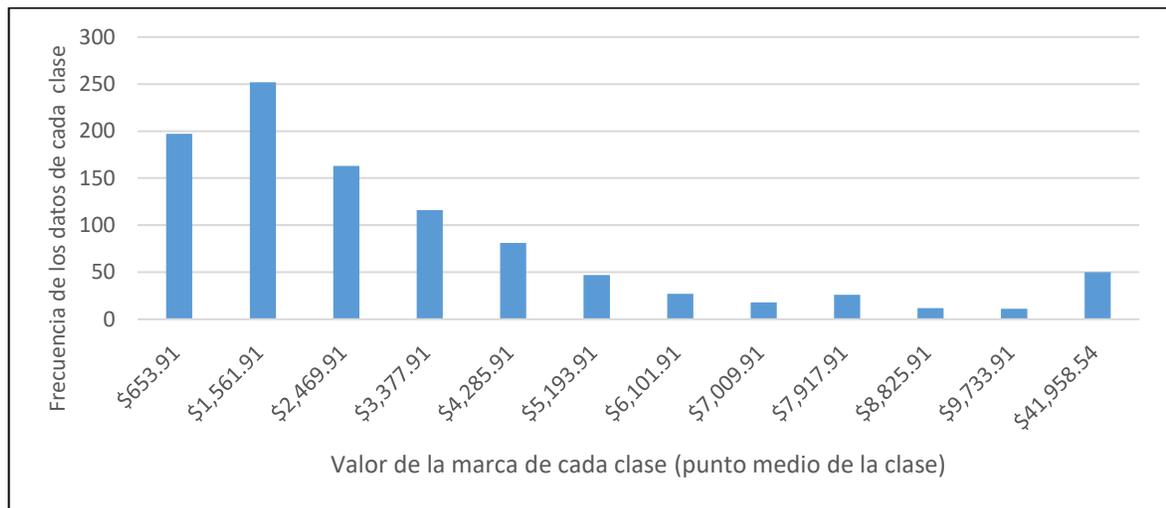


Figura 12. Gráfico de la distribución frecuencia de las posiciones finales obtenidas, empleando una desviación estándar móvil muestral. Fuente: Elaboración propia.

En la Tabla 13 y la gráfica que se presenta en la Figura 12, se observa que la clase dos es la que concentra más datos (posiciones finales) con 252, que equivalen a un 25 % de los datos, de acuerdo con la frecuencia relativa, además, tiene un valor de marca de \$1,561.91 pesos. También, se puede apreciar que la clase uno y dos concentran el 45 % de los datos, como se muestra en la frecuencia relativa acumulada. Basándose en lo anterior, se puede indicar que en los escenarios donde se implementaron estrategias de alta frecuencia, es decir, donde se usaron una desviación estándar móvil muestral, se encontró que en su distribución de frecuencia, la clase uno y dos concentran el 45 % de las posiciones finales obtenidas, siendo la clase dos la que más contiene posiciones finales conseguidas, y, que su punto medio tiene un valor de \$1,561.91 pesos.

Distribución de frecuencia con dos desviaciones estándar móviles muestrales.

Las posiciones finales obtenidas de los escenarios donde se usaron estrategias tradicionales, es decir, donde se utilizaron dos desviaciones estándar móviles muestrales en el modelo de trading algorítmico, se muestran en la Figura 13, donde se aprecia que el escenario 489 fue donde se obtuvo la posición final más alta, con un valor de \$22,331.1032 pesos.

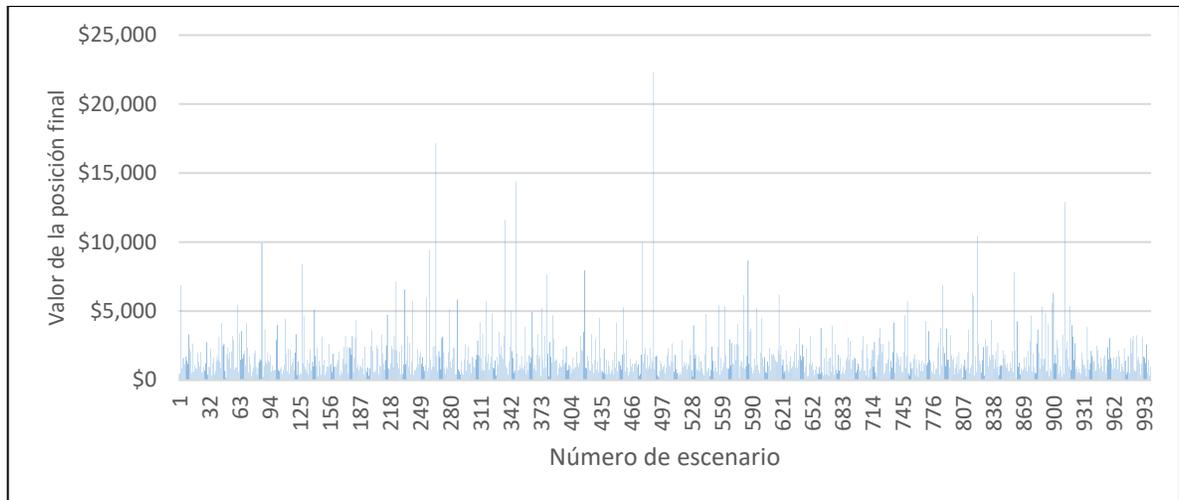


Figura 13. Posiciones finales obtenidas de los escenarios, después de haberlos introducidos al trading algorítmico, empleando dos desviaciones estándar móviles muestrales. Fuente: Elaboración propia.

Con base en las posiciones finales capturadas al usar una estrategia tradicional, es decir, al emplear dos desviaciones estándar móviles muestrales, en la metodología del capítulo anterior, y, con el objetivo de comparar las posiciones finales obtenidas al implementar estrategias tradicionales y estrategias de alta frecuencia. Se desarrollaron la distribución de frecuencia, la frecuencia acumulada, la frecuencia relativa y la frecuencia relativa acumulada que le corresponden, y, que se muestran en la Tabla 14. Además, en la Figura 14, se muestra el gráfico de su distribución de frecuencia.

Tabla 14

Distribución de frecuencia de las posiciones finales obtenidas de los escenarios, donde se usaron dos desviaciones estándar móviles muestrales.

Clase	Límite Inferior	Ancho	Límite Superior	Marca	Frecuencia	Frecuencia acumulada	Frecuencia relativa	Frecuencia relativa acumulada
1	\$ 130.03	\$ 396.00	\$ 526.03	\$ 328.03	111	111	11%	11%
2	\$ 526.03	\$ 396.00	\$ 922.03	\$ 724.03	227	338	23%	34%
3	\$ 922.03	\$ 396.00	\$ 1,318.03	\$ 1,120.03	189	527	19%	53%
4	\$ 1,318.03	\$ 396.00	\$ 1,714.03	\$ 1,516.03	153	680	15%	68%
5	\$ 1,714.03	\$ 396.00	\$ 2,110.03	\$ 1,912.03	94	774	9%	77%
6	\$ 2,110.03	\$ 396.00	\$ 2,506.03	\$ 2,308.03	68	842	7%	84%
7	\$ 2,506.03	\$ 396.00	\$ 2,902.03	\$ 2,704.03	35	877	4%	88%
8	\$ 2,902.03	\$ 396.00	\$ 3,298.03	\$ 3,100.03	32	909	3%	91%
9	\$ 3,298.03	\$ 396.00	\$ 3,694.03	\$ 3,496.03	16	925	2%	93%
10	\$ 3,694.03	\$ 396.00	\$ 4,090.03	\$ 3,892.03	13	938	1%	94%
11	\$ 4,090.03	\$ 396.00	\$ 4,486.03	\$ 4,288.03	11	949	1%	95%
12	\$ 4,486.03	\$ 396.00	\$ 22,331.10	\$ 13,408.57	51	1000	5%	100%
					1000		100%	

Fuente: Elaboración propia.

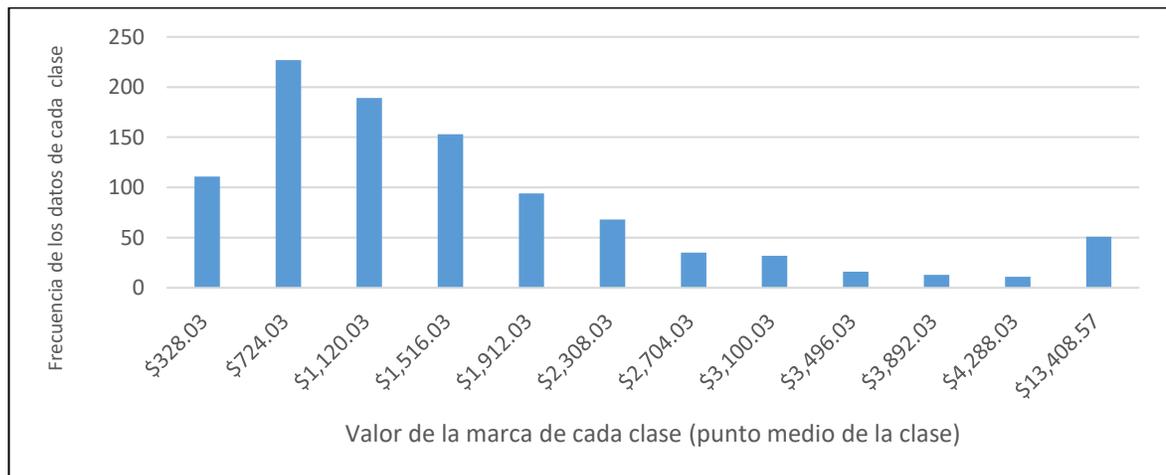


Figura 14. Gráfico de la distribución frecuencia de las posiciones finales obtenidas, empleando dos desviaciones estándar móviles muestrales. Fuente: Elaboración propia.

En los escenarios donde se usaron dos desviaciones estándar móviles muestrales que se presentan en la Tabla 14, con su respectivo gráfico de frecuencia que se presenta en la Figura 14, se puede apreciar que la clase dos concentra la mayor cantidad de datos (posiciones finales) con 227 de ellos, equivalente a un 23 % de acuerdo con la frecuencia relativa, y que tienen un valor de marca de \$724.03 pesos. Además, la frecuencia relativa acumulada, indica que los dos primeros escenarios concentran el 34 % de los datos. Con base en lo anterior, se puede indicar que en los escenarios donde se implementaron estrategias tradicionales, es decir, donde se usaron dos desviaciones estándar móviles muestrales, se encontró que en su distribución de frecuencia, la clase uno y dos concentran el 34 % de las posiciones finales obtenidas, siendo la clase dos la que más contiene posiciones finales conseguidas, y, que su punto medio tiene un valor de \$724.03 pesos.

Distribución de frecuencia con tres desviaciones estándar móviles muestrales.

Las posiciones finales obtenidas de los escenarios donde se usaron estrategias tradicionales, es decir, donde se implementaron tres desviaciones estándar móviles muestrales en el modelo de trading algorítmico, se muestran en la Figura 15, donde se aprecia que el escenario 230 fue donde se obtuvo la posición final más alta, con un valor de \$4,367.4315 pesos.

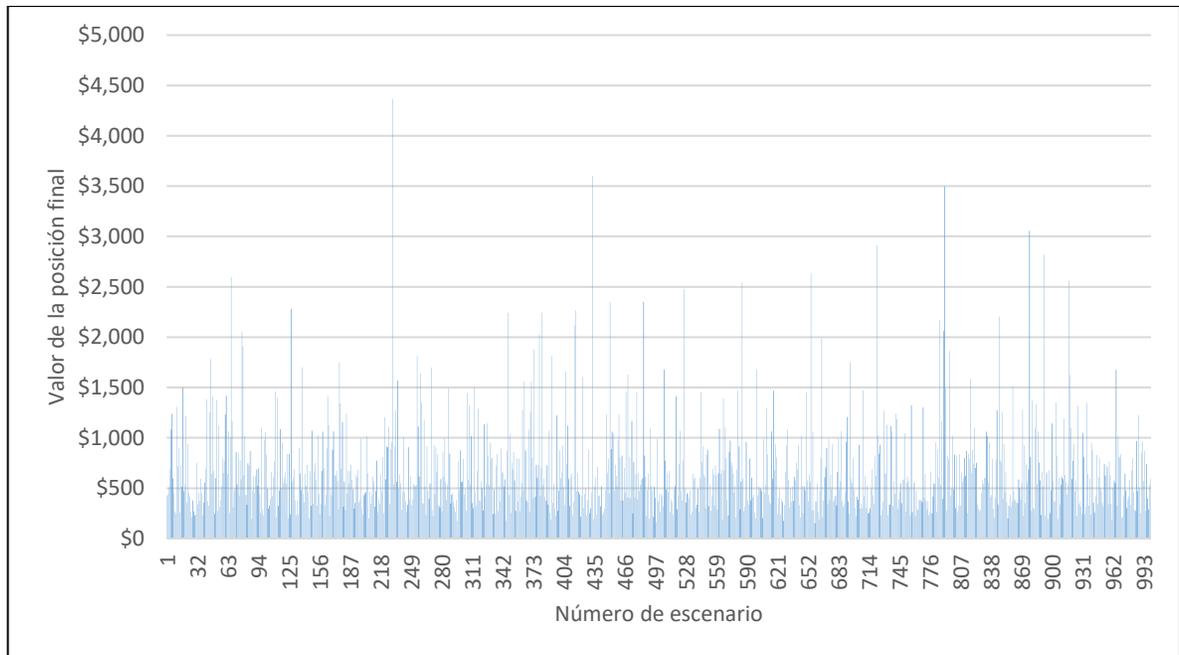


Figura 15. Posiciones finales obtenidas de los escenarios, después de haberlos introducidos al trading algorítmico, empleando tres desviaciones estándar móviles muestrales. Fuente: Elaboración propia.

Con base en las posiciones finales capturadas al usar una estrategia tradicional, es decir, al usar tres desviaciones estándar móviles muestrales, la metodología explicada en el capítulo anterior, y con el objetivo de comparar las posiciones finales obtenidas al implementar estrategias tradicionales y de alta frecuencia. Se desarrollaron la distribución de frecuencia, la frecuencia acumulada, la frecuencia relativa y la frecuencia relativa acumulada, que se muestran en la Tabla 15, y, en la Figura 16, se presenta el gráfico que le pertenece de acuerdo con su distribución de frecuencia.

Tabla 15

Distribución de frecuencia de las posiciones finales obtenidas de los escenarios, donde se usaron tres desviaciones estándar móviles muestrales.

Clase	Límite Inferior	Ancho	Límite Superior	Marca	Frecuencia	Frecuencia acumulada	Frecuencia relativa	Frecuencia relativa acumulada
1	\$ 151.37	\$ 122.00	\$ 273.37	\$ 212.37	112	112	11%	11%
2	\$ 273.37	\$ 122.00	\$ 395.37	\$ 334.37	196	308	20%	31%
3	\$ 395.37	\$ 122.00	\$ 517.37	\$ 456.37	155	463	16%	46%
4	\$ 517.37	\$ 122.00	\$ 639.37	\$ 578.37	154	617	15%	62%
5	\$ 639.37	\$ 122.00	\$ 761.37	\$ 700.37	101	718	10%	72%
6	\$ 761.37	\$ 122.00	\$ 883.37	\$ 822.37	78	796	8%	80%
7	\$ 883.37	\$ 122.00	\$ 1,005.37	\$ 944.37	48	844	5%	84%
8	\$ 1,005.37	\$ 122.00	\$ 1,127.37	\$ 1,066.37	45	889	5%	89%
9	\$ 1,127.37	\$ 122.00	\$ 1,249.37	\$ 1,188.37	22	911	2%	91%
10	\$ 1,249.37	\$ 122.00	\$ 1,371.37	\$ 1,310.37	20	931	2%	93%
11	\$ 1,371.37	\$ 122.00	\$ 1,493.37	\$ 1,432.37	20	951	2%	95%
12	\$ 1,493.37	\$ 122.00	\$ 4,367.43	\$ 2,930.40	49	1000	5%	100%
					1000		100%	

Fuente: Elaboración propia.

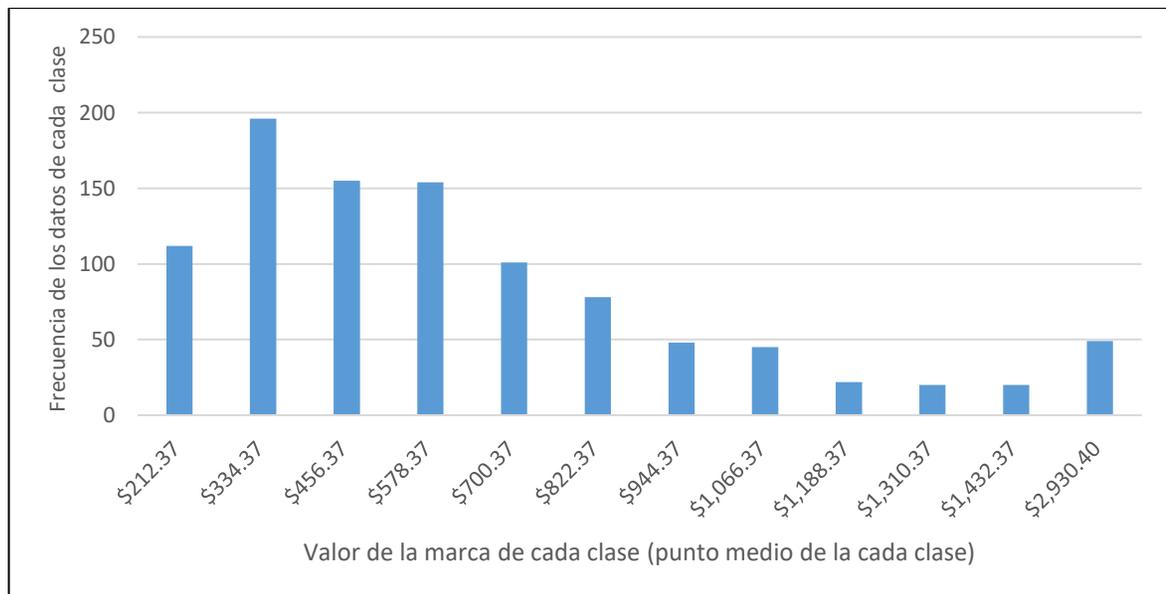


Figura 16. Gráfico de la distribución frecuencia de las posiciones finales obtenidas, empleando tres desviaciones estándar móviles muestrales. Fuente: Elaboración propia.

Basándose en la Tabla 15 y el gráfico que se muestra en la Figura 16, se puede afirmar que la segunda clase contiene la mayoría de los datos (posiciones finales) con 196, que equivalen al 20 % de acuerdo con la frecuencia relativa y que tiene un valor de marca de \$334.37 pesos. Además, de acuerdo con su frecuencia acumulada la clase uno y dos juntas concentran el 31 % de los datos. De acuerdo con lo anterior, se puede indicar que en los escenarios donde se implementaron estrategias tradicionales, es decir, donde se usaron tres desviaciones estándar móviles muestrales, se encontró que en su distribución de frecuencia, la clase uno y dos concentran el 31 % de las posiciones finales obtenidas, siendo la clase dos la que más contiene posiciones finales conseguidas, y, que su punto medio tiene un valor de \$334.37 pesos.

4.1.2. Comparación de los resultados de cada estrategia. Con el objetivo de evaluar si las posiciones finales de las estrategias de operaciones de alta frecuencia son estadísticamente diferentes a las posiciones finales con operaciones tradicionales, a continuación se hace un análisis y una comparación de los resultados presentados hasta el momento. Las Figuras 9 y 11, que corresponden a los escenarios donde se emplearon .5 y una desviación estándar móvil muestral, es decir, los escenarios donde se usaron estrategias de alta frecuencia, tienen un comportamiento similar, sin embargo, su comportamiento es distinto a los escenarios de las Figuras 13 y 15, que muestran las posiciones finales conseguidas de los escenarios donde se usaron dos y tres desviaciones estándar móviles muestrales, o sea, donde se implementaron estrategias tradicionales. En otras palabras, los escenarios donde se usaron estrategias de alta frecuencia tienen un comportamiento similar, pero diferente a los escenarios donde se usaron estrategias tradicionales.

Otra diferencia, es en el rango de las máximas posiciones finales, ya que las máximas posiciones finales se observan en las Figuras 9 y 11, donde superan los \$70 mil pesos, y, es en los escenarios donde se emplearon .5 y una desviación estándar móvil muestral. Mientras que en la Figura 13, que son los escenarios donde se utilizaron dos desviaciones estándar móviles muestrales, se puede ver una disminución en el rango, ya que solo supera los \$20 mil pesos y en la Figura 15, que son los escenarios donde se utilizaron tres desviaciones estándar móviles muestrales, se aprecia la mayor contracción del rango, ya que apenas excede los \$4 mil pesos. Se debe resaltar, que de acuerdo con los gráficos presentados en las Figuras 9, 11, 13 y 15, se puede argumentar, que el rango de las máximas posiciones finales obtenidas es menor conforme se incrementa la desviación estándar móvil muestral. Dicho de otra forma, en los escenarios donde se implementaron estrategias de alta frecuencia, se obtuvieron los rangos más altos de las máximas posiciones finales conseguidas, en comparación con los escenarios donde se usaron estrategias tradicionales.

Con base en los resultados obtenidos de las distribuciones de frecuencia, se puede destacar que en todos los escenarios con distintas desviaciones estándar móviles muestrales, la clase dos es la que concentra la mayoría de los datos (posiciones finales), sin embargo, se detectó que en los escenarios con .5 y una desviación estándar móvil muestral, las dos primeras clases contienen casi la mitad de los datos, mientras que, en los escenarios con dos y tres desviaciones estándar móviles muestrales, este porcentaje disminuyó hasta casi el 30 %.

También se detectó, que los valores más altos de las marcas de cada clase, se presentaron en el escenario con .5 desviaciones estándar móviles muestrales exhibidas en la Tabla 12, de ahí le siguieron en orden, los escenarios con una, dos y tres desviaciones

estándar móviles muestrales, siendo los escenarios con tres desviaciones estándar móviles muestrales, los que tuvieron el valor de las marcas más bajas, de acuerdo con cada una de sus clases. Hay que destacar que las marcas representan el punto medio de cada una de las clases en cada uno de los escenarios. Es decir, conforme se incrementaron las desviaciones estándar móviles muestrales, el valor de las marcas (el punto medio) de las clases fueron disminuyendo, esto concuerda con lo mostrado en la Tabla 11. Por lo cual, se puede argumentar que las estrategias de alta frecuencia, tienen promedios mayores en cada una de sus clases, en comparación a cuando se usan estrategias tradicionales.

4.1.3. Resultados de la prueba de hipótesis para las posiciones finales de los escenarios con estrategias tradicionales y de alta frecuencia. Con base en el procedimiento mostrado en la metodología y con el objetivo de evaluar si las posiciones finales de las estrategias de operaciones de alta frecuencia son estadísticamente diferentes a las posiciones finales con operaciones tradicionales, ahora se presentan las pruebas de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, de los cuatro escenarios, es decir, de los escenarios donde se implementaron estrategias de alta frecuencia y tradicionales. Por lo cual, se plantearon las hipótesis correspondientes a las combinaciones de los escenarios con diferentes desviaciones estándar móviles muestrales, las cuales se expondrán a continuación, junto con: su valor crítico, su estadístico de prueba calculado y su criterio de decisión, que corresponde en cada caso. En la Tabla 16, se muestran los resultados de aplicar la prueba de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, correspondiente a las posiciones finales obtenidas al emplear .5 desviaciones estándar móviles muestrales y una desviación estándar móvil muestral, también, se añade la Tabla 17, donde se muestra el criterio de decisión que le corresponde.

Tabla 16

Resultados de la prueba de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, para las posiciones finales obtenidas usando .5 y una desviación estándar móvil muestral.

$H_0 =$	\$	3,838.49
$H_1 \neq$	\$	3,838.49
Estadístico de prueba		2.562653589
Valor crítico		1.959963985

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 17

Criterio de decisión correspondiente a usar .5 y una desviación estándar móvil muestral.

$2.562653589 \geq 1.959963985$

Fuente: Elaboración propia.

De acuerdo con los resultados obtenidos que se muestran en la Tabla 16 y con el criterio de decisión que se muestra en la Tabla 17, se puede afirmar que las posiciones finales obtenidas al emplear .5 desviaciones estándar móviles muestrales y una desviación estándar móvil muestral, son estadísticamente diferentes, basándose en que el estadístico de prueba es mayor que el valor crítico, y por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula (H_0) y se acepta la hipótesis alternativa (H_1). En la Tabla 18 se muestra la prueba de hipótesis y los resultados obtenidos correspondientes de aplicar la prueba de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, a las posiciones finales de los escenarios con .5 y dos

desviaciones estándar móviles muestrales y en la Tabla 19, se muestra el criterio de decisión correspondiente a esta prueba de hipótesis.

Tabla 18

Resultados de la prueba de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, para las posiciones finales obtenidas usando .5 y dos desviaciones estándar móviles muestrales.

$H_0 =$	\$	3,838.49
$H_1 \neq$	\$	3,838.49
Estadístico de prueba		40.03181326
Valor crítico		1.959963985

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 19

Criterio de decisión correspondiente a usar .5 y dos desviaciones estándar móviles muestrales.

$$40.03181326 \geq 1.959963985$$

Fuente: Elaboración propia.

Con base en los resultados presentados en la Tabla 18 y en el criterio de decisión mostrado en la Tabla 19, se rechaza la hipótesis nula (H_0) y se acepta la hipótesis alternativa (H_1), debido a que el estadístico de prueba es mayor que el valor crítico, por lo cual, se acepta que las posiciones finales obtenidas al implementar .5 y dos desviaciones estándar móviles muestrales, son estadísticamente diferentes. Continuando con el análisis, en la Tabla 20 se exponen las hipótesis y los resultados obtenidos de aplicar la prueba de

hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, a las posiciones finales conseguidas al usar .5 y tres desviaciones estándar móviles muestrales, y, en la Tabla 21 se muestra el criterio de decisión que le corresponde.

Tabla 20

Resultados de la prueba de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, para las posiciones finales obtenidas usando .5 y tres desviaciones estándar móviles muestrales.

$H_0 =$	\$	3,838.49
$H_1 \neq$	\$	3,838.49
Estadístico de prueba		219.3709304
Valor crítico		1.959963985

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 21

Criterio de decisión correspondiente a usar .5 y tres desviaciones estándar móviles muestrales.

$$219.3709304 \geq 1.959963985$$

Fuente: Elaboración propia.

A partir de los resultados expuestos en la Tabla 20 y del criterio de decisión que se muestra en la Tabla 21, se observa que el estadístico de prueba es mayor que el valor crítico, y, por lo tanto se rechaza la hipótesis nula (H_0) y se acepta la hipótesis alternativa (H_1), por lo cual, se puede concluir que las posiciones finales que se obtuvieron al implementar .5 y tres desviaciones estándar móviles muestrales, son estadísticamente

diferentes. En la Tabla 22, se exponen las hipótesis y los resultados de aplicar la prueba de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, a las posiciones finales de los escenarios donde se usaron una y dos desviaciones estándar móviles muestrales, junto con la Tabla 23, donde se muestra el criterio de decisión que le corresponde.

Tabla 22

Resultados de la prueba de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, para las posiciones finales obtenidas usando una y dos desviaciones estándar móviles muestrales.

$H_0=$	\$	3,475.63
$H_1\neq$	\$	3,475.63
Estadístico de prueba		33.268999
Valor crítico		1.959963985

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 23

Criterio de decisión correspondiente a usar una y dos desviaciones estándar móviles muestrales.

$$33.268999 \geq 1.959963985$$

Fuente: Elaboración propia.

Basándose en los resultados exhibidos en la Tabla 22 y en el criterio de decisión de la Tabla 23, se puede afirmar que las posiciones finales conseguidas al aplicar uno y dos desviaciones estándar móviles muestrales, son estadísticamente diferentes, ya que el estadístico de prueba es mayor que el valor crítico, por lo cual, se rechaza la hipótesis nula

(H_0) y se acepta la hipótesis alternativa (H_1). Avanzando en las pruebas de hipótesis, se muestra en la Tabla 24 las hipótesis y los resultados obtenidos, al aplicar la prueba de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, a las posiciones finales de los escenarios con una y tres desviaciones estándar móviles muestrales, añadiendo el criterio de decisión que le corresponde, el cual se muestra en la Tabla 25.

Tabla 24

Resultados de la prueba de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, para las posiciones finales obtenidas usando una y tres desviaciones estándar móviles muestrales.

$H_0=$	\$	3,475.63
$H_1\neq$	\$	3,475.63
Estadístico de prueba		194.302929
Valor crítico		1.959963985

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 25

Criterio de decisión correspondiente a usar una y tres desviaciones estándar móviles muestrales.

$194.302929 \geq 1.959963985$

Fuente: Elaboración propia.

Con base en los resultados presentados en la Tabla 24 y el criterio de decisión que se muestra en la Tabla 25, que corresponden a las posiciones finales que se obtuvieron de los escenarios donde se usaron una y tres desviaciones estándar móviles muestrales, se

concluye que son estadísticamente diferentes, debido a que el estadístico de prueba es mayor que el valor crítico, por lo cual se rechaza la hipótesis nula (H_0) y se acepta la hipótesis alternativa (H_1). Por último, en la Tabla 26 se muestran las hipótesis y los resultados de la prueba de hipótesis para una distribución normal o Z, junto con el criterio de decisión que se muestra en la Tabla 27, que le corresponden a las posiciones finales de los escenarios donde se usaron dos y tres desviaciones estándar móviles muestrales.

Tabla 26

Resultados de la prueba de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, para las posiciones finales obtenidas usando dos y tres desviaciones estándar móviles muestrales.

$H_0=$	\$	1,690.57
$H_1\neq$	\$	1,690.57
Estadístico de prueba		70.983372
Valor crítico		1.95996398

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 27

Criterio de decisión correspondiente a usar dos y tres desviaciones estándar móviles muestrales.

$$70.983372 \geq 1.959963985$$

Fuente: Elaboración propia.

La última prueba de hipótesis arroja como resultado, que de acuerdo con los resultados mostrados en la Tabla 26 y el criterio de decisión expuesto en la Tabla 27, las

posiciones finales de los escenarios correspondientes a donde se emplearon dos y tres desviaciones estándar móviles muestrales, son estadísticamente diferentes, debido a que el estadístico de prueba es mayor que el valor crítico, concluyendo que se rechaza la hipótesis nula (H_0) y se acepta la hipótesis alternativa (H_1).

Con base en los resultados obtenidos de aplicar la prueba de hipótesis para una distribución normal o Z, se puede concluir que las posiciones finales obtenidas en los escenarios con .5, una, dos y tres desviaciones estándar móviles muestrales, son estadísticamente diferentes entre sí. Es decir, se puede argumentar que las posiciones finales obtenidas de los escenarios, donde se implementaron estrategias tradicionales y estrategias de alta frecuencia, son estadísticamente diferentes.

4.1.4. Comparación de las estrategias de alta y baja frecuencia para la toma de decisiones. Basándose en los resultados obtenidos, y, comparando las posiciones finales obtenidas de los escenarios al usar estrategias tradicionales y estrategias de alta frecuencia, el tomador de las decisiones, que puede ser un *trader* o un operador del mercado cambiario o *FOREX*, debe optar por emplear o utilizar estrategias de operación de alta frecuencia, ya que es la que le genera mayores resultados finales, en comparación a las estrategias de baja frecuencia. De acuerdo con los resultados obtenidos de la estadística descriptiva y de las distribuciones de frecuencia, los escenarios donde se emplearon estrategias de alta frecuencia, tienen un comportamiento y características similares, sin embargo, se encontró, que entre mayor era la frecuencia de órdenes emitidas y ejecutadas, mayores posiciones finales se obtuvieron, por lo cual, el tomador de las decisiones debe optar siempre, por la estrategia de más alta frecuencia.

Respecto a las estrategias de baja frecuencia, el tomador de las decisiones debe de evitarlas, ya que le generara menores posiciones finales, además, basándose en los resultados mostrados, entre mayor es la frecuencia, las posiciones finales se van reduciendo, por lo cual, siempre debe optar por estrategias de alta frecuencia y en caso de no poder, debe elegir la estrategia de más alta frecuencia, es decir, dentro de las estrategias tradicionales debe optar por la estrategia de más alta frecuencia.

4.2. Análisis de los escenarios con rezagos temporales y sin rezagos temporales

Con el objetivo de determinar el impacto de los rezagos en la medición temporal en las posiciones finales obtenidas en el mercado cambiario, se usó la metodología expuesta en el capítulo anterior. Por ello, basándose en las mil simulaciones, se crean escenarios con rezagos temporales, usando .5 desviaciones estándar móviles muestrales en el modelo de trading algorítmico, utilizando el procedimiento mostrado en la metodología. También, como se indicó en la metodología, en los escenarios con rezagos temporales y sin rezagos temporales, se inició con cien pesos, y, se capturaron las posiciones finales obtenidas, las cuales se procedieron a analizar.

De acuerdo con la metodología, para analizar las posiciones finales obtenidas de los escenarios con rezagos temporales y sin rezagos temporales, se calculan la media poblacional, la desviación estándar poblacional y la mediana, de los dos escenarios, también, se añaden el valor máximo y mínimo para cada uno de ellos. Estos se muestran en la Tabla 28.

Tabla 28

Estadística descriptiva de los escenarios con rezagos temporales y sin rezagos temporales.

	Media poblacional	Desviación estándar poblacional	Mediana	Máximo	Mínimo
Escenarios con rezagos temporales	\$ 431.36	\$ 542.077	\$ 278.83	\$ 6,348.31	\$ 2.14
Escenarios sin rezagos temporales	\$ 3,816.04	\$ 4,907.13	\$ 2,394.91	\$ 77,440.29	\$ 210.54

Fuente: Elaboración propia.

En la Tabla 28 se aprecian los efectos de los rezagos temporales, mientras que en los escenarios sin rezagos temporales la media poblacional fue de \$3,816.04 pesos, cuando se presentan los rezagos temporales, la media poblacional disminuye considerablemente hasta \$431.36 pesos, es decir, la presencia de los rezagos temporales causa en promedio una disminución en las posiciones finales. La desviación estándar poblacional y la mediana también sufren cambios, en los escenarios con ausencia de rezagos temporales la desviación estándar poblacional es de \$4,907.13 pesos, mientras que con la presencia de los rezagos temporales es de \$542.077 pesos, por el otro lado, la mediana con ausencia de los rezagos temporales es de \$2,394.91 pesos y con presencia de los rezagos temporales es de \$278.83 pesos.

También, en los valores máximos y mínimos de las posiciones finales se presentan diferencias significativas. Con presencia de los rezagos temporales la posición final mínima es de \$2.14 pesos, es decir, se presentan pérdidas y sin rezagos temporales es de \$210.54 pesos. Por último, la posición final máxima sin presencia de rezagos temporales es de \$77,440.29 pesos y con la presencia de rezagos temporales, este disminuye hasta

\$6,348.31 pesos. Por los resultados expuestos hasta el momento, los rezagos temporales tienen efectos negativos en las posiciones finales.

4.2.1. Distribuciones de frecuencia de los escenarios con rezagos temporales y sin rezagos temporales. Con base en las posiciones finales capturadas, de acuerdo con la metodología explicada en el capítulo anterior, y, con el objetivo de determinar el impacto de los rezagos en la medición temporal en las posiciones finales obtenidas en el mercado cambiario, se desarrollaron las distribuciones de frecuencia para los dos escenarios, que son: con presencia de rezagos temporales y sin presencia de rezagos temporales. Esto permitirá, apreciar y comparar el comportamiento de las posiciones finales de los dos escenarios.

Distribuciones de frecuencia de los escenarios con rezagos temporales. Las posiciones finales obtenidas de los escenarios con presencia de rezagos temporales, se muestran en la Figura 17, donde se aprecia que el escenario 909, fue donde se obtuvo la posición final más alta, con un valor de \$6,348.31 pesos.

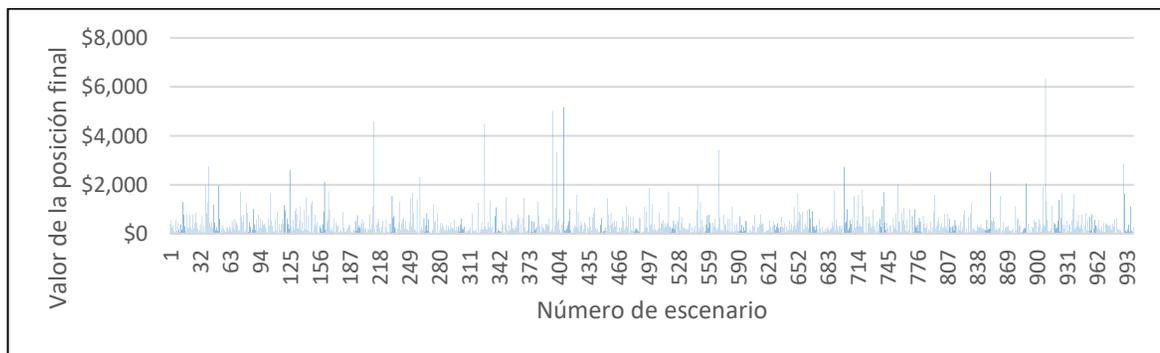


Figura 17. Gráfico de las posiciones finales obtenidas de los escenarios con rezagos temporales. Fuente: Elaboración propia.

Con base en las posiciones finales capturadas de los escenarios con rezagos temporales y en la metodología expuesta en el capítulo anterior, se desarrollaron la distribución de frecuencia, la frecuencia acumulada, la frecuencia relativa y la frecuencia relativa acumulada, que se muestran en la Tabla 29. Asimismo, en la Figura 18 se muestra el gráfico que corresponde de acuerdo con su distribución de frecuencia.

Tabla 29

Distribución de frecuencia de las posiciones finales obtenidas de los escenarios con rezagos temporales.

Clase	Límite Inferior	Ancho	Límite Superior	Marca	Frecuencia	Frecuencia acumulada	Frecuencia relativa	Frecuencia relativa acumulada
1	\$ 2.14	\$ 119.00	\$ 121.14	\$ 61.64	204	204	20%	20%
2	\$ 121.14	\$ 119.00	\$ 240.14	\$ 180.64	239	443	24%	44%
3	\$ 240.14	\$ 119.00	\$ 359.14	\$ 299.64	159	602	16%	60%
4	\$ 359.14	\$ 119.00	\$ 478.14	\$ 418.64	114	716	11%	72%
5	\$ 478.14	\$ 119.00	\$ 597.14	\$ 537.64	82	798	8%	80%
6	\$ 597.14	\$ 119.00	\$ 716.14	\$ 656.64	50	848	5%	85%
7	\$ 716.14	\$ 119.00	\$ 835.14	\$ 775.64	36	884	4%	88%
8	\$ 835.14	\$ 119.00	\$ 954.14	\$ 894.64	25	909	3%	91%
9	\$ 954.14	\$ 119.00	\$ 1,073.14	\$ 1,013.64	15	924	2%	92%
10	\$ 1,073.14	\$ 119.00	\$ 1,192.14	\$ 1,132.64	16	940	2%	94%
11	\$ 1,192.14	\$ 119.00	\$ 1,311.14	\$ 1,251.64	8	948	1%	95%
12	\$ 1,311.14	\$ 119.00	\$ 6,348.31	\$ 3,829.72	52	1000	5%	100%
					1000		100%	

Fuente: Elaboración propia.

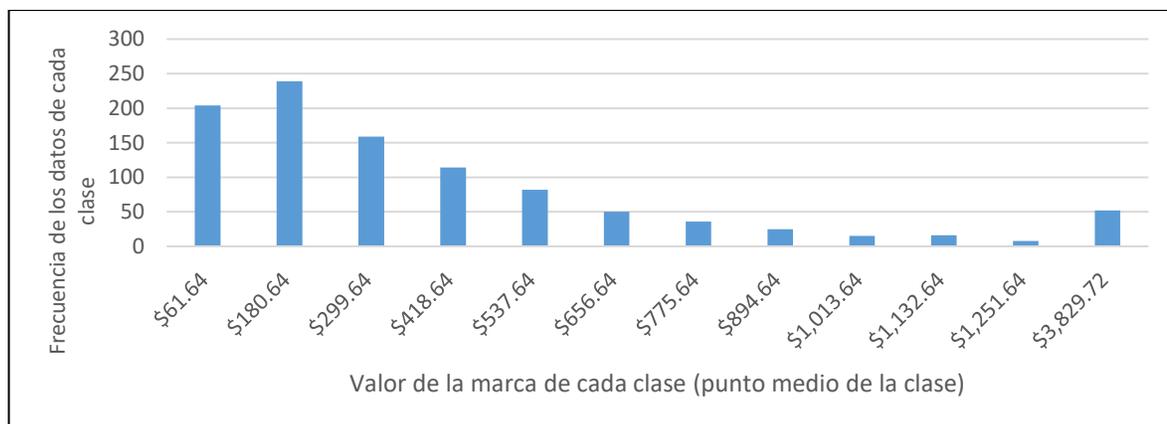


Figura 18. Gráfico de la frecuencia de las posiciones finales de los escenarios con rezagos temporales. Fuente: Elaboración propia.

De acuerdo con la Tabla 29 y el gráfico que aparece en la Figura 18, la clase dos es la que concentra más observaciones (posiciones finales) con 239 datos. Mientras que en la frecuencia relativa, la clase dos es la más alta con un 24 % del total, y el valor de su marca es de \$180.64 pesos. Además, se puede destacar que de acuerdo con la frecuencia relativa acumulada, las clases uno y dos concentran un 44 % de las observaciones del total. Basándose en lo anterior, en los escenarios donde se presentaron rezagos temporales, las dos primeras clases agruparon un 44 % del total de las posiciones finales, además, la clase dos es la que concentró más posiciones finales con un 24 % del total y que su punto medio tiene un valor de \$180.64 pesos.

Distribuciones de frecuencia de los escenarios sin rezagos temporales. Las posiciones finales obtenidas de los escenarios sin presencia de los rezagos temporales, se muestran en la Figura 19, donde se aprecia que el escenario 489, fue donde se obtuvo la posición final más alta, con un valor de \$77,440.29 pesos.

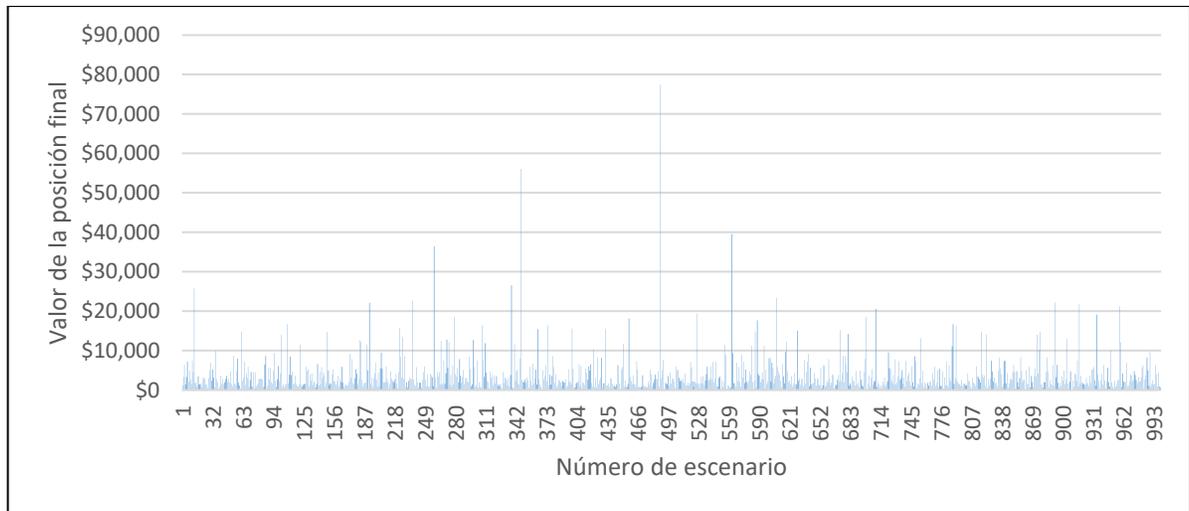


Figura 19. Gráfico de las posiciones finales obtenidas en los escenarios al emplear .5 desviaciones estándar móviles muestrales (sin rezagos temporales). Fuente: Elaboración propia.

Con base en las posiciones finales capturadas de los escenarios sin rezagos temporales, en la metodología expuesta en la sección anterior, y con el objetivo de compararlos con los escenarios con rezagos temporales. Se desarrolló la distribución de frecuencia, la frecuencia acumulada, la frecuencia relativa y la frecuencia relativa acumulada, que se muestran en la Tabla 30. Además, en la Figura 20 se muestra el gráfico de la distribución de frecuencia que le corresponde.

Tabla 30

Distribución de frecuencia de las posiciones finales de los escenarios sin rezagos temporales (usando .5 desviaciones estándar móviles muestrales).

Clase	Límite Inferior	Ancho	Límite Superior	Marca	Frecuencia	Frecuencia acumulada	Frecuencia relativa	Frecuencia relativa acumulada
1	\$ 210.54	\$ 1,063.00	\$ 1,273.54	\$ 742.04	210	210	21%	21%
2	\$ 1,273.54	\$ 1,063.00	\$ 2,336.54	\$ 1,805.04	276	486	28%	49%
3	\$ 2,336.54	\$ 1,063.00	\$ 3,399.54	\$ 2,868.04	163	649	16%	65%
4	\$ 3,399.54	\$ 1,063.00	\$ 4,462.54	\$ 3,931.04	90	739	9%	74%
5	\$ 4,462.54	\$ 1,063.00	\$ 5,525.54	\$ 4,994.04	81	820	8%	82%
6	\$ 5,525.54	\$ 1,063.00	\$ 6,588.54	\$ 6,057.04	52	872	5%	87%
7	\$ 6,588.54	\$ 1,063.00	\$ 7,651.54	\$ 7,120.04	29	901	3%	90%
8	\$ 7,651.54	\$ 1,063.00	\$ 8,714.54	\$ 8,183.04	25	926	3%	93%
9	\$ 8,714.54	\$ 1,063.00	\$ 9,777.54	\$ 9,246.04	11	937	1%	94%
10	\$ 9,777.54	\$ 1,063.00	\$ 10,840.54	\$ 10,309.04	4	941	0%	94%
11	\$ 10,840.54	\$ 1,063.00	\$ 11,903.54	\$ 11,372.04	9	950	1%	95%
12	\$ 11,903.54	\$ 1,063.00	\$ 77,440.29	\$ 44,671.91	50	1000	5%	100%
					1000		100%	

Fuente: Elaboración propia.

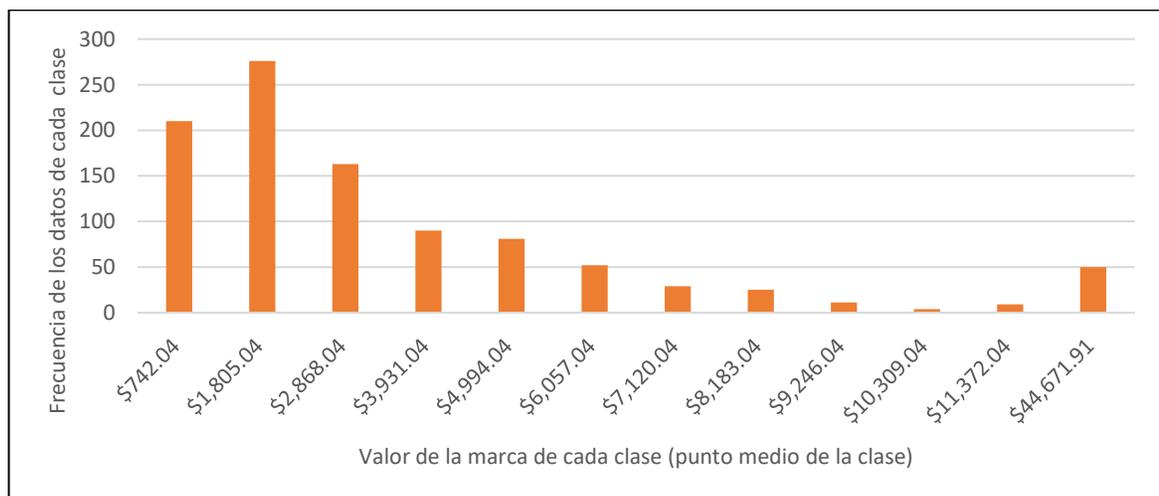


Figura 20. Gráfico de la frecuencia de las posiciones finales de los escenarios sin rezagos temporales. Fuente: Elaboración propia.

De acuerdo con la Tabla 30 y el gráfico que se muestra en la Figura 20, la frecuencia de datos (de las posiciones finales) más alta se presenta en la clase dos con una frecuencia de 276 observaciones, que equivalen a un 28 % de acuerdo a la frecuencia relativa, y que tiene un valor de la marca (punto medio de la clase) de \$1,805.04 pesos. También, se puede destacar que de acuerdo con la Tabla 30, en la sección de frecuencia relativa acumulada, el 49 % de las observaciones se concentran en las clases uno y dos. Por lo anterior, en los escenarios que no tuvieron rezagos temporales, la mayoría de las posiciones finales se acumularon en las dos primeras clases, con un 49 % de ellas, y, la clase dos es la que concentró más posiciones finales con un 28 % del total y que su punto medio tiene un valor de \$1,805.04 pesos.

4.2.2. Comparación de los resultados de las posiciones finales de cada escenario. Con el objetivo de determinar el impacto de los rezagos en la medición temporal en las posiciones finales obtenidas en el mercado cambiario, y, comparar los escenarios en donde se presentaron rezagos temporales con los que no tuvieron rezagos temporales, se presenta a continuación una comparación de los resultados presentados hasta el momento. Como se aprecia en los gráficos que aparecen en las Figuras 17 y 19, se destaca un comportamiento distinto entre los dos escenarios, además, los rangos de las máximas posiciones finales son diferentes, ya que en la Figura 19 que corresponde a los escenarios donde no hay rezagos temporales, hay posiciones finales máximas que superan los \$50 mil pesos o \$70 mil pesos, mientras, que en los escenarios con rezagos temporales y que se muestran en la Figura 17, la posición final máxima supera apenas los \$6 mil pesos.

Por otro lado, analizando las distribuciones de frecuencia de los dos escenarios, las diferencias en el comportamiento de las distribuciones de frecuencias que se muestran en las Figuras 18 y 20 no parecen tan significativas. Sin embargo, en el valor de las marcas de cada una de las clases, hay diferencias notorias y que se pueden revisar en las Tablas 29 y 30, y en las Figuras 18 y 20, como ejemplo, se encuentra que: en la clase uno de los escenarios sin rezagos temporales su marca es \$742.04 pesos, mientras que la misma clase, pero con rezagos temporales su marca es de apenas \$61.64 pesos, que parece ser una diferencia significativa, este fenómeno se repite en las marcas de todas las clases, y, que concuerda con lo observado en la Tabla 28, en la media poblacional. Por lo anterior, se puede argumentar, que la presencia de los rezagos temporales tiene un efecto negativo en el promedio de cada una de las clases, es decir, los rezagos temporales causan una contracción en el valor promedio de las posiciones finales de cada una de las clases.

4.2.3. Resultados de la prueba de hipótesis de los escenarios con rezagos temporales y sin rezagos temporales. Con el objetivo de determinar el impacto de los rezagos en la medición temporal en las posiciones finales obtenidas en el mercado cambiario, y, para comprobar si son estadísticamente diferentes las posiciones finales obtenidas en los escenarios con rezagos temporales y sin rezagos temporales, se continuó con el análisis aplicando una prueba de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, como se indicó en la metodología. En la Tabla 31 se muestran los resultados de aplicar la prueba de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, a los escenarios con rezagos temporales y sin rezagos temporales, además, en la Tabla 32 se muestra el criterio de decisión correspondiente.

Tabla 31

Resultados de la prueba de hipótesis de dos colas para una distribución normal o Z, de las posiciones finales obtenidas en los escenarios con rezagos temporales y sin rezagos temporales.

$H_0=$	\$	3,816.04
$H_1\neq$	\$	3,816.04
Estadístico de prueba		197.4497591
Valor crítico		1.959963985

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 32

Criterio de decisión correspondiente a las posiciones finales obtenidas de los escenarios con y sin rezagos temporales.

$$\frac{197.4497591}{1.959963985} \geq 1.959963985$$

Fuente: Elaboración propia.

Con base en los resultados expuestos en la Tabla 31 y al criterio de decisión mostrado en la Tabla 32, se puede afirmar que el estadístico de prueba es mayor que el valor crítico, por lo cual, se rechaza la hipótesis nula (H_0) y se acepta la hipótesis alternativa (H_1). Por ello se puede argumentar, que las posiciones finales obtenidas de los escenarios con rezagos temporales, son estadísticamente diferente a los escenarios sin rezagos temporales.

4.2.4. Comparación para la toma de decisión del efecto de los rezagos temporales. De acuerdo con el objetivo que fue determinar el impacto de los rezagos en la medición temporal en las posiciones finales obtenidas en el mercado cambiario, y con

base en los resultados obtenidos, a continuación se presenta un análisis para ayudar a los tomadores de las decisiones. Los tomadores de las decisiones deben tener en cuenta, que la presencia de los rezagos temporales, entre la emisión de sus órdenes y la ejecución de las mismas, implica una disminución de las posiciones finales en sus operaciones, lo que conduce a argumentar, que la presencia de los rezagos temporales, tiene un impacto negativo en las posiciones finales que obtendría en el mercado cambiario.

Con apoyo de los resultados obtenidos en esta investigación, también, se evidencia para los tomadores de las decisiones, la importancia de revisar los sistemas automatizados que emplean, ya que, como se demostró, una falla que pueda causar rezagos temporales, entre la emisión de las órdenes y su ejecución, les ocasionara pérdidas.

4.3. Discusión teórica de los resultados

Como se mencionó en el marco teórico, hay dos formas de operar en las bolsas que son, con estrategias tradicionales o a criterio del *trader*, en la cual un individuo hace todo, y, con sistemas automatizados o trading algorítmicos, donde un algoritmo realiza todas las transacciones sin intervención de un operador (Miño, 2015; Ballesteros et al., 2013; King et al., 2011). Dentro de este último surgieron los trading de alta frecuencia (TAF), también conocidos como *High Frequency Trading (HFT)*, que se diferencia del trading algorítmico, principalmente por la velocidad de ejecución de sus operaciones (Chlistalla, 2011; Gomber et al., 2011; Onis, 2011; King et al., 2011; Jones, 2013); y se define como, un sistema automatizado de compra y venta de valores e instrumentos financieros basado en estrategias previamente diseñadas (Sáenz, 2012; Miño, 2015; Chlistalla, 2011; Chordia et al., 2013; Hernández y Sánchez, 2017; Onis, 2011; Pomar, 2017; Huang, 2012; Jones, 2013).

También, como se destacó en las secciones pasadas, el TAF no ha sido completamente investigado, ocasionando una discusión sobre las consecuencias de su aplicación en los mercados, entre los temas que se discuten, se encuentran si el TAF tuvo una participación en el *Flash Crash*, del 2010, donde el índice Dow Jones cayó más de mil puntos en minutos (Chlistalla, 2011). Aunque las autoridades CFT- SEC concluyeron que no existió una relación directa, algunos afirman que el TAF estuvo involucrado (Sáenz, 2012; Sornette y Der Becke, 2011; Kirilenko, et al., 2017; Jones, 2013).

Igualmente, se le acusa de no proporcionar liquidez durante los periodos de volatilidad, que aumenta la volatilidad, que proporciona una liquidez fantasma, que tienen ventaja por la colocación, que se benefician mediante las estrategias de relleno, y que se aprovechan de la estructura de tarifas (Rijper et al., 2010). También, Huang (2012), afirma que el TAF emplea estrategias que provocan fluctuaciones en el mercado, con el objetivo de ganar millones de centavos a través de miles de operaciones con los desequilibrios entre los precios. Además, se le imputa ser el causante de los *mini flash crashes*, que han sucedido en varios mercados, entre ellos, el mercado *FOREX* (Sornette y Der Becke, 2011).

Sin embargo, hay autores que opinan cosas positivas, entre ellos, se encuentran Gomber et al., (2011), quienes mencionan que la literatura y los estudios apuntan a que el TAF ayuda a mejorar la calidad y la liquidez de los mercados, además, que contribuye de forma positiva a la volatilidad del mercado. También, se señala que ya hubo un *Flash Crash*, que sucedió en 1962, mucho antes de que el TAF existiera (Sornette y Der Becke, 2011). Por otro lado, se argumenta que los operadores del TAF son creadores de mercado debido a que proporcionan liquidez (Rijper et al., 2010; Kaya, 2016; Gomber, 2011). Que ayuda a descubrir los precios y que contribuyen a mejorar la eficiencia del mercado

(Gomber et al., 2011; Rijper et al., 2010). Por último, que reduce los costos de transacción y la volatilidad del mercado (Rijper, 2010).

A lo anterior, se debe añadir que hay una falta de datos e investigaciones que provocan la necesidad de estudiar al TAF, con el objetivo de aclarar el verdadero impacto que tiene su uso en los mercados (Chordia et al., 2013; Gomber, 2011). Los resultados obtenidos en esta investigación y mostrados en las secciones anteriores, contribuyen a aclarar los beneficios que tiene el uso del TAF para sus usuarios, al comparar las posiciones finales obtenidas al usar estrategias de alta frecuencia con las obtenidas al emplear estrategias tradicionales, además, se mostró el impacto que tendrían en las posiciones finales, una falla que provocará rezagos temporales entre la emisión de las órdenes y su ejecución. Lo anterior, para el mercado cambiario, usando el tipo de cambio FIX en el periodo de 1991 a 2018.

Con los resultados obtenidos, se muestra que usar estrategias de alta frecuencia proporciona mayores beneficios que al implementar estrategias tradicionales, además, que se demostró, que en caso de ocurrir un retraso entre las órdenes emitidas y su ejecución, este tendría un impacto negativo en las posiciones finales obtenidas por los usuarios. Lo anterior, complementa los argumentos a favor mostrados por algunos de los autores presentados en el marco teórico y recuperados en esta sección, ya que, sí existe un beneficio para los usuarios al usar el TAF, también se contribuyó, al demostrar que en caso de presentarse una falla que ocasione un rezago temporal entre la emisión de las órdenes y su ejecución, las consecuencias son negativas para el usuario.

La contribución de esta investigación al debate mostrado, es que se partió desde el usuario, y no desde estudiar un evento en el que el TAF esté involucrado, o el impacto de las órdenes en general del TAF en el mercado. Con los resultados obtenidos se logra

aportar a la discusión, ya que se demuestra que las estrategias de alta frecuencia generan un beneficio mayor en comparación a cuando se usan estrategias tradicionales, además, se comprueba que un rezago temporal causa un daño negativo a las posiciones finales obtenidas por los operadores.

Conclusiones

El objetivo de la presente investigación fue determinar el impacto de los rezagos en la medición temporal en las posiciones finales obtenidas en el mercado cambiario, así como evaluar si existen diferencias significativas entre las posiciones finales obtenidas usando estrategias de operación de alta frecuencia, y las obtenidas con estrategias de operación tradicionales, empleando el tipo de cambio FIX, en el periodo de 1991 a 2018. Este objetivo se planteó con base en el avance que han tenido las nuevas tecnologías, pasando de ser intermediarios y herramientas de apoyo, a ser los tomadores de las decisiones; este avance ha provocado el surgimiento de nuevos riesgos y problemas, que han sido poco investigados.

La justificación de la investigación, emana de la enorme importancia que están tomando las nuevas tecnologías en varios aspectos de la economía; ya sea como protagonista al ser quien toma las decisiones, o como herramienta de apoyo, como por ejemplo: para las transacciones. Entre los lugares donde las tecnologías tienen una importante participación, se encuentran: los mercados financieros, entre los que se encuentran el mercado cambiario, las bolsas de valores de varias partes del mundo, la banca privada y el comercio electrónico. De entre todas las tecnologías que se emplean en los mercados financieros del mundo, se destaca el incremento en el uso del trading algorítmico, el cual tras una continua evolución, ha desembocado en el trading de alta frecuencia.

También, el mercado cambiario es el más grande de todos los mercados financieros. Es el mercado en el que cualquier pequeño inversionista con acceso a internet puede operar, y, lo puede hacer a través de portales de *trading*. Además, es uno de los mercados donde la tecnología está avanzado rápidamente, sin embargo, se desconoce el

impacto, los beneficios y las consecuencias, de usar estas tecnologías, añadiendo, que el mercado cambiario se vuelve susceptible a los fallos, a los errores y a los ataques de *hackers*, al implementar estas nuevas tecnologías.

Con el fin de alcanzar el objetivo planteado, se desarrolló un modelo de trading algorítmico, el cual se implementó con el fin de comparar las estrategias tradicionales con las estrategias de alta frecuencia, y, para determinar el impacto de los rezagos en la medición temporal en las posiciones finales obtenidas en el mercado cambiario. Para la creación del trading algorítmico, se usó de base la desviación estándar móvil muestral, que al alterarla permitió aumentar o disminuir el número de órdenes que emitió el trading algorítmico. Entre menor fuera la desviación estándar móvil muestral más órdenes presentó el trading algorítmico, por lo cual, se asumió como una estrategia de alta frecuencia. Mientras que, cuando se incrementó la desviación estándar móvil muestral, se redujo el número de órdenes que desplegó el trading algorítmico, por lo cual, se asumió como una estrategia tradicional.

Paralelamente, se desarrollaron mil escenarios extraídos de una base de datos del tipo de cambio FIX, obtenida del sitio web del Banco de México, que abarcó un periodo de 27 años, correspondiente a los años de 1991 a 2018. Se optó porque fueran mil escenarios, para que los resultados fueran representativos e incluyeran todos los posibles escenarios, incluidos los escenarios atípicos. Estos escenarios, se analizaron con diferentes desviaciones estándar móviles muestrales y también se usaron de base para simular un rezago temporal.

Como una primera parte de la investigación, se decidió implementar el trading algorítmico usando distintas desviaciones estándar móviles muestrales, en los mil escenarios, asumiendo que al hacerlo, se usan estrategias tradicionales y de alta

frecuencia; en específico se utilizaron cuatro, los cuales son: .5, uno, dos y tres desviaciones estándar móviles muestrales. Se asumió como estrategias de alta frecuencia la implementación de .5 y una desviación estándar móviles muestral en el modelo de trading algorítmico, mientras que, se asumió como estrategias tradicionales el usar dos y tres desviaciones estándar móviles muestrales en el modelo de trading algorítmico.

En la aplicación del trading algorítmico, usando diferentes desviaciones estándar móviles muestrales, se utilizaron los mismos mil escenarios y además se comenzó siempre con una posición inicial de \$100 pesos. Una vez empleado el proceso descrito, se capturaron las posiciones finales y bajo el supuesto de que no existen costos por las transacciones, se decidió comparar las posiciones finales, de cada uno de los cuatro escenarios usando las herramientas de la estadística descriptiva, las cuales son: la media poblacional, la mediana, la desviación estándar poblacional y además se desarrolló la distribución de frecuencia de cada escenario con el objetivo de poder compararlos. Por último, para poder sustentar los resultados, se realizó una prueba de hipótesis para una distribución normal o Z.

En esta sección de la investigación, con base en los resultados obtenidos de la estadística descriptiva se observó que las estrategias de alta frecuencia y baja frecuencia arrojan posiciones finales distintas. También, se identificó que al usar estrategias de alta frecuencia en promedio, las posiciones finales son más altas. Mientras, que al implementar estrategias de baja frecuencia, en promedio las posiciones finales son menores.

Usando las pruebas de hipótesis para una distribución normal o Z, se comprobó que las posiciones finales son estadísticamente diferentes como se apreció con la estadística descriptiva. Por lo tanto la hipótesis planteada en la investigación que fue: existen diferencias estadísticamente significativas entre las posiciones finales obtenidas

empleando estrategias tradicionales, y las obtenidas empleando estrategias de alta frecuencia en el mercado cambiario, usando el tipo de cambio FIX, en el periodo de 1991 a 2018. Se acepta, ya que se comprobó que sí son estadísticamente diferentes.

Como una segunda parte de la investigación, se simularon rezagos temporales aplicando el trading algorítmico con .5 desviaciones estándar móviles muestrales sobre los mil escenarios creados. Para ello, primero se capturaron las órdenes que emitió el trading algorítmico y posteriormente estas órdenes se ejecutaron sobre los mismos mil escenarios pero se les quitó el primer dato, con lo cual se crearon rezagos temporales.

De acuerdo con los resultados obtenidos de la estadística descriptiva para esta segunda parte de la investigación, se encontró que en los escenarios con presencia de rezagos temporales en promedio hubo una disminución considerable de las posiciones finales e incluso, se hallaron casos donde se presentaron pérdidas. Por otro lado, aplicando la prueba de hipótesis para una distribución normal o Z, se pudo sustentar que son estadísticamente diferentes. Ante los resultados mostrados, la hipótesis planteada que fue: los rezagos en la medición temporal causan diferencias estadísticamente significativas en las posiciones finales de los inversionistas del mercado cambiario, usando el tipo de cambio FIX, en el periodo de 1991 a 2018. Se acepta, ya que se comprobó que la presencia de los rezagos temporales sí causa diferencias estadísticamente significativas en las posiciones finales.

Con base en los resultados expuestos se pudo concluir en esta investigación, que las estrategias de alta y baja frecuencia sí son estadísticamente diferentes, y que presentan diferencias en el comportamiento de las posiciones finales. Estableciendo que entre menor desviación estándar móvil muestral, en promedio las posiciones finales son mayores; es decir, con la aplicación de estrategias de alta frecuencia, las posiciones finales son

mayores. Mientras que cuando aumentaba la desviación estándar móvil muestral las posiciones finales disminuyeron, enunciado de otra manera: con la aplicación de estrategias tradicionales se obtuvieron menores posiciones finales, en comparación con las estrategias de alta frecuencia.

También, se pudo concluir que la presencia de rezagos temporales causa una disminución de las posiciones finales, y en algunos escenarios pérdidas. Por lo anterior, se puede afirmar que los rezagos temporales, tienen un impacto negativo en las posiciones finales obtenidas en el mercado cambiario. Ante esto, se puede aseverar que se alcanzaron los objetivos específicos y el objetivo principal planteado en esta investigación.

Las implicaciones de los resultados obtenidos y las conclusiones a las que se llegó en esta investigación para los tomadores de las decisiones o los usuarios, y de las autoridades correspondientes, son varias. Para los tomadores de las decisiones, se evidencia que el uso de tradings de alta frecuencia les genera mayores beneficios, ya que obtienen mayores posiciones finales en comparación con las estrategias tradicionales, por lo cual, siempre deben elegir estrategias de alta frecuencia. Además, se prueba que es importante revisar los tradings algorítmicos, ya que, en la investigación se muestra que las consecuencias de una falla que ocasione retrasos temporales entre la emisión y la ejecución de las órdenes, son que les ocasionara un impacto negativo y en algunas ocasiones, pérdidas.

Otras implicaciones que se derivan de los resultados y las conclusiones a las que se llegan en esta investigación, es que las autoridades deben tomar medidas de regulación, ya que al ser la mejor opción para los *traders* en el mercado cambiario, es probable que su uso se popularice aún más. También, esta investigación proporciona evidencia y un enfoque distinto, al estudio de los sistemas automatizados y su impacto en los mercados

financieros, específicamente al mercado cambiario. Por último, la investigación proporciona argumentos a favor del TAF en la discusión científica, ya que se demostró que su uso trae beneficios para sus usuarios, en comparación con las estrategias tradicionales, pero, también se demuestra el impacto que tendrían los rezagos temporales entre la emisión de las órdenes y su ejecución derivado de una falla, en las posiciones finales de los operadores, lo que es un riesgo que los usuarios de los sistemas automatizados deben considerar y tratar de evitar.

Como futuras líneas de investigación se recomienda realizar un estudio tomando en consideración el costo por transacción y compararlo con los resultados expuestos, para determinar si hay una alteración o no, ya que los costos de transacción podrían alterar los resultados, haciendo posible que no haya alguna diferencia en las posiciones finales sin importar que tipo de estrategia se implemente, o que no haya algún impacto si se presentan rezagos temporales. Otra futura línea, es usar otro modelo de trading algorítmico que no use la desviación estándar móvil muestral de base. Además, aplicar el modelo de trading algorítmico en otros mercados, como el de acciones o deuda.

Referencias

- A. Brealey, R., C. Myers, S., y Allen, F. (2010). *Principios de finanzas corporativas*. México: McGraw Hill.
- Anderson, Davis R., Sweeney, Denis J. y Williams, Thomas A. (2008). *Estadística para administración y economía*. México: Cengage Learning.
- Ballesteros Velasque, K. M., Montoya Flórez, M. A., y Correa Castaño, Y. A. (2013). *Estructuración de algoritmos de ejecución para trade de alta frecuencia en el mercados de valores Colombiano*. (Trabajo de grado para optar al título de Especialistas en Finanzas y Mercado de Capitales), Universidad de Medellín, Colombia.
- Banco de México (BANXICO) (agosto, 2008). *Importancia del Banco de México en el Sistema Financiero*. BANXICO. Recuperado de <http://www.banxico.org.mx/sistema-financiero/informacion-general/%7BCC1E6148-D295-CE66-0E56-97740CE6D3AE%7D.pdf>
- Banco de México (BANXICO) (septiembre, 2009). *Regímenes Cambiarios en México a partir de 1954*. BANXICO. Recuperado de <http://www.banxico.org.mx/sistema-financiero/material-educativo/basico/%7B51CCA803-9DB0-9162-1CFA-B19CE71599DB%7D.pdf>
- Banco de México (BANXICO) (2 de marzo de 2012). *TEXTO COMPILADO de la Circular 3/2012 en el Diario Oficial de la Federación el 2 de marzo de 2012*. BANXICO. Recuperado de <http://www.banxico.org.mx/disposiciones/normativa/circular-3-2012/%7B60333E30-FC8B-94D3-E1D0-4AF8E3C75E90%7D.pdf>

- Banco de México (BANXICO) (22 de mayo de 2018 a). *Puntos importantes sobre la situación actual de SPEI*. BANXICO. Recuperado de <http://www.banxico.org.mx/inicio/banner/informacion-importante-sobre-la-situacion-del-spei/%7B022CD9D7-11A9-68E6-D1A5-965F57A23F60%7D.pdf>
- Banco de México (BANXICO) (2018 b). Base de datos. *Tipo de cambio Pesos por dólar E.U.A., Tipo de cambio para solventar obligaciones denominadas en moneda extranjera, Fecha de determinación (FIX)*. BANXICO. Fecha de consulta: 25/01/2018, 08:27:36. Recuperado de <http://www.banxico.org.mx/SieInternet/consultarDirectorioInternetAction.do?accion=consultarCuadro&idCuadro=CF102&locale=es>
- Berk, J., y DeMarzo, P. (2008). *Finanzas corporativas*. México: Pearson.
- Blanchard, O., y Pérez Enri, D. (2000). *Macroeconomía: Teoría y política económica con aplicaciones a América Latina*. Buenos Aires, Argentina: Prentice-Hall; Pearson Educación.
- Buenaventura, G., Rivera, F., Durán, M., Acosta, C., y Felipe Tovar, A. (s.f.). *La Impredicibilidad del Mercado Cambiario en Colombia: ¿Es posible obtener beneficios de ello?* Working papers. Recuperado de https://www.icesi.edu.co/departamentos/finanzas_contabilidad/images/working_papers/arbitraje.pdf
- Bustamente, R. (12 de diciembre de 2013). *Relación entre el Mercado de derivados y el de bonos soberanos y su impacto en la tasa de interés*. Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Lima, Perú.
- Carstens, A. (16 de agosto de 2015). El tipo de cambio y la economía mexicana. *Reforma*, NA.

Chlistalla, M. (7 de febrero de 2011). High-frequency trading, better than its reputation?

Deutsche Bank Research, NA. Recuperado de <https://secure.fia.org/ptg-downloads/dbonhft2-11.pdf>

Climent Hernández, J. A., Hoyos Reyes, L. F., y Martínez Preece, M. R. (6 de marzo de

2018). Formulación de un modelo híbrido alfa-estable para mercados con operación de alta frecuencia. *Revista Contaduría y Administración*, 63(4), 1-13.

DOI: <http://dx.doi.org/10.22201/fca.24488410e.2018.1341>

Chordia, Tarun, Goyal, Amit, Lehmann, Bruce N. y Saar, Gideon, (13 de junio de 2013).

High-Frequency Trading. *Johnson School Research Paper Series 20*.

Recuperado de

SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2278347> o <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2278347>

47

De Gregorio, J. (2007). *Macroeconomía Teoría y Políticas*. México: Pearson Educación.

Elvira, O y Puig, X. (2001). *Análisis Técnico Bursátil*. Barcelona, España: Talleres

Gráficos Vigor.

Ericsson, T., y Fridholm, P. (26 de enero de 2013). *High-frequency trading – impacts of*

the introduction of the INET platform on NASDAQ OMX Stockholm (Degree

Thesis in Business Administration). Stockholm University, School of Business,

Stockholm, Sweden. Recuperado de

http://www2.sbs.su.se/uppsats/uppsats/2012/Civil30/106/High_Frequency_Trading_CIVUPP_F_HT12.pdf

Figueroa, Vernor M.Her (abril de 2010). Contabilización de contratos, de futuros,

opciones, FORWARDS y SWAPS. *Tec empresarial*, 4 (1), 42-48. Recuperado

de [file:///C:/Users/Luis/Downloads/Dialnet-](file:///C:/Users/Luis/Downloads/Dialnet-ContabilizacionDeContratosDeFuturosOpcionesForward-3219097%20(1).pdf)

[ContabilizacionDeContratosDeFuturosOpcionesForward-3219097%20\(1\).pdf](file:///C:/Users/Luis/Downloads/Dialnet-ContabilizacionDeContratosDeFuturosOpcionesForward-3219097%20(1).pdf)

Girón, A., y Correa, E. (NA). Mercados financieros globales: desregulación y crisis financiera. NA, NA. Recuperado de

<http://www.ub.edu/prometheus21/articulos/nautas/25.pdf>

Gomber, Peter, Arndt, Björn, Lutat, Marco y Uhle, Tim. (6 de junio de 2011). High-Frequency Trading. *Goethe Universität, Frankfurt an Main*. Recuperado de

SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1858626> o [http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.18586](http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1858626)

[26](https://ssrn.com/abstract=1858626)

Hasbrouck, J., y Saar, G., A. (2013). Low-Latency Trading. *Journal of Financial Markets*.

Hernández Hernández, D., y Sánchez Casas, K. (18 de mayo de 2017). Un modelo de creación de mercado con trading de alta frecuencia. *ODEON*, (11), 123-142.

DOI: <https://doi.org/10.18601/17941113.n11.06>

Huang, Y. C. (30 de mayo de 2012). *High-Frequency Trading* (Technical Report No. UCB/EECS-2012-130). University of California, Berkeley. Recuperado de <http://www.eecs.berkeley.edu/Pubs/TechRpts/2012/EECS-2012-130.html>.

Jones, Charles M., (20 de marzo de 2013). What Do We Know About High-Frequency Trading? *Columbia Business School Research Paper No. 13-11*. Recuperado de

SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2236201> o

<http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2236201>

Jones, I. C. (2009). *Macroeconomía*. España: Antoni Bosch.

Kaya, O. (24 de mayo de 2016). High frequency trading: Reaching the limits. *Deutsche Bank Research*, NA. Recuperado de

<https://es.scribd.com/document/360921920/High-frequency-Trading-Reaching-the-Limits>

King, M. R., Osler, C., y Rime, D. (14 de agosto de 2011). Foreign exchange market structure, players and evolution. *Norges Bank, working paper*, NA. Recuperado de <https://www.norges-bank.no/en/Published/Papers/Working-Papers/2011/WP-201110/>

Kirilenko, A., Kyle, A. S., Samadi, M., y Tuzun, T. (25 de enero de 2017). The Flash Crash: The Impact of High Frequency Trading on an Electronic Market. *Journal of Finance, Forthcoming*, 72(3), 967-998. DOI: <https://doi.org/10.1111/jofi.12498>

Kozikowsky, Z. Z. (2007). *Finanzas internacionales*. México: McGrawHill.

Kumiega, Andrew and Sterijevski, Greg y Van Vliet, Ben. (8 de enero de 2016). Beyond the Flash Crash: Systemic Risk, Reliability, and High Frequency Financial Markets. *Journal of Trading*, 11(2), 71-83. Recuperado de SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2712768>

León León, J. (2008). La mano invisible del mercado y la evolución de las políticas monetaria y cambiaria: México, 1995-2005. *Análisis Económico*, 23(53), 111-142. Recuperado de <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=41311449007>

López López, P. A. y Calderón, C. (junio de 2012). Caracterización de la formación de la estrategia en organizaciones del mercado FOREX. *Revista Facultad de Ciencias Económicas: Investigación y Reflexión*, 20(1), 37-56. Recuperado el 12 de abril de 2018, de: http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0121-68052012000100004&lng=en&tlng=es.

López-Moctezuma Jassán, G., y San Martín Kuri Breña, A. (agosto de 2009).

Ineficiencias en el mercado cambiario en México: ¿Prima de riesgo o irracionalidad? *Gaceta de economía* 15(26), 23-51 . Recuperado de http://www.mexder.com.mx/wb3/wb/MEX/MEX_Repositorio/_vtp/MEX/1d0a_2009/_rid/21/_mto/3/PremioMexder.pdf

Mandelbrot, Benoît y Hudson, Richard L. (2010). *Fractales y Finanzas, Una aproximación matemática a los mercados: arriesgar, perder y ganar*. España: Tusquets Editores.

Mankiw, N. G. (2014). *Macroeconomía*. España: Antoni Bosch editor, S.A.

Mascareñas, J. (agosto de 2012). Mercado de divisas. *Universidad Complutense de Madrid*. Recuperado de <http://webs.ucm.es/info/jmas/mon/22.pdf>

Miño, J. d. R. (junio de 2015). Análisis y comparativa de los sistemas automáticos de trading frente al trading discrecional. *Universidad Pontificia Comillas ICAI-ICADE, Facultad de ciencias económicas y empresariales*. Recuperado de <https://repositorio.comillas.edu/xmlui/bitstream/handle/11531/3703/TFG001100.pdf?sequence=1>

Miranda Gonzáles, S., y Gómez Díaz, M. del R. (enero de 2017). Mercado de divisas global y la posición de México 2016. *Economía actual*, 10 (1). Recuperado de http://web.uaemex.mx/feconomia/Publicaciones/e1001/EA2017-101_Sergio_Rocio.pdf

Morales Castro, A. (2001). *Economía y toma de decisiones financieras de inversión*. México: Gasca Sicco.

Morales Castro, A., y Morales Castro, J. A. (2014). *Planeación financiera*. México: Patria.

- Ollivier Fierro, Juan Óscar y Thomson Gutiérrez, Patricia Irene (2017). *Guía para elaborar trabajos de investigación*. Chihuahua, México: Universidad Autónoma de Chihuahua.
- Onis, J. L. (octubre de 2011). *Rise of the Machines: High Frequency Trading en el mundo y su potencial en Argentina*. (Tesis de Maestría en Dirección de Empresas) Universidad del CEMA, Capital Federal, Argentina.
- Ontiveros Baeza, E., Martín Enríquez, Á., Navarro Gimento, M. Á., y Rodríguez Fernández, E. (2012). *Las TIC y el sector financiero del futuro*. Barcelona, España: Ariel.
- Pomar Cortés, L. (17 de julio de 2017). *Monitorización de un sistema de mensajería de baja latencia* (Tesis de maestría). Universidad Carlos III de Madrid, Leganés, España.
- Prates, Daniela, M., Cunha. André M., y Lélis, Marcos T. C., (diciembre de 2009). La gestión del régimen cambiario en Brasil. *CEPAL* (99), 97-118. Recuperado de <http://archivo.cepal.org/pdfs/revistaCepal/Sp/099097118.pdf>
- Ramírez Piedra, J. A. (2013). *Mercado de divisas: Análisis fundamental y técnico de la cotización del par EUR/USD a partir del año 2010*, (Tesis de Licenciatura de administración en banca y finanzas). Universidad técnica particular de Loja, Loja, Ecuador.
- Ramírez Solano, E. (2001). *Moneda, banca y mercados financieros*. Estado de México: Pearson Educación.

- Rijper, T., Sprenkeler, W., y Kip, S. (diciembre de 2010). HIGH FREQUENCY TRADING. *Optiver*. Recuperado de <http://fragmentation.fidessa.com/wp-content/uploads/High-Frequency-Trading-Optiver-Position-Paper.pdf>
- Rosseti, P. J. (2010). *Introducción a la economía*. México: Alfaomega.
- Saez Castillo, Antonio José (2012). *Apuntes de estadística para ingenieros*. España: Universidad de Jean.
- Sáenz Gonzalo, A. (2012). Progress vs security, High frequency Trading. *Msc Computing Systems Engineering, Politecnico di Milano*.
- Samuelson, P. A., & Nordhaus, W. D. (2005). *Economía*. México: McGraw-Hill Interamericana.
- Sánchez - Daza, A. (segundo semestre de 2001). Información asimétrica y mercados financieros emergentes: el análisis de Mishkin. *Análisis económico*, 17(34), 35-66. ISSN: 0185-3937
- Sanz Cebollero, S. (2017). *Gestión de ancho de banda en tráfico de red en hardware reconfigurable* (Tesis de grado en ingeniería informática). Universidad Autónoma de Madrid Escuela Politécnica Superior, Madrid España.
- Senthi Velayutham, A., Wijaya Lukman, D., Chiu, J., y Modarresi, K. (8 de junio de 2010). High-frequency Trading. *Stanford University*. Recuperado de <http://quantlabs.net/blog/wp-content/uploads/2015/04/Velayutham-PTHFT.pdf>
- Sornette, Didier y von der Becke, Susanne, (agosto de 2011). Crashes and High Frequency Trading. *Swiss Finance Institute Research, Paper* (11). Recuperado de SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1976249> o <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1976249>

Superintendencia Bancaria de Colombia (mayo de 2002). *Funcionamiento del mercado*

cambiario. SBC. Recuperado de

<https://www.superfinanciera.gov.co/SFCant/ComunicadosyPublicaciones/ComunicadosdePrensa/fumerca.pdf>.

Vargas, E. M. (julio diciembre de 2010). El poder de los tipos de cambio. *Perspectivas*,

(26), 9-26. Recuperado de

<<http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=425941230002>> ISSN 1994-3733

Zhang, X., Frank, (diciembre de 2010). High-Frequency Trading, Stock Volatility, and

Price Discovery. Yale University, School of Management. Recuperado de SSRN:

<https://ssrn.com/abstract=1691679> o <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1691679>

Zuluaga, M., y Velásquez, J. D. (julio de 2007). Selección de indicadores técnicos para

la negociación en el mercado cambiario colombiano I: comportamientos

individuales. *Dyna*, 74(152), 9-20. ISSN 0012-7353