

**Centro de Investigación Científica y de Educación
Superior de Ensenada, Baja California**



**Maestría en Ciencias
en Ciencias de la Computación**

**Recocido simulado para la optimización de parámetros en una
estrategia de ruptura para la inversión en el mercado de
divisas**

Tesis
para cubrir parcialmente los requisitos necesarios para obtener el grado de
Maestro en Ciencias

Presenta:

Roberto Nazariega Barcelos

Ensenada, Baja California, México
2017

Tesis defendida por
Roberto Nazariega Barcelos

y aprobada por el siguiente Comité

Firma

Director de tesis
Dr. Israel Marck Martínez Pérez

Dr. Carlos Alberto Brizuela Rodríguez

Dr. Andrey Chernykh

Dr. Miguel Ángel Alonso Arévalo



Dr. Jesús Favela Vara
Coordinador del Posgrado en Ciencias de la
Computación

Dra. Rufina Hernández Martínez
Directora de Estudios de Posgrado

Nazariega Barcelos Roberto © 2017

Queda prohibida la reproducción parcial o total de esta obra sin el permiso formal y explícito del autor y director de la tesis.

Resumen de la tesis que presenta **Roberto Nazariëga Barcelos** como requisito parcial para la obtención del grado de Maestro en Ciencias en Ciencias de la Computación.

Recocido simulado para la optimización de parámetros en una estrategia de ruptura para la inversión en el mercado de divisas

Resumen aprobado por:

Dr. Israel Marck Martínez Pérez
Director de tesis

El mercado de divisas o FOREX ("Foreing Exchange"), es el espacio financiero más grande en el mundo, con un volumen total de operaciones diez a quince veces mayor que cualquier otro, por ejemplo, en abril de 2016 reportó un promedio de 5.1 billones de dólares en movimientos comerciales por día. En este mercado más de dos terceras partes de las transacciones están basadas en especulación, tomando decisiones sin la certeza de cómo variarán los precios, intentando prever su comportamiento. Mientras más precisa sea la predicción, más sustancial será la ganancia por operación. Uno de los enfoques más populares para el pronóstico de precios, es el análisis de las series de tiempo para detectar patrones, los cuales son utilizados por las estrategias de inversión, quienes deciden qué se debe hacer, comprar o vender, en base a los datos históricos. La evaluación del desempeño de una estrategia de inversión dependerá del inversionista que la esté utilizando, por ejemplo, el inversionista puede priorizar el control del riesgo que correrá en cada transacción, esperando tener ganancias acordes al riesgo que está dispuesto a correr; de ser este el caso, podemos decir que se trata de un inversionista con un perfil conservador. En el presente trabajo de investigación se propone una heurística, del tipo Recocido Simulado, nombrada TFX-SA, la cual es utilizada para entrenar una estrategia de ruptura para un inversionista de perfil conservador. La métrica para evaluar el desempeño de la estrategia entrenada y que más se adapta a dicho perfil es el ratio Sterling. El periodo de entrenamiento utilizado es de 11 años (2000-2010) para cada uno de los cuatro principales pares de divisas (EUR/USD, GBP/USD, USD/CHF y USD/JPY); posteriormente la estrategia es evaluada y comparada con una estrategia de inversión típicamente utilizada como referencia en la literatura, en el periodo de prueba comprendido entre 2011 y 2016. Adicionalmente, se comparó el rendimiento del algoritmo TFX-SA con un par de enfoques multi-objetivo, encontrando que las soluciones proporcionadas por el primero ofrecen ganancias más grandes y la relación entre la pérdida más grande y las ganancias totales es más adecuada al perfil de un inversionista conservador. Finalmente, se concluye que los algoritmos multi-objetivo solo exploran una pequeña área del espacio de soluciones y la estrategia de ruptura entrenada por TFX-SA cumple con las características del perfil deseado presentando su mejor desempeño a corto plazo (seis meses).

Palabras clave: Recocido Simulado, Finanzas, Metaheurísticas, Series de tiempo financieras, FOREX, Optimización, Estrategia de ruptura.

Abstract of the thesis presented **by Roberto Nazariëga Barcelos** as a partial requirement to obtain the Máster of Science degree in Computer Science

Simulated annealing for the optimization of a breakout trading strategy in the foreign exchange market

Abstract approved by:

Dr. Israel Marck Martínez Pérez
Thesis Director

The currency market, also known as FOREX, is the largest in the world with a total volume of operations 10 times greater than the rest of the financial markets, for example, in April 2016 FOREX reported an average of 5.1 billion dollars in commercial movements per day. In this market more than two thirds of the transactions are based on speculation. Decisions are made without the certainty of price variations, making it difficult to predict. The more accurate the prediction, the higher the profits are per transaction. One of the most popular approaches for price forecasting is the analysis of historical data to detect patterns in time-series, which in turn serve as indicators for investment strategies to decide whether to buy or sell currency. The performance evaluation of an investment strategy will depend on the investor that is using it, for example, the investor can prioritize the risk on each transaction to be performed but hoping to have consistent profits according to the risk he / she is willing to take; If this is the case, we can say that the investor profile is conservative. In this research work, we propose a simulated annealing algorithm, called TFX-SA, which is used for training to conservative breakout strategy. The metric to evaluate the performance of the trained strategy and that best fit the required profile is the Sterling ratio. The training set contains the historical data from 2000 to 2010 for each of the four major currency pairs (EUR / USD, GBP / USD, USD / CHF and USD / JPY). The trained strategy is then tested in six years (from 2011 to 2016) and compared to a benchmark strategy. The performance of the TFX-SA algorithm was also compared with two multi-objective genetic approaches. The results show that the former offers not only a higher profit, but also a better return / risk ratio. Finally, it is concluded that the multi-objective algorithms explore only the small area of the solution space, and the breakout strategy trained by TFX-SA complies with the characteristics of the desired profile and achieving its best performance in short term (six months).

Keywords: Simulated Annealing, Finance, Metaheuristics, Financial time series, FOREX, Optimization, Break strategy.

Dedicatoria

*A María de Luz
La gran mujer, que me educo
con su ejemplo y amor.*

Agradecimientos

A mi familia y amigos que siempre estuvieron apoyándome.

A los miembros de mi comité de tesis, por sus consejos, indicaciones y colaboración en este trabajo.

Al Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada (CICESE), en especial a todo el Departamento de Ciencias de la Computación (DCC) que me ha brindado un gran apoyo en mi estancia en la institución.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT) por brindarme el apoyo económico para realizar mis estudios de maestría.

Tabla de contenido

Resumen	ii
Abstract.....	iii
Dedicatoria	iv
Agradecimientos.....	v
Lista de figuras.....	viii
Lista de tablas.....	xii
Capítulo 1. Introducción	1
1.1 Motivación	2
1.2 Planteamiento del problema	4
1.3 Objetivo general.....	6
1.3.1 <i>Objetivos específicos</i>	6
1.4 Metodología	7
1.5 Organización de la tesis.....	9
Capítulo 2. Finanzas.....	10
2.1 Introducción	10
2.2 Mercados Financieros (MF).....	10
2.3 Predicción de mercados	11
2.3.1 <i>Análisis técnico</i>	12
2.4 Mercado de Divisas (MD)	28
2.4.1 <i>Compra y venta de divisas</i>	29
2.5 Investigaciones previas relevantes.....	30
2.5.1 <i>Métodos de predicción vs optimización de parámetros</i>	30
2.5.1.1 <i>El uso de Inteligencia artificial en finanzas como análisis técnico</i>	31
2.5.1.2 <i>El uso de algoritmos evolutivos en finanzas como análisis técnico</i>	31
2.5.1.3 <i>El uso de recocido simulado en finanzas como análisis técnico</i>	33
Capítulo 3. Optimización.....	35
3.1 Conceptos básicos	35
3.2 Técnicas para resolver problemas de optimización	38
3.2.1 <i>Métodos exactos</i>	38
3.2.2 <i>Heurísticas y metaheurísticas</i>	39
3.3 Recocido simulado	40
3.3.1 <i>Componentes principales</i>	42

Capítulo 4. Implementación de la metodología	52
4.1 Preparación de la información	52
4.2 Estrategia de inversión y evaluación de su desempeño	56
4.3 Definición del algoritmo	57
4.3.1 Implementación del TFX-SA.....	62
4.4 Entrenamiento de la estrategia de inversión.....	63
4.5 Pruebas.....	63
Capítulo 5. Experimentos y resultados.....	64
5.1 Sintonización del algoritmo TFX-SA.....	64
5.1.1 Resultados en el par de divisas EUR/USD.....	66
5.1.2 Resultados en el par de divisas GBP/USD.....	69
5.1.3 Resultados en el par de divisas USD/CHF.....	72
5.1.4 Resultados en el par de divisas USD/JPY.....	75
5.1.5 Comportamiento promedio del TFX-SA en los cuatro pares de divisas.....	78
5.1.6 Pruebas estadísticas.....	78
5.1.7 Correlación entre series de tiempo.....	84
5.2 Estrategia optimizada contra la estrategia “comprar y vender”	86
5.3 Comparación NSGA-II y SPEA2 vs TFX-SA.....	92
Capítulo 6. Conclusiones.....	97
6.1 Resumen.....	97
6.2 Discusión	98
6.3 Trabajo futuro	101
Literatura citada	103

Lista de figuras

Figura 1. Componentes de una tendencia.	17
Figura 2. Gráfica de barras.	19
Figura 3. Gráfica de líneas.	19
Figura 4. Gráfica de puntos y figuras.	20
Figura 5. Gráfica de velas japonesas.	21
Figura 6. Soporte y resistencia en los tres tipos de tendencia.	22
Figura 7. Trazo de un canal en una tendencia alcista.	23
Figura 8. Media Móvil Simple.	24
Figura 9. Componentes de una estrategia de ruptura de canal.	27
Figura 10. Representación gráfica del proceso de optimización para un problema $(f(x))$	36
Figura 11. Óptimos locales y globales en un problema de minimización.	37
Figura 12. Vecindario de un problema continuo (izquierda) y discreto con representación binaria (derecha). El círculo representa el vecindario de la solución x en un problema continuo de dos dimensiones. Los nodos del hipercubo representan las soluciones del problema discreto. En el caso de la solución $(0,1,0)$, su vecindario ésta dado por las soluciones $\{(0,1,1), (1,1,0), (0,0,0)\}$	46
Figura 13. Probabilidades de elección bajo una temperatura alta y considerando la transición de la solución x_1 a las soluciones x_2 y x_3	49
Figura 14. Comportamiento de la probabilidad de elección en relación con la diferencia de energía, utilizando diferentes temperaturas. Por ejemplo, cuando $\Delta E = 2$, es 50 veces menos probable un movimiento si $T = 0,5$ que si $T = 20$	50
Figura 15. Gráfica comparativa del número de registros antes y después de la depuración.	54
Figura 16. Gráfica comparativa del número de registros antes y después de la Media Móvil.	55
Figura 17. Parámetros de la estrategia de ruptura de canal.	56
Figura 18. Comportamiento de los distintos esquemas de enfriamiento, con una temperatura inicial $T_0 = 22.9125$ y 10,000 iteraciones.	58
Figura 19. Representación de la solución utilizada en TFX-SA. Los parámetros e_1, sl_1 y tp_1 corresponden a los valores de entrada, salida con pérdida y salida con ganancia, respectivamente, para la resistencia. De manera similar, los parámetros e_2, sl_2 y tp_2 corresponden al soporte. El parámetro p es el valor del periodo. Los valores entre corchetes corresponden al intervalo de valores que puede tomar cierto parámetro.	60

- Figura 20.** Desviación estándar promedio de los valores de energía obtenidos en todas las configuraciones por número de iteración.62
- Figura 21.** Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento lineal (E1) para el par de divisas EUR/USD: a) Configuración con K-Insert y T-Normalizada (E1-V1-D1); b) Configuración con K-Insert y Aleatorio (E1-V1-D2); c) Configuración con Reboot y T-Normalizada (E1-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E1-V2-D2).66
- Figura 22.** Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento geométrico (E2) para el par de divisas EUR/USD: a) Configuración con K-Insert y T-Normalizada (E2-V1-D1); b) Configuración con K-Insert y Aleatorio (E2-V1-D2); c) Configuración con Reboot y T-Normalizada (E2-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E2-V2-D2).67
- Figura 23.** Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento exponencial (E3) para el par de divisas EUR/USD: a) Configuración con K-Insert y T-Normalizada (E3-V1-D1); b) Configuración con K-Insert y Aleatorio (E3-V1-D2); c) Configuración con Reboot y T-Normalizada (E3-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E3-V2-D2).68
- Figura 24.** Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento lineal (E1) para el par de divisas GBP/USD: a) Configuración con K-Insert y T-Normalizada (E1-V1-D1); b) Configuración con K-Insert y Aleatorio (E1-V1-D2); c) Configuración con Reboot y T-Normalizada (E1-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E1-V2-D2).69
- Figura 25.** Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento geométrico (E2) para el par de divisas GBP/USD: a) Configuración con K-Insert y T-Normalizada (E2-V1-D1); b) Configuración con K-Insert y Aleatorio (E2-V1-D2); c) Configuración con Reboot y T-Normalizada (E2-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E2-V2-D2).70
- Figura 26.** Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento exponencial (E3) para el par de divisas GBP/USD: a) Configuración con K-Insert y T-Normalizada (E3-V1-D1); b) Configuración con K-Insert y Aleatorio (E3-V1-D2); c) Configuración con Reboot y T-Normalizada (E3-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E3-V2-D2).71
- Figura 27.** Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento lineal (E1) para el par de divisas USD/CHF: a) Configuración con K-Insert y T-Normalizada (E1-V1-D1); b) Configuración con K-Insert y Aleatorio (E1-V1-D2); c) Configuración con Reboot y T-Normalizada (E1-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E1-V2-D2).72
- Figura 28.** Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento geométrico (E2) para el par de divisas USD/CHF: a) Configuración con K-Insert y T-Normalizada (E2-V1-D1); b) Configuración con K-Insert y Aleatorio (E2-V1-D2); c) Configuración con Reboot y T-Normalizada (E2-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E2-V2-D2).73

- Figura 29.** Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento exponencial (E3) para el par de divisas USD/CHF: a) Configuración con K-Insert y T-Normalizada (E3-V1-D1); b) Configuración con K-Insert y Aleatorio (E3-V1-D2); c) Configuración con Reboot y T-Normalizada (E3-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E3-V2-D2).74
- Figura 30.** Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento lineal (E1) para el par de divisas EUR/USD: a) Configuración con K-Insert y T-Normalizada (E1-V1-D1); b) Configuración con K-Insert y Aleatorio (E1-V1-D2); c) Configuración con Reboot y T-Normalizada (E1-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E1-V2-D2).75
- Figura 31.** Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento geométrico (E2) para el par de divisas USD/JPY: a) Configuración con K-Insert y T-Normalizada (E2-V1-D1); b) Configuración con K-Insert y Aleatorio (E2-V1-D2); c) Configuración con Reboot y T-Normalizada (E2-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E2-V2-D2).76
- Figura 32.** Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento exponencial (E3) para el par de divisas USD/JPY: a) Configuración con K-Insert y T-Normalizada (E3-V1-D1); b) Configuración con K-Insert y Aleatorio (E3-V1-D2); c) Configuración con Reboot y T-Normalizada (E3-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E3-V2-D2).77
- Figura 33.** Diagrama de caja y bigotes para las diferentes configuraciones en el par de divisas EUR/USD con un tamaño de muestra $n = 30$81
- Figura 34.** Diagrama de caja y bigotes para las diferentes configuraciones en el par de divisas GBP/USD con un tamaño de muestra $n = 30$82
- Figura 35.** Diagrama de caja y bigotes para las diferentes configuraciones en el par de divisas USD/CHF con un tamaño de muestra $n = 30$83
- Figura 36.** Diagrama de caja y bigotes para las diferentes configuraciones en el par de divisas USD/JPY con un tamaño de muestra $n = 30$83
- Figura 37.** Comparativa del comportamiento de la estrategia de ruptura con respecto a la estrategia de comprar y mantener, evaluado durante el periodo de pruebas en el par de divisas EUR/USD: a) Ratio Sterling acumulado; b) Porcentaje en dólares de las utilidades acumuladas.88
- Figura 38.** Comparativa del comportamiento de la estrategia de ruptura con respecto a la estrategia de comprar y mantener, evaluado durante el periodo de pruebas en el par de divisas GBP/USD: a) Ratio Sterling acumulado; b) Porcentaje en dólares de las utilidades acumuladas.89
- Figura 39.** Comparativa del comportamiento de la estrategia de ruptura con respecto a la estrategia de comprar y mantener, evaluado durante el periodo de pruebas en el par de divisas USD/CHF: a) Ratio Sterling acumulado; b) Porcentaje en dólares de las utilidades acumuladas.90
- Figura 40.** Comparativa del comportamiento de la estrategia de ruptura con respecto a la estrategia de comprar y mantener, evaluado durante el periodo de pruebas en el par de divisas USD/JPY: a) Ratio Sterling acumulado; b) Porcentaje en dólares de las utilidades acumuladas.92

Figura 41. Hipervolumen de los frentes generados por el NSGA-II y el TFX-SA.....95

Figura 42. Hipervolumen de los frentes generados por SPEA2 y el TFX-SA.....96

Lista de tablas

Tabla 1. Analogía entre el proceso físico y el algoritmo de recocido simulado (Talbi, 2009b).	42
Tabla 2. Información detallada de los datos históricos descargados de Dukascopy (https://www.dukascopy.com/).	53
Tabla 3. Datos históricos después de la depuración lógica y eliminación de lagunas.	54
Tabla 4. Estructura de la información por par de divisas.	55
Tabla 5. Resumen de resultados al aplicar los distintos métodos para calcular la temperatura inicial de Ben-Ameur (2004).	57
Tabla 6. Nomenclatura utilizada para los componentes del algoritmo TFX-SA.	64
Tabla 7. Configuraciones de métodos en el TFX-SA.	65
Tabla 8. Parámetros calculados previamente para el TFX-SA.	65
Tabla 9. Valores p hallados en la prueba de Kolmogorov-Smirnov.	79
Tabla 10. Valores p obtenidos en la prueba de Friedman para cada par de divisas.	79
Tabla 11. Valores p obtenidos en las pruebas post-hoc realizadas.	80
Tabla 12. Coeficiente de correlación de Pearson entre pares de divisas.	85
Tabla 13. Ranking de Friedman. Las celdas sombreadas corresponden a la mejor configuración por par de divisas. La última fila indica el promedio de todos los pares por configuración.	86

Capítulo 1. Introducción

La economía es la ciencia que estudia la forma en la que se realiza la toma de decisiones, con respecto a los recursos disponibles, los cuales habitualmente son finitos y escasos, buscando la metodología más eficaz de distribuirlos. Para tal fin, la economía analiza la información disponible y relevante de los recursos o bienes, permitiendo diseñar e implementar métodos que exploten al máximo la contención y/o distribución de los mismos (Zorrilla Arena, 1983). Por ejemplo, el uso del análisis económico para la inversión en los distintos mercados financieros (*e.g.* mercado de divisas, bolsa de valores, etc.), en donde los recursos disponibles son el capital inicial de cada individuo (persona o entidad económica interesada en invertir) y las posibles estrategias de inversión son los métodos que puede aplicar cada inversionista. El objetivo es lograr aumentar el capital inicial, reduciendo las pérdidas en cada transacción.

Las finanzas son una rama de la economía cuya función es el estudio de las estrategias de inversión, las cuales buscan generar un modelo flexible del comportamiento de los mercados. Existen dos enfoques principales: el primero contempla únicamente los cambios en los precios de los instrumentos financieros propios del mercado, por ejemplo, para el mercado FOREX son las divisas como el dólar o el euro; el segundo estudia las variables que afectan los cambios en dichos precios, por ejemplo, las noticias relacionadas con el mercado en cuestión.

En el mercado FOREX el instrumento financiero son los pares de divisas, es decir, las transacciones que se pueden llevar a cabo en este mercado son la compra y venta de distintos pares de divisas (un tipo específico de moneda con la que se desea comprar su equivalente en otra). Existen cuatro principales según a la cantidad de transacciones que se realizan, estas son: EURO-DÓLAR (EUR/USD), DÓLAR-FRANCO SUIZO (USD/CHF), LIBRA-DÓLAR (GBP/USD) y DÓLAR-YEN JAPONES (USD/JPY). De acuerdo a Dolan (2011) el volumen total de operaciones diario en FOREX (5.1 billones de dólares) es de 10 a 15 veces el volumen del resto de los Mercados Financieros (MF).

Mediante el uso de la tecnología se busca que el proceso de toma de decisiones a la hora de realizar inversiones sea eficiente, es decir, se garanticen las ganancias. Con tal fin, en la literatura se ha abordado el problema con dos enfoques distintos: el primero es la predicción de series de tiempo financieras (Krollner *et al.*, 2010) y el otro es la optimización de parámetros para estrategias de inversión (Stanković *et al.*, 2015). El primero desea aprender el comportamiento de la serie de tiempo para con ello generar un modelo del mismo y predecir cuál será el precio en el instante $t + 1$. En el segundo enfoque se tiene un

modelo generado (la estrategia de inversión) y lo que se desea encontrar son los parámetros que hagan al modelo lo más ceñido posible al comportamiento del par de divisas en la que se desea invertir. El inconveniente que presenta la predicción de series de tiempo financieras es la poca adaptabilidad a comportamientos atípicos en el mercado, lo cual puede llevar a tener pérdidas severas en la práctica (Soler-Dominguez, 2017). Típicamente, el primer enfoque se aborda utilizando inteligencia artificial y el segundo por medio de algoritmos de optimización. Un ejemplo puntual de cada uno es el uso de redes neuronales para la predicción y algoritmos genéticos en la optimización de parámetros.

En el presente trabajo se estudia el enfoque de optimización de parámetros utilizando el algoritmo de Recocido Simulado (Kirkpatrick *et al.*, 1983). Se desea saber qué tan eficiente logra ser el modelo con parámetros optimizados mediante este método heurístico, es decir, qué tan eficaz resulta una estrategia de inversión a la hora de realizar transacciones. Existen diferentes indicadores de calidad para medir el rendimiento de una estrategia de inversión. El tipo de métrica a utilizar dependerá de lo que se desee priorizar, por ejemplo, si se desea priorizar las ganancias y despreciar el riesgo, o como en el caso del presente documento, si se pretende maximizar las ganancias, pero teniendo un control sobre el riesgo que se pueda correr en cada transacción.

1.1 Motivación

Dada la importancia de la generación de riqueza, uno de los problemas más sobresalientes relacionados con el área financiera es la predicción del comportamiento de los activos en los mercados y como generar mecanismos que soporten la toma de decisiones sobre las inversiones.

La Investigación de Operaciones como área interdisciplinaria cuenta con métodos que proveen soluciones eficientes al problema de toma de decisiones basadas en la optimización de parámetros o recursos. Los métodos de optimización propuestos por esta área son reconocidos como enfoques versátiles para resolver problemas complejos. Por décadas, la aplicación de estos métodos ha inspirado una gran cantidad de investigaciones sobre la toma de decisiones en diferentes áreas como logística, negocios, finanzas, cuidado de la salud, telecomunicaciones, manufactura y producción, entre otras. Los avances en Investigación de Operaciones y Ciencias Computacionales (CC) generan nuevas oportunidades para resolver los problemas de toma de decisiones en finanzas. Actualmente, existen métodos exactos basados en diferentes enfoques matemáticos y programación con restricciones, que se complementan con otros

algoritmos, como heurísticas y metaheurísticas para abordar problemas complejos de optimización combinatoria obteniendo soluciones cercanas al óptimo.

Los métodos heurísticos han captado poca atención en la literatura de finanzas, sin embargo, en las últimas dos décadas han ganado popularidad en el área. Entre otros, Briza y Naval (2011), Shangkun *et al.* (2012) proveen excelentes reseñas de estos métodos y su aplicación en la solución de problemas de optimización en finanzas. Aunque los métodos heurísticos no garantizan el óptimo global, son capaces de generar soluciones (con buen desempeño en la práctica) cercanas al óptimo en un tiempo razonable para problemas NP-Difícil, donde los enfoques exactos requieren un excesivo tiempo de cómputo.

El problema de predicción de movimientos futuros en los MF puede simplificarse detectando patrones en un histórico de datos permitiendo estimar los precios futuros a partir de esta información. Cavalcante *et al.* (2016) proponen dos enfoques para abordar el problema de predicción, el primero se basa en el modelo estadístico tradicional y el otro en métodos basados en algoritmos estocásticos. Ambos enfoques generalmente se modelan como series de tiempo financieras las cuales son una secuencia de datos numéricos que son registrados secuencialmente en el tiempo.

Al organizar los datos financieros como una serie de tiempo, es posible modelar su comportamiento y hacer predicciones utilizando herramientas especializadas, las cuales permiten realizar tareas de minería de datos para identificar tendencias, efectos estacionarios y ciclos. La extracción de estas características de las series de tiempo financieras puede ser utilizadas para establecer puntos de venta que servirían para maximizar las ganancias de un inversionista. En la práctica, al momento de realizar inversiones utilizando la información generada por dichas técnicas, se puede observar cómo es factible obtener pronósticos suficientemente buenos como para obtener ganancias (Dempster *et al.*, 2001).

Como se expuso anteriormente, la predicción de series de tiempo financieras resulta sumamente compleja y, a pesar de los distintos métodos utilizados para abordar el problema, hasta donde se tiene conocimiento aún no se ha propuesto en la literatura el uso de la heurística de Recocido Simulado para abordar dicho problema. En el presente trabajo se busca optimizar los parámetros de una estrategia de ruptura de canal (un tipo de estrategia de inversión, la cual indica cuándo un inversionista debe comprar o vender y cuánto tiempo permanecer en el mercado), utilizando la heurística de Recocido Simulado (Kirkpatrick *et al.*, 1983). Como objetivo, se buscará maximizar las ganancias, pero teniendo un control del riesgo en cada operación realizada en el mercado de divisas FOREX.

1.2 Planteamiento del problema

En la actualidad la inversión en los distintos mercados está al alcance de cualquiera que tenga una conexión a internet y unos cuantos dólares en la bolsa. Existen características entre los diferentes inversionistas que ayudan a generar perfiles de los mismos. Estos perfiles están estrechamente relacionados con la personalidad del individuo, quien podría ser tan arriesgado como para invertir todo su capital en un solo movimiento o tan cauteloso que siempre titubee y nunca realice inversión alguna. Se desea encontrar un equilibrio razonable entre el riesgo y las posibles ganancias generadas al realizar una inversión. Dicho equilibrio se encuentra en un perfil conservador, es decir, aquel que pretende (o procura) asumir el menor riesgo posible en la inversión de su capital y que prefiere aquellas estrategias de inversión que le provean un rendimiento razonable, pero con bajos niveles de volatilidad.

Las ciencias computacionales han realizado un aporte en la predicción de mercados al utilizar algoritmos de optimización para entrenar estrategias de inversión. En el presente trabajo se aborda el siguiente problema:

Dado un inversionista de perfil conservador, se debe proporcionar una estrategia de inversión que cumpla con las características de dicho perfil. Para ello se aborda el caso como un problema de optimización que pretende maximizar la relación ganancias/pérdida más grande, buscando encontrar los parámetros cuyo rendimiento en una estrategia de inversión tomen el menor riesgo posible pero aun así entreguen ganancias "razonables". Formalmente:

Utilizando la función RS , la cual evalúa la relación entre las utilidades totales (U) y la pérdida más grande p^{max} en n transacciones realizadas dentro de una serie de tiempo financiera $V = [v_1, v_2, \dots, v_N]$. Se desea:

$$\text{Maximizar}[R^S], \quad (1)$$

donde:

$$R^S = \frac{U}{p^{max}}. \quad (2)$$

Sujeto a:

$$U = \sum_i u_i, \quad i = \{1, 2, \dots, n\}, \quad (3)$$

$$\text{con } u_i = \begin{cases} v_i^{out} - v_i^{in}, & \text{para una operación de compra.} \\ v_i^{in} - v_i^{out}, & \text{para una operación de venta.} \end{cases} \quad (4)$$

$$\text{Por otro lado, se tiene que } p_k = u_i, \text{ si } u_i < 0, \quad k = \{1, 2, \dots, m\}, \quad (6)$$

$$m \leq n, \quad (7)$$

$$\text{y } p^{max} = |\max(PER)|,$$

$$\text{donde } PER = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}. \quad (8)$$

Donde R^S es una función utilizada para medir el desempeño de estrategias de inversión, propuesta por Deane Sterling (Schwager, 1996); u_i son las ganancias obtenidas en la transacción i utilizando una estrategia de inversión; v_i^{out} es el precio en el cual terminó la transacción; v_i^{in} es el precio con el que inició la transacción y PER es un conjunto de m pérdidas producidas por la estrategia de inversión. En nuestro caso, la estrategia de inversión propuesta es de tipo ruptura de canal, cuyos parámetros serán optimizados utilizando la metaheurística de Recocido Simulado (Kirkpatrick *et al.*, 1983).

En el problema de optimización de parámetros para una estrategia de inversión se busca, partiendo de un capital inicial, realizar una serie de inversiones durante un periodo de tiempo finito, consiguiendo maximizar la ganancia acumulada y al mismo tiempo minimizar el riesgo en cada operación realizada, de tal manera que no se ponga en riesgo dicho capital.

De aquí se deriva la siguiente pregunta que se estudia en el presente trabajo:

¿Qué tan eficiente puede ser una estrategia de ruptura de canal que utiliza parámetros optimizados por la heurística de recocido simulado?

Dado que el espacio de búsqueda para los mejores parámetros es extenso, se espera poder encontrar una combinación de parámetros que sean lo suficientemente buenos y tengan un desempeño aceptable dentro de un tiempo razonable. La idea es poder utilizar la estrategia de inversión después de un periodo de entrenamiento y probarla con nuevos datos.

1.3 Objetivo general

Diseñar e implementar una heurística que optimice el desempeño de una estrategia de ruptura de canal conservando un equilibrio entre las ganancias y la pérdida más grande encontrada. La estrategia se aplicará en el mercado de divisas, disminuyendo el riesgo y maximizando la rentabilidad durante un periodo de tiempo dado en los cuatro pares de divisas principales:

- EURO/DÓLAR (EUR/USD)
- LIBRA/DÓLAR (GBP/USD)
- DÓLAR/FRANCO (USD/CHF)
- DÓLAR/YEN (USD/JPY)

1.3.1 Objetivos específicos

- Estimar el desempeño de la estrategia de ruptura de canal en los datos de entrenamiento con el fin de adecuar los parámetros de la estrategia para optimizar su comportamiento.
- Implementar la estrategia de ruptura de canal, cuyos parámetros fueron previamente optimizados, para poder evaluar su rendimiento en los datos de prueba.
- Realizar un análisis del comportamiento de los distintos métodos y mecanismos que conforman la heurística, para determinar aquella configuración con mejor desempeño en el periodo de entrenamiento.
- Examinar el comportamiento en el periodo de prueba de las estrategias entrenadas en los cuatro pares de divisas principales. Comparar su desempeño con una estrategia simple como lo es “comprar y mantener” y los resultados del trabajo previo desarrollado en CICESE por Barbosa Santoyo (2014).

La idea detrás de la experimentación consiste en verificar que la estrategia optimizada pueda servir como guía de inversión que permita tener ganancias minimizando el riesgo que se corre en cada operación. Para esto se necesitan los parámetros de inversión que se intentan encontrar con dichas simulaciones y estimar qué tan bien se comportarían en una situación real.

1.4 Metodología

A pesar de que existen muchas investigaciones sobre la creación de sistemas para realizar inversiones en los MF, todavía no existe una metodología completamente establecida y probada. La principal razón se debe a que el éxito de dichos sistemas de negocios está más relacionado con la generación de ganancias que con el ámbito científico, por lo que los creadores de dichos sistemas protegen su capital intelectual. Cavalcante *et al.* (2016) proponen una metodología para la creación de sistemas inteligentes de negocios, la cual se utilizó como guía en el presente trabajo. A continuación, se da una breve descripción de la misma:

- **Preparación de la información:** Esta etapa consiste en preparar los datos para el proceso de aprendizaje. Las principales actividades son:
 - Definición de variables de entrada: Elegir las características del mercado que serán tomadas en cuenta para poder modelar su comportamiento como por ejemplo, el estado financiero del mercado y los precios históricos.
 - Definición de variables de salida: Son las señales generadas después del entrenamiento que serán utilizadas en la definición de las reglas indicando cuándo entrar y salir del mercado, así como el riesgo y la estrategia de manejo del capital. Una de las señales más comunes reportada en la literatura es el precio para el día siguiente o de los n días siguientes.
 - Adquisición de la serie de tiempo: Buscar e identificar la fuente más confiable para obtener los precios históricos con los cuales se va a trabajar.
 - Pre-procesamiento de la información: Dar tratamiento a la información adquirida en el paso anterior con la finalidad de asegurar la calidad de dichos datos, siendo estos típicamente normalizados.
 - Estructuración de los datos: Agrupar la información que será utilizada para el entrenamiento y la que se utilizará para el periodo de pruebas.

- **Estrategia de inversión y evaluación de su desempeño:** Esta etapa se divide en las siguientes sub-fases:
 - **Estrategia de inversión:** En este punto se debe elegir la estrategia de inversión que será entrenada por el algoritmo de la fase previa. Una estrategia de inversión tiene dos características principales:
 - Reglas de entrada y salida: Son las reglas que indican el momento en el que se debe entrar y salir del mercado (comprar o vender). El objetivo principal de una estrategia de negocios es maximizar las ganancias del inversionista que la utilice, para ello se utilizan dichas reglas, comprando activos cuando son baratos y venderlos cuando son más costosos.
 - Control de riesgo: Se requiere de un mecanismo de control de riesgo, el cual define un conjunto de reglas que protejan el capital con el que se realizan las inversiones. En la práctica un ejemplo son las órdenes de tipo “stop-loss” (órdenes de compra-venta que se ejecutan solo hasta alcanzar un precio previamente definido por un inversionista); de igual manera se debe fijar una ganancia máxima u objetivo, con el fin de garantizar la preservación del capital inicial.Esta fase incluye la representación de la solución, donde cada estrategia de inversión requerirá un cierto número de parámetros a optimizar con características específicas. Por ejemplo, los valores permitidos que pueden llegar a tomar cada uno de ellos. Estos parámetros son los valores que interpretan las reglas y el control de riesgo para que la estrategia funcione.
 - **Evaluación de desempeño:** Para evaluar el rendimiento del sistema de negocios se elige una de las tantas métricas existentes para determinar la capacidad de generar ganancias con la estrategia entrenada. Algunos ejemplos son el retorno anual y las pérdidas, entre otros. Una vez elegida la métrica adecuada para el problema a resolver, se debe implementar e integrar como función objetivo en el algoritmo de optimización.
- **Definición del algoritmo:** En esta fase se debe elegir el algoritmo a utilizar para realizar el entrenamiento de la estrategia de inversión, adaptándose dicho algoritmo para que su funcionamiento sea el adecuado. Los algoritmos tienen parámetros que deben ser configurados y optimizados para resolver un problema en específico, éstas características pueden ser por ejemplo valores probabilísticos para la ejecución de una acción dentro del mismo algoritmo.
- **Entrenamiento de la estrategia de inversión:** En esta etapa ya se cuenta con el algoritmo implementado y configurado con todos sus parámetros, de igual manera ya se tiene la representación de la solución y la métrica para medir el rendimiento de la estrategia de inversión. El algoritmo se ejecuta sobre el periodo de tiempo definido en el primer paso de la metodología

y, al finalizar su ejecución, la salida serán los parámetros que presentaron un mejor rendimiento según la métrica elegida para medir el desempeño de la estrategia de inversión.

- **Prueba:** Se utilizan los parámetros optimizados en el paso anterior para ejecutar la estrategia de inversión en el periodo de tiempo elegido como prueba. Se debe analizar el comportamiento de la estrategia en esta etapa con el propósito de saber cómo sería su comportamiento al realizar operaciones en un ámbito real.

1.5 Organización de la tesis

El presente trabajo se divide en los siguientes capítulos: En el Capítulo 2 se da una breve introducción a los conceptos necesarios para entender el componente financiero del trabajo de investigación. En este capítulo es donde se presentan los trabajos relacionados, con la finalidad de poner en contexto al lector. En el Capítulo 3 se aborda la parte teórica de optimización, mostrando un panorama general de la resolución de problemas de optimización mono-objetivos utilizando heurísticas. Además, se describe con más detalle la técnica de Recocido Simulado. En el Capítulo 4 se detalla cómo se realizó la metodología para alcanzar los objetivos perseguidos en el presente trabajo. En el Capítulo 5 se exponen la implementación y los resultados de los experimentos realizados. Se finaliza en el Capítulo 6 con algunas conclusiones partiendo de los resultados de los experimentos y algunas propuestas de trabajos futuros lo cuales fueron surgiendo a lo largo de la investigación.

Capítulo 2. Finanzas

2.1 Introducción

Las **finanzas** estudian la manera en que los individuos asignan recursos que suelen ser escasos a través del tiempo. Las finanzas se definen como el conjunto de actividades que a través de la toma de decisiones, mueven, controlan, utilizan y administran dinero y otros recursos de valor (García, 2006). Los costos y beneficios relacionados con la distribución o asignación de recursos en la toma de decisiones financieras, tienen como característica que su distribución no se conoce de manera certera (Bodie y Merton, 2003).

Con la finalidad de entender de manera clara cuál es el papel que juegan las finanzas en el mundo real, se plantea el siguiente escenario: existen dos tipos de entidades (personas, organizaciones o empresas), el primer tipo posee los recursos y el segundo carece de ellos, por ende, debe existir la transferencia de recursos entre los dos tipos de entidades. Las entidades que los poseen buscan ganar rendimientos y las que no los tienen están dispuestas a pagar un precio por ellos. Las relaciones y actividades generadas por este intercambio de recursos son el principal objeto de estudio de las finanzas (García, 2006).

En el presente capítulo se abordarán los conceptos financieros necesarios para comprender el problema planteado en el presente trabajo de investigación, así como el uso de herramientas computacionales para resolver dicha problemática.

2.2 Mercados Financieros (MF)

Continuando con el ejemplo proporcionado en la sección anterior, ambos tipos de entidades necesitan encontrarse en un lugar físico o virtual para poder intercambiar los recursos; tal lugar es un mercado financiero. Cuando se habla de “**mercado**” se piensa en la idea tradicional, la cual en esencia tiene los mismos componentes y comportamiento. En ambos existen “personas” que tienen productos y que están dispuestas a venderlos a cambio de dinero, también están las “personas” que requieren esos productos y que están dispuestos a pagar un precio por ellos.

Existen diversos tipos de mercados, la principal diferencia entre estos radica en los productos que se comercian en cada uno de ellos. Los productos que se intercambian en los mercados financieros se llaman **instrumentos financieros**, estos son los documentos que amparan las transferencias de recursos de quien tiene a quien no tiene. De manera simultánea los instrumentos financieros generan obligaciones legales para el emisor y derechos para el inversionista. Por ejemplo, en un préstamo que un banco le otorga a una persona, la transferencia de recursos del banco a la cuenta personal del individuo se realiza previa firma de un contrato de deuda o pagaré. En el caso de incumplimiento, el banco tendrá la forma de comprobar el traspaso de recursos y su derecho de recibir una compensación o ganancia de intereses (García Padilla, 2006).

Los MF se pueden clasificar por distintas características, una de las más utilizadas es por el tipo de instrumento financiero con el que se comercia en él, dando como resultado tres grupos (Díez de Castro y Medrano, 2007):

1. **Divisas:** El instrumento financiero de este mercado son las monedas del mundo.
2. **Capitales:** Se comercian con activos financieros, como las acciones y obligaciones.
3. **Derivados:** Los productos con los que se comercian no son autónomos, tienen su base en otros productos financieros subyacentes.

Para poder obtener el mayor beneficio posible en cada una de las transacciones realizadas en los mercados financieros, se debe efectuar una predicción del comportamiento de la fluctuación de los precios del instrumento financiero en cuestión, pero ¿es esto posible?.

2.3 Predicción de mercados

En el mundo podemos apreciar dos tipos de eventos, los que pueden ser controlados por nosotros y los que no. Mientras algunos tienen un comportamiento determinístico, la gran mayoría son completamente aleatorios. Un ejemplo simple de esto es el lanzamiento de una moneda justa. No es posible determinar *a priori* con certeza que es lo que se va a obtener después del lanzamiento, es decir, cara o cruz. Cuando el evento tiene un comportamiento completamente aleatorio, no existen muchas maneras para tratar de tener una certeza sobre el resultado en dicho evento, pero no todos los eventos que parecen ser

completamente aleatorios lo son, existen factores que influyen en el comportamiento del evento y por ende en el resultado, lo cual facilita el generar una hipótesis del mismo (Mak, 2003).

Para realizar movimientos eficientes en los mercados financieros (que nos provean las ganancias más grandes posibles y reduzcan el riesgo que se corre en cada movimiento), idealmente se tendría que conocer cómo se van a comportar a futuro los precios en dicho mercado. Esta necesidad da origen a un paradigma que es la herramienta más utilizada en la práctica, herramienta que tiene por nombre “Análisis técnico”.

2.3.1 Análisis técnico

El análisis técnico (AT) es el estudio de los movimientos de mercado, mediante el uso de gráficos, con el propósito de pronosticar las futuras tendencias de los precios. La expresión “movimientos del mercado” incluye las tres fuentes principales de información disponibles para el AT: precio, volumen (número total de transacciones realizadas en un instante específico) e interés abierto (total de operaciones que están pendientes de ser liquidadas).

El enfoque técnico se basa en tres premisas:

1. Los movimientos del mercado lo descuentan (reflejan) todo: Cualquier cosa que posiblemente pueda afectar al precio (por razones fundamentales, políticas, psicológicas u otras) se refleja realmente en el precio de ese mercado. Todo lo que hace falta es un estudio de los movimientos de los precios, es decir, los movimientos del precio deberían manifestar los cambios de la oferta y la demanda.
2. Los precios se mueven por tendencias: El único motivo de la representación gráfica de los movimientos de precios de un mercado es identificar tendencias que están en las primeras etapas de su desarrollo, con el fin de que las transacciones vayan en la dirección de dichas tendencias. De hecho, la mayoría de las técnicas utilizadas en este enfoque son, por naturaleza, para seguir comportamientos, lo que significa que su intención es identificar y observar las tendencias existentes.
3. La historia se repite: Una gran parte del análisis técnico y del estudio de los movimientos del mercado tienen que ver con el estudio de la psicología humana. Los patrones gráficos, por

ejemplo, que se han identificado y clasificado en categorías en los últimos 100 años, reflejan ciertas imágenes que aparecen en los gráficos de precios. Son imágenes que revelan la psicología alcista o bajista del mercado, y dado que estos patrones han funcionado bien en el pasado, se asume que seguirán funcionando bien en el futuro. En otras palabras, la clave para comprender el futuro está en el estudio del pasado, o dicho de otra manera, que el futuro es solamente una repetición del pasado (Murphy, 2016).

2.3.1.1 Diferencia con el análisis fundamental

Existe otro enfoque para la predicción de mercados, pero antes de marcar las diferencias y las ventajas de uno sobre el otro, debemos entender que el análisis fundamental estudia las fuerzas económicas de la oferta y demanda, evaluando todos los factores relevantes que afectan la fluctuación de los precios de un mercado, con el objetivo de determinar el valor real del instrumento financiero según la ley de la oferta y la demanda.

Ahora bien, aunque los dos pretenden responder la misma pregunta (¿cuál es la dirección en que los precios “probablemente” se muevan?) la manera en la que buscan una respuesta es la diferencia clave entre estos dos paradigmas. Como bien ya se comentó, el enfoque técnico únicamente analiza los precios históricos a través de gráficos mientras que el fundamental explora variables macroeconómicas, es decir, el técnico analiza los efectos del movimiento de los mercados y el fundamental las causas de dicho movimiento.

Un factor determinante para utilizar el análisis técnico sobre el fundamental es que, al inicio de los movimientos importantes, los fundamentos no explican ni apoyan lo que el mercado está diciendo, es decir, el precio marca el camino que seguirán los fundamentos.

A su vez el análisis técnico puede ser dividido en dos corrientes, chartista¹ y estadística (cuantitativa). La primera puede o no utilizar datos cuantitativos para reforzar el análisis, pero los gráficos son el principal objeto de análisis. Por otro lado, la corriente cuantitativa utiliza estos datos, los prueba y optimiza con el fin de desarrollar sistemas mecánicos de transacciones. Dichos sistemas se programan en computadoras

¹ Chartista es un término adoptado del inglés “*chart*” que significa gráfico y es utilizado para describir a personas especializadas en la interpretación de las gráficas de precios históricos, con la finalidad de realizar pronósticos e inversiones en el mercado (Academia Española 2017).

y generan indicadores mecánicos de compra y venta, buscando con esto eliminar completamente el elemento humano subjetivo de las transacciones, para hacerlo más científico. Este último puede o no utilizar los gráficos de precios, pero se le considerará técnico mientras su análisis solo se remita a los precios históricos.

Los que utilizan el análisis fundamental refutan la idea de que, solo utilizando los precios históricos, sea posible predecir los posibles movimientos del mercado. A continuación, se muestran dos de las críticas más representativas:

- **Teoría del auto cumplimiento:** En los últimos años el uso de patrones gráficos ha sido ampliamente difundido, por ello muchos operadores están familiarizados con dichos patrones y a menudo actúan sobre ellos de forma concentrada. A esto se le conoce como profecía de auto cumplimiento, del mismo modo que se crean olas de compra y venta, como respuesta a patrones alcistas y bajistas. La realidad es que los gráficos son muy subjetivos, por lo que reinterpretar gráficos es todo un arte. Los patrones de los gráficos pocas veces son tan claros como para que incluso chartistas experimentados se pongan de acuerdo en su interpretación. Siempre hay un elemento de duda y desacuerdo. Es más alarmante el crecimiento del uso de sistemas técnicos implementados en computadoras, estos sistemas siguen mayoritariamente la tendencia por naturaleza, es decir, al identificar una tendencia ellos realizan los movimientos necesarios para seguirla, lo que daría como resultado el problema de sumas concentradas de dinero que usan los sistemas técnicos para detectar las tendencias. Este problema se autocorregiría, si todos los sistemas comenzaran a hacer lo mismo al mismo tiempo, los operadores realizarían ajustes y sus sistemas serían más o menos sensibles.
- **Teoría de la caminata aleatoria:** ¿Qué tan factible es realizar una predicción a futuro utilizando solo datos históricos? Encontraremos la respuesta a la pregunta en la estadística inductiva. El campo de la estadística distingue entre la estadística descriptiva y la inductiva. La primera se refiere a la representación gráfica de los datos, la otra hace referencia a las generalizaciones, predicciones o extrapolaciones que pueden resultar de los datos. Es decir, la representación gráfica de los datos históricos pertenece a la estadística descriptiva, mientras que los métodos utilizados por el análisis técnico son del tipo inductivo. El primer paso en el pronóstico del futuro económico o empresarial consiste en recoger observaciones del pasado (Freund *et al.*, 1969).

La teoría de la caminata aleatoria desarrollada y alimentada en la comunidad académica, establece que los cambios en los precios son “serialmente independientes” y que por ello la historia de los

precios no es un indicador de confianza de la futura dirección de los mismos. Lo anterior quiere decir que los precios se mueven de una forma aleatoria e impredecible. Esta teoría se basa en la hipótesis del mercado eficiente: “*Un mercado es eficiente cuando los precios reflejan toda la información relevante disponible sobre el mismo*”; también mantiene que la mejor estrategia de mercado a seguir sería una estrategia sencilla de “**comprar y mantener**”, en oposición a cualquier intento de vencer el mercado. La aleatoriedad solo afecta negativamente la incapacidad de descubrir modelos sistémicos en los movimientos de los precios. Sin embargo, el hecho de que no encuentren patrones, no indica que estos no existan. La comunidad técnica rechaza la aleatoriedad de los datos, pues de ser así ninguna técnica de pronóstico funcionaría. Lejos de refutar la validez del enfoque técnico, la hipótesis del mercado eficiente está muy cerca de la primera premisa del análisis técnico “los movimientos del mercado lo descuentan (reflejan) todo”. Sin quererlo, los académicos expresaron de forma elocuente la necesidad de seguir los movimientos de los precios y la inutilidad de llenarse de información fundamental, al menos a corto plazo. Es justo mencionar que cualquier proceso parece aleatorio e impredecible para los que no comprenden las reglas de comportamiento de los mercados. La ilusión de aleatoriedad desaparece gradualmente a medida que la habilidad de interpretar gráficos mejora (Murphy, 2016).

En la actualidad existen universidades que dan cátedra de finanzas conductivas (el MIT, *Massachusetts Institute of Technology*, por ejemplo), disciplina que sostiene que la psicología humana tiene una relación estrecha con los precios de los mercados, la cual es la base del análisis técnico.

2.3.1.2 Tendencia

Todas las herramientas utilizadas por el chartista tales como: niveles de soporte y resistencia, patrones de precios, medias móviles, líneas de tendencias, etc., tienen el único propósito de medir la tendencia del mercado con el objetivo de participar en ella. En sentido general, la tendencia es simplemente la orientación del mercado, es decir, en qué dirección se está moviendo. Para una definición más precisa, en primer lugar, los mercados no suelen moverse en línea recta. Los movimientos del mercado se caracterizan por una serie de zigzags, que recuerda una serie de olas sucesivas con picos y valles bastante obvios. Es la dirección de esos picos y valles lo que constituye la tendencia del mercado. Picos y valles sucesivamente más altos caracterizan una tendencia ascendente, lo contrario ocurre para una tendencia descendente, mientras que picos y valles horizontales identifican una tendencia lateral.

Es importante tener en cuenta la tendencia lateral también conocida como banda de fluctuación. Este tipo de movimiento manifiesta un periodo de equilibrio en el nivel de precios en el que las fuerzas de la oferta y la demanda están en relativa igualdad.

Un operador regularmente hace frente a tres decisiones: comprar un mercado, vender un mercado o no hacer nada. Cuando el mercado sube, es preferible la estrategia de compra. Cuando el mercado baja, la venta sería la estrategia a seguir y, cuando se tiene una tendencia lateral, lo mejor es no hacer nada (Murphy, 2016). En la **Figura 1** se muestran los tres tipos de tendencias antes mencionados.

2.3.1.3 Teoría de Dow

La mayoría de los técnicos y estudiosos de los mercados coinciden en que gran parte de lo que hoy llamamos análisis técnico tiene sus orígenes en las teorías propuestas por Charles Dow a principios del siglo pasado. A continuación se enuncian los principios básicos (Murphy, 2016):

- **Las medias lo descuentan todo:** La suma y tendencia de las transacciones de un mercado representan la suma de todo el conocimiento del pasado del mismo, el inmediato y el remoto. Aplicando este conocimiento se puede predecir el futuro. Aunque los mercados no pueden anticipar hechos como terremotos y otras calamidades naturales, si pueden descontar rápidamente tales hechos, y asimilar casi instantáneamente sus efectos en los movimientos de las cotizaciones.
- **El mercado tiene tres tendencias:** Dow (Murphy, 2016) define una tendencia ascendente como una situación en la que cada sucesiva recuperación cierra más alto que el nivel alto de la recuperación previa, y cada sucesivo nivel bajo de la recuperación también cierra más alto que el nivel bajo de la recuperación previa. Una tendencia ascendente sigue un patrón de picos y valles cada vez más altos. La situación opuesta, con picos y valles cada vez más bajos, define una tendencia descendente. Las tendencias se componen de tres partes conocidas como: primaria, secundaria y menor, análogamente corresponderían a la marea, las olas y las ondas del mar. A diferencia de las mareas reales, Dow concibe a las mareas del mercado con duración superior a un y posiblemente a varios años. Las tendencias secundarias representan correcciones en la tendencia primaria y suelen durar de tres semanas a tres meses. La tendencia menor suele durar

menos de 3 semanas y representa la fluctuación de la segunda tendencia. En la **Figura 1** se muestra un ejemplo de dichos componentes.

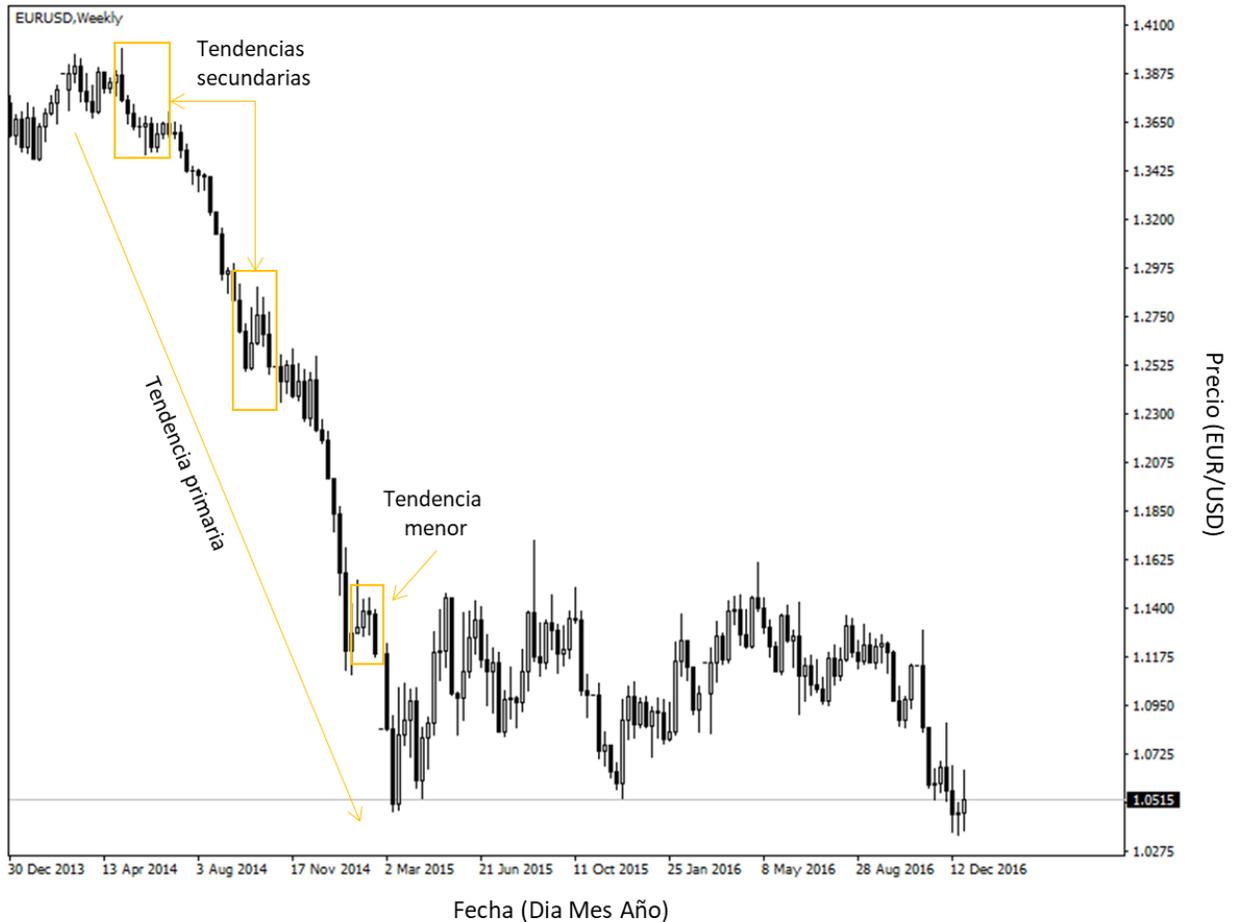


Figura 1. Componentes de una tendencia.

- **Las tendencias principales tienen tres fases:** Existen tres fases que distinguen una fase primaria, la cuales son: *acumulación*, *participación pública* y la fase de *distribución*. La primera hace referencia a la compra informada, es decir, si la tendencia anterior era descendente, en ese momento los inversionistas reconocen que el mercado ha asimilado todas las llamadas “malas noticias”. La fase de participación pública tiene lugar cuando los precios comienzan a avanzar rápidamente y las noticias sobre el negocio mejoran. La última fase inicia cuando las noticias económicas son mejores que nunca, incrementándose el volumen especulativo. La participación pública en esta última fase es donde los que compraron en la primera fase comienzan a vender.
- **Las medias deben confirmarse entre ellas:** No puede darse una señal importante de un mercado alcista o bajista a no ser que ambas medias proporcionen la misma señal. No es necesario que

sucedan simultáneamente, pero Dow reconocía que un intervalo más corto entre señales proporcionaba una mayor confirmación. Cuando ambas medias divergen se asume que la tendencia anterior todavía se mantiene.

- **El volumen debe confirmar la tendencia:** Dow reconoce el volumen como un factor secundario pero importante para confirmar las señales de cotización. El volumen debe de expandirse o incrementarse en la dirección de la tendencia principal. Dow consideraba que el volumen era un indicador secundario, ya que basaba totalmente sus verdaderas señales de compra y venta en los precios de cierre.
- **Se presume que una tendencia está en vigor hasta que emite señales definitivas de que ha retrocedido:** El enfoque moderno de seguimiento de tendencia está relacionado con una ley física, la cual dice que un objeto en movimiento tiende a continuar así hasta que una fuerza externa le haga cambiar de dirección. Para localizar señales de retroceso se puede utilizar el estudio de niveles de apoyo y resistencias, modelos de precios, líneas de tendencias y medias móviles.
- **El uso del precio del cierre y la presencia de líneas:** Dow se basaba únicamente en los precios de cierre, asumiendo que las medias tenían que cerrar más alto que un pico previo y más bajo que un valle previo para que tuviera significancia. Cuando los operadores hablan de líneas en las medias, se refieren a los patrones horizontales que pueden apreciarse en los gráficos. Estos patrones juegan un papel importante en las fases correctivas y se les conoce como consolidaciones (Murphy, 2016).

2.3.1.4 Tipos de gráficas

Existen diferentes tipos de gráficas utilizadas para la representación de la fluctuación de los precios en los mercados financieros, entre las que se encuentran: puntos y figuras, barras, líneas y, por último, velas. En el presente trabajo nos enfocaremos a los gráficos de velas, dado que son los más utilizados por los analistas técnicos. A continuación, se presenta una breve descripción de los distintos tipos de gráficos:

Gráfico de barras: Se le llama de barras porque el alcance de cada día se representa por medio de una barra vertical. Esta muestra los precios de apertura, máximo, mínimo y de cierre. Un ejemplo de este tipo de gráfica se puede observar en la **Figura 2**.

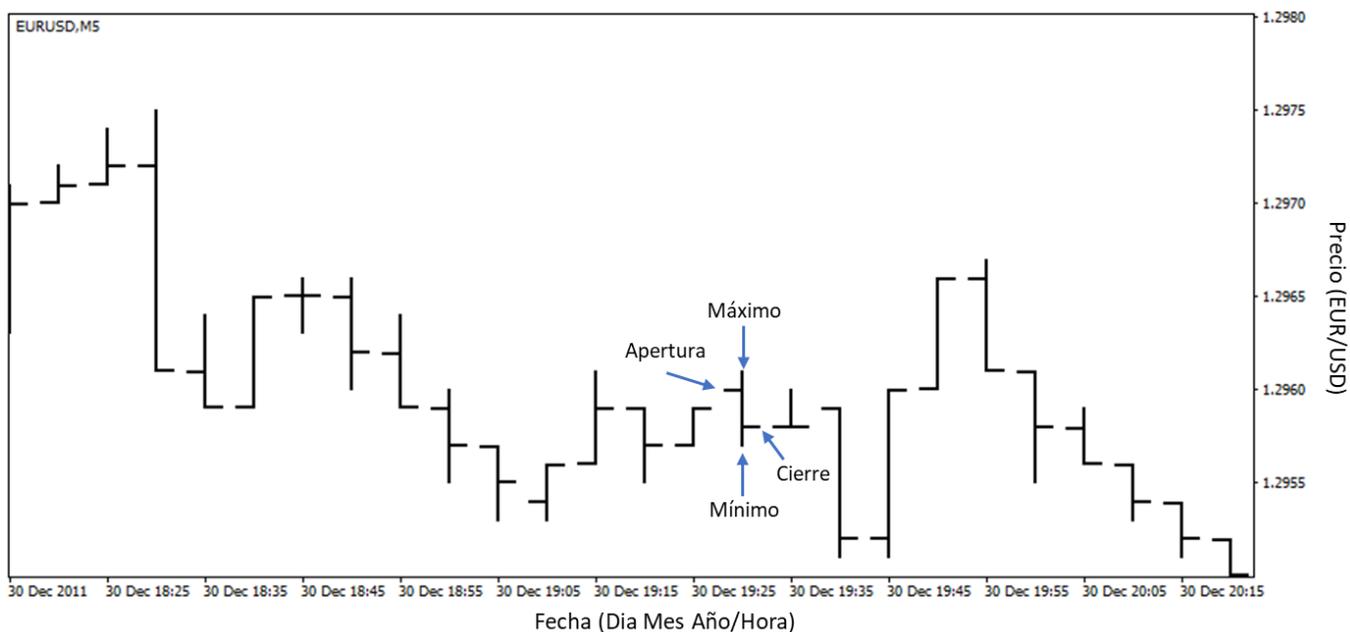


Figura 2. Gráfica de barras.

Gráfico de líneas: Solo indica uno de los cuatro precios distintos (apertura, máximo, mínimo y de cierre) y por ello únicamente refleja el comportamiento de ese precio y su forma es de una curva. Ejemplo de esto se muestra en la **Figura 3**.

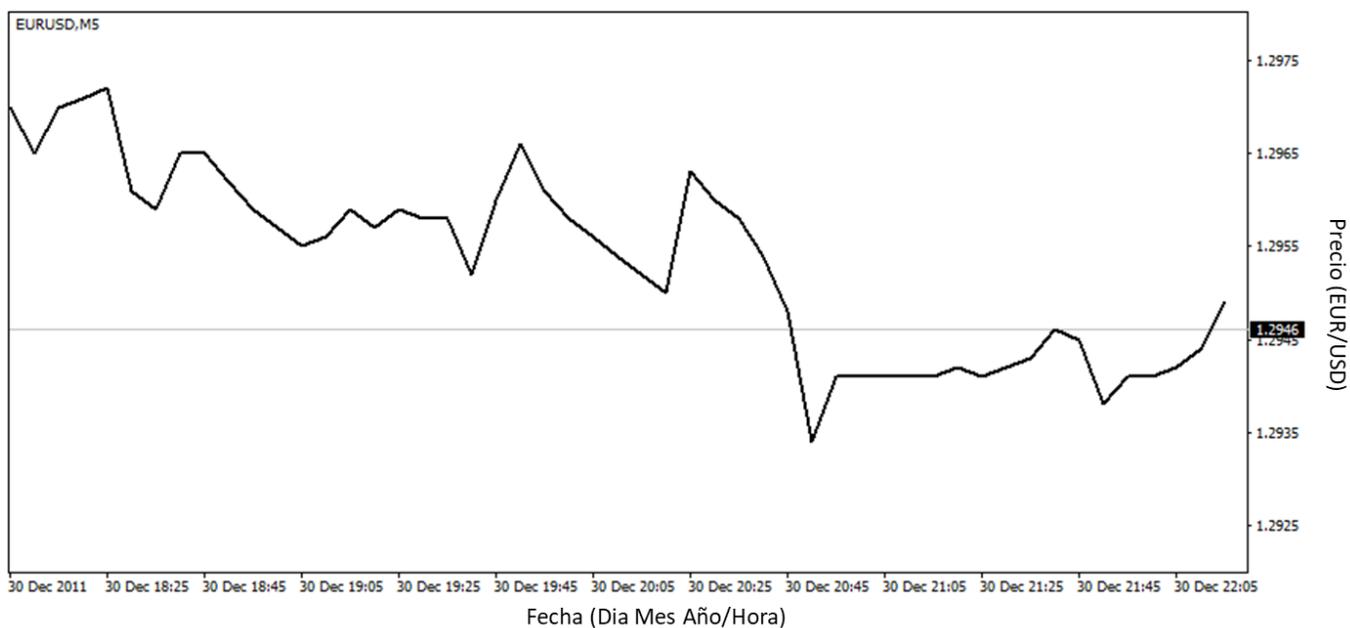


Figura 3. Gráfica de líneas.

Gráfico de puntos y figuras: Muestra los mismos movimientos de precios que la de barras, pero en un formato más comprimido. Este se compone de dos tipos diferentes de columnas (símbolos “x” y símbolos “□”). Los primeros muestran precios al alza y los otros son los precios a la baja, facilitando la visualización de señales de compra y venta. En la **Figura 4** presenta un ejemplo de esto:

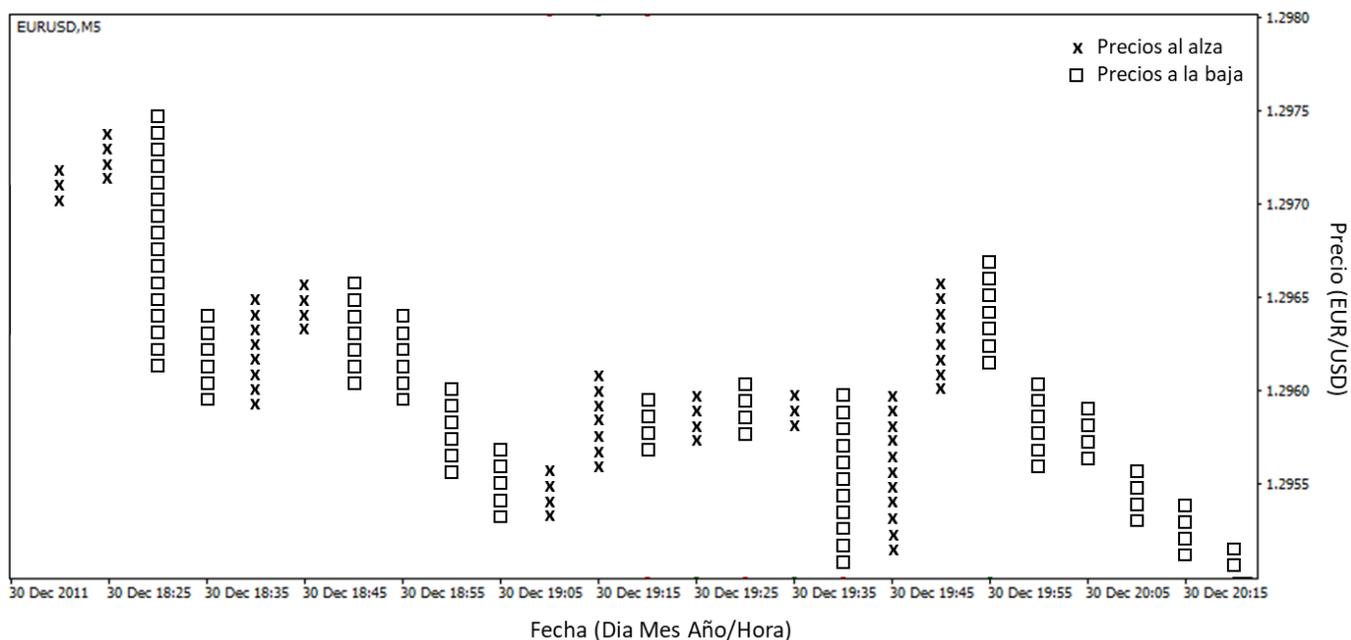


Figura 4. Gráfica de puntos y figuras.

Gráficos de vela: Las velas japonesas registran los mismos cuatro precios que los gráficos de barras, pero la representación visual difiere bastante. Los lapsos de tiempo en los que se compone una vela es de uno, cinco, diez, quince minutos, hasta un día o un mes (Murphy, 2016). En este tipo de gráficas, una delgada línea (llamada sombra) muestra el alcance que ha tenido un precio en el periodo de tiempo del que se compone, desde el máximo hasta el mínimo. Una parte más ancha de la barra (llamada el cuerpo verdadero) mide la distancia entre la apertura y el cierre. Si el cierre es más alto que la apertura, el cuerpo real o verdadero es blanco (positivo), de lo contrario el cuerpo es negro (negativo). La clave de los gráficos de velas está en la relación existente entre la apertura y el cierre. Lo anterior se ejemplifica en la **Figura 5**.

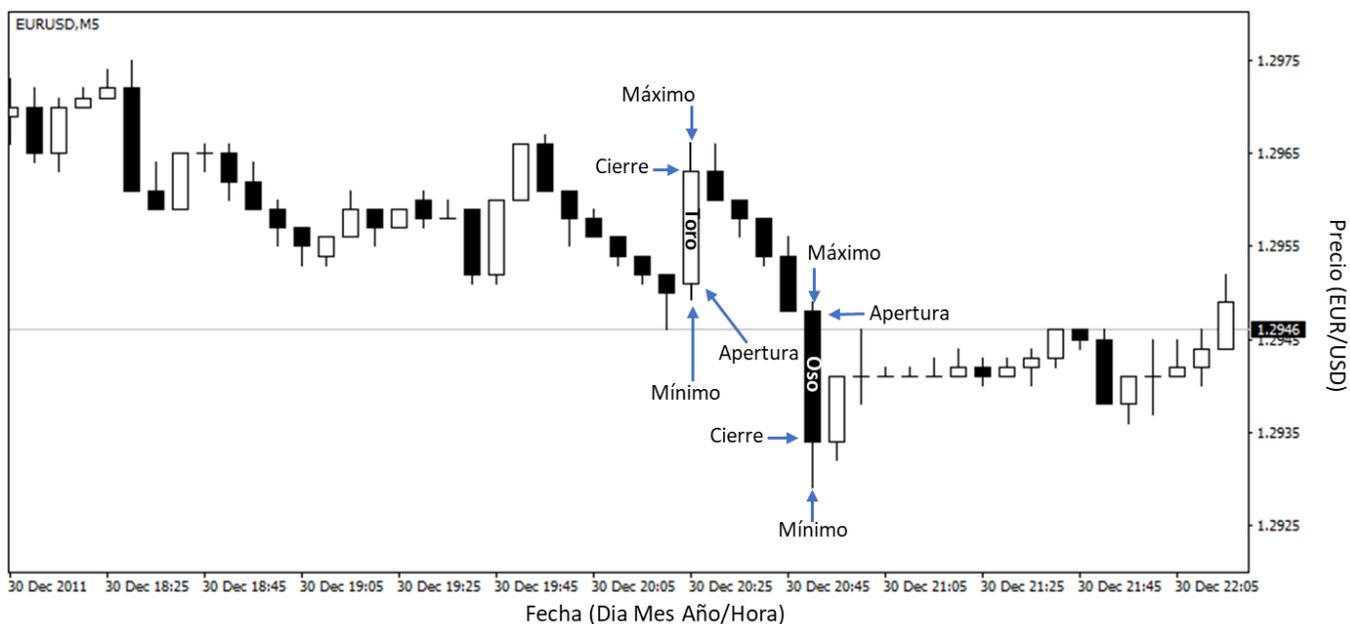


Figura 5. Gráfica de velas japonesas.

2.3.1.5 Soporte y resistencia

Las tendencias se mueven entre valles y picos. Los valles o mínimos de reacción se denominan soportes, los cuales se localizan un nivel por debajo del mercado donde el interés por comprar es lo suficientemente fuerte para vencer la presión por vender. Por lo tanto, hay una bajada que se detiene y los precios vuelven a subir. En general un nivel de apoyo queda identificado por un mínimo de reacción previo.

La resistencia es lo contrario del soporte y representa un nivel o área por encima del mercado donde los precios vencen la presión por comprar y un avance del precio vuelve hacia atrás, quedando identificado por un pico anterior.

En una tendencia ascendente, los niveles de resistencia representan pausas en ese movimiento hacia arriba que generalmente son superadas en algún momento. En tendencias descendentes, los niveles de soporte no son lo suficientemente fuertes para detener la bajada de forma permanente, pero la puede controlar de manera temporal.

Los soportes y resistencias ofrecen zonas de polaridad, ya que invierten sus papeles una vez que han sido atravesados por el precio: cuando un soporte es superado por las cotizaciones, se convierte en resistencia

para el mismo precio en cotizaciones posteriores. Esto también se aplica a la inversa, es decir, en tendencias alcistas, una resistencia que es atravesada por el precio ahora se convierte en soporte para la misma. En la **Figura 6** se puede apreciar la resistencia y soporte en una tendencia alcista y en una tendencia bajista.

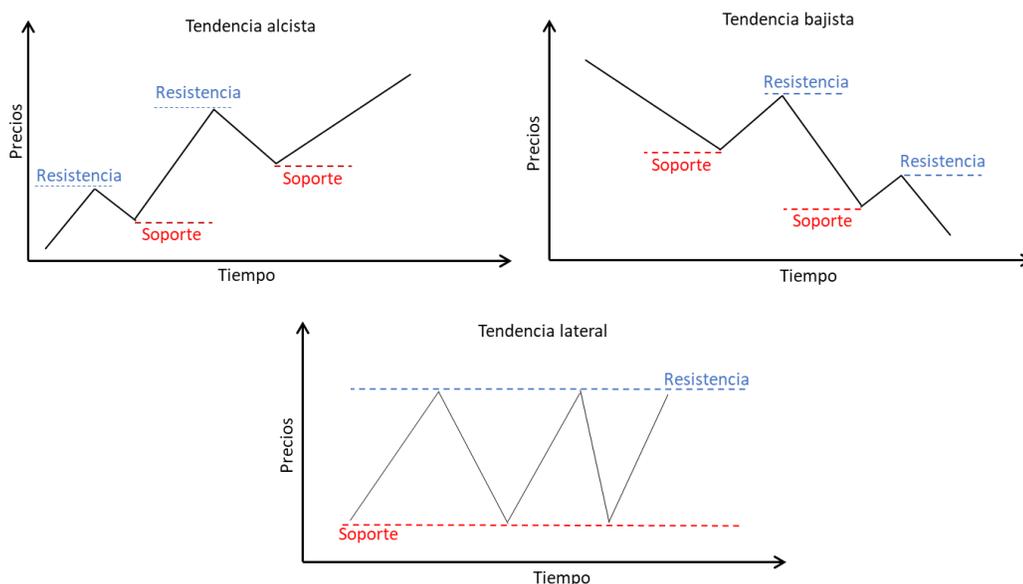


Figura 6. Soporte y resistencia en los tres tipos de tendencia.

2.3.1.6 Canales

Si dibujamos una línea de tendencia y posteriormente trazamos una línea paralela a ella, observamos que con relativa frecuencia coincide con las crestas de los máximos de las expansiones, formando así un canal de tendencia. El estudio de los datos históricos nos demuestra que los valores de la cotización, una vez formado el canal, tienden a desplazarse dentro del canal, tomando los límites del mismo como niveles de soporte y resistencia. Esta característica puede aprovecharse a la hora de diseñar una estrategia de inversión, comprando en las líneas de soporte del canal y vendiendo cuando los precios alcanzan la línea de resistencia del mismo.

La dinámica precio/tiempo en la formación de patrones y secciones dentro del canal determina cuando la tendencia pierde fuerza y se encuentra próxima a agotarse, produciendo así la ruptura del canal. En la **Figura 7** se muestra un ejemplo de un canal (Naharro, 2015).

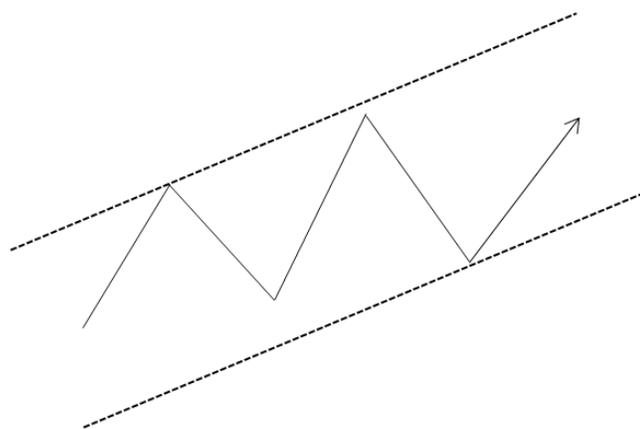


Figura 7. Trazo de un canal en una tendencia alcista.

2.3.1.7 Indicadores técnicos

Un indicador es un cálculo matemático que se aplica al precio de un valor y/o a su volumen. El resultado es un valor utilizado para anticipar cambios en los precios (Achelis, 2004).

La media móvil: Muestra el valor promedio del precio de un instrumento durante un determinado periodo de tiempo. En función del cambio de precio, su valor medio va aumentando o disminuyendo. Existen varios tipos de medias móviles: simple, exponencial, suavizada y ponderada.

La media móvil puede calcularse para cualquier conjunto secuencial de datos, incluyendo los precios de apertura, cierre, máximo, mínimo y el volumen de transacciones. La diferencia entre los diferentes tipos radica en los distintos coeficientes utilizados para ponderar los últimos datos. En caso de la media móvil simple, todos los datos tienen el mismo peso mientras que las otras medias asignan más valor a los últimos precios. A continuación, se muestra la fórmula de la media móvil simple:

$$\widehat{X}_t = \frac{\sum_{k=1}^n X_{t-k}}{n}, \quad (9)$$

donde \widehat{X}_t es el precio promedio en el periodo t , X_{t-k} es el precio en los periodos previos a t y $n(n < t)$ es el número de velas a considerar para el cálculo del promedio.

El modo más común de interpretar la media móvil del precio consiste en la comparación de su dinámica con la dinámica del mismo precio. En el momento en el que el precio del instrumento financiero pasa por encima del valor de la media móvil se activa la señal para comprar. En la venta se utiliza lo contrario, es decir, cuando el precio del instrumento pasa por debajo de la media móvil. En la **Figura 8** se puede observar una gráfica de velas japonesas y la línea roja representa el indicador técnico **Media Móvil Simple** (MetaQuotes, 2017).



Figura 8. Media Móvil Simple.

2.3.1.8 Estrategias de inversión

Aunque existen una gran variedad de estrategias de inversión, todas se pueden definir de manera general como “un conjunto de reglas utilizadas en los mercados financieros para identificar patrones en precios históricos, con el objetivo de obtener beneficios económicos” (Ratner y Leal, 1999). Los indicadores técnicos son los encargados de proporcionar las señales con las cuales se toma la decisión de qué tipo de movimiento realizar como parte de la estrategia de inversión. La interpretación de dichas señales se basan en reglas técnicas, las cuales se han utilizado en los mercados financieros durante más de un siglo (Allen y Karjalainen, 1999), con el objetivo de producir señales valiosas. Estas señales indican el momento en el que se debe realizar un movimiento (compra o venta) en el mercado donde se está ejecutando. Un ejemplo de una estrategia de inversión sumamente sencilla sería esperar a que sean las 3:00 PM para realizar una

compra del instrumento financiero en un MF y cuando sean las 5:00 PM realizar la venta de lo que se compró. Los horarios para realizar las transacciones deben surgir de un análisis previo del comportamiento de los precios históricos, por ejemplo, después de analizar un año de precios históricos se pudo haber detectado que a las 3:00 PM los precios del instrumento financiero comienzan a incrementarse y cuando son las 5:00 PM éstos comienzan a descender.

2.3.1.9 Estrategia de compra y mantiene

La idea detrás de esta estrategia de inversión es que mientras más tiempo se permanezca en el mercado, resulta más probable que se vea afectado por noticias que puedan hacer que los precios se incrementen (Meisler *et al.*, 2013). Esto es, una vez que se compra en el mercado, solo es cuestión de esperar un tiempo determinado ya que todo tiende a aumentar su precio. La estrategia de comprar y mantener consiste en no hacer nada, por lo que su desempeño esta linealmente relacionado con el desempeño del mercado donde sea aplicada (Perold y Sharpe, 1995).

La estrategia de compra y mantiene se utiliza típicamente en la literatura como parámetro de comparación con otras estrategias de inversión, esto es debido a su implementación sencilla y a que, al igual que la hipótesis del mercado eficiente, sustenta que los precios en algún momento reflejarán el justo valor de los instrumentos financieros. Por ejemplo, Brock *et al.* (1992), Kwon y Kish (2002) y otros más utilizan la estrategia de comprar y mantener cómo medida de comparación con estrategias técnicas cuantitativas, infiriendo que los precios históricos poseen cierto poder predictivo al momento de superar en rendimiento a la estrategia de comprar y mantener (Cheung y Kaymak, 2007).

2.3.1.10 Estrategia de ruptura

La estrategia de ruptura sirve para adoptar una posición en las primeras etapas de una tendencia. En general esta estrategia busca ser el punto de partida en movimientos grandes en los precios y, si los parámetros que la componen están sintonizados con el comportamiento de la serie de tiempo, puede ofrecer un riesgo pequeño (Active Trader, 2010).

En la estrategia de ruptura tradicional se forma el canal al encontrar dos máximos y dos mínimos, los cuales suponen la resistencia y el soporte del canal. Una característica importante del canal es su amplitud, definida por la diferencia de los máximos y mínimos. Esta característica puede aprovecharse para limitar el riesgo de una salida con pérdida.

Una ruptura tiene lugar si el precio de un activo se mueve fuera del rango de precios definido entre la resistencia y el soporte. Su interpretación es como sigue: se toma una posición larga (comprar) cuando el precio del activo rompe por encima de la resistencia y una posición corta (vender) después de que el precio rompe el soporte. Una vez que el canal ha sido roto, los precios tienden a seguir la dirección de la ruptura. Este tipo de estrategias es importante porque representan el punto de partida para cambios considerables en los precios y, en muchas ocasiones, pueden significar el origen de una tendencia. Sin embargo, si se inician operaciones muy rápido y sin confirmar, no hay garantía de que los precios continúen en la dirección de la ruptura del canal. Para esto, se puede buscar que el volumen se encuentre por encima del promedio como señal de confirmación o esperar que un precio del activo alcance cierto valor después de que el canal fue roto.

Un factor importante para que esta estrategia tenga éxito son las salidas predeterminadas. Existen dos tipos que deben ser planificadas antes de establecer una posición (**Figura 9**):

Salida con ganancia: Este tipo de salida sucede cuando los precios continúan con la misma tendencia con la que se rompió el canal. Se debe elegir un precio límite al cual llegar antes de que la tendencia cambie y se comience a tener pérdidas significativas. Existen diferentes maneras de elegir dicho precio, una de las más comunes consiste en mantener mínimo una relación uno a uno entre el ancho del canal y el valor del precio como señal de salida.

Salida con pérdida: Esto sucede cuando la tendencia que seguían los precios al momento de romper el canal comienza a cambiar, pero no se debería salir sin primero confirmar el cambio. Para ello, una de las maneras más comunes de calcular este umbral, es tomar el valor como un porcentaje del ancho del canal.

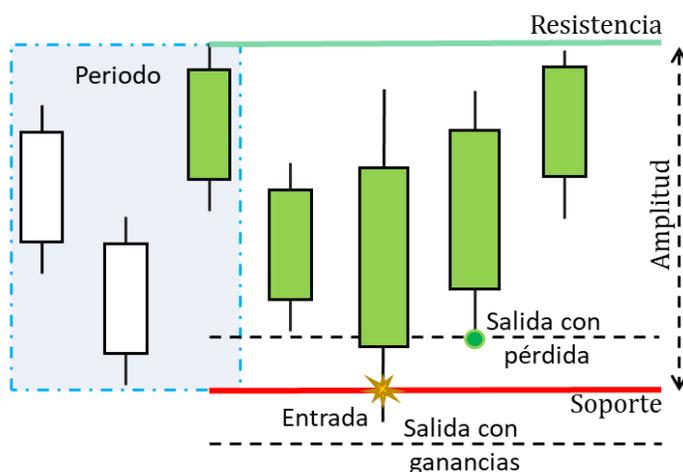


Figura 9. Componentes de una estrategia de ruptura de canal.

La **Figura 9** proporciona un ejemplo del funcionamiento de una estrategia de ruptura de canal. Se considera un periodo de tres velas para determinar el canal, obteniendo el precio máximo y el mínimo de las velas, en dicho periodo. Posteriormente, a partir del último precio analizado para generar el canal, se busca hacia adelante el precio que lo rompa, es decir, que sea mayor al máximo o menor al mínimo que conforman el canal. Una vez encontrado el precio de ruptura, se debe esperar a que el precio de *Entrada* se alcance para poder comprar o vender (si la ruptura es por la resistencia se compra, de lo contrario se vende). Dicho precio se puede calcular sumando o restando una cantidad al precio de ruptura. El siguiente paso después de comprar o vender, consiste en esperar a que se alcancen los precios que indiquen la salida con ganancias o con pérdidas. Por salida se hace referencia a detener la acción de comprar o vender. La determinación de estos precios se realiza sumando o restando un valor al precio de *Entrada*, tal como se explicó anteriormente.

2.3.1.11 Métricas para evaluar el desempeño de estrategias de inversión

En esta subsección se describen brevemente algunos de los distintos *ratios* existentes para evaluar el rendimiento de una estrategia y cómo cada uno de ellos prioriza distintos factores, como por ejemplo, la pérdida más grande, las ganancias obtenidas, etc. Los siguientes *ratios* son algunas de las métricas más utilizadas en la práctica:

- **El *Ratio de Sharpe*:** Creada por William Forsyth Sharpe, de la Universidad de Stanford, es una medida del rendimiento por unidad de riesgo de una inversión. El *ratio Sharpe* utiliza la desviación estándar para representar numéricamente el riesgo (Ridley, 2004). Su fórmula es $\frac{Utilidades}{\sigma}$, donde las *Utilidades* es la suma de las pérdidas y las ganancias producidas durante el periodo, mientras que el símbolo σ en el denominador corresponde a la desviación estándar (volatilidad) de las utilidades generada por la estrategia.
- **El *Ratio de Sterling*:** Desarrollado por Deane Sterling, se utiliza para medir el rendimiento ajustado al riesgo de una cartera de inversiones (Schwager, 1996). Su fórmula es $\frac{Media(Utilidades)}{Pérdida\ más\ grande}$, donde *Media(Utilidades)* es la utilidad promedio calculada en un periodo dado y el denominador es la pérdida más grande obtenida durante la ejecución de la estrategia de inversión.

2.4 Mercado de Divisas (MD)

El mercado a nivel mundial donde se realizan el mayor número de transacciones es el de divisas (conocido como FOREX), lugar donde el capital internacional se entrelaza. Lo que originó el desarrollo de este mercado es el flujo del comercio global, por ejemplo, cuando una empresa de electrónica en Suiza compra componentes japoneses, los demás mercados en algún punto ven reflejado este comportamiento en FOREX (Naharro, 2015).

Es un mercado abierto las veinticuatro horas del día, seis días a la semana, permitiendo a los inversionistas tomar en cuenta las noticias y acontecimientos relacionados con las divisas. Su volumen de operaciones diaria es tan grande, que podrían efectuarse operaciones de medio billón de dólares en cuestión de segundos y no mover los precios notablemente (Dolan, 2011). En promedio los volúmenes diarios de operaciones en este mercado superan los dos billones. Dicha cifra es de diez a quince veces el tamaño del volumen diario de operaciones del resto de los mercados financieros combinados. Las transacciones comerciales en el mercado de divisas representan enormes sumas nominales, pero en comparación con la cantidad de dinero que se basa en la especulación, éstas palidecen. La mayoría del volumen de operaciones en este mercado está basada en especulaciones: los inversionistas compran y venden para obtener ganancias a corto plazo en base a la fluctuación de los precios minuto a minuto, hora a hora y día a día.

Los mercados más importantes se encuentran en Londres, Nueva York y Tokio, y por ende, es en el horario de apertura de éstos cuando se concentra la mayor actividad del mercado. El horario de actividad de MD tiene una relación con los husos horarios de todo el mundo. La mayoría de los mercados de cada país abren a las 8:00 AM y cierran a las 4:00 PM en su correspondiente hora local. Operar en un horario con gran liquidez y alto volumen de transacciones ofrece una mayor oportunidad de invertir para obtener un buen rendimiento especulando sobre el comportamiento de las divisas. Dicha oportunidad suele darse en las horas cuando más de un mercado está operando al mismo tiempo (Dolan, 2011).

2.4.1 Compra y venta de divisas

Las divisas son el fundamento del MD, es decir, son el instrumento con el que se debe operar para generar ganancias. Lo primero que se necesita comprender es el tipo denominado cruce o intercambio de divisas. En la práctica esto ocurre cuando se está comprando una divisa contra otra al mismo tiempo. Los principales cruces son:

- **Euro frente al dólar americano (EUR/USD)**
- **Libra esterlina frente al dólar americano (GBP/USD)**
- **Dólar americano frente al yen japonés (USD/JPY)**
- **Dólar americano frente al franco suizo (USD/CHF)**

Por ejemplo, si el cruce entre el dólar y el euro está a un precio de 1.3171\$ en la venta y 1.3168\$ en la compra, significa que se puede comprar 1€ a 1.3168\$, o vender 1€ gastando 1.3171\$. La diferencia entre el valor de compra y de venta se le conoce como *spread*, el cual es el coste o la comisión que se debe al individuo o institución que organiza las transacciones entre un comprador y un vendedor. Para el ejemplo anterior, el valor de la comisión es: $1.3171 - 1.3168 = 0.0003\$$ (Calicchio, 2013).

Calcular las ganancias y/o pérdidas se basa en el tamaño de la posición (larga es compra, corta es venta) y el número de PIPs² que se generan o pierden. Un PIP es el incremento más pequeño en la fluctuación de los precios de las divisas, también conocidos como puntos. La mayoría de los pares de divisas utilizan cinco dígitos y dependerá del par de divisas la ubicación del punto decimal. Para los que involucran al yen

² Acrónimo de la frase en inglés “*Price Interest Point*”, cuya traducción es punto de interés en el precio.

japonés tienen dos dígitos después del punto, los otros pares de divisas tienen cuatro dígitos después del punto. Por ejemplo, supongamos que el precio del EUR/USD se mueve de 1.2853 a 1.2873, esto indica que ha subido 20 PIPs, si fuera de 1.2853 a 1.2792 indicaría que se redujo en 61 PIPs (Dolan, 2011).

2.5 Investigaciones previas relevantes

En la predicción de mercados financieros, utilizando un enfoque técnico, se tienen dos vertientes: en la primera se utilizan técnicas del tipo aprendizaje máquina procurando generar un modelo que prediga el comportamiento del mercado. Por otro lado, nos encontramos con el uso de metaheurísticas para la optimización de parámetros que componen distintas estrategias de inversión. A continuación, se presenta de manera breve algunos de los trabajos existentes en el área, así como la diferencia fundamental entre ellos.

2.5.1 Métodos de predicción vs optimización de parámetros

Cuando el problema de predicción de mercados es abordado con técnicas computacionales, se puede hacer una clasificación en dos campos distintos:

- **Generar modelos de predicción:** Estos se caracterizan por utilizar *aprendizaje de máquina*, con técnicas como: redes neuronales, programación genética y máquinas de soporte vectorial. El problema con los modelos generados con estos algoritmos es la cantidad de ruido que podrían aprender, ya que los datos históricos que modelan no tienen un comportamiento lineal y la variación de estos está relacionada con las noticias.
- **Optimización de parámetros:** Se emplean métodos como: Algoritmos Genéticos (AG) y Optimización por Enjambre de Partículas (*Particle Swarm Optimization* PSO) y cómputo evolutivo para la optimización de parámetros en estrategias de inversión, buscando encontrar los parámetros que mejoren la respuesta del modelo o estrategia de inversión propuesta, al mismo tiempo que se intenta omitir el ruido propio de los datos históricos.

2.5.1.1 El uso de Inteligencia artificial en finanzas como análisis técnico

Dentro de las técnicas de aprendizaje máquina más populares para la predicción de series de tiempo financieras se tiene a las máquinas de soporte vectorial (Vapnik y Golowich, 1995) y Redes Neuronales (McCulloch y Pitts, 1943). En la literatura se intenta lidiar con el problema del aprendizaje del ruido aplicando variantes de los métodos antes mencionados. Por ejemplo, en el trabajo realizado por Chen *et al.*, (2003), utilizan Redes Neuronales Probabilísticas (RNP) para predecir el movimiento de los precios en el mercado de valores de Taiwán, demostrando que el poder predictivo de las RNP es superior que el mostrado por la caminata aleatoria. De igual forma, se comparan las estrategias de inversión guiadas con RNP y la estrategia de comprar y mantener, observándose que las primeras tienen mayores beneficios. Esta superioridad en la predicción se adjudica parcialmente a la capacidad de las RNP de identificar datos atípicos y erróneos.

Otra forma de lidiar con el ruido característico de ese tipo de series de tiempo es utilizar métodos híbridos. Por ejemplo, Armano *et al.*, (2005) presentan un enfoque novedoso para la predicción de series de tiempo, en donde la predicción surge de una población de expertos. Utilizando un sistema que es integrado por un algoritmo genético y redes neuronales, el algoritmo genético controla el comportamiento del último. La capacidad de pronóstico del enfoque presentado al ser comparada con la estrategia de comprar y mantener tiene mejores resultados.

Huang *et al.*, (2005) emplean Máquina de Soporte Vectorial (MSV) para la predicción de series de tiempo en el mercado de valores para después comparar su desempeño con análisis de técnicas estadísticas y redes neuronales. Los autores concluyen que MSV tiene el mejor desempeño de entre todos los métodos, proponiendo además un modelo que combina todos los métodos antes mencionados. Se concluye que este último es el que tiene la mejor capacidad de predicción observada durante la investigación.

2.5.1.2 El uso de algoritmos evolutivos en finanzas como análisis técnico

Al optimizar los parámetros de las estrategias de inversión, se está refinando la calidad de respuesta del modelo al ajustar sus parámetros al comportamiento de los precios históricos de un mercado financiero.

En este tipo de algoritmos se deben sintonizar parámetros de funcionamiento de los mismos. Por ejemplo, en el trabajo de Papadamou y Stephanides (2007) utilizan un algoritmo genético implementado en MATLAB® para optimizar parámetros de la estrategia de inversión media móvil. Dicha estrategia fue aplicada en el mercado de valores, observando que el tamaño de la población es un factor determinante en el desempeño del algoritmo.

Al momento de medir el desempeño de las estrategias de inversión existen distintas métricas, las cuales son pensadas para evaluar aspectos específicos del comportamiento de las mismas. Un claro ejemplo de esto se puede observar en la investigación de Briza y Naval (2011), en la cual se optimizan los parámetros de diferentes indicadores técnicos utilizando un enfoque multi-objetivo por medio del algoritmo MPSO (*"Multi Objective Particle Swarm Optimization"* (Moore y Chapman, 1999)). Las funciones objetivo consisten en maximizar el *"Ratio Sharpe"* (Sharpe y Sharpet, 1963) y las ganancias porcentuales. Utilizan los precios de cierre en una base de datos del mercado de valores que va del 5 de febrero de 1976 al 25 de marzo del 2002. Los indicadores técnicos utilizados son: índice de dirección de movimiento, regresión lineal, media móvil de convergencia-divergencia, media móvil, parada y retorno parabólico. El parámetro que optimizan es el tamaño del periodo (número de velas a evaluar para cada indicador técnico). Se compara su rendimiento con NSGA-II (*Nondominated Sorting Genetic Algorithm II*) (Deb et al., 2002), dando como resultado un mejor desempeño del MPSO. Por otro lado, Shangkun et al. (2012) utilizan el *ratio win* y el *ratio hit* para evaluar el desempeño de estrategias de inversión optimizadas con algoritmos genéticos y programación genética. Estas estrategias se entrenan y prueban en el mercado de divisas utilizando los pares EUR/USD y USD/JPY, determinando que los beneficios obtenidos en el periodo de prueba dependerán de la similitud de tendencias con respecto al periodo de entrenamiento.

Existen trabajos donde se comparan el desempeño de algoritmos típicamente utilizados para optimizar parámetros de estrategias de inversión. Por ejemplo, Majhi et al. (2009) realizan la comparación entre algoritmos genéticos y PSO vs *"Bacterial Foraging Optimization"* (BFO) y *"Adaptative Bacterial Foraging Optimization"* (ABFO). Computacionalmente hablando, resultaron más eficientes los enfoques BFO (Passino, 2002) y ABFO (Chen et al., 2011) teniendo una predicción más precisa y una convergencia más rápida. También se han utilizado variantes de algoritmos especializadas en la optimización en series de tiempo. Por otro lado, Wang et al. (2014) emplean *"Time Variant Particle Swarm Optimization"* (TPSO), en cuya investigación se utiliza la combinación de dos reglas técnicas (media móvil y la ruptura de rango). Las combinaciones de sus parámetros generaron un total de 140 estrategias de inversión distintas, en las cuales utilizaron como función objetivo la maximización de las ganancias anuales. Como conclusión, se

reporta que los algoritmos BFO y ABFO fueron más eficientes al tener un mejor desempeño en la predicción de los precios y una convergencia más rápida que los algoritmos AG y PSO.

Además, se han propuesto variantes en las cuales se optimizan por separado el indicador y la estrategia de inversión. Un ejemplo de esto es el trabajo de Ucar *et al.* (2013), donde se propone un modelo de negocio en cascada: en el primer nivel las señales de compra y venta se crean optimizando con cómputo evolutivo los parámetros de un indicador técnico. En el segundo nivel, utilizando dichos parámetros optimizados, se realiza la optimización de los parámetros de la estrategia de inversión. Se utilizan Algoritmos Genéticos y PSO con datos del mercado de valores y al ponerlos a prueba superan la estrategia comprar y mantener.

De igual forma se ha intentado la optimización de las estrategias en función de los distintos perfiles de inversionista. Pinto *et al.* (2015) utilizan un AG multi-objetivo, donde maximizan las ganancias y minimizan el riesgo, optimizando diversas estrategias de inversión que utilizan un indicador técnico para la toma de decisiones. Los investigadores emplean una base de datos del mercado de valores, proponiendo un algoritmo adaptativo, por lo tanto, la intervención humana cuando éste opera es la mínima posible. El algoritmo es capaz de desarrollar diferentes tipos de estrategias de inversión en base a diversos perfiles de inversionista que van desde los más arriesgados hasta los más cuidadosos. Al comparar las mejores estrategias generadas por el algoritmo contra la estrategia de comprar y mantener, las primeras resultan claramente superiores.

2.5.1.3 El uso de recocido simulado en finanzas como análisis técnico

En la literatura consultada hasta el momento no se encontró registro de la aplicación de Recocido Simulado (RS) en la optimización de parámetros para estrategias de inversión, sin embargo, se ha utilizado RS para la optimización en otros problemas de finanzas. Por ejemplo, Crama y Schyns (2003) implementan RS para abordar el problema de administración de capital. Los experimentos que realizan proveen evidencia empírica de que el uso de dicha metaheurística tiene un buen desempeño para este tipo de problemas. En otra investigación realizada por Chen *et al.* (2006), plantean el uso de RS y AG para el entrenamiento de redes neuronales, las cuales son utilizadas con el fin de aproximar información desconocida en el área de negocios. Estas metaheurísticas son comparadas con *backpropagation* (Benvenuto y Piazza, 1992), la cual es una técnica habitualmente utilizada para el entrenamiento de redes neuronales. Ellos concluyen

que AG y RS tienen un mejor desempeño. En cuanto al enfoque de predicción en series de tiempo, el RS es utilizado por Lee *et al.* (2008) como un nuevo método para la predicción del clima y el movimiento de los precios en el mercado de valores de Taiwán. En el método se utiliza lógica difusa de alto orden y Recocido Simulado Genético (RSG), donde el RS adapta operadores de mutación de un AG. El método propuesto tiene un mejor desempeño en la predicción del clima que en el trabajo de Shyi-Ming Chen y Jeng-Ren Hwang (2000) y, con respecto a la predicción de movimientos en el mercado de valores de Taiwán, mejora el desempeño obtenido en los trabajos de Huarng (2001a) y Huarng (2001b), así como el rendimiento de Li-Wei Lee *et al.* (2006).

El trabajo que sirvió de inspiración para la presente investigación es el elaborado en el Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada (CICESE) por Barbosa Santoyo (2014), en donde se optimizan los parámetros de una estrategia de inversión tipo ruptura de canal. Para ello, se utilizan dos algoritmos genéticos multi-objetivo, NSGAI y SPEA2 (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2*) (Zitzler *et al.*, 2001). Las funciones objetivo son: minimizar la pérdida más grande generada por la estrategia de inversión y maximizar las ganancias promedio generadas con la estrategia. De igual manera se comparan los resultados de los mejores parámetros obtenidos contra una estrategia simple y frecuentemente utilizada como “*benchmark*” (comprar y mantener), resultando esta última con un mejor desempeño debido a que en el periodo elegido para realizar la prueba se tenía una tendencia alcista. Cuando es comparado el desempeño entre algoritmos, el que sobresale es el SPEA2. Éstos fueron probados en FOREX con los cuatro principales pares de divisas. Una de las carencias del trabajo, es el tiempo de ejecución al momento de realizar las evaluaciones de la energía en las soluciones generadas, por ello se utilizó un tamaño de población y número de generaciones pequeño, lo cual ocasionaba que el algoritmo convergiera muy rápido.

Con la implementación de un algoritmo no poblacional y del tipo búsqueda global como lo es RS, se desea mejorar el tiempo de ejecución y convergencia del proceso de optimización. De igual forma, al reportarse en la literatura un buen desempeño de este tipo de metaheurísticas para la optimización en problemas de finanzas, se espera que entregue mejores resultados.

Capítulo 3. Optimización

El término optimizar está definido por la Real Academia Española (RAE) como: “buscar la mejor manera de realizar una actividad”, por lo que en diversas áreas como ingeniería, ciencia e industria, es muy utilizado. La optimización tiene muchas y variadas aplicaciones en el “mundo real”, que pueden ir desde generar los horarios de una universidad o una aerolínea hasta el diseño del ala de una aeronave, persiguiendo el mismo fin: la selección del mejor elemento (bajo algún criterio) de un conjunto de elementos factibles, haciendo uso eficiente de los recursos disponibles. Al ser una necesidad recurrente en diferentes procesos, cada día surgen metodologías que permiten realizar numerosas tareas de optimización.

Uno de los tantos paradigmas existentes es la teoría de optimización clásica o programación matemática, la cual consiste en encontrar e identificar al mejor candidato de entre una colección de alternativas, sin tener que evaluar y enumerar explícitamente todas ellas utilizando métodos analíticos y numéricos (Pérez-Salamero *et al.*, 1999).

En este capítulo se presentan algunos conceptos básicos, con el fin de facilitar la comprensión del comportamiento de los distintos métodos utilizados para resolver problemas de optimización, así como la clasificación de los más representativos y una breve descripción de cada uno.

3.1 Conceptos básicos

Un problema de optimización consiste en maximizar o minimizar una función f para un vector x , la cual establece la abstracción del problema a resolver, eligiendo sistemáticamente posibles valores para x de algún conjunto $\Omega \mid x \in \Omega \subseteq \mathbb{R}$, para ser evaluados en $f(x)$ (ver **Figura 10**). La optimización incluye el descubrimiento de los “mejores valores” reales dado un dominio definido y contemplando las restricciones $g_k(x) \leq 0, k = \{1, 2, \dots, m\}$, y $h_j(x) = 0, j = \{1, 2, \dots, p\}$ (Rahman *et al.*, 2016).

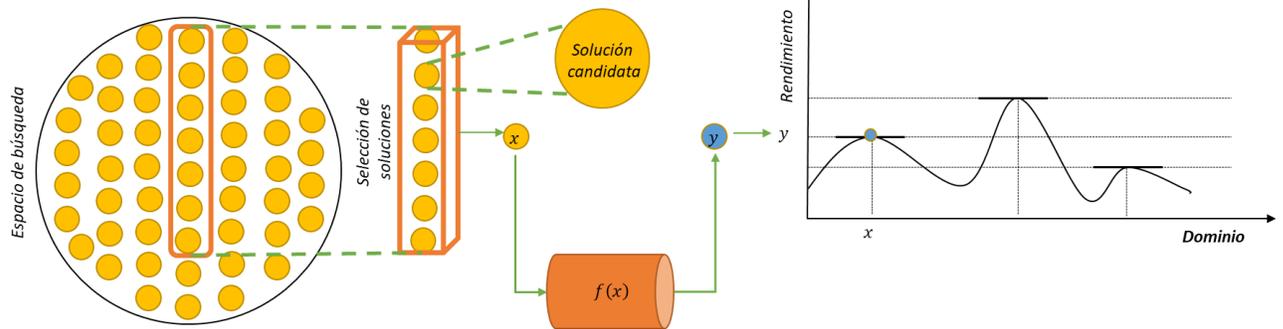


Figura 10. Representación gráfica del proceso de optimización para un problema ($f(x)$).

Los posibles valores que puede tomar x , conocida como **variable de decisión**, pueden representarse como un vector columna $x = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$ o vector fila $x^T = (x_1, \dots, x_n)$. El primer paso para abordar un problema de optimización es establecer la estructura de x , definiendo así el tipo de representación de las soluciones.

Las p ecuaciones $h_j(x) = 0$ y las m inecuaciones $g_k(x) \leq 0$ representan las limitaciones del sistema, las cuales suelen ser producto de leyes naturales o limitaciones tecnológicas y son conocidas como **restricciones del problema**.

El conjunto Ω define el **espacio de soluciones** que contiene todos los posibles valores que pueden tomar las variables de decisión, por lo tanto Ω contiene al **conjunto de soluciones factibles** S , donde se encuentran todas las soluciones que cumplen con las restricciones del problema a resolver. La función $f(x)$ es conocida como **función objetivo**, índice de rendimiento o criterio de elección. Utilizando dicha función es posible asignar un valor de energía o calidad a cada una de las posibles soluciones elegidas del conjunto S , $x \in S$, con el fin de medir el desempeño de cada una, buscando siempre obtener la mejor solución posible. Dentro del contexto de optimización matemática el adjetivo “mejor” indica los valores de las variables de decisión que producen el mínimo o máximo valor (según el criterio utilizado) de la función objetivo elegida (Koziel y Yang, 2011).

Al explorar el conjunto Ω e ir seleccionando las soluciones que la función objetivo evalúa como mejores para un problema, dado un caso de minimización sin perder generalidad, es posible encontrar dos tipos de valor mínimo u óptimo, conocidos como **óptimo local** y **óptimo global** (Figura 11). Por óptimo local se entiende una solución que tiene un rendimiento aceptable en un espacio delimitado, pero no es la mejor

que existe para todo el problema. Por otro lado, un óptimo global es la solución o conjunto de soluciones que entregan el mejor valor de energía posible para el problema. Las definiciones formales de los dos tipos de óptimo son:

Óptimo global (para un problema donde el objetivo es minimizar): Una solución $x^* \in S$ es un óptimo global si y solo si x^* tiene un mejor valor que todas las demás soluciones factibles. Es decir, $\forall x \in S: f(x^*) \leq f(x)$ (Talbi, 2009b).

Óptimo local (para un problema donde el objetivo es minimizar): Dado un subconjunto de soluciones factibles $M, M \subset S$, una solución $x^{**} \in M$, es un óptimo local si y solo si: $f(x^{**}) \leq f(x)$ para todo $x \in M$ (Werner, 1984).

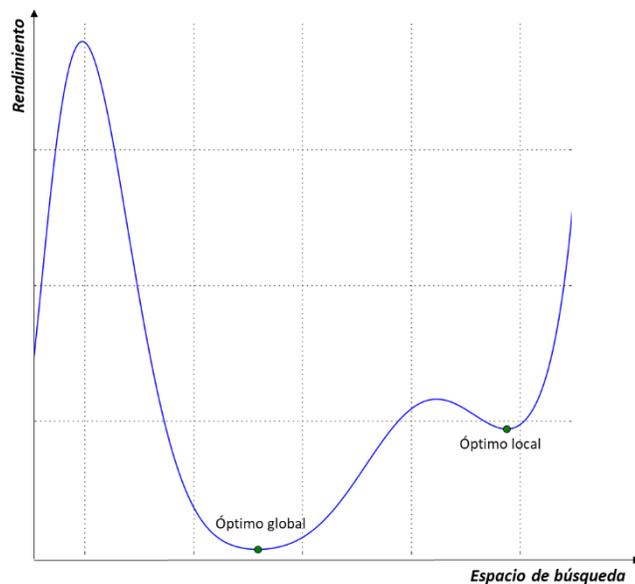


Figura 11. Óptimos locales y globales en un problema de minimización.

Para la exploración del conjunto factible existen varios métodos distintos, agrupados dentro de la programación matemática, rama de las matemáticas encargada de modelar los problemas del mundo real a ecuaciones e inecuaciones. En la siguiente sección se hace un pequeño recorrido por los métodos pertenecientes a dicha disciplina.

3.2 Técnicas para resolver problemas de optimización

La importancia de resolver problemas de optimización recae en su aplicación práctica y el gran número de áreas donde aparecen este tipo de problemas, por tal motivo existen una gran variedad de técnicas para resolverlos. Es posible clasificarlos en métodos exactos y heurísticas, conceptos muy estudiados en diferentes áreas como ciencias de la computación o investigación de operaciones.

3.2.1 Métodos exactos

Este tipo de técnicas entregan el óptimo de un problema, pero suelen estar restringidos a problemas que cumplan características definidas por el tipo de método a utilizar. Por lo general, estos métodos subdividen el conjunto de soluciones factibles S , siempre y cuando las características de dicho conjunto lo permitan, procediendo a descalificar subconjuntos hasta llegar al que contiene a la solución óptima.

A continuación se enlistan algunos de los métodos exactos más utilizados (Rothlauf, 2011):

- **Programación lineal:** Para poder utilizar este método, el problema debe tener la característica que su función objetivo y sus restricciones sean lineales. La técnica más utilizada en programación lineal es el método simplex (Dantzig *et al.*, 1955).
- **Programación dinámica:** Típicamente, los problemas que pueden ser resueltos utilizando este método suelen tener una representación recursiva en términos matemáticos, es decir, es necesario tomar decisiones en etapas sucesivas y las decisiones tomadas en una etapa condicionan la evaluación futura de la solución. El modelado en programación dinámica no sigue una forma estándar, a diferencia de la programación lineal (Bellman, 1957).
- **Ramificación y poda (*Branch and bound*):** Los problemas abordados con este método deben tener características que permitan su modelado mediante programación entera (Gomory y Gomory, 1958). Esta técnica consiste en dividir el problema principal en sub-problemas que son resueltos con programación lineal. Lo que se busca es ir descartando grupos de soluciones factibles, hasta llegar al subconjunto que contenga el óptimo (Land y Doig, 1960).

3.2.2 Heurísticas y metaheurísticas

Existen un gran número de problemas que no cumplen con las características requeridas por los métodos exactos o que resultan imprácticos de resolver por el tamaño del conjunto de soluciones que puede ser infinito en algunos casos. Para abordar este tipo de problemas complejos surge el enfoque de heurísticas y metaheurísticas. El término heurística representa la manera de buscar la solución de un problema mediante métodos no rigurosos, como por tanteo, reglas empíricas, etc. Lo anterior conlleva a tratar de encontrar soluciones a un problema con un “buen” rendimiento en términos de calidad y recursos empleados. Las metaheurísticas, por otro lado, son estrategias generales para el diseño de procedimientos heurísticos en la resolución de problemas de optimización (Melián *et al.*, 2003).

3.2.2.1 Clasificación de metaheurísticas

La clasificación más común se realiza por el número de soluciones iniciales, las cuales se van modificando a través de las iteraciones. Existen las de tipo solución única y las poblacionales. Las primeras, como su nombre lo indica, parten de una única solución inicial, mientras que la poblacional requiere más de una para iniciar el proceso de optimización. Otra manera de clasificarse es a partir del área de donde están inspiradas dando como resultado tres categorías: algoritmos evolutivos, basados en inteligencia de colonia y los inspirados en fenómenos físicos (Bandaru y Deb, 2016).

- **Algoritmos evolutivos:** Su inspiración parte del comportamiento adaptativo durante la evolución de las especies, consiguiendo que aquellos individuos con características deseables para su entorno, sean los que sobrevivan y al reproducirse entre ellos den paso a nuevas generaciones con la combinación de características de ambos padres. Adicionalmente se utiliza un mecanismo denominado mutación, el cual permite generar capacidades nuevas que no provengan por herencia y con ello potencien a las nuevas generaciones. De igual manera, se fomenta la supervivencia del más apto, es decir, soluciones que su rendimiento no estén dentro de las mejores de la población comenzarán a ser eliminadas. Un ejemplo son los algoritmos genéticos (Holland y Hayes-Roth, 1975).
- **Algoritmos basados en inteligencia de colonia:** Parten del comportamiento que tienen los individuos dentro una colonia y tienen como fin explorar de manera eficiente el conjunto de soluciones factibles. Cada individuo tiene un comportamiento simple, pero la suma del

comportamiento de cada individuo da como resultado un comportamiento más complejo. El más conocido de este tipo es el inspirado en colonias de hormigas (Beni y Wang, 1993).

- **Algoritmos inspirados en fenómenos físicos:** Los procesos físicos en los que se inspiran comparten el comportamiento de mejora en alguna de las características de la entidad puesta bajo dicho fenómeno. En esta categoría se encuentra una gama más amplia de algoritmos con respecto a las otras fuentes de inspiración. Como factor constante en todas ellas, el proceso físico mejora sus condiciones por el control o la búsqueda de una variable específica. Para ello, este tipo de algoritmo procede a realizar la búsqueda de una manera metódica que se desplaza conforme las soluciones que va visitando y su convergencia depende del paso de búsqueda, la sintonización de los parámetros del algoritmo y el punto de partida. El ejemplo más claro de este tipo de metaheurísticas y el cual es de interés para el presente trabajo, es el recocido simulado (también conocido como “*Simulated Annealing*” en inglés) (Kirkpatrick *et al.*, 1983).

3.3 Recocido simulado

En el proceso físico, el templado de metales lo que busca es encontrar la configuración idónea para las moléculas de un metal, obteniendo la eliminación de imperfecciones del mismo. Dicho proceso se compone de tres fases:

1. **Calentamiento:** El metal es expuesto a una temperatura lo suficientemente alta tal que permita excitar las moléculas lo suficiente para iniciar la búsqueda de configuraciones. Esta fase se caracteriza por la alta probabilidad asignada a movimientos que llevan a estados metaestables (óptimos locales).
2. **Mantener temperatura:** La temperatura se mantiene alta, esto con la finalidad de que las moléculas aumenten su energía y puedan desplazarse de su posición inicial, comenzando a explorar las distintas configuraciones posibles.
3. **Enfriamiento:** Se reduce la temperatura de una manera controlada, dándoles mayor probabilidad de obtener la configuración óptima a las moléculas y generando un metal más resistente.

Inspirado en el proceso físico antes mencionado, Kirkpatrick *et al.* (1983) proponen el algoritmo de recocido simulado (**RS**) para resolver problemas de diseño de circuitos y el vendedor viajero (uno de los más conocidos problemas de optimización). Su propuesta parte del algoritmo **Metropolis-Hasting**, el cual es del tipo Monte Carlo y se basa en generar cadenas de Markov (Metropolis *et al.*, 1953). El comportamiento probabilístico del algoritmo se fundamenta en la mecánica estadística, la cual es una

rama de la física que mediante la teoría de la probabilidad deduce el comportamiento de sistemas físicos; en este caso para el RS, proporciona un modelo del comportamiento de las moléculas en el proceso metalúrgico, asignando la probabilidad de un cambio de estado, es decir, si una solución debe reemplazar a otra.

El algoritmo de Metrópolis fue empleado por primera vez en el trabajo desarrollado por Metropolis *et al.* (1953) con la finalidad de simular el comportamiento de un líquido. Algunos años después Hastings (1970) generaliza el algoritmo, facilitando su uso para resolver diversos problemas de optimización combinatoria.

Recocido simulado es una metaheurística de tipo búsqueda inspirada en fenómenos físicos y se caracteriza por utilizar una solución inicial, la cual se modifica mediante pequeñas perturbaciones con el fin de generar nuevas soluciones, esperando una mejora conforme avanza la búsqueda. Si dichas modificaciones dan como resultado una solución sobresaliente, ésta sustituirá a la mejor conocida hasta ese punto. La búsqueda continuará hasta que no se pueda encontrar una solución mejor que la actual o se cumpla con un criterio de parada. Una desventaja de este tipo de métodos es que son susceptibles a quedar atrapados en óptimos locales; para escapar de estos valores, el recocido simulado permite la elección de posibles soluciones que no son mejores que la solución actual. El control de la preferencia de este tipo de soluciones se determina de manera probabilística. En el **Algoritmo 1** se puede observar el pseudocódigo para el RS canónico:

Algoritmo 1: Recocido Simulado

Entrada: Esquema de enfriamiento $g(T)$, temperatura inicial T_0 .

1. $x = x_0$ /* Generar solución inicial */
2. $T = T_0$
3. **Ciclo**
4. **Ciclo**
5. Generar un vecino aleatorio x'
6. $\Delta E = f(x') - f(x)$
7. **Si** $\Delta E \leq 0$ **Entonces** $x = x'$ /* Aceptar solución vecina */
8. **Sino** Aceptar x' con una probabilidad $\exp\left(\frac{-\Delta E}{T}\right)$
9. **Fin** Condición de equilibrio
10. $T = g(T)$ /* Actualización de la temperatura */
11. **Fin** Condición de parada

Salida: Mejor solución encontrada x

La entrada del algoritmo es el esquema de enfriamiento, cuya función será controlar el decremento de la variable T durante la ejecución, T es el valor numérico que representa la temperatura en nuestro algoritmo, con valor de entrada T_0 . El primer paso es la generación de la solución que se utilizará como punto de partida para comenzar nuestra búsqueda. En la línea dos se inicializa la temperatura con $T = T_0$. A continuación, se empieza a iterar hasta que se cumpla la condición de parada, la cual puede ser un número de iteraciones determinado previamente. El ciclo comprendido de la línea cuatro a la nueve, es utilizado para la generación de soluciones vecinas x' a partir de la solución x (línea cinco). Después, en la línea seis se calcula la diferencia de función objetivo ΔE entre las soluciones x' y x . Sin perder generalidad, considerando un caso de minimización se evalúa cual es la solución con menor valor en la función objetivo. En el supuesto que $f(x') < f(x)$ entonces la solución x será remplazada por x' , de lo contrario se realiza la acción expresada en la línea ocho, en la cual se calcula la probabilidad que tendrá la solución x' de ser elegida para sustituir a la actual x . Dicha probabilidad está dada por la formula $\exp\left(\frac{-\Delta E}{T}\right)$, donde T es la temperatura. En la línea nueve se verifica que se cumpla la condición de equilibrio (este concepto se explica más adelante en este mismo capítulo), la cual será un número de iteraciones determinado. Una vez que el ciclo interno termina, en la línea diez se decrece la temperatura utilizando el esquema de enfriamiento. En la línea once se verifica la condición para detener la ejecución del RS. De no cumplir con ésta, el ciclo interno se vuelve a ejecutar. Al finalizar el RS, se entrega como solución final, la que mejor desempeño tuvo durante toda la ejecución. En la **Tabla 1** se describen los conceptos que resultan análogos del proceso físico del templado de metales.

Tabla 1. Analogía entre el proceso físico y el algoritmo de recocido simulado (Talbi, 2009b).

Sistema físico	Problema de optimización
Estados del sistema	Soluciones factibles
Energía	Función objetivo
Cambio de estado	Solución en el entorno
Temperatura	Parámetro de control
Estado congelado	Solución entregada por la heurística

3.3.1 Componentes principales

Hasta el momento se mencionó que recocido simulado es una metaheurística, la cual explora el espacio de búsqueda desplazándose de manera aleatoria por el mismo, lo que involucra la posibilidad de converger

rápidamente a óptimos locales. Sin embargo, de controlarse adecuadamente, el factor probabilístico puede ayudar a escapar de óptimos locales promoviendo la búsqueda del óptimo global. Los componentes principales de RS son:

3.3.1.1 Mecanismo de enfriamiento

Es el grado de disminución de la temperatura para intentar alcanzar una configuración óptima (global) en el sistema. La temperatura se debe reducir a lo largo de la ejecución del RS, de manera controlada y gradual. Talbi (2009) menciona los siguientes mecanismos de enfriamiento:

Lineal: La actualización de la temperatura está dada por la función $T_\eta = T_0 - \beta\eta$, donde T_η es la temperatura en la iteración η , T_0 es la temperatura inicial y β es un valor constante.

Geométrico: La función de enfriamiento es $T_\eta = \alpha T_0$ y el intervalo para α es $[0,1]$.

Logarítmico: La temperatura T en la iteración η está determinada por $T_\eta = \frac{T_0}{\log(\eta)}$.

El mecanismo adecuado es el que mantenga relación entre la calidad de la solución generada y el tiempo de cómputo requerido para ello. Dependiendo de las características propias del problema, se puede elegir de manera experimental el que cumpla con la relación antes mencionada.

3.3.1.2 Solución inicial

En RS existen dos enfoques para generar la solución inicial: generarla de manera aleatoria o iniciar con una solución obtenida a partir de otro método de optimización. Generar una solución inicial a partir de un algoritmo o técnica incrementa de manera considerable el tiempo de cómputo utilizado por RS y no garantiza la obtención de mejores resultados (Talbi, 2009b).

3.3.1.3 Temperatura inicial

En el proceso metalúrgico se necesita que la temperatura sea lo suficientemente alta en un inicio, suscitando que todas las moléculas estén lo suficientemente excitadas para que logren encontrar el orden óptimo en las etapas siguientes. Análogamente, en RS es necesario que la variable temperatura sea tan alta en un inicio, permitiendo seleccionar un mayor número de soluciones con bajo rendimiento, con el fin de mejorar la exploración del espacio de soluciones. Para ello se debe elegir de manera correcta dicho parámetro antes de iniciar la búsqueda. En la literatura se han propuesto varios métodos para encontrar la temperatura inicial idónea (Talbi, 2009b), dado que no existe una temperatura inicial única que funcione eficientemente para los diversos problemas de optimización. Algunos de los principales métodos sugeridos en la literatura se describen a continuación:

Kirkpatrick *et al.* (1983) definen la temperatura inicial como $T_0 = \Delta E_{max}$, donde ΔE_{max} es la máxima diferencia de rendimiento encontrado entre dos soluciones pertenecientes al mismo vecindario. Otro enfoque con un paradigma más preciso propone que $T_0 = k\sigma_\infty^2$, donde k es una constante típicamente establecida en el rango $[5,10]$ y σ_∞^2 es la varianza de los rendimientos cuando la temperatura tiende a infinito, cuyo cálculo dependerá de la generación aleatoria de algunas soluciones.

Johnson *et al.* (1991) proponen otro procedimiento usando la fórmula $T_0 = \frac{\overline{\Delta E}}{\ln(r_0)}$, donde $\overline{\Delta E}$ es el promedio de las diferencias en las transiciones positivas y r_0 es el radio deseado de soluciones aceptadas, comúnmente fijado en la literatura con un valor de 0.8.

Por último, se presenta el algoritmo propuesto por Ben-Ameur (2004), el cual se compone de dos fases: la primera es de inicialización y la segunda itera hasta encontrar la temperatura que cumpla con el radio de aceptación fijado previamente (ver **Algoritmo 2**).

Algoritmo 2: Cálculo de la temperatura inicial del RS

Entrada: Tasa de soluciones aceptadas r_0 , umbral ϵ , real p ($p \geq 1$).

1. $\eta = 1$
2. $T_\eta = \text{Temperatura arbitraria}$
3. Estimar el tamaño de la muestra $|S|$ necesario para calcular $\hat{R}(T)$
4. Generar y ordenar el conjunto $|S|$ con transiciones aleatorias y positivas
5. **Ciclo**
6.
$$\hat{R}(T) = \frac{\sum_{t \in S} e^{\left(-\frac{E_{max,t}}{T_\eta}\right)}}{\sum_{t \in S} e^{\left(-\frac{E_{min,t}}{T_\eta}\right)}}$$
7. **Si** $|\hat{R}(T) - r_0| \leq \epsilon$
8. **Ir a línea 11**
9. **Sino**
10.
$$T_{\eta+1} = T_\eta \left(\frac{\ln(\hat{R}(T_\eta))}{\ln(r_0)} \right)^{\frac{1}{p}}$$
11. $\eta = \eta + 1$
12. **Fin**
13. **regresa** T_η

Salida: T_0

Los parámetros de entrada en el algoritmo son r_0 que denota el radio de aceptación buscado; ϵ es el margen de error, es decir, la diferencia mínima entre el radio de aceptación buscado y el generado por el algoritmo en la iteración η ; y por último p , el cual es un número real mayor o igual a 1, en la demostración de convergencia de Ben-Ameur (2004) se le asigna un valor de 1. En la primer línea se inicializa el contador de iteraciones del algoritmo. En la segunda línea se inicializa la variable T_1 con una temperatura elegida de manera arbitraria. Este número debe ser positivo y puede tomar el valor de la temperatura generada por alguno de los métodos anteriormente mencionados. La tercer línea estima el tamaño de la muestra de soluciones generadas aleatoriamente $|S|$ para poder calcular el radio de aceptación $\hat{R}(T)$ con las temperaturas generadas por el algoritmo. La cuarta línea genera y ordena el conjunto $|S|$ de soluciones aleatorias de transiciones positivas. El algoritmo comienza a iterar en la línea cinco: se calcula el radio de aceptación bajo la temperatura T_η (línea 6). Posteriormente, se compara el radio de aceptación bajo esa temperatura y el radio de aceptación r_0 (línea 7). Si la diferencia entre ellos es menor o igual a ϵ se detiene el algoritmo (línea 8) y regresa la temperatura que se generó en $\hat{R}(T)$ (línea 13). De no cumplir con la condición anterior se calcula una nueva temperatura $T_{\eta+1}$ (línea 10) y se incrementa el contador de las

iteraciones (línea 11). Al finalizar el algoritmo devuelve la temperatura inicial adecuada para ser utilizada en el RS.

3.3.1.4 Vecindario

Antes de comenzar a describir este componente, se dará una breve introducción del concepto vecindario en los algoritmos de tipo búsqueda. Un vecindario son todas las soluciones x' derivadas a partir de una solución x . Para generarlas se utiliza un operador de movimiento m que produce una pequeña variación en x . Una definición formal proporcionada por Talbi (2009) se describe a continuación:

La función de vecindario N es un mapeo $N : S \rightarrow 2^{|S|}$ que asigna a cada solución $x \in S$ un conjunto de soluciones $N(x) \subset S$. Una solución x' en el vecindario de x ($x' \in N(x)$) es llamado vecino de x . El radio del vecindario es la distancia que existe entre las soluciones x' que se generan al aplicar el operador m a la solución x .

Existen dos tipos de problemas de optimización: la continua y la discreta. Esta clasificación se determina por el espacio de búsqueda (para los primeros es \mathbb{R}^n mientras que para los segundos es un conjunto finito o contable infinito, por ejemplo, enteros, permutaciones, etc.). Por lo general en problemas continuos se utiliza la distancia euclidiana para estimar la cercanía entre dos soluciones. En el caso de los problemas discretos, una de las métricas más comunes es la distancia de Hamming. Típicamente se utiliza una distancia de Hamming igual a 1 y para la distancia euclidiana se utiliza una menor que ε . La **Figura 12** ejemplifica el vecindario de un problema de optimización continua y otro discreto.



Figura 12. Vecindario de un problema continuo (izquierda) y discreto con representación binaria (derecha). El círculo representa el vecindario de la solución x en un problema continuo de dos dimensiones. Los nodos del hipercubo representan las soluciones del problema discreto. En el caso de la solución $(0,1,0)$, su vecindario está dado por las soluciones $\{(0,1,1), (1,1,0), (0,0,0)\}$.

El tamaño del vecindario $|N(x)|$ está determinado por el radio del mismo, por ejemplo, para una representación discreta de un vector binario de tamaño k , donde la distancia de Hamming aceptada es de 1, se tiene que $|N(x)|$ es igual a k . En una representación continua, en donde se tiene un vector de tamaño k , las distintas combinaciones que generen la distancia euclidiana $\leq \varepsilon$ es infinito, por lo que se maneja el tamaño de vecindario k^2 (Talbi, 2009a). Este valor usualmente es utilizado en los problemas cuyo vecindario es de un tamaño exponencial en relación con el número de parámetros a optimizar, con la ventaja de explorar gran parte del espacio de búsqueda y el tiempo de cómputo invertido sigue siendo razonable.

3.3.1.4.1 Mecanismo para generar vecindario

El tipo de operador de movimiento m aplicado para provocar la perturbación y con ello generar el vecindario depende del tipo de representación de las soluciones factibles. Al definir la representación se debe tomar en cuenta cómo se va a realizar la evaluación de las soluciones. Aunque pueden existir muchas maneras de representar las soluciones para un problema dado, una representación debe tener las siguientes características:

- **Integridad:** Todas las soluciones relacionadas con el problema deben poder ser representadas.
- **Conectividad:** Debe existir un camino de búsqueda entre dos soluciones del espacio. Cualquier solución factible especialmente el óptimo global debe poder alcanzarse.
- **Eficiencia:** La representación debe ser fácil de manipular por los operadores de movimiento. La complejidad temporal y espacial de los operadores que son utilizados para la generación de vecindario deben ser reducidos.

Existen algunas representaciones clásicas que se utilizan comúnmente para resolver una gran variedad de problemas de optimización como por ejemplo:

Binaria: En esta representación, las variables de decisión denotan la presencia o ausencia de un elemento o una decisión del tipo si/no. El operador de generación de vecindario más representativo, para un vector binario, es denominado “*flip bit*” y consiste en seleccionar por algún criterio (aleatorio o inteligente) alguno de los componentes del vector e invertir dicho valor, es decir, si el valor es 1 el vecino poseería un 0 en dicha posición (Soni y Kumar, 2014).

Permutación: Muchos problemas de secuenciación, planificación y enrutamiento se consideran como problemas de permutación. Estos son representados por una permutación $\pi = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n)$. Cualquier elemento del problema debe aparecer solo una vez en la representación. Uno de los operadores más utilizados para la generación de vecindario es el denominado “*swap*” o intercambio de elementos, este puede realizarse de manera aleatoria o empleando un criterio inteligente. También se tiene al operador “*insert*” en el cual se elimina un elemento en una posición y se coloca en otra. Ambas posiciones se eligen de manera aleatoria (Talbi, 2009a).

Vector de valores reales: Para problemas de optimización continua, la representación natural se basa en valores reales, por ejemplo, esta se utiliza habitualmente en problemas de optimización continua no lineal. Para la generación de vecindario en este tipo de representación el operador más utilizado es: “*uniform*”, el cual cambia uno de los valores de la solución inicial por uno elegido de forma aleatoria (distribución uniforme) respetando límites adecuados al problema (Soni y Kumar, 2014).

3.3.1.5 Probabilidad de elección

La probabilidad de elección es el componente que diferencia RS de otras heurísticas del tipo búsqueda, donde comúnmente el criterio de elección depende del desempeño de las soluciones y por lo tanto solo se eligen las mejores. Inspirado en el proceso metalúrgico, la temperatura interviene en el cálculo de la probabilidad de elección que caracteriza al RS, buscando controlar la elección de soluciones que no mejoran aquellas previamente visitadas. Para este fin se utiliza el factor de Boltzmann, definido por:

$$\frac{F(\text{estado2})}{F(\text{estado1})} = e^{-\frac{E_1 - E_2}{KT}}. \quad (10)$$

En la mecánica estadística el factor de Boltzmann depende de la diferencia de energía entre dos estados E_1 y E_2 , la constante de Boltzmann K (en general no es considerada en problemas de optimización) y la temperatura termodinámica del sistema T . Análogamente en RS, $\Delta f(x)$ corresponde a la diferencia en rendimiento entre la solución actual y la vecina, t_η es la temperatura en la iteración η , dando como resultado la siguiente ecuación:

$$P(\Delta f(x), t_\eta) = \exp\left(\frac{-\Delta f(x)}{t_\eta}\right) > b. \quad (11)$$

Esta expresión incorpora el umbral b que es un número generado de manera aleatoria en un rango de $[0,1]$ y mediante esta desigualdad, se tiene un criterio de elección basado en el comportamiento de partículas en un sistema físico (Kirkpatrick *et al.*, 1983).

Mientras más cercano a cero sea el valor numérico de la razón entre la diferencia de energía y la temperatura, la probabilidad de elección tenderá a ser 1. Para obtener una probabilidad que tienda a cero, la razón debe tener un valor cercano a uno. Por ello, a mayor temperatura, mayor será la probabilidad de elegir soluciones con peor rendimiento. De igual forma, mientras más grande sea la diferencia de energía entre dos soluciones que se estén comparando, le corresponderá una baja probabilidad de aceptar la menos apta (**Figura 13** (Talbi, 2009b) y **Figura 14**).

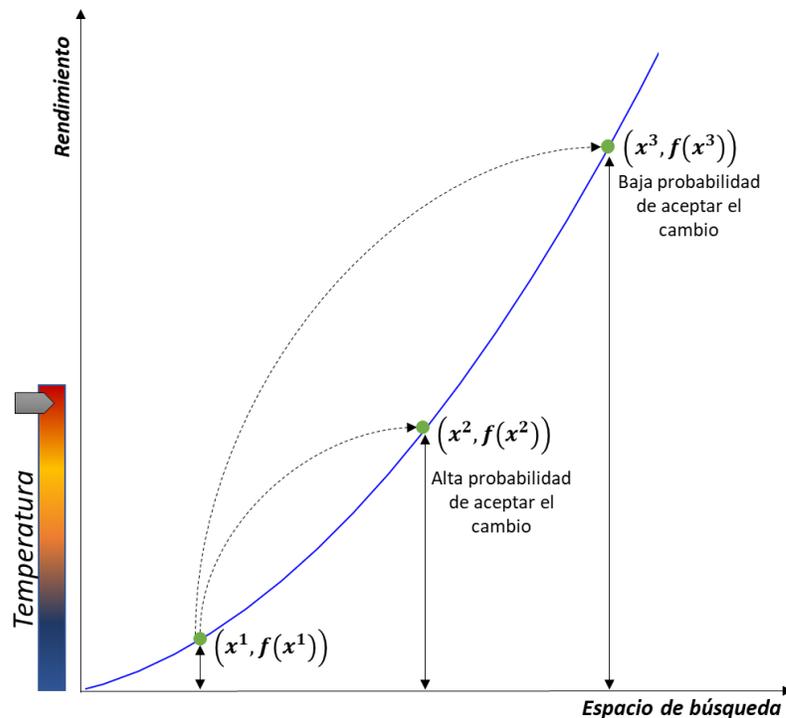


Figura 13. Probabilidades de elección bajo una temperatura alta y considerando la transición de la solución x^1 a las soluciones x^2 y x^3 .

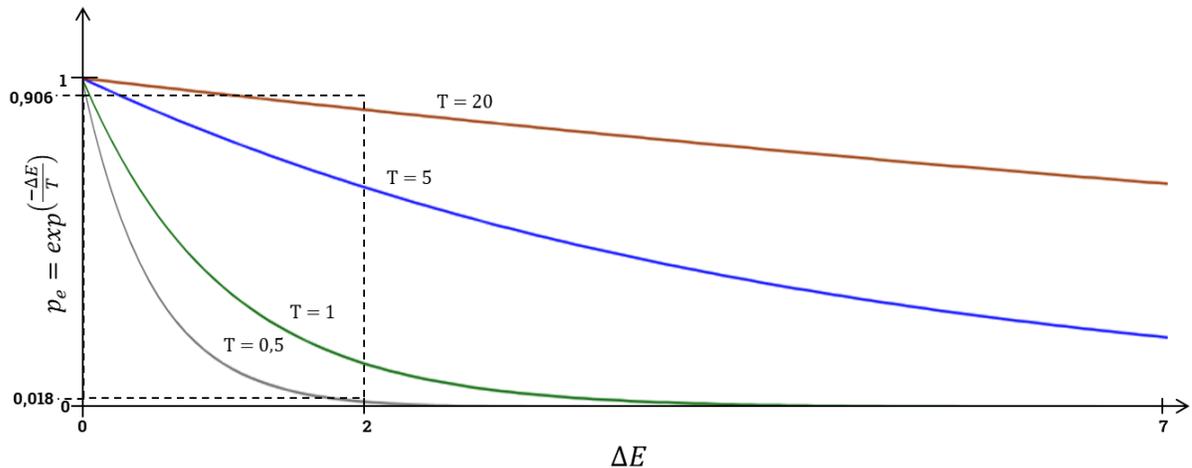


Figura 14. Comportamiento de la probabilidad de elección en relación con la diferencia de energía, utilizando diferentes temperaturas. Por ejemplo, cuando $\Delta E = 2$, es 50 veces menos probable un movimiento si $T = 0,5$ que si $T = 20$.

En la implementación del RS desarrollado en este trabajo de investigación se utilizó la Ecuación 11 para el cálculo de la probabilidad de elección.

3.3.1.6 Estado de equilibrio

Se dice que la búsqueda alcanza un estado de equilibrio bajo una temperatura, cuando se ha explorado lo suficiente un área del espacio de soluciones factibles. Talbi (2009b) sugiere que el número de iteraciones para cada temperatura podría ser exponencial al tamaño del problema, lo cual resulta difícil de aplicar en la práctica. El número de iteraciones debe establecerse según el tamaño del problema y debe ser proporcional al tamaño del vecindario $|N(x)|$. En otras palabras, este componente se determina según el número de soluciones generadas bajo una misma temperatura. Con esto se desea realizar la exploración de un mismo sector del espacio de búsqueda con la finalidad de explotarlo de manera eficiente, logrando encontrar un óptimo global y/o escapando de un óptimo local. Para ello, Talbi (2009) menciona dos métodos distintos para obtener el estado de equilibrio en cada T_η :

- **Estático:** Las soluciones visitadas se establecen antes de que se inicie la búsqueda y está estrechamente relacionado al tamaño del vecindario.

- **Adaptativo:** El número de soluciones generadas bajo una misma temperatura dependerá de las características del espacio de búsqueda del problema.

3.3.1.7 Criterio de parada

El enfoque tradicional sugiere que las iteraciones del RS se detengan cuando la temperatura sea igual a cero. El problema con este criterio es que puede llegar a ser muy tardado y por tanto impráctico. Otros enfoques proponen detener la ejecución cuando la probabilidad de hacer movimientos sea insignificante. Talbi (2009) menciona tres criterios de parada adicionales:

- **Definir una temperatura final:** Consiste en determinar, de manera experimental, una temperatura cercana a cero con el fin de no desperdiciar recursos, puesto que en ocasiones (dependiendo del problema) el valor óptimo o la convergencia del algoritmo suceden en una temperatura por encima de cero.
- **Número de iteraciones:** Esto se puede realizar de dos maneras; la primera es fijar un número de iteraciones determinado de manera experimental, la otra consiste en esperar un número de iteraciones sin obtener una mejora en las soluciones.
- **Radio de aceptación:** Se consideran las soluciones aceptadas bajo una misma temperatura. Si el número de soluciones es más bajo que un umbral preestablecido (el radio de aceptación), es momento de que RS termine su ejecución.

Capítulo 4. Implementación de la metodología

A pesar de que se han propuesto muchas investigaciones sobre la creación de sistemas para realizar inversiones en los Mercados Financieros (MF), no existe una metodología completamente establecida y probada. La principal razón se debe a que el éxito de dichos sistemas de negocios está más relacionado con la generación de ganancias que con el ámbito científico, por ello los creadores de dichos sistemas protegen su capital intelectual. Cavalcante *et al.* (2016) proponen una metodología para la creación de sistemas inteligentes de negocios, la cual fue adaptada para la elaboración de este trabajo. En el presente capítulo se aborda y describe la implementación de dicha metodología.

4.1 Preparación de la información

Este proceso resulta fundamental al proporcionarnos la materia prima con la cual trabajar, para ello se realizaron las siguientes actividades:

- **Definición de las variables de entrada:** En este punto se elige el tipo de información empleada para realizar la predicción del mercado. Como se revisó en el Capítulo 2, se tienen variables macroeconómicas como el estado financiero del mercado y los precios históricos. Dado que en la presente investigación se utiliza el análisis técnico para la predicción de mercados, las variables de entrada consistieron en los precios históricos, particularmente los precios de apertura, cierre, máximos y mínimos.
- **Definición de las variables de salida:** Serán los parámetros optimizados de la estrategia de ruptura, estrategia de inversión seleccionada para el desarrollo de este trabajo. Dichos parámetros se abordarán con mayor detalle en la Subsección 4.3.
- **Adquisición de las series de tiempo:** En este apartado se realizó la recolección de la información utilizada para el entrenamiento y prueba del modelo generado por el sistema inteligente de negocio. La información fue obtenida en el sitio web de Dukascopy Bank, el cual es un banco en línea que cuenta con servicios de trading con especial atención a las divisas y lingotes. Dukascopy Bank está regulada por la Autoridad de Supervisión del Mercado Financiero Suizo FINMA tanto como banco y como agente de valores. Esta institución fue elegida como fuente de los datos históricos debido a su renombre en el área de inversiones en línea y en específico del mercado FOREX. En particular, se adquirió la información de los cuatro principales pares de divisas (EUR/USD, GBP/USD, USD/CHF, USD/JPY). En la **Tabla 2** se muestran detalles de dicha información:

Tabla 2. Información detallada de los datos históricos descargados de Dukascopy (<https://www.dukascopy.com/>).

Archivos históricos originales				
Pares de divisas	Número de registros	Fecha inicial	Fecha final	Tamaño de vela
EUR/USD	1,353,238	1971-01-04	2017-03-22	5 min
GBP/USD	1,340,886	1993-05-12	2017-03-22	5 min
USD/CHF	1,345,602	1971-01-04	2017-03-22	5 min
USD/JPY	1,352,344	1971-01-04	2017-03-22	5 min

- **Pre-procesamiento de la información:** En esta etapa, la información adquirida en el proceso anterior pasó por un tratamiento con la finalidad de asegurar la calidad de dichos datos.
 - **Depuración lógica:** Constó de eliminar aquellos registros que no cumplieran con cierta coherencia lógica, de acuerdo con los siguientes puntos:
 - *Fechas duplicadas:* Cuando más de un registro tenía el valor de fecha y hora exactamente igual, solo debía quedar en el archivo uno de ellos.
 - *Precios negativos:* Ninguno de los datos numéricos en el archivo histórico puede ser negativo, por tanto, cualquier registro de este tipo debe ser eliminado.

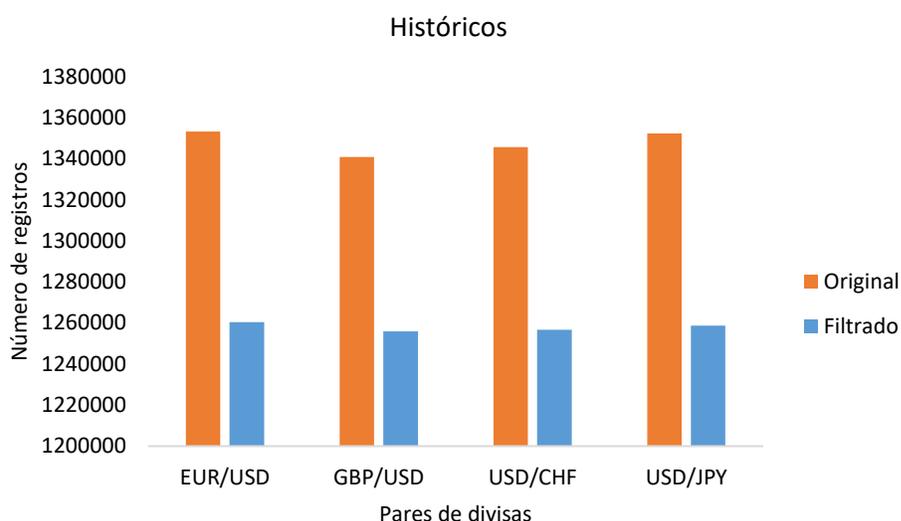
Una vez concluida la depuración lógica, se pudo observar que el archivo de datos históricos contenía vacíos de fechas muy grandes. Por ejemplo, el primer registro del par EUR/USD pertenecía al año 1971 y el registro siguiente era de 1980, lo cual genera inconsistencias en la serie que se denominan “lagunas” (*gaps*).

- **Detección de lagunas:** Para asegurar la integridad de los datos, se procedió a calcular por año el tamaño de las lagunas, con la finalidad de obtener aquellos años con menos lagunas y que éstas fueran de menor tamaño. Una vez determinados los años que no cumplieran con dicha restricción (no contener lagunas de un tamaño superior a tres días, sin contar los fines de semana) se procedió a eliminarlos, quedando los archivos históricos como se muestra en la **Tabla 3**:

Tabla 3. Datos históricos después de la depuración lógica y eliminación de lagunas.

Archivos históricos depurados				
Par de divisas	Número de registros	Fecha inicial	Fecha final	Tamaño de vela
EUR/USD	1,260,342	2000-01-03	2016-12-30	5 min
GBP/USD	1,255,890	2000-01-03	2016-12-30	5 min
USD/CHF	1,256,742	2000-01-03	2016-12-30	5 min
USD/JPY	1,258,629	2000-01-03	2016-12-30	5 min

La cantidad de registros eliminados después de aplicar las restricciones anteriores fue considerable. La **Figura 15** muestra una comparativa entre el número de registros en los archivos originales y el número de registros después de ser sujetos a filtrado.

**Figura 15.** Gráfica comparativa del número de registros antes y después de la depuración.

- **Relleno de lagunas:** Por último, se utilizó una media móvil simple con el fin de rellenar lagunas o “gaps” de tamaño 2 hasta 20 velas. Esta técnica se implementó con la finalidad de tener la menor pérdida posible de información sin que los datos calculados aumentaran de manera significativa el ruido inherente de las series de tiempo financieras. Su aplicación y tamaño de laguna elegido fue tomado de Raudys *et al.* (2013). La idea general de esta técnica es calcular los datos faltantes de la serie de tiempo utilizando el valor promedio de n datos previos al inicio de cada laguna. En la **Figura 16** se muestra el número de registros antes y después de aplicar la media móvil simple:

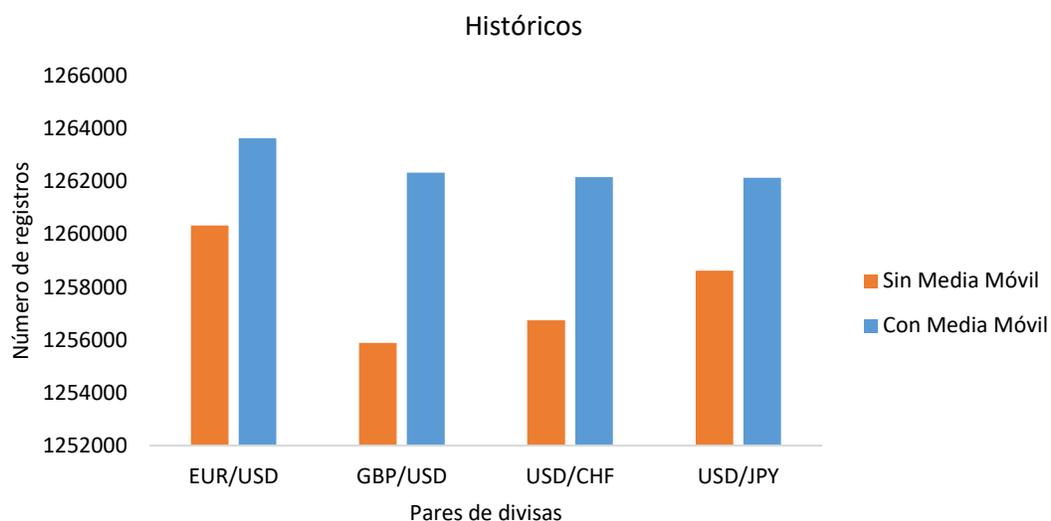


Figura 16. Gráfica comparativa del número de registros antes y después de la Media Móvil.

- **Estructuración de los datos:** Una vez concluido el preprocesamiento, los archivos históricos se dividieron en dos partes. Una de ellas fue utilizada como base de datos de entrenamiento, y la otra utilizada como periodo de pruebas. En la **Tabla 4** se muestran los detalles de dicha estructuración por par de divisas.

Tabla 4. Estructura de la información por par de divisas.

Archivos curados para el periodo de entrenamiento

Pares de divisas	Número de registros	Fecha inicial	Fecha final	Tamaño de vela
EUR/USD	819,025	2000-01-03	2010-12-31	5 min
GBP/USD	817,697	2000-01-03	2010-12-31	5 min
USD/CHF	817,726	2000-01-03	2010-12-31	5 min
USD/JPY	817,482	2000-01-03	2010-12-31	5 min

Archivos curados para el periodo de pruebas

Pares de divisas	Número de registros	Fecha inicial	Fecha final	Tamaño de vela
EUR/USD	444,609	2011-01-03	2016-12-30	5 min
GBP/USD	444,643	2011-01-03	2016-12-30	5 min
USD/CHF	444,438	2011-01-03	2016-12-30	5 min
USD/JPY	444,668	2011-01-03	2016-12-30	5 min

4.2 Estrategia de inversión y evaluación de su desempeño

La estrategia de inversión elegida para el presente trabajo es la de tipo ruptura de canal descrita en la Subsección 2.3.1.10. Posee características que la hacen una excelente candidata para la optimización de sus parámetros:

1. Es ampliamente utilizada en la práctica por los inversionistas profesionales.
2. Es capaz de adaptarse a tendencias alcistas o bajistas.
3. Su funcionamiento es fácil de comprender, de igual forma su implementación para el trading automático es sencilla.
4. Existe la oportunidad de optimizar el periodo, el cual es un valor que se asigna de manera arbitraria en la versión clásica de esta estrategia.

En la **Figura 17** se observan los parámetros a optimizar los cuales son: el periodo, la Entrada, SP (Salida con pérdida para soporte y resistencia) y SG (Salida con ganancias para soporte y resistencia). Esta estrategia contempla dos conceptos clave en la predicción de mercados la resistencia y el soporte.

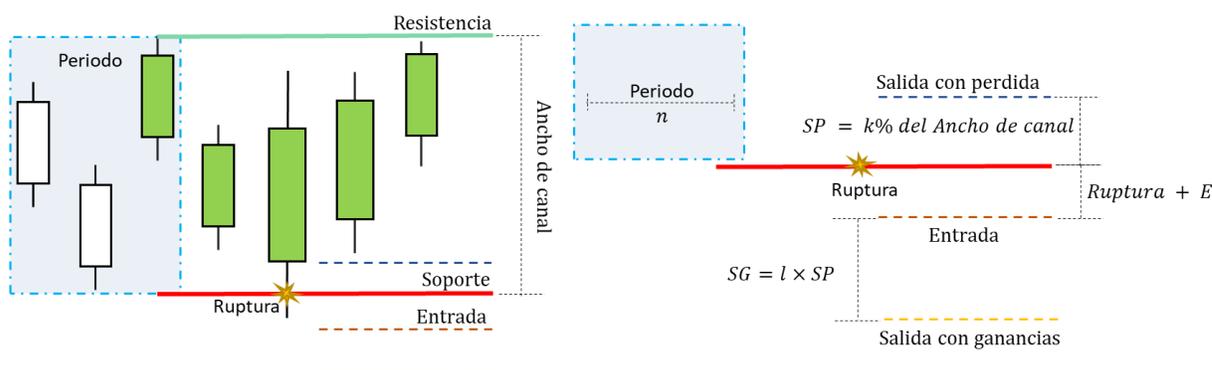


Figura 17. Parámetros de la estrategia de ruptura de canal.

La métrica para medir el desempeño de los parámetros optimizados está relacionada, como ya se mencionó en la Subsección 1.4, con un perfil conservador. *Ratio Sterling* (R^S) es la métrica que se ajusta mejor a dicho perfil, de manera general, definida por la razón entre las utilidades totales y la pérdida más grande obtenida durante el periodo que la estrategia estuvo activa.

4.3 Definición del algoritmo

Recocido Simulado fue el algoritmo seleccionado para la optimización de los parámetros de la estrategia de inversión. RS es uno de los algoritmos probabilísticos más representativos por sus buenos resultados en diferentes áreas de aplicación. Su implementación es sencilla y el número de parámetros a configurar se reduce a la temperatura inicial y el número de iteraciones. Otros parámetros como el tamaño del vecindario han sido ampliamente estudiados contando por lo tanto con valores bien definidos. Además, al no ser de tipo poblacional, sus tiempos de cómputo pueden llegar a ser menores que estos (Talbi, 2009b). A continuación, se proporcionan los parámetros utilizados en la propuesta de RS implementada en el presente trabajo, propuesta que tiene por nombre *Trader Forex Simulated Annealing* (TFX-SA).

- Temperatura inicial:** Para el cálculo de este parámetro se utilizó el algoritmo propuesto por Ben-Ameur (2004) visto en el Capítulo 3. En total, tres técnicas diferentes fueron empleadas para calcular la temperatura con la que se comienza a iterar en dicho algoritmo (temperatura T_0). Las técnicas seleccionadas fueron los métodos de Kirkpatrick *et al.* (1983), White (1984) y Johnson *et al.* (1991). El algoritmo de Ben-Ameur (2004) se ejecutó una vez con cada uno de los valores generados por las otras técnicas. Como se puede apreciar en la **Tabla 5**, las tres ejecuciones convergen al mismo valor como temperatura inicial para el algoritmo TFX-SA, independientemente del parámetro de entrada.

Tabla 5. Resumen de resultados al aplicar los distintos métodos para calcular la temperatura inicial de Ben-Ameur (2004).

Referencia	Método	Valor T_0	Temperatura inicial de Ben-ameur (2004)
Kirkpatrick <i>et al.</i> (1983)	$T_0 = \Delta E_{max}$	17.8496	22.9117
White (1984)	$T_0 = k\sigma_\infty^2$	50.6547	22.9125
Johnson <i>et al.</i> (1991)	$T_0 = \frac{\overline{\Delta E}}{\ln(r_0)}$	6.9320	22.9080

- Esquema de enfriamiento:** Como se mencionó previamente, en la literatura existen muchos mecanismos de enfriamiento cuyo desempeño dependerá principalmente de las características del problema. En el caso de TFX-SA se desconoce cuál es el mejor esquema de enfriamiento, por lo que se implementaron tres mecanismos (lineal, geométrico y exponencial). La **Figura 18** ilustra el comportamiento esperado en cada uno de ellos, utilizando la temperatura inicial calculada con

el algoritmo de Ben-ameur (2004) y un número de iteraciones determinadas de manera experimental.

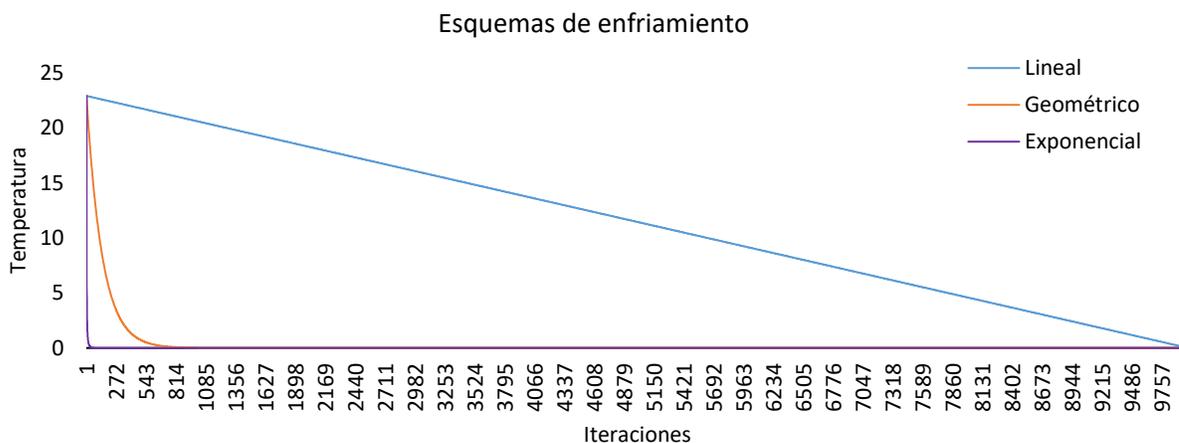


Figura 18. Comportamiento de los distintos esquemas de enfriamiento, con una temperatura inicial $T_0 = 22.9125$ y 10,000 iteraciones.

Como se puede apreciar, el enfriamiento lineal es el método que tiene un decrecimiento de la temperatura de manera constante, mientras que los otros dos cambian abruptamente y convergen muy pronto. Con dichas características, se esperaría que la probabilidad de seleccionar soluciones peores en el primero vaya decreciendo lentamente (con la finalidad de salir de óptimos locales), mientras que en los otros dos se tenga el efecto de un algoritmo elitista, es decir, después de unas cuantas iteraciones solo se seleccionarían las mejores soluciones generadas.

- **Solución inicial:** La estructura de datos elegida para la representación de la solución fue un arreglo, el cual se compone de siete elementos, que corresponden a los parámetros de una estrategia de ruptura de canal (ver Capítulo 2). Los primeros tres valores del arreglo pertenecen a la resistencia del canal (parámetros de compra), mientras que las localidades cuarta a la sexta están relacionadas con el soporte del canal (parámetros de venta). El último elemento del arreglo corresponde al periodo, el cual indica el número de velas a analizar para encontrar el máximo y mínimo que definirán la amplitud del canal. Los elementos del arreglo se enlistan en la **Figura 19**, siendo definidas como de tipo flotante:
 - **Entradas (e_1, e_2):** Indica cuantos PIPs esperar antes de iniciar una operación de compra (e_1) o venta (e_2) en el mercado (la operación es una compra si se rompe la resistencia y una venta cuando la ruptura ocurre por el soporte). Se restringen los valores proporcionados para este parámetro en el intervalo de [1,50] PIPs. Este intervalo se

obtuvo de forma empírica, puesto que cuando se utilizaban valores superiores a 50 PIPs, con frecuencia en el entrenamiento las estrategias que los utilizaban no realizaban ninguna operación en el mercado, pues el precio de entrada nunca era alcanzado.

- **Salidas con pérdida (sl_1, sl_2):** El parámetro sl_1 está relacionado con la resistencia mientras que sl_2 corresponde al soporte. Ambos especifican un porcentaje de la amplitud del canal. Los valores que pueden tomar estos parámetros se encuentran en el intervalo de [10%, 80%]. Dicho intervalo se estipuló para evitar que el precio de salida con pérdida sea mayor a la amplitud de canal.
- **Salidas con ganancia (tp_1, tp_2):** El primer parámetro está relacionado con la resistencia (tp_1) mientras que el segundo (tp_2) está destinado para el soporte. Estos parámetros tienen una relación mínima uno a uno con el valor en PIPs de las correspondientes variables de salida con pérdidas. Los límites de ambos parámetros son [1, 3], estableciendo como cota superior, tres veces la distancia entre el precio de entrada y la salida con pérdida, con la finalidad de correr un menor riesgo.
- **Periodo (p):** Este valor determina el número de velas japonesas a analizar para encontrar el precio máximo y mínimo que definirá la amplitud del canal. Esta característica marca una diferencia con respecto a la estrategia de ruptura tradicional, que requiere de manera arbitraria dos precios máximos y mínimos para trazar el canal. En el presente trabajo, los límites para este parámetro fueron elegidos pensando en que como mínimo se analizarían dos horas y media de precios para buscar el inicio de una tendencia y como máximo 15 días. Estos lapsos corresponden a 30 y 4500 velas japonesas de cinco minutos, respectivamente. Dichos valores se tomaron considerando que el mercado de divisas es muy volátil, por ejemplo, las tendencias suelen tener duraciones cortas de tiempo (horas o días) en comparación con otros mercados que pueden durar meses.

Basada en esta representación, la solución inicial fue generada de manera aleatoria, parámetro por parámetro, respetando siempre los límites de cada uno de ellos.

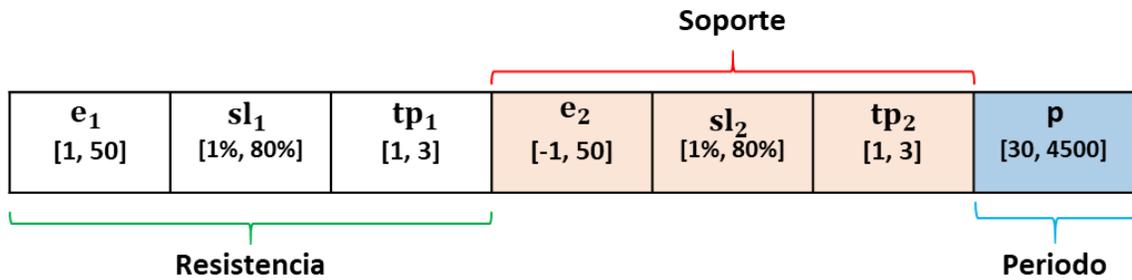


Figura 19. Representación de la solución utilizada en TFX-SA. Los parámetros e_1, sl_1 y tp_1 corresponden a los valores de entrada, salida con pérdida y salida con ganancia, respectivamente, para la resistencia. De manera similar, los parámetros e_2, sl_2 y tp_2 corresponden al soporte. El parámetro p es el valor del periodo. Los valores entre corchetes corresponden al intervalo de valores que puede tomar cierto parámetro.

- **Generación de vecindario:** En la generación de un vecindario a partir de una solución inicial, el primer paso es realizar pequeñas perturbaciones a los valores que componen dicha solución. Para calcular el tamaño de una perturbación Δ se proponen los siguientes dos métodos:
 - **Aleatorio:** Este método consiste en generar un número aleatorio b , que puede tomar valores de manera uniforme sobre el intervalo permitido para cada parámetro al que se aplicara la perturbación, esto es, $\Delta = b, b \in \{[1, 50], [1, 80], [1, 3], [30, 4500]\}$.
 - **T-Normalizada:** Supone la generación de un número aleatorio b como en el caso anterior, pero ahora dicho número se pondera utilizando la temperatura de la iteración en la que se genera el vecindario, esto es $\Delta = T_\eta b$.

El siguiente paso es definir la manera en que la perturbación generada se aplicará a la solución. A dicho mecanismo se le conoce como generación de vecindario, que para el caso del algoritmo TFX-SA, se proponen los siguientes dos:

- **K-Insert:** Consiste en elegir de manera aleatoria un número k que determinará el número de parámetros a modificar en la solución inicial. La selección de dichos parámetros se realiza también de manera aleatoria, aplicando uno a uno la perturbación calculada con alguno de los métodos antes descritos.
- **Reboot:** A diferencia del procedimiento anterior, en el método Reboot todos los parámetros que componen la solución inicial se modifican aplicando la perturbación calculada con alguno de los métodos propuestos anteriormente.

Proceso para generar un vecino:

- ✓ Elegir el parámetro al que se aplicará la perturbación: Esto es realizado por cualquiera de los dos métodos propuestos para generar el vecindario.
- ✓ Calcular el tamaño de la perturbación: El tamaño de la perturbación se calcula respetando siempre los límites de cada parámetro, utilizando alguno de los métodos antes descritos para dicho fin.
- ✓ Aplicar la perturbación: De manera aleatoria se elige el tipo de operación a realizar (suma o resta) para aplicar la perturbación calculada en el paso previo.

Las actividades anteriores se repiten tantas veces como parámetros deban ser modificados para generar un vecino.

- **Estado de equilibrio:** Este mecanismo intenta mantener una exploración adecuada del espacio de búsqueda bajo una misma temperatura, con respecto al número de parámetros a optimizar. Como ya se explicó en la Subsección 3.3.1.6, lo recomendable es generar un vecindario cuyo tamaño sea igual al cuadrado del número de parámetros a optimizar. En el caso del TFX-SA, se plantean optimizar un total de siete parámetros, por lo que el tamaño de vecindario recomendado sería de 49 soluciones. Para manejar números cerrados, el tamaño de vecindario utilizado en este trabajo es de 50 por vecindario.
- **Condición de parada:** La condición de paro determinada para el algoritmo TFX-SA está dada por el número de iteraciones. Dicho valor fue calculado de manera empírica de la siguiente manera: se realizaron 30 ejecuciones del algoritmo TFX-SA, con cada una de las doce configuraciones posibles entre mecanismos de enfriamiento, mecanismos para generar vecindario y métodos para calcular la perturbación ($3 \times 2 \times 2$). En cada iteración se calculó el promedio y la desviación estándar de los valores obtenidos para la función objetivo. Para la prueba empírica se utilizaron como límite 10,000 iteraciones. En la **Figura 20** se muestra el comportamiento promedio de la desviación estándar en dichas pruebas. Como se puede observar, la iteración en la cual el valor de energía converge ocurre en la iteración 9, 881. Sin embargo, al no representar mucha diferencia en el consumo de recursos computacionales, se eligieron 10,000 iteraciones como el criterio de parada para el TFX-SA.



Figura 20. Desviación estándar promedio de los valores de energía obtenidos en todas las configuraciones por número de iteración.

4.3.1 Implementación del TFX-SA

Una vez que se contaba con todos los componentes definidos para el algoritmo TFX-SA, se procedió a su implementación. Para ello, se utilizó la plataforma de simulación Metatrader 4 la cual está especializada en el mercado de divisas y cuenta con lenguaje de programación propio el cual tiene por nombre MetaQuotes Language 4 (MQL4). Este lenguaje es especializado en la creación de robots comerciales, indicadores técnicos, scripts y bibliotecas de funciones para la plataforma comercial. Esta característica lo hace apropiado para reducir el tiempo de ejecución, pues cuenta con funciones optimizadas para el tratamiento de series de tiempo financieras. La codificación del TFX-SA se realizó completamente en este lenguaje. Por otro lado, también se utilizaron otros lenguajes de programación para el desarrollo de este proyecto:

- Matlab: Fue utilizado para la generación de scripts, los cuales se enfocaron en el análisis estadístico descriptivo de todos los datos obtenidos durante la experimentación con el TFX-SA. De igual manera se desarrolló el módulo de evaluación de función objetivo del TFX-SA para comparar el tiempo de ejecución. Su elección se debe a la fácil implementación de análisis automatizado de información.
- Python: Esta herramienta se empleó para el desarrollo de scripts, los cuales fueron utilizados en las labores de pre-procesamiento así como en la manipulación previa del análisis de los datos obtenidos al ejecutar el TFX-SA. También se desarrolló el módulo de evaluaciones de función objetivo, para comparar el tiempo de ejecución. En particular, la librería Pandas (Python, 2017) fue de gran utilidad en la manipulación de series de tiempo.

4.4 Entrenamiento de la estrategia de inversión

La ejecución del TFX-SA en esta etapa se realiza con la finalidad de entrenar a la estrategia de inversión, es decir, optimizar sus parámetros.

El entrenamiento de la estrategia de ruptura de canal, así como los precios históricos utilizados en esta fase de la metodología, fueron aprovechados para realizar la “sintonización del algoritmo TFX-SA”. Lo anterior consiste en determinar cuál es la configuración (combinación de métodos y/o mecanismos propuestos en la subsección 4.3) que favorece el desempeño del algoritmo. Para ello, se realizaron 30 ejecuciones por cada configuración, implementando como constante la temperatura inicial $T_0 = 22.9125$ y el número de iteraciones (10,000), estos valores fueron calculados en etapas previas de la metodología. La información recaudada con las 30 ejecuciones fue utilizada para elaborar estadística descriptiva, es decir, obtener valores promedio, desviación estándar y razón de cambio promedio (derivada discreta) de los valores de energía obtenidos.

Otro análisis realizado fue una comparativa entre el desempeño de los algoritmos TFX-SA, SPEA2 y NSGAI. El primero es el propuesto en el presente trabajo, los otros dos fueron implementados por Santoyo (2014). Para realizar dicha comparación se tomó el mismo periodo de entrenamiento que en el trabajo utilizado como “*benchmark*” (2011) en el par de divisas EUR/USD y se realizaron nuevamente 30 ejecuciones del algoritmo TFX-SA.

En las pruebas de normalidad y análisis estadístico, se utilizaron el lenguaje R y el software estadístico Minitab. Ambos contaban con rutinas para realizar de manera automática el análisis correspondiente.

4.5 Pruebas

Una vez que la estrategia fue entrenada, se eligen los parámetros que obtuvieron el *ratio Sterling* más grande y se utilizan para ver su desempeño en los datos históricos dispuestos en este periodo. En esta etapa se desea determinar, qué tan bueno es el desempeño de la estrategia de ruptura de canal frente a la clásica estrategia de comprar y mantener. Se observó el comportamiento de las estrategias con mayor energía en el periodo de entrenamiento, pero ahora en el periodo de prueba.

Capítulo 5. Experimentos y resultados

Con la finalidad de dar respuesta a la pregunta de investigación (Sección 1.2) y determinar si los objetivos del trabajo fueron cumplidos, se diseñaron e implementaron algunos experimentos mediante simulación en la plataforma MetaTrader. Los datos recolectados a lo largo de la etapa de experimentación fueron analizados mediante diferentes pruebas y estudios que se resumen en el presente capítulo.

5.1 Sintonización del algoritmo TFX-SA

El criterio utilizado para elegir a los “mejores” métodos o mecanismos para el funcionamiento del TFX-SA, fue evaluar su desempeño en función de la energía de las soluciones generadas bajo cada una de las configuraciones. En la **Tabla 6** se muestra la nomenclatura utilizada para los distintos mecanismos a sintonizar los cuales fueron previamente descritos en el Capítulo 4.

Tabla 6. Nomenclatura utilizada para los componentes del algoritmo TFX-SA.

Componentes TFX-SA		
Tipo	ID	Nombre
Método de perturbación	D1	T-Normalizada
	D2	Aleatorio
Esquema de enfriamiento	E1	Lineal
	E2	Geométrico
	E3	Exponencial
Generación de vecindario	V1	K-Insert
	V2	Reboot

Al realizar la combinatoria entre los métodos propuestos, se obtienen 12 configuraciones distintas, las cuales fueron evaluadas durante este trabajo (**Tabla 7**).

Tabla 7. Configuraciones de métodos en el TFX-SA.

ID	Configuración	ID	Configuración	ID	Configuración
1	E1_V1_D1	5	E2_V1_D1	9	E3_V1_D1
2	E1_V1_D2	6	E2_V1_D2	10	E3_V1_D2
3	E1_V2_D1	7	E2_V2_D1	11	E3_V2_D1
4	E1_V2_D2	8	E2_V2_D2	12	E3_V2_D2

Cada configuración fue ejecutada 30 veces utilizando los parámetros con los valores que se muestran en la **Tabla 8**. Este experimento se realizó en la base de datos de entrenamiento sobre los 4 principales pares de divisas (EUR/USD, GBP/USD, USD/CHF, USD/JPY):

Tabla 8. Parámetros calculados previamente para el TFX-SA

Parámetros	
T_0	22.91
Tamaño vecindario	50
Iteraciones	10,000
Función objetivo	<i>ratio Sterling (R^S)</i>

Las 12 configuraciones fueron analizadas de acuerdo con el comportamiento promedio de la función objetivo o energía ($R_{Promedio}^S$), la desviación estándar (σ) y la razón de cambio promedio ($\hat{\Delta}$), con el fin de estudiar el rendimiento del algoritmo propuesto. El primer dato hace referencia a la calidad promedio de las soluciones encontradas con el algoritmo TFX-SA utilizando una configuración puntual. La desviación estándar proporciona información sobre la variación de las energías entre las mejores soluciones encontradas por configuración, una menor desviación implica que la configuración tiende a obtener en diferentes ejecuciones soluciones finales más cercanas al promedio, lo que la hace más confiable. La razón de cambio promedio se calcula analizando la diferencia de calidad entre las soluciones pertenecientes a iteraciones contiguas (derivada discreta), reflejando que tan rápido o lento converge el algoritmo: a mayor razón de cambio promedio, su convergencia es más lenta.

5.1.1 Resultados en el par de divisas EUR/USD

En la presente subsección se presentan los resultados del comportamiento de cada una de las 12 configuraciones propuestas, correspondiente al par de divisas EUR/USD en el periodo de entrenamiento.

En la **Figura 21** se presenta el rendimiento promedio de las cuatro posibles configuraciones manteniendo el esquema de enfriamiento lineal (E1) fijo, aplicado a dicho periodo. Al momento de comparar las configuraciones, E1-V1-D2 (ver **Figura 21(b)**) presenta el mejor desempeño promedio ($R^S = 45.9288$) en su última iteración, además de la desviación estándar más alta, $\sigma = 7.9867$. De igual manera esta configuración genera una razón de cambio igual a 0.0054 en promedio, siendo ésta la de mayor valor en ese cuadro comparativo. Lo anterior es posible observarlo en la correspondiente curva, la cual presenta una mayor inclinación y bajo nivel de convergencia. Por el contrario, en la **Figura 21(c)** se observa la configuración (E1-V2-D1) con el peor desempeño promedio ($R_{Promedio}^S = 37.9720$), la desviación estándar más baja ($\sigma = 3.8897$) y la razón de cambio promedio ($\hat{\Delta}=0.0039$) más pequeña.

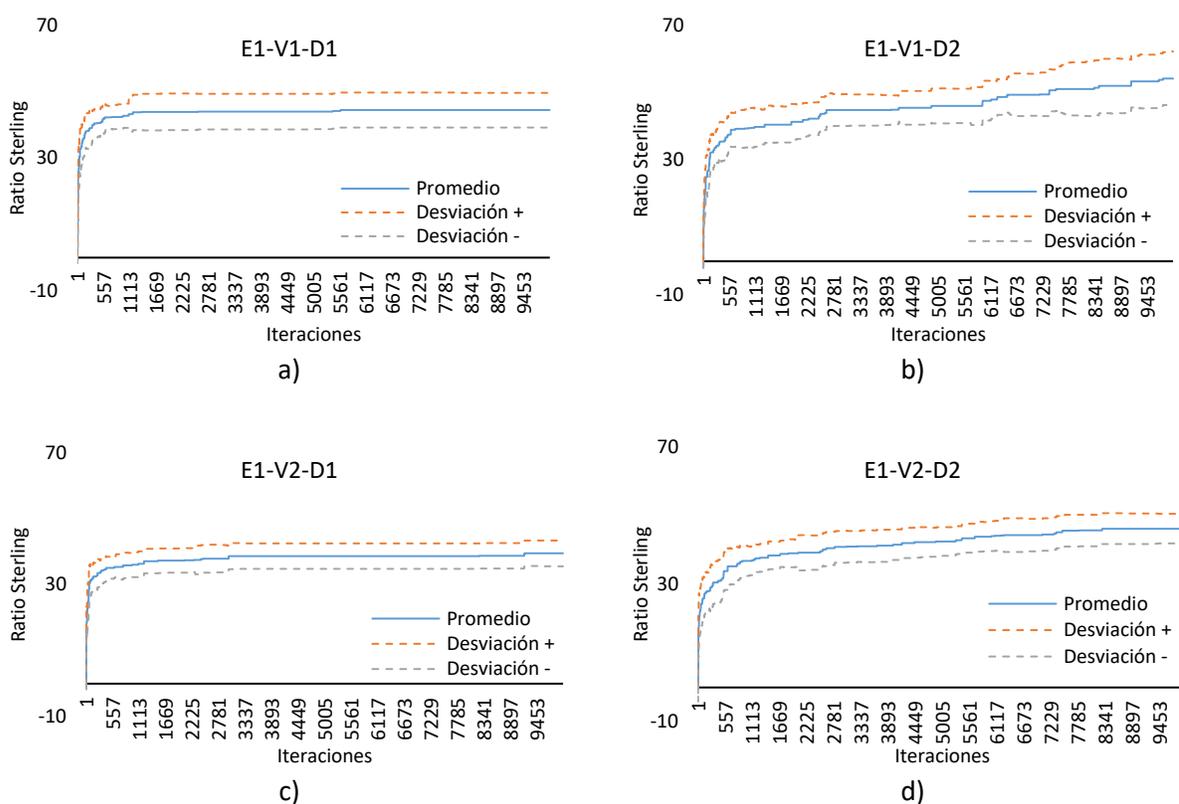


Figura 21. Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento lineal (E1) para el par de divisas EUR/USD: a) Configuración con K -Insert y T-Normalizada (E1-V1-D1); b) Configuración con K -Insert y Aleatorio (E1-V1-D2); c) Configuración con Reboot y T-Normalizada (E1-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E1-V2-D2).

La **Figura 22** presenta el rendimiento promedio de las cuatro posibles configuraciones manteniendo el esquema de enfriamiento geométrico (E2) constante, aplicado al periodo de entrenamiento del par de divisas EUR/USD.

Como se puede observar, las configuraciones E2-V1-D1 (**Figura 22(a)**) y E2-V2-D1 (**Figura 22(c)**) presentan el desempeño promedio más bajo, con rendimientos de $R_{Promedio}^S = 33.5315$ y $R_{Promedio}^S = 29.4054$, respectivamente. Vale la pena resaltar que la configuración E2-V1-D1 es la que presenta menor desviación estándar (4.9906) a pesar de su bajo desempeño. Con respecto a la razón de cambio promedio, la que presenta menor valor es la configuración E2-V2-D1 ($\hat{\Delta} = 0.0030$), cuyo rendimiento se mantiene constante durante un gran número de iteraciones. Por otro lado, los valores más altos en cada una de las características analizadas se obtienen en la configuración E2-V1-D2 (**Figura 22(b)**). Dicha configuración obtiene un rendimiento promedio igual a 49.5484 en *ratio Sterling*, una desviación estándar de 12.1841 y una razón de cambio promedio de 0.0054.

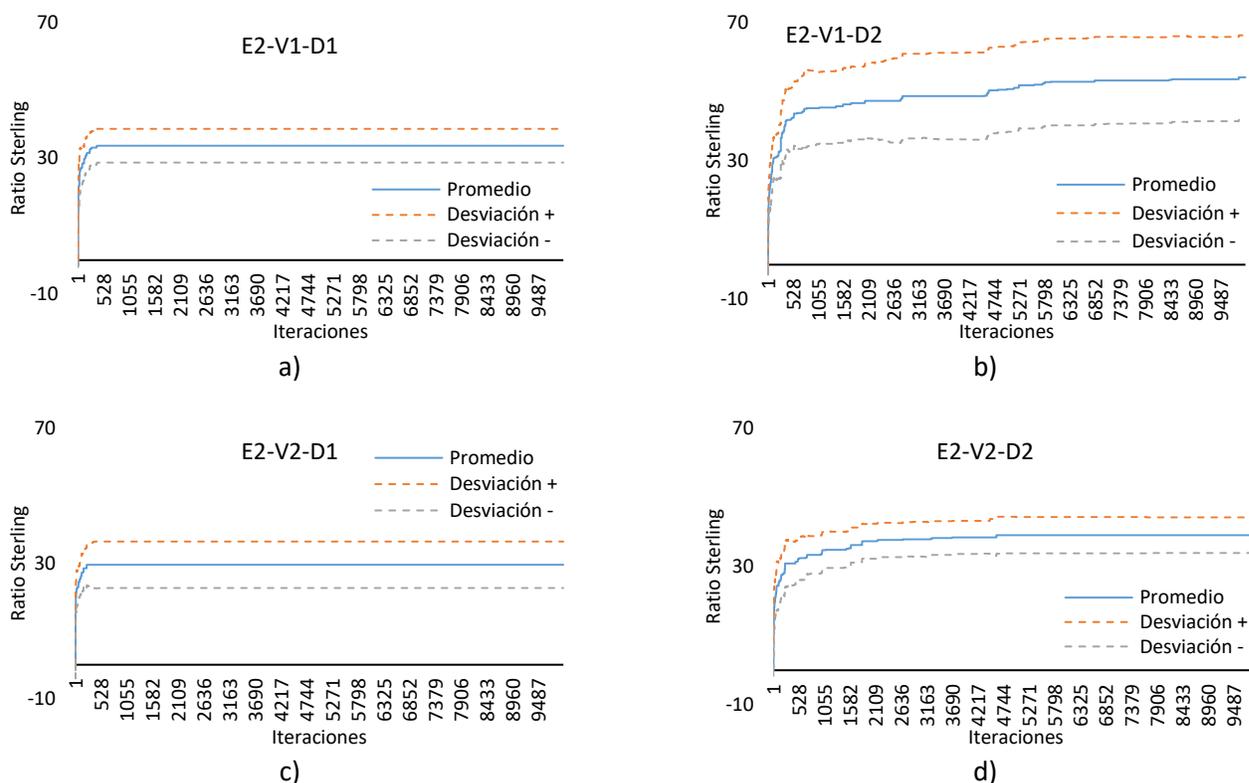


Figura 22. Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento geométrico (E2) para el par de divisas EUR/USD: a) Configuración con *K-Insert* y *T-Normalizada* (E2-V1-D1); b) Configuración con *K-Insert* y Aleatorio (E2-V1-D2); c) Configuración con Reboot y *T-Normalizada* (E2-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E2-V2-D2).

En la **Figura 23** se presenta el rendimiento promedio de las cuatro posibles configuraciones manteniendo fijo el esquema de enfriamiento exponencial (E3), aplicado al periodo de entrenamiento del par de divisas EUR/USD.

Observe que el mecanismo *K-Insert* (V1) y la perturbación aleatoria (D2) son los que componen la configuración que obtiene el mejor desempeño promedio con un valor $R_{promedio}^S = 49.7365$. Dicha configuración también presenta los valores más grandes en desviación estándar ($\sigma = 8.7388$) y razón de cambio promedio ($\hat{\Delta} = 0.0053$).

Por el contrario, la configuración E3-V1-D1 es la que ofrece el valor en *ratio Sterling* más bajo ($R_{promedio}^S = 13.0236$), siendo también la que presenta la razón de cambio promedio más pequeña ($\hat{\Delta} = 0.0013$). En términos de desviación estándar, la configuración E3-V2-D2 es la que presenta el menor valor ($\sigma = 5.3975$).

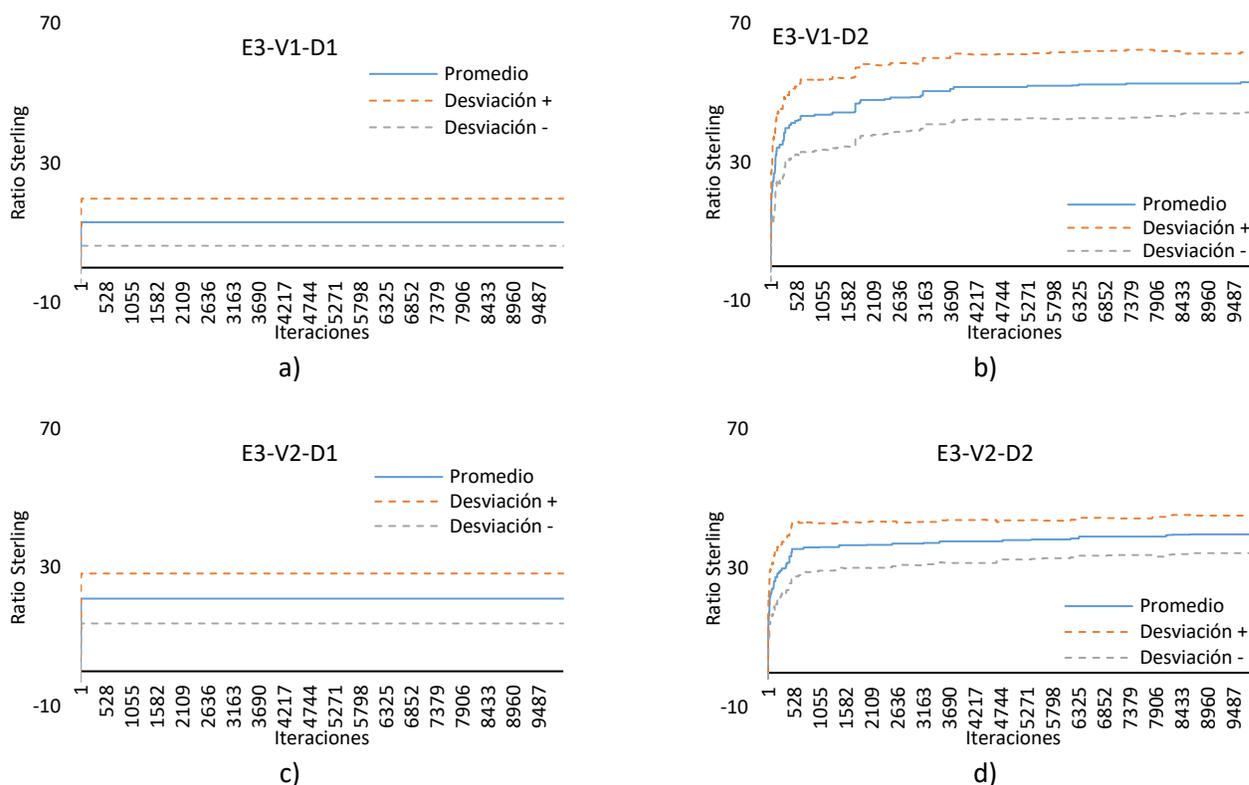


Figura 23. Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento exponencial (E3) para el par de divisas EUR/USD: a) Configuración con *K-Insert* y T-Normalizada (E3-V1-D1); b) Configuración con *K-Insert* y Aleatorio (E3-V1-D2); c) Configuración con Reboot y T-Normalizada (E3-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E3-V2-D2).

5.1.2 Resultados en el par de divisas GBP/USD

En la presente subsección se presentan los resultados del comportamiento de cada una de las 12 configuraciones propuestas, correspondiente al par de divisas GBP/USD en el periodo de entrenamiento.

En la **Figura 24** se presenta el rendimiento promedio de las cuatro posibles configuraciones manteniendo el esquema de enfriamiento lineal (E1) fijo, aplicado a dicho periodo. La configuración más destacada es E1-V1-D2 (ver **Figura 24(b)**) debido a que presenta el desempeño promedio más alto ($R_{Promedio}^S = 50.2070$). De igual forma se aprecia un crecimiento en la energía de las soluciones encontradas con dicha configuración a lo largo de las 10,000 iteraciones, lo que se ve reflejado en su razón de cambio promedio que resulta la más grande observada en la **Figura 24** ($\hat{\Delta} = 0.0068$). La configuración con la desviación estándar más grande es E1-V1-D1 ($\sigma = 9.3690$).

En caso contrario se tiene a la configuración E1-V2-D1, la cual presenta los valores más bajos en los tres descriptores analizados: desempeño promedio ($R_{Promedio}^S = 32.4022$), desviación estándar ($\sigma = 5.9782$) y razón de cambio promedio ($\hat{\Delta} = 0.0033$).

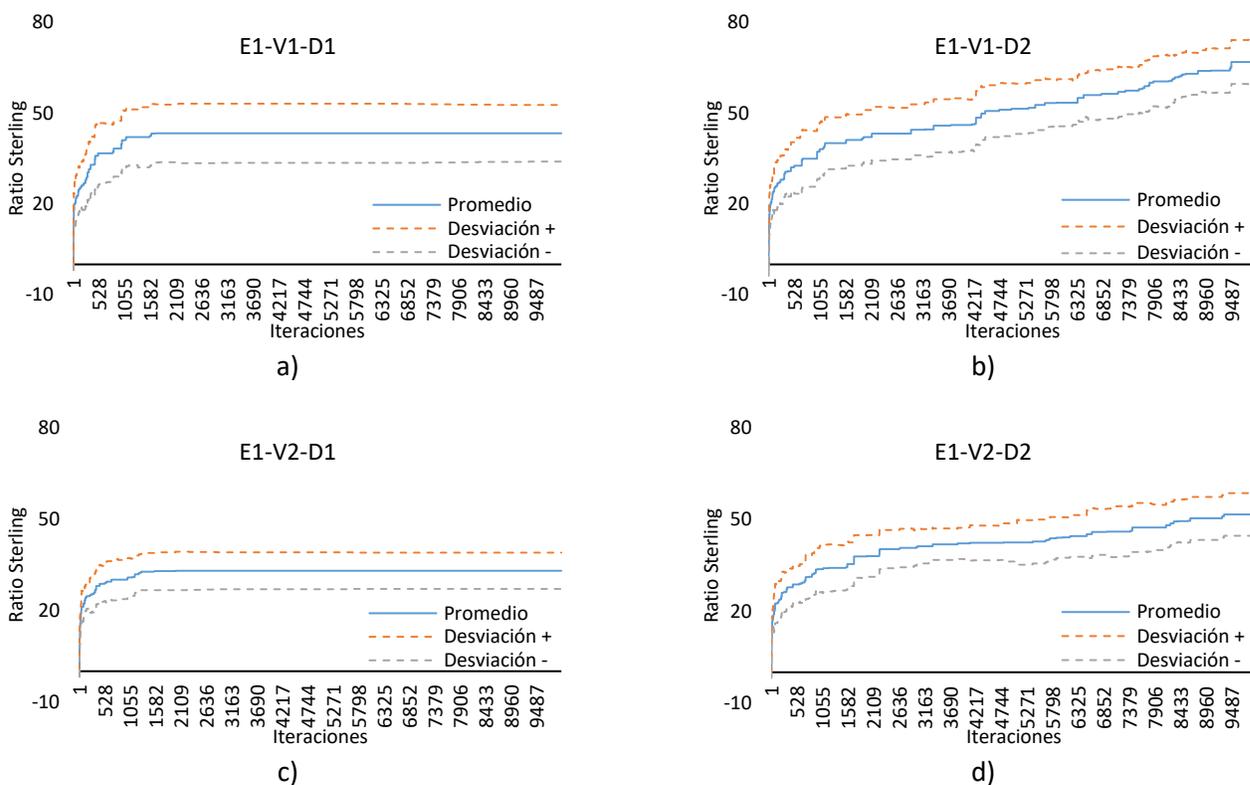


Figura 24. Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento lineal (E1) para el par de divisas GBP/USD: a) Configuración con K-Insert y T-Normalizada (E1-V1-D1); b) Configuración con K-Insert y Aleatorio (E1-V1-D2); c) Configuración con Reboot y T-Normalizada (E1-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E1-V2-D2).

La **Figura 25** presenta el rendimiento promedio de las cuatro posibles configuraciones manteniendo el esquema de enfriamiento geométrico (E2) constante, aplicado al periodo de entrenamiento del par de divisas GBP/USD.

Como se puede observar, los valores de energía más altos son reportados por la configuración E2-V1-D1 con un valor promedio de 55.8392. De igual forma, presenta la desviación estándar más grande ($\sigma = 13.4193$) así como la razón de cambio más significativa ($\hat{\Delta} = 0.0061$).

El desempeño promedio más bajo ($R_{Promedio}^S = 23.3951$) lo presenta la configuración E2-V2-D1, que también obtiene los valores más bajos para la desviación estándar ($\sigma = 5.0401$) y la razón de cambio promedio ($\hat{\Delta} = 0.0023$). Lo anterior es fácil de observar en la **Figura 25(c)** pues antes de la iteración 1,000 dejan de presentarse cambios en el valor de energía promedio.

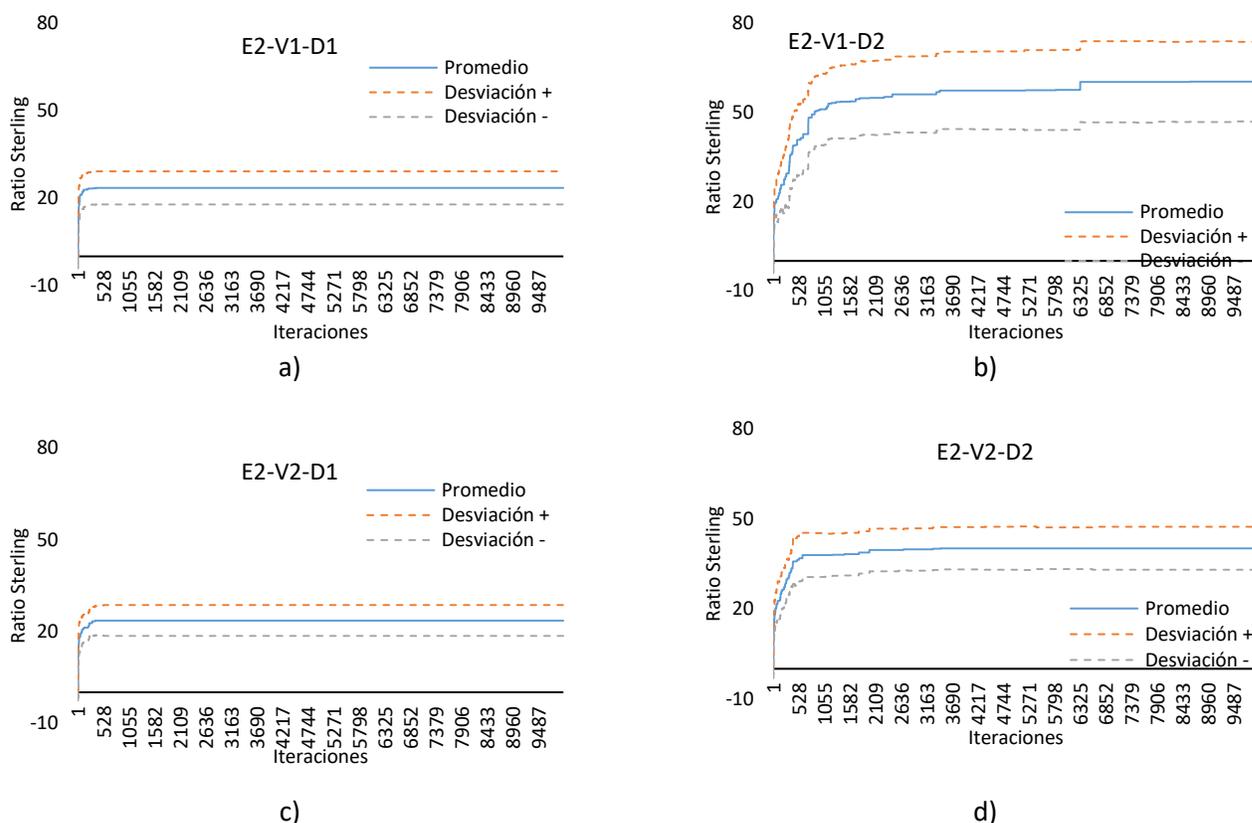


Figura 25. Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento geométrico (E2) para el par de divisas GBP/USD: a) Configuración con *K-Insert* y T-Normalizada (E2-V1-D1); b) Configuración con *K-Insert* y Aleatorio (E2-V1-D2); c) Configuración con Reboot y T-Normalizada (E2-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E2-V2-D2).

En la **Figura 26** se presenta el rendimiento promedio de las cuatro posibles configuraciones manteniendo fijo el esquema de enfriamiento exponencial (E3), aplicado al periodo de entrenamiento del par de divisas GBP/USD.

En este cuadro, la configuración E3-V1-D2 es la que presenta el mejor desempeño promedio ($R_{Promedio}^S = 46.2047$), la desviación estándar ($\sigma = 13.7752$) más grande y una razón de cambio promedio ($\hat{\Delta} = 0.0059$) que sugiere una lenta convergencia.

Por otro lado, las configuraciones E3-V1-D1 y E3-V2-D1 muestran un comportamiento muy similar entre ellas, pero la primera obtiene los valores más bajos en desempeño promedio ($R_{Promedio}^S = 14.2109$), desviación estándar ($\sigma = 5.1994$) y razón de cambio promedio ($\hat{\Delta} = 0.0014$). Los métodos que la componen son el generador de vecindario K-Insert y la perturbación T-Normalizada (ver **Figura 26(a)**).

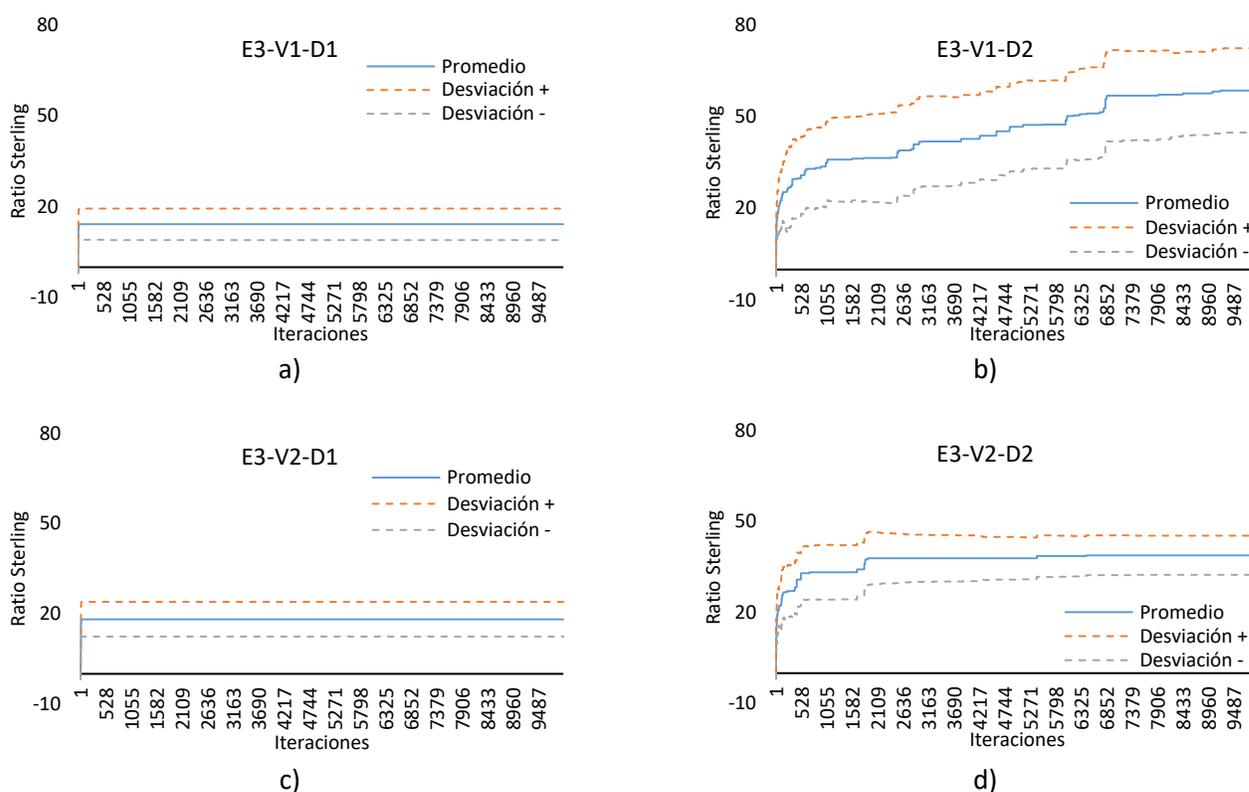


Figura 26. Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento exponencial (E3) para el par de divisas GBP/USD: a) Configuración con K-Insert y T-Normalizada (E3-V1-D1); b) Configuración con K-Insert y Aleatorio (E3-V1-D2); c) Configuración con Reboot y T-Normalizada (E3-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E3-V2-D2).

5.1.3 Resultados en el par de divisas USD/CHF

En la presente subsección se presentan los resultados del comportamiento de cada una de las 12 configuraciones propuestas, correspondiente al par de divisas USD/CHF en el periodo de entrenamiento.

En la **Figura 27** se presenta el rendimiento promedio de las cuatro posibles configuraciones manteniendo el esquema de enfriamiento lineal (E1) fijo, aplicado a dicho. Se puede observar que la configuración con el mecanismo de generación de vecindario K -Insert y método de perturbación T-Normalizada (ver **Figura 27(a)**) presenta el mejor desempeño con un valor de 25.1875 en *ratio Sterling*. Esta combinación de métodos y mecanismos también ofrece el valor de desviación estándar más grande ($\sigma = 3.3033$). En términos de razón de cambio promedio la configuración E1-V1-D2 es la que muestra un menor grado de estancamiento ($\hat{\Delta} = 0.0030$). Por otro lado, el valor promedio más bajo lo obtiene la configuración E1-V2-D1 ($R_{Promedio}^S = 21.6616$), aunque la combinación de estos parámetros también son los que entregan la desviación estándar ($\sigma = 1.7607$) y razón de cambio ($\hat{\Delta} = 0.0022$) más pequeñas. Esta configuración converge rápidamente (antes de la iteración 4,000), siendo los cambios de energía casi imperceptibles.

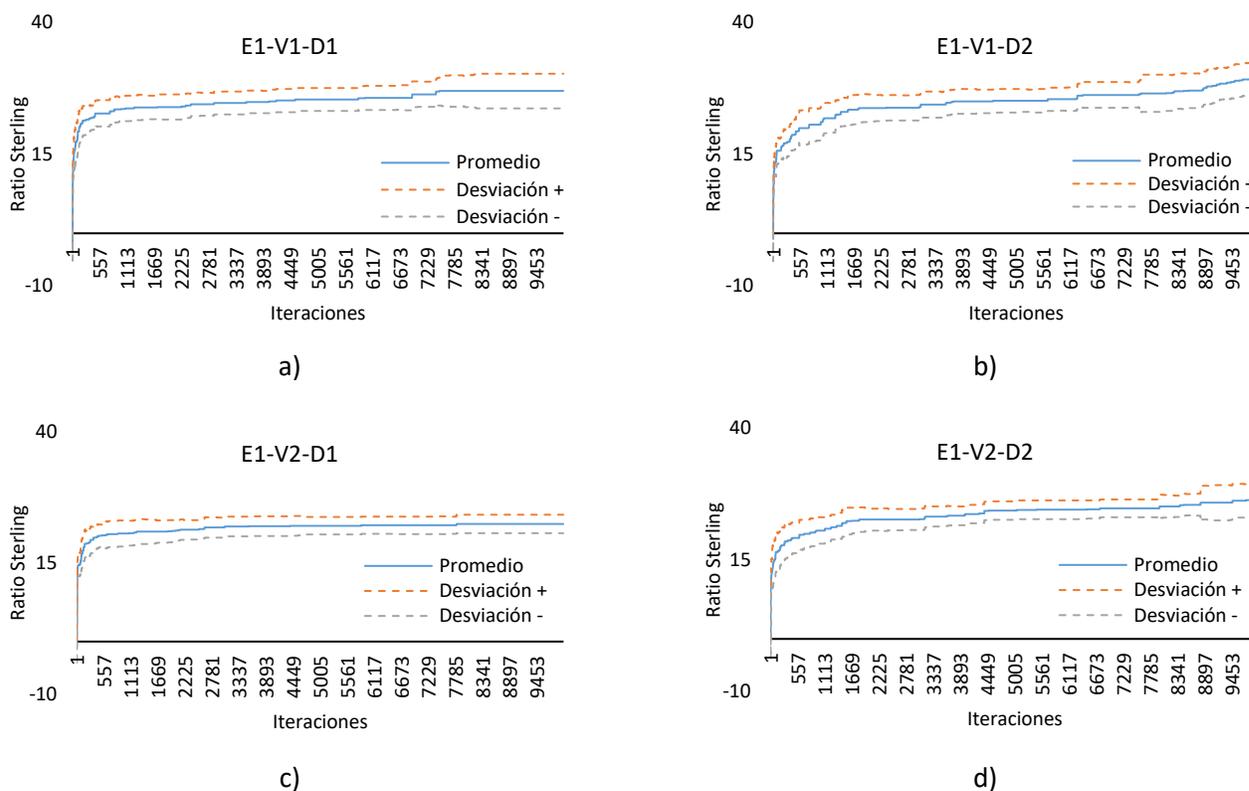


Figura 27. Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento lineal (E1) para el par de divisas USD/CHF: a) Configuración con K -Insert y T-Normalizada (E1-V1-D1); b) Configuración con K -Insert y Aleatorio (E1-V1-D2); c) Configuración con Reboot y T-Normalizada (E1-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E1-V2-D2).

La **Figura 28** presenta el rendimiento promedio de las cuatro posibles configuraciones manteniendo el esquema de enfriamiento geométrico (E2) constante, aplicado al periodo de entrenamiento del par de divisas USD/CHF.

Los valores más grandes encontrados, en términos de desempeño promedio ($R_{Promedio}^S = 26.9998$), desviación estándar ($\sigma = 7.6900$) y razón de cambio promedio ($\hat{\Delta} = 0.0031$), pertenecen a la configuración E2-V1-D2.

En el caso del peor desempeño, lo muestra la configuración E2-V2-D1 con un valor de *ratio Sterling* de 17.3807. Esta configuración también presenta los valores más bajos en desviación estándar ($\sigma = 2.0855$) y razón de cambio promedio ($\hat{\Delta} = 0.0017$).

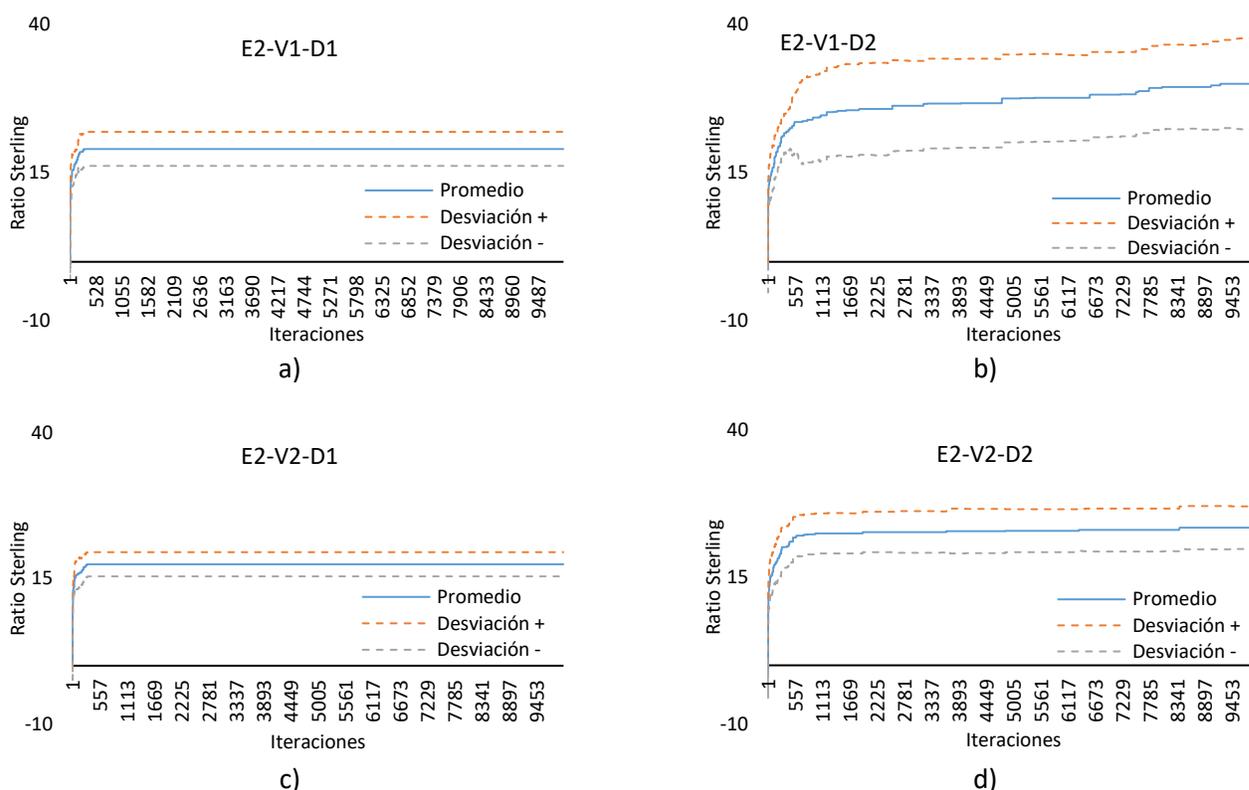


Figura 28. Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento geométrico (E2) para el par de divisas USD/CHF: a) Configuración con K-Insert y T-Normalizada (E2-V1-D1); b) Configuración con K-Insert y Aleatorio (E2-V1-D2); c) Configuración con Reboot y T-Normalizada (E2-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E2-V2-D2).

En la **Figura 29** se presenta el rendimiento promedio de las cuatro posibles configuraciones manteniendo fijo el esquema de enfriamiento exponencial (E3), aplicado al periodo de entrenamiento del par de divisas USD/CHF.

Con un valor de energía promedio de 26.1927, la configuración E3-V1-D2 resulta ser la mejor, aunque obteniendo también la desviación estándar ($\sigma = 7.3396$) y razón de cambio promedio ($\hat{\Delta} = 0.0031$) más grandes. La velocidad de convergencia se puede apreciar en la **Figura 29(b)**, donde faltando un poco más de 2, 000 iteraciones para concluir la ejecución, el valor de la función objetivo aun presenta mejoras, lo cual motiva a la especulación del incremento del número de iteraciones para obtener soluciones con mejor desempeño.

De entre todas las configuraciones que utilizan el esquema de enfriamiento exponencial para el par de divisas USD/CHF, la que presenta el valor de la función objetivo promedio más bajo es la E3-V1-D1, con un valor de *ratio Sterling* de 9.8733. Dicha configuración tiene un valor de 3.8663 en la desviación estándar y una razón de cambio promedio de 0.0010, siendo los valores anteriores los más bajos en este cuadro.

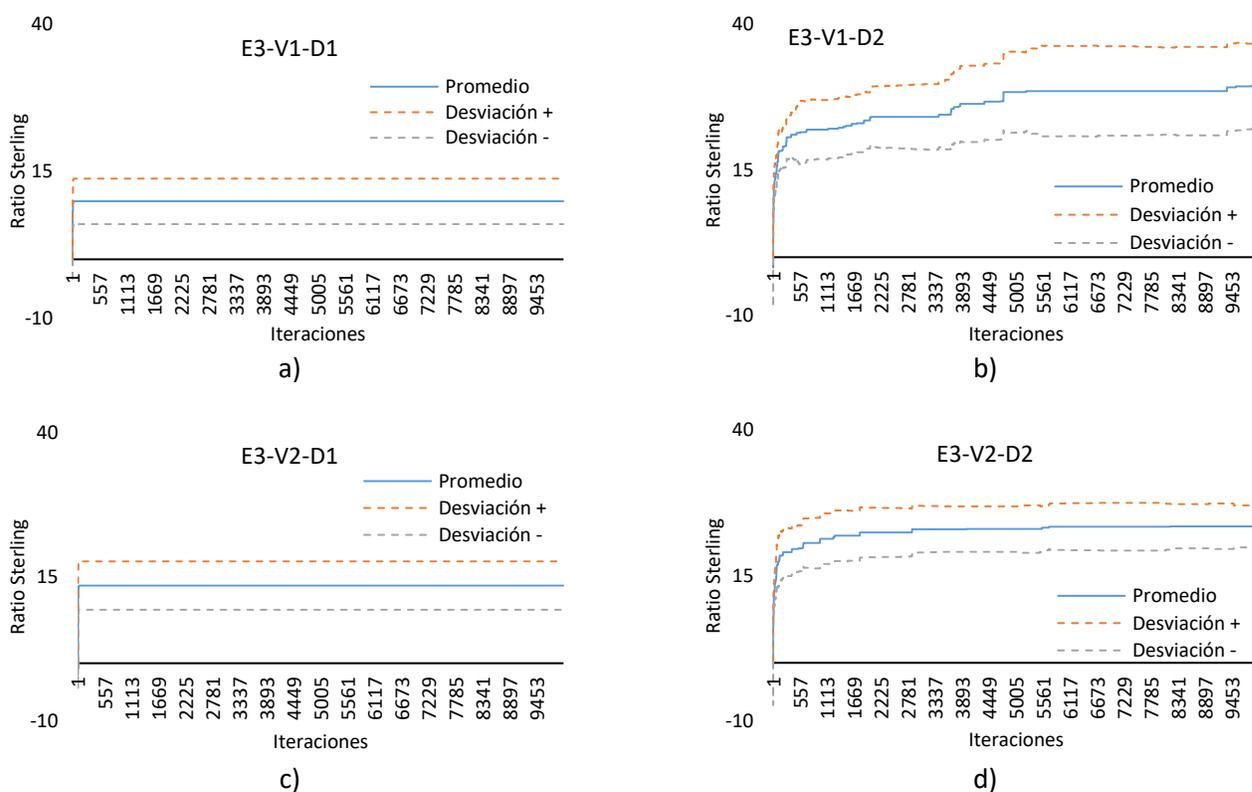


Figura 29. Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento exponencial (E3) para el par de divisas USD/CHF: a) Configuración con K-Insert y T-Normalizada (E3-V1-D1); b) Configuración con K-Insert y Aleatorio (E3-V1-D2); c) Configuración con Reboot y T-Normalizada (E3-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E3-V2-D2).

5.1.4 Resultados en el par de divisas USD/JPY

En esta subsección se presentan los resultados del comportamiento de cada una de las 12 configuraciones propuestas, correspondiente al par de divisas USD/JPY en el periodo de entrenamiento.

En la **Figura 30** se presenta el rendimiento promedio de las cuatro posibles configuraciones manteniendo el esquema de enfriamiento lineal (E1) fijo, aplicado a dicho periodo. Como se puede apreciar, el desempeño promedio más alto pertenece a la configuración E1-V1-D2 con valor de *ratio Sterling* de 32.3374. Esta configuración también presenta el valor más grande para desviación estándar ($\sigma = 6.4270$) y razón de cambio promedio ($\hat{\Delta} = 0.0036$).

La configuración con peor desempeño es E1-V2-D1 presentando un valor promedio de *ratio Sterling* de 29.1911. De acuerdo con su comportamiento, se puede concluir que esta configuración se estanca muy pronto, presentando la razón de cambio promedio (0.0030) más baja. En términos de desviación estándar la configuración que resulta más confiable es E1-V2-D2 ($\sigma = 2.1812$).

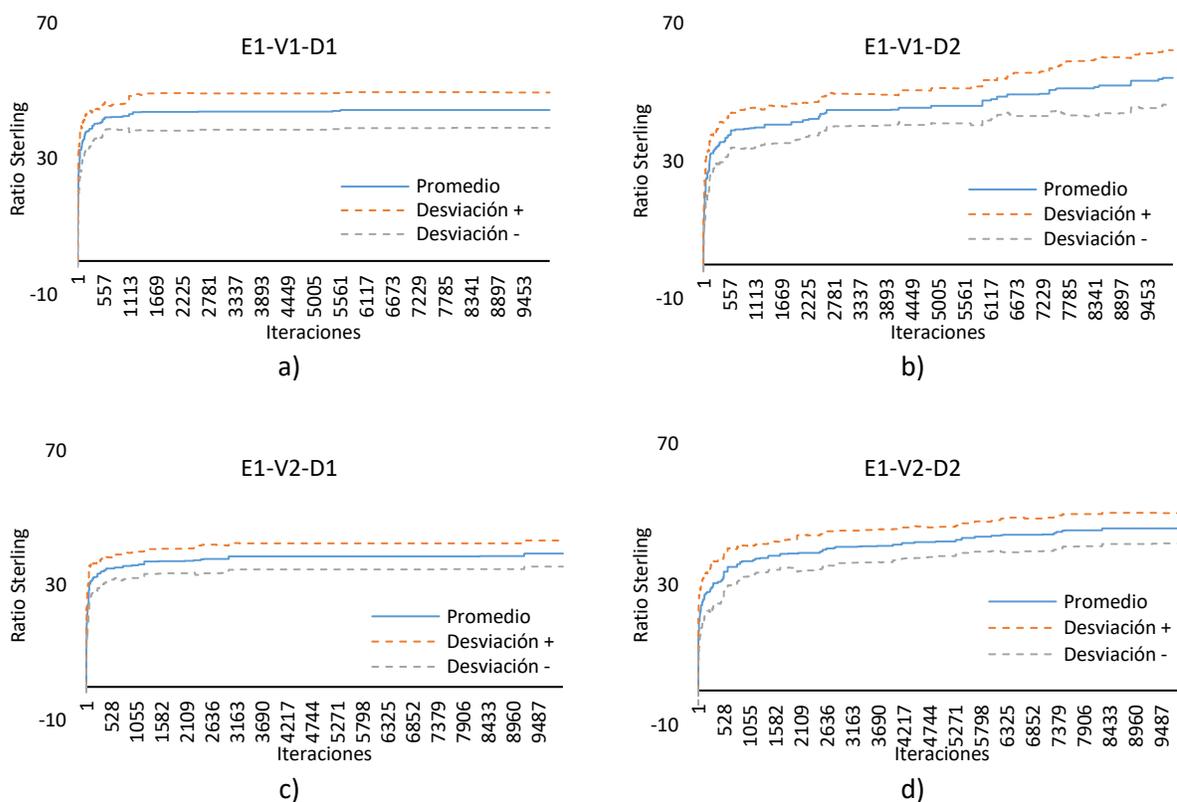


Figura 30. Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento lineal (E1) para el par de divisas EUR/USD: a) Configuración con *K-Insert* y *T-Normalizada* (E1-V1-D1); b) Configuración con *K-Insert* y *Aleatorio* (E1-V1-D2); c) Configuración con *Reboot* y *T-Normalizada* (E1-V2-D1); d) Configuración con *Reboot* y *Aleatorio* (E1-V2-D2).

La **Figura 31** presenta el rendimiento promedio de las cuatro posibles configuraciones manteniendo el esquema de enfriamiento geométrico (E2) constante, aplicado al periodo de entrenamiento del par de divisas USD/JPY.

La configuración con mejor desempeño promedio es E2-V1-D2 con una energía de 39.8304. De igual forma su desviación estándar ($\sigma = 8.7859$) y razón de cambio promedio ($\hat{\Delta} = 0.0041$) son las más grandes entre las cuatro configuraciones comparadas en la **Figura 31**.

En contraste, la configuración de peor desempeño es E2-V2-D1 con un valor en *ratio Sterling* de 27.9118. Además, esta misma configuración presenta la razón de cambio promedio de menor significancia ($\hat{\Delta} = 0.0027$). La que muestra menor valor en la desviación estándar ($\sigma = 3.9890$) es E2-V2-D2.

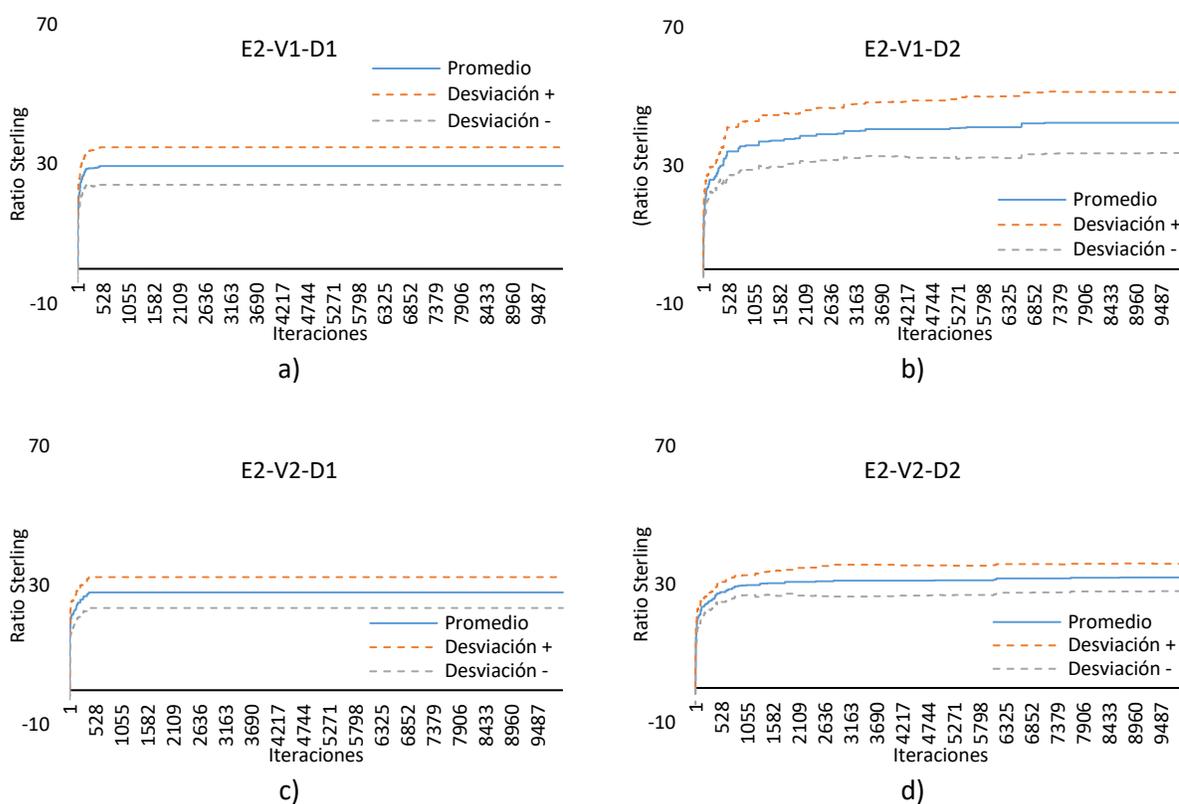


Figura 31. Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento geométrico (E2) para el par de divisas USD/JPY: a) Configuración con *K-Insert* y *T-Normalizada* (E2-V1-D1); b) Configuración con *K-Insert* y *Aleatorio* (E2-V1-D2); c) Configuración con *Reboot* y *T-Normalizada* (E2-V2-D1); d) Configuración con *Reboot* y *Aleatorio* (E2-V2-D2).

En la **Figura 32** se presenta el rendimiento promedio de las cuatro posibles configuraciones manteniendo fijo el esquema de enfriamiento exponencial (E3), aplicado al periodo de entrenamiento del par de divisas USD/JPY.

Considerando el valor promedio más alto obtenido ($R_{Promedio}^S = 34.9098$), la configuración con mejor desempeño es E3-V1-D2, la cual presenta los valores más grandes de desviación estándar ($\sigma = 8.7626$) y razón de cambio promedio ($\hat{\Delta} = 0.0038$).

Por otro lado, la configuración que presenta el desempeño promedio más bajo es E3-V1-D1 ($R_{Promedio}^S = 15.7781$). En términos de razón de cambio promedio, esta configuración resulta ser también la más baja ($\hat{\Delta} = 0.0016$). La desviación estándar ($\sigma = 3.0857$) más pequeña la obtiene la configuración E3-V2-D2.

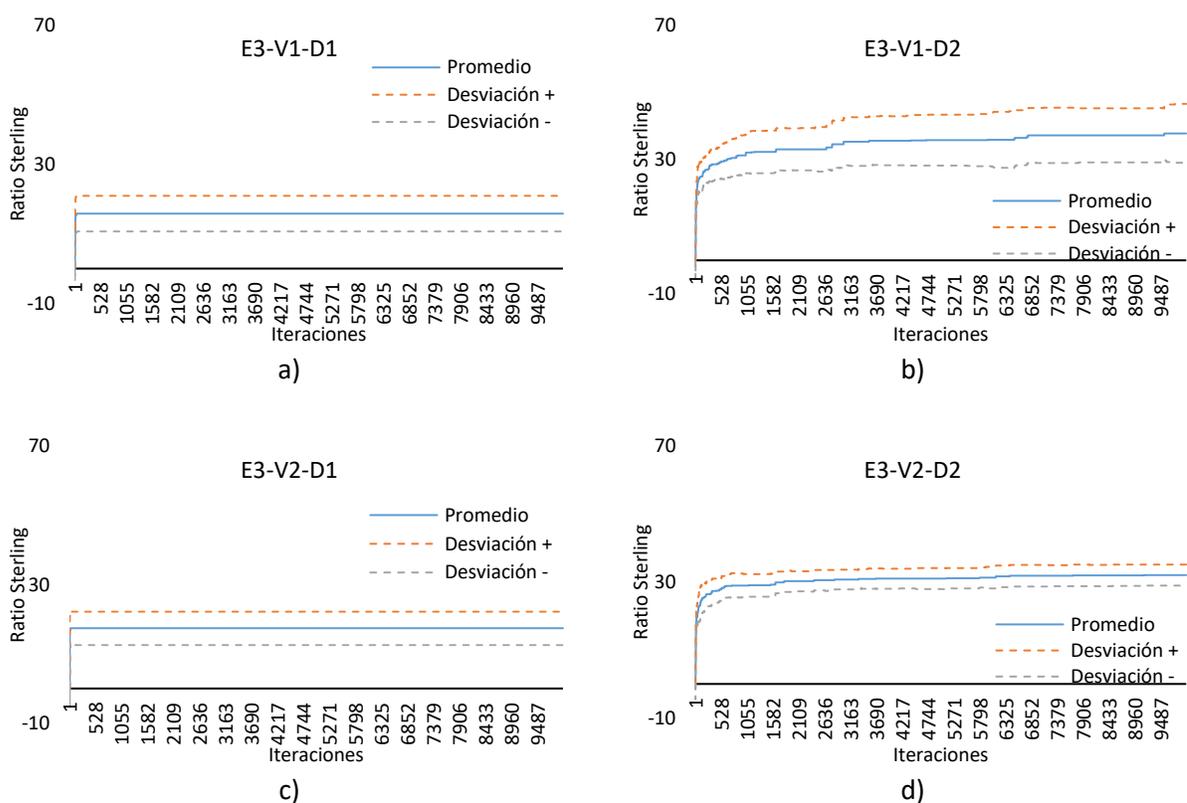


Figura 32. Desempeño promedio y desviación estándar de las configuraciones relacionadas con el mecanismo de enfriamiento exponencial (E3) para el par de divisas USD/JPY: a) Configuración con K-Insert y T-Normalizada (E3-V1-D1); b) Configuración con K-Insert y Aleatorio (E3-V1-D2); c) Configuración con Reboot y T-Normalizada (E3-V2-D1); d) Configuración con Reboot y Aleatorio (E3-V2-D2).

5.1.5 Comportamiento promedio del TFX-SA en los cuatro pares de divisas

A continuación, se muestra un resumen de los resultados del comportamiento de las configuraciones, en los cuatro pares de divisas a partir de las características obtenidas con la estadística descriptiva:

- El esquema lineal es el de mejor desempeño promedio, debido a que interactúa con los métodos de generación de vecindario y de perturbación de una manera más estable (las cuatro configuraciones que lo utilizan tienen valores de función objetivo altos). Dicho esquema, encuentra soluciones con un *ratio Sterling* 30% mayor, en comparación con el peor esquema de enfriamiento (E3).
- El mecanismo para generar vecindario que tiene el mejor desempeño reflejado en la calidad de las soluciones es el *K-Insert* (V1), mientras que el *Reboot* (V2) proporciona el peor desempeño. En promedio, el valor de energía de las soluciones encontradas con las configuraciones que utilizan el método *K-Insert*, presentan soluciones con una energía 34% mayor que las configuraciones que no lo utilizan.
- El mejor método para generar perturbaciones en el algoritmo TFX-SA es el aleatorio (D2), superando en promedio al método *T-Normalizada* (D1) en un 14% en la calidad de las soluciones.
- La configuración E2-V1-D2 es la que muestra una convergencia más lenta, pues sus valores constantemente están cambiando a lo largo de las 10,000 iteraciones, requiriendo de un mayor número de iteraciones para lograrlo.
- Aparentemente, la mejor configuración encontrada en el algoritmo TFX-SA es E2-V1-D2 la cual entrega soluciones al menos 40% mejores, en promedio, que las encontradas con cualquier otra configuración.

Con lo anterior es posible obtener una idea del comportamiento que tienen las configuraciones cuando son ejecutadas. No obstante, también se considera apropiado realizar pruebas estadísticas más rigurosas para confirmar si existe alguna relación entre las variables de una configuración y su desempeño.

5.1.6 Pruebas estadísticas

En las pruebas estadísticas se consideró el mejor valor encontrado por ejecución en cada una de las configuraciones, dando como resultado 30 valores por configuración. Para determinar las diferencias en el rendimiento de las distintas configuraciones se formula la siguiente hipótesis nula:

H_0 : “No existe diferencia estadísticamente significativa en el desempeño de las diferentes configuraciones para cada par de divisas”, esto es, $H_0: R^S(E1_V1_D1) = R^S(E1_V1_D2) \dots = R^S(E3_V2_D2)$.

Como primer paso, se verifica el requisito de normalidad de las muestras, supuesto que se debe cumplir para realizar una prueba paramétrica tipo ANOVA (Salvador García *et al.*, 2009). La **Tabla 9** muestra los valores p obtenidos en la prueba de normalidad de Kolmogorov-Smirnov, donde se aprecia que ninguna de las muestras generadas por las configuraciones del algoritmo TFX-SA cumple con el mismo (valores $p < 0.05$).

Tabla 9. Valores p hallados en la prueba de Kolmogorov-Smirnov.

	Valor p
EUR/USD	0.010
GBP/USD	0.010
USD/CHF	0.049
USD/JPY	0.010

De manera alternativa, García *et al.* (2009) proponen el uso de la prueba de Friedman para determinar la existencia de diferencias significativas en conjunto con la realización de pruebas *post-hoc*, las cuales implica una distribución libre de las muestras (prueba no paramétrica). La hipótesis nula de Friedman supone una condición de igualdad entre las medianas de las muestras. La hipótesis alternativa es la negación de la anterior: al menos dos de las muestras difieren en sus medianas.

Los resultados de dichas pruebas se resumen en la **Tabla 10**, donde se puede apreciar que el valor p obtenido para cada par de divisas es inferior al valor de incertidumbre (0.05), lo anterior constituye una fuerte evidencia en contra de la hipótesis nula, indicando que en todos los pares de divisas existe al menos alguna diferencia significativa. Esos resultados se acompañan con los obtenidos de la prueba chi cuadrada (X^2), cuyos valores grandes (≥ 306) sugieren diferencia entre las muestras.

Tabla 10. Valores p obtenidos en la prueba de Friedman para cada par de divisas.

	Valor p	Valor en X^2	Mediana de grupo
EUR/USD	1.41E-10	316.78	38.48
GBP/USD	1.48E-10	321.77	39.16
USD/CHF	1.61E-10	306.10	22.61
USD/JPY	1.32E-10	310.17	31.16

De igual manera en la **Tabla 11**, se muestran los valores p obtenidos en las tres pruebas *post-hoc* realizadas (Nemenyi, Holm y Shaffer) utilizando 0.05 y 0.10 como niveles de significancia estadística (α). Los cuales confirman la validez de la hipótesis alternativa.

Tabla 11. Valores p obtenidos en las pruebas *post-hoc* realizadas.

	α	Nemeny	Holm	Shaffer
EUR/USD	0.05	0.000758	0.001852	0.000758
	0.10	0.001515	0.004348	0.001515
GBP/USD	0.05	0.000758	0.001923	0.000758
	0.10	0.001515	0.003846	0.001515
USD/CHF	0.05	0.000758	0.002083	0.000758
	0.10	0.001515	0.004167	0.001515
USD/JPY	0.05	0.000758	0.002083	0.000758
	0.10	0.001515	0.004762	0.001515

El comportamiento de las 12 configuraciones para cada par de divisas se resume en las **Figura 33-36**, para su comparación y discusión.

En el caso del par de divisas EUR/USD, el esquema de enfriamiento que presenta más configuraciones por encima de la mediana de grupo ($R^S = 38.84$) es el lineal (ver **Figura 33**), demostrando cierta estabilidad con cualquiera de los distintos métodos propuestos para generar vecindario y perturbación. Caso contrario del esquema exponencial (E3), en donde una sola configuración (E3-V1-D2) es capaz de sobrepasar la mediana de grupo.

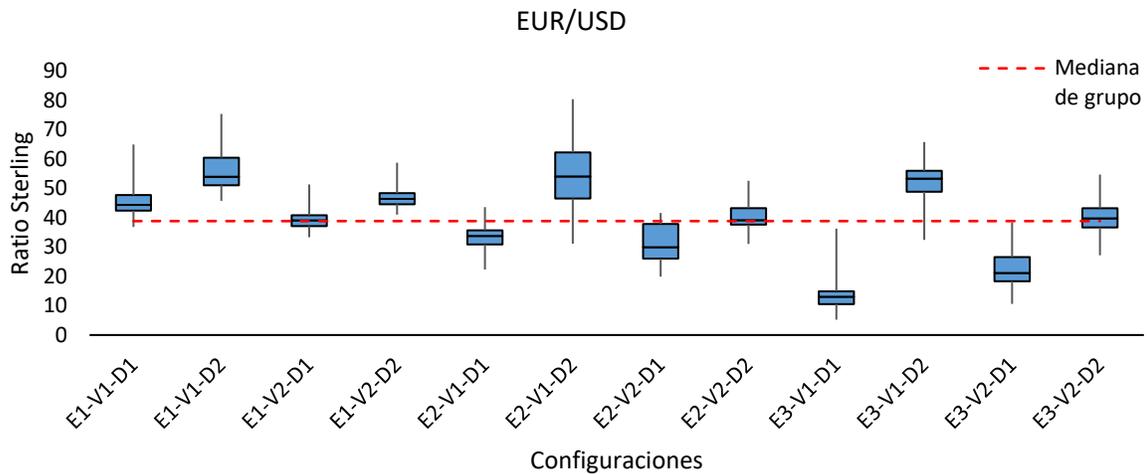


Figura 33. Diagrama de caja y bigotes para las diferentes configuraciones en el par de divisas EUR/USD con un tamaño de muestra $n = 30$.

Las tres configuraciones que sobresalen en desempeño en términos de mediana comparten los mismos métodos para generar vecindario y perturbaciones (K -Insert y aleatorio, respectivamente). Lo anterior confirma el desempeño promedio observado en las **Figura 21(b)**, **22(b)** y **23(b)**. La configuración con la mediana más alta es E2-V1-D2 ($R^S = 54.046$) mientras que el mayor promedio de *ratio Sterling* lo presenta E3-V1-D2 ($R_{Promedio}^S = 49.7365$).

Con respecto a las configuraciones que presentan el desempeño más bajo tomando como referencia tanto a la mediana como al promedio de los valores para la función objetivo encontradas, resultan ser las mismas (E3-V1-D1, E3-V2-D1 y E2-V2-D1). Como se puede notar, las tres configuraciones tienen en común el método T-Normalizada de perturbación.

En el par de divisas GBP/USD (ver **Figura 34**) la mediana de grupo en energía es 39.16. Aquí el esquema lineal posee una sola configuración (E1-V2-D1) que no supera este valor ($R_{Promedio}^S = 33.02$). En contraste, el esquema de enfriamiento exponencial cuenta con el mayor número de configuraciones por debajo de la mediana de grupo.

Las configuraciones E1-V1-D2 ($R_{Mediana}^S = 66.17$), E2-V1-D2 ($R_{Mediana}^S = 61.06$) y E3-V1-D2 ($R_{Mediana}^S = 58.63$) presentan las tres medianas más grandes. Este comportamiento se observa también a nivel promedio (ver **Figura 24**, **25** y **26(b)**), donde se registraron valores de 67.21, 55.86 y 53.34, respectivamente. Dichas configuraciones comparten los métodos de generación de vecindario (K -Insert) y

perturbación (aleatorio). En el caso extremo se tiene a las configuraciones E3-V1-D1 ($R_{Mediana}^S = 14.23$, $R_{Promedio}^S = 14.21$), E3-V2-D1 ($R_{Mediana}^S = 18.13$, $R_{Promedio}^S = 18.12$) y E2-V2-D1 ($R_{Mediana}^S = 23.48$, $R_{Promedio}^S = 23.39$), donde todas ellas tienen en común la perturbación T-Normalizada.

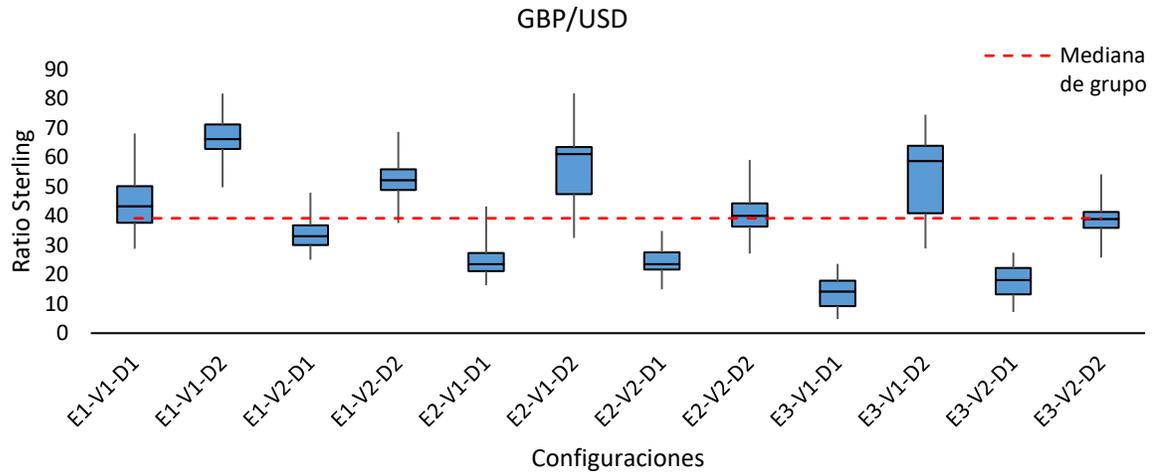


Figura 34. Diagrama de caja y bigotes para las diferentes configuraciones en el par de divisas GBP/USD con un tamaño de muestra $n = 30$.

En el caso del par de divisas USD/CHF (**Figura 35**), el esquema de enfriamiento que posee más configuraciones con un rendimiento sobre la mediana de grupo (22.61) es nuevamente el lineal. El método exponencial, por otro lado, tiene las dos configuraciones con más pobre desempeño (E3-V1-D1 con $R_{Promedio}^S = 9.87$ y E3-V2-D1 con $R_{Promedio}^S = 13.45$). Ambas comparten el método de perturbación T-Normalizada.

Las dos configuraciones que sobresalen en términos de mediana y desempeño promedio tienen en común el método de perturbación aleatorio y la generación de vecindario K -Insert. El primero utiliza el esquema de enfriamiento geométrico ($R_{Mediana}^S = 29.74$, $R_{Promedio}^S = 26.99$) y el otro emplea el exponencial ($R_{Mediana}^S = 29.54$, $R_{Promedio}^S = 26.19$). Una tercera configuración que sobresale a nivel de mediana combina los métodos de enfriamiento lineal, K -Insert y perturbación aleatoria ($R_{Mediana}^S = 29.26$), pero en términos de desempeño promedio dicho puesto lo ostenta la configuración E1-V1-D1 con un promedio de 25.18 en *ratio Sterling*. Observe que ambas configuraciones comparten el método de generación de vecindario K .

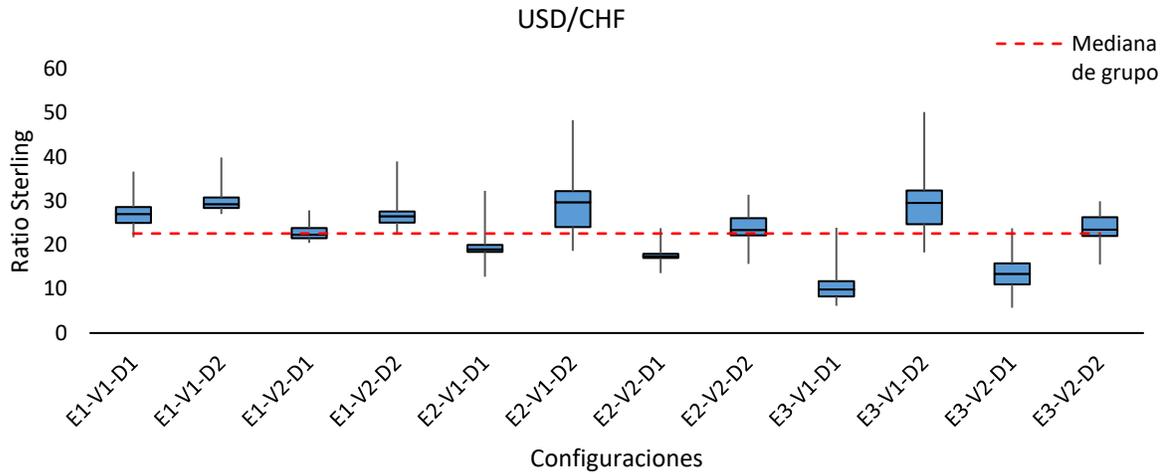


Figura 35. Diagrama de caja y bigotes para las diferentes configuraciones en el par de divisas USD/CHF con un tamaño de muestra $n = 30$.

En la **Figura 36** se puede observar el comportamiento de las 12 configuraciones utilizadas en el algoritmo TFX-SA para el par de divisas USD/JPY. La mediana de grupo es de 31.16. El esquema de enfriamiento lineal es el único que posee tres configuraciones por encima de dicha mediana y la única que no la supera es por una diferencia mínima ($E1-V2-D1 = 30.80$).

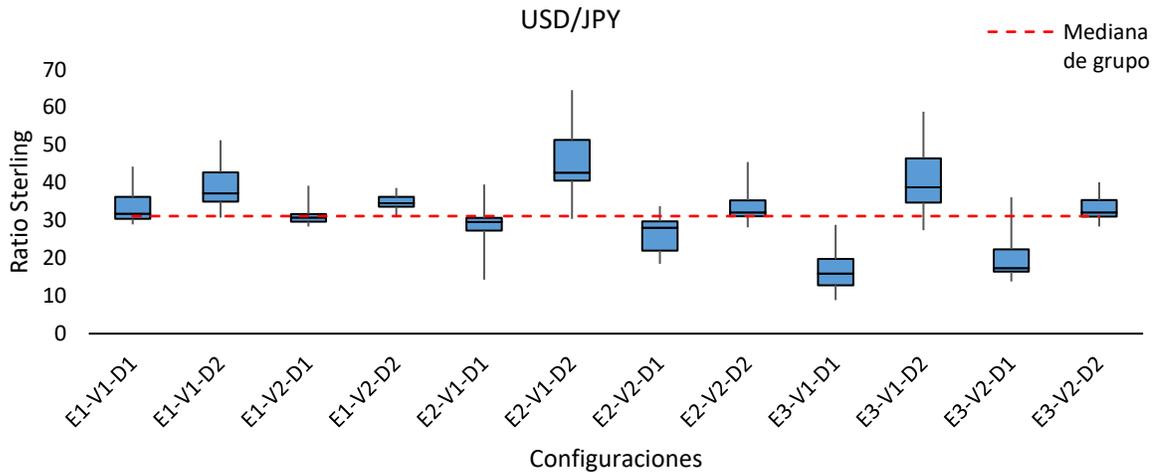


Figura 36. Diagrama de caja y bigotes para las diferentes configuraciones en el par de divisas USD/JPY con un tamaño de muestra $n = 30$.

Al comparar el desempeño de las configuraciones en términos de promedio (**Figura 30(b), 31(b) y 32(b)**) y mediana, las tres configuraciones que presentan los valores más altos son las mismas y en el mismo orden: E2-V1-D2 ($R_{Mediana}^S = 42.63$, $R_{Promedio}^S = 39.83$), E3-V1-D2 ($R_{Mediana}^S = 38.81$, $R_{Promedio}^S = 34.90$) y E1-V1-D2 ($R_{Mediana}^S = 37.15$, $R_{Promedio}^S = 32.33$). Todas ellas coinciden en los mecanismos *K-Insert* y perturbación aleatoria. Los valores más bajos observados corresponden a las configuraciones E3-V1-D1 ($R_{Mediana}^S = 15.92$, $R_{Promedio}^S = 15.77$), E3-V2-D1 ($R_{Mediana}^S = 17.39$, $R_{Promedio}^S = 17.39$) y E2-V2-D1 ($R_{Mediana}^S = 28.05$, $R_{Promedio}^S = 27.91$), haciendo intersección con el método T-Normalizada de perturbación.

Al observar el comportamiento de las 12 configuraciones en los cuatro pares de divisas, es posible concluir que los métodos que alcanzaron valores de energía más grandes son la generación de vecindario *K-Insert* y el método de perturbación aleatorio. Sin duda, el común denominador de dichas combinaciones consiste en los valores promedio y mediana más altos. Por otro lado, las configuraciones con valores más bajos comparten el método de perturbación T-Normalizada. Además, el esquema lineal fue el más estable, su interacción con los demás métodos y mecanismos permitió obtener tres de las cuatro configuraciones posibles con un desempeño arriba de la mediana de grupo, en todos los pares de divisas. Además, que:

- La configuración que presenta un gran potencial de mejora en las soluciones es E2-V1-D2, pues entrega los valores de función objetivo más altos, con una razón de cambio entre las más elevadas, lo cual sugiere que a un mayor número de iteraciones (mayor a 10,000) el rendimiento de las soluciones continuaría mejorando. Su desviación estándar de igual forma es con frecuencia la más grande, por ello resultaría de los métodos menos consistentes.
- La configuración E1-V1-D2 es la que presenta la desviación estándar más pequeña y valores promedio más altos, colocándose siempre entre las primeras tres con respecto a la calidad de sus soluciones. Su razón de cambio promedio es pequeña, lo cual indica que su velocidad de convergencia es rápida. Esto podría ayudar a determinar un menor número de iteraciones como criterio de paro, pues antes de alcanzar el valor fijado de 10,000 iteraciones dejan de mejorar las soluciones.

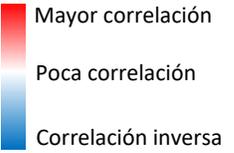
5.1.7 Correlación entre series de tiempo

En las **Figura 33, 34, 35 y 36** es posible observar una cierta similitud en el comportamiento de las diversas configuraciones para todos los pares de divisas. Por lo anterior surge la duda si dicha semejanza se debe a la existencia de alguna correlación entre las series de tiempo que fueron utilizadas para entrenar la

estrategia de ruptura. Para determinar esto, se realizó un análisis de correlación con el método de Pearson (Barnard, 1992), cuyos resultados se muestran en la **Tabla 12**.

Tabla 12. Coeficiente de correlación de Pearson entre pares de divisas.

	EUR/USD	GBP/USD	USD/CHF	USD/JPY
EUR/USD	1	0.684741	-0.953518	-0.55942
GBP/USD	0.684741	1	-0.559971	0.040772
USD/CHF	-0.953518	-0.559971	1	0.640877
USD/JPY	-0.55942	0.040772	0.640877	1



Como se puede apreciar, existe una correlación positiva moderadamente fuerte entre las series de tiempo EUR/USD y GBP/USD (0.684), así como entre las series USD/CHF y USD/JPY (0.640). Por otro lado, se observa una correlación negativa muy fuerte entre las series EUR/USD y USD/CHF (-0.953) y moderadamente fuerte entre EUR/USD y USD/JPY (-0.559) así como entre GBP/USD y USD/CHF (-0.559). Además, se puede observar una correlación poco probable entre las series GBP/USD y USD/JPY (0.040). En la correlación de Pearson, los valores positivos más cercanos a uno indican que el comportamiento de las series es muy parecido (un precio sube o baja en el instante t en ambas series de tiempo), mientras que la correlación negativa más cercana a menos uno indica un comportamiento opuesto entre las series (un precio sube en el instante t en la serie x , en ese mismo instante en la serie y el precio baja). La correlación cero indica que el comportamiento de las series de tiempo no tiene relación lineal alguna.

En la **Tabla 13** se muestran los “*Ranking de Friedman*” (Friedman, 1940), con la finalidad de analizar si la variación de las posiciones asignadas a cada configuración sigue la correlación antes mencionada. En dicha tabla los valores más cercanos a uno se interpretan como las configuraciones con mejor rendimiento en términos de *ratio Sterling*.

Tabla 13. Ranking de Friedman. Las celdas sombreadas corresponden a la mejor configuración por par de divisas. La última fila indica el promedio de todos los pares por configuración.

	E1-V1-D1	E1-V1-D2	E1-V2-D1	E1-V2-D2	E2-V1-D1	E2-V1-D2	E2-V2-D1	E2-V2-D2	E3-V1-D1	E3-V1-D2	E3-V2-D1	E3-V2-D2
EUR/USD	4.73	1.50	7.30	3.87	9.20	2.03	9.80	6.93	12.00	2.93	11.00	6.70
GBP/USD	4.83	1.03	8.00	3.33	9.60	2.67	9.40	5.90	12.00	3.23	11.00	7.00
USD/CHF	3.83	2.07	7.60	4.00	8.97	2.73	10.00	6.97	11.90	2.47	11.00	6.47
USD/JPY	6.20	2.87	7.83	3.97	8.97	1.20	10.00	5.60	12.00	2.63	10.97	5.77
Promedio	4.90	1.87	7.68	3.79	9.18	2.16	9.80	6.35	11.98	2.82	10.99	6.48

Estos resultados sugieren que, si bien el comportamiento de las distintas configuraciones del TFX-SA en los diferentes pares de divisas resulta similar o parecido, no es por la poca o mucha correlación existente entre las series de tiempo, sino que más bien podría estar relacionado con la manera en la que exploran el espacio de búsqueda. La correlación tendría un impacto importante en el comportamiento del algoritmo TFX-SA si se observara que la estrategia únicamente respondiera a un tipo de tendencia (alcista o bajista), pero en el caso de la estrategia de ruptura de canal se busca aprovechar los inicios de tendencia independientemente de su tipo. Por ejemplo, esto se puede apreciar si comparamos las series de tiempo con la correlación negativa más grande, es decir, EUR/USD y USD/CHF (-0.953). Se esperaría que las configuraciones con mejor y peor desempeño fueran distintas para cada par (aquellas configuraciones con mejor ranking en el EUR/USD deberían ser de las que tuvieran peor desempeño en el USD/CHF), pero en la **Tabla 13** se puede apreciar que la configuración con el ranking más alto en cada par de divisas es el mismo (E1-V1-D2). Esto se repite con la de peor desempeño, donde la configuración E3-V1-D1 tiene el ranking más bajo para ambos pares de divisas. En el caso del GBP/USD y USD/JPY, que prácticamente no presenta correlación alguna (0.040), tienen configuraciones en común dentro de las tres mejores (E1-V1-D2 y E2-V1-D2), mientras que coinciden en la configuración de menor desempeño (E3-V1-D1).

5.2 Estrategia optimizada contra la estrategia “comprar y vender”

En este apartado se pretende comparar el desempeño de las soluciones proporcionadas por la heurística TFX-SA con respecto a una estrategia ampliamente utilizada como “*benchmark*” en la literatura. El

experimento consiste en elegir la mejor solución obtenida en las 30 ejecuciones de todas las configuraciones (*i.e.* la mejor de 30 x 12 soluciones) durante el proceso de sintonización de parámetros, ésto para cada uno de los cuatro principales pares de divisas. Dichas soluciones serán evaluadas en el periodo de pruebas que comprende del año 2011 al 2016 y, como marco de comparación, se utilizará la estrategia de **comprar y mantener**. Una de las características que presenta la estrategia de comprar y mantener (C&M) es la capacidad de generar ganancias únicamente cuando los precios del mercado se incrementan a lo largo de un periodo de tiempo, es decir, existe una tendencia alcista. Por otro lado, si el mercado se desplaza con tendencias bajistas, entonces ocurrirán pérdidas.

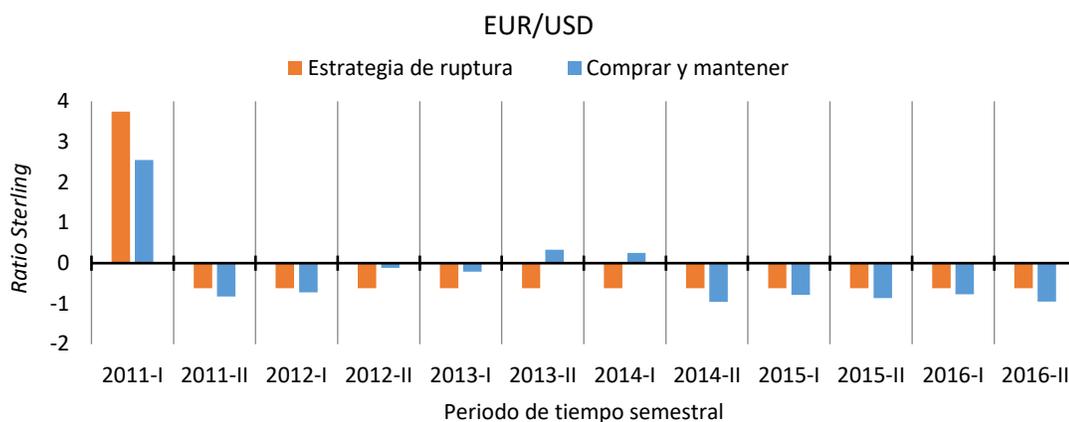
Idealmente se esperaría que las estrategias diseñadas tengan un mejor desempeño a corto plazo en el periodo de prueba que la estrategia de comprar y mantener, independientemente de la tendencia predominante en el periodo de entrenamiento. Por lo general, una estrategia se consideraría con buen desempeño siempre que las pérdidas sean moderadas en comparación a las obtenidas con el “*benchmark*” y cuando se obtengan ganancias razonablemente buenas en relación con el riesgo que permite tomar el perfil conservador (*ratio Sterling*). De aquí en adelante se hará referencia al término “pérdida más grande” como p^{max} , tal como se define en la Sección 1.4. A continuación, se muestran los resultados de este comparativo.

Con respecto al par de divisas EUR/USD, la **Figura 37(a)** muestra el comportamiento en *ratio Sterling* (R^S) durante el periodo de prueba de ambas estrategias. Cabe resaltar que la estrategia de ruptura de canal se entrenó utilizando la configuración E2-V1-D2. En la **Figura 37(b)** se analiza el mismo comportamiento en términos de porcentaje de dólar.

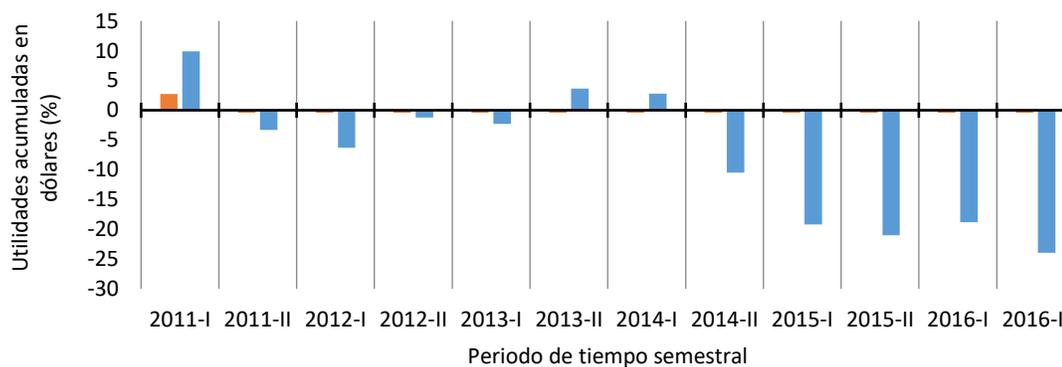
A corto plazo (seis meses), el *ratio Sterling* de la estrategia de ruptura ($R^S = 3.47$) es mayor al generado por C&M ($R^S = 2.54$). El primero presenta utilidades de 320 PIPs (*Price Interest Point*), lo que equivaldría a 2.7% de ganancia por cada dólar invertido (ver **Figura 37(b)**) y la p^{max} observada es de 86 PIPs. En contraste, la estrategia de C&M presenta una utilidad de 1,167 PIPs (9.9% por dólar invertido) y la p^{max} observada a corto plazo es de 450 PIPs. Evaluando a mediano plazo (tres años), se tiene que el *ratio Sterling* para la estrategia entrenada es de -0.62 con utilidades negativas de 86 PIPs (perdiendo el 0.45% de cada dólar invertido). Por otro lado, la estrategia C&M obtiene un *ratio Sterling* de 0.33, con utilidades de 4,200 PIPs (3.63% por dólar invertido) y p^{max} de 1,292 PIPs. En un plazo de cinco años (largo plazo), se observa que la estrategia de ruptura no realiza ninguna operación desde el término del periodo 2011-II, debido a que no encuentra las características idóneas para interactuar con el mercado, mientras que el *ratio Sterling*

en la estrategia de C&M es de -0.86, la p^{max} es de 2,800 PIPs y las utilidades negativas son de 2,400 PIPs (representa una pérdida del 21% por cada dólar invertido).

En este caso, el comportamiento de la estrategia de ruptura fue el esperado, pues a corto plazo es donde se obtiene el mejor desempeño de la misma. Se puede apreciar que existen periodos donde la estrategia C&M tiene un *ratio Sterling* positivo, mientras que la estrategia optimizada obtiene valores negativos, esto se debe a que dichos periodos se caracterizaron por una tendencia alcista. Para mejorar el desempeño de la estrategia optimizada, se sugiere un reentrenamiento de esta, cada seis meses.



a)



b)

Figura 37. Comparativa del comportamiento de la estrategia de ruptura con respecto a la estrategia de comprar y mantener, evaluado durante el periodo de pruebas en el par de divisas EUR/USD: a) *Ratio Sterling* acumulado; b) Porcentaje en dólares de las utilidades acumuladas.

En el par de divisas GBP/USD (**Figura 38(a)**), la estrategia optimizada utilizando la configuración E2-V1-D2, obtiene un desempeño a un plazo de seis meses de -2.13 lo cual representa una pérdida del 1.06% por cada dólar invertido (ver **Figura 38(b)**), con una p^{max} de 67 PIPs. En contraste, la estrategia de C&M tiene

un *ratio Sterling* de 3.40 representando una ganancia del 3.79% por dólar invertido y con una p^{max} con un valor de 140 PIPs. A mediano plazo la estrategia de ruptura tiene una p^{max} de 86 PIPs, mientras que el *ratio Sterling* es de -15.13 (generando una pérdida del 9.68% por dólar invertido). La estrategia de C&M presenta un R^S de 1.36 (ganando 7.49% por dólar), con una p^{max} de 730 PIPs. A largo plazo la estrategia optimizada tiene un *ratio Sterling* de -4.6 (pérdida del 4.28% de dólar), a diferencia de C&M que presenta un R^S igual a -0.83 (pérdida del 6.08% por dólar invertido). La estrategia de ruptura genera una p^{max} con un valor de 125 PIPs mientras que C&M sufre una p^{max} de 980 PIPs.

Interesantemente, la estrategia de ruptura optimizada con el algoritmo TFX-SA ofrece un mejor desempeño a un plazo de seis años presentando un *ratio Sterling* de 8.42 (ganancia de 1,053 PIPs equivalente a 7.83% por cada dólar invertido), el cual es el más grande observado en el periodo de prueba en este par de divisas. Durante el resto de los periodos semestrales la estrategia de ruptura obtiene desempeños negativos.

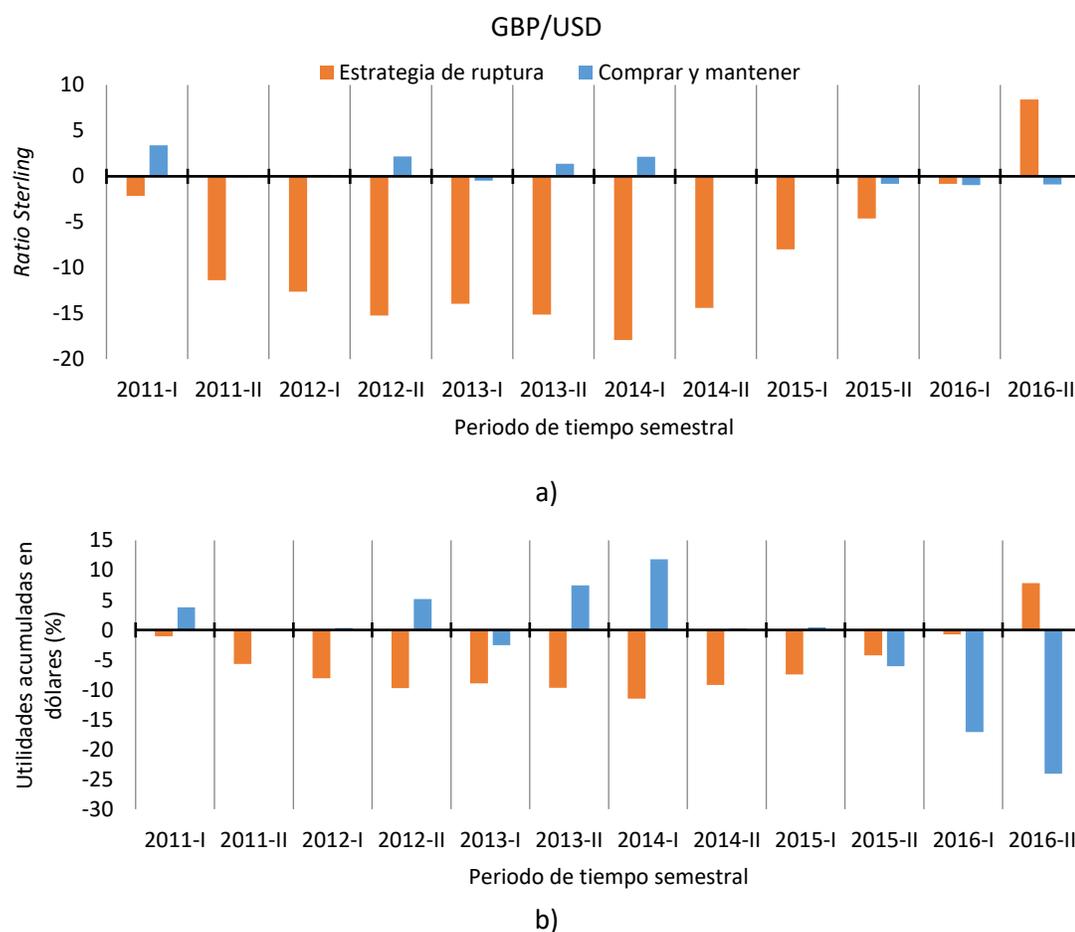
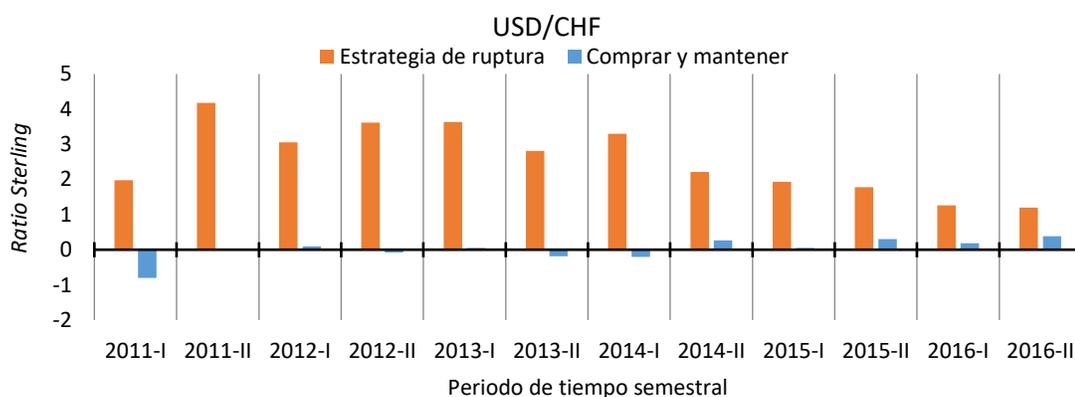


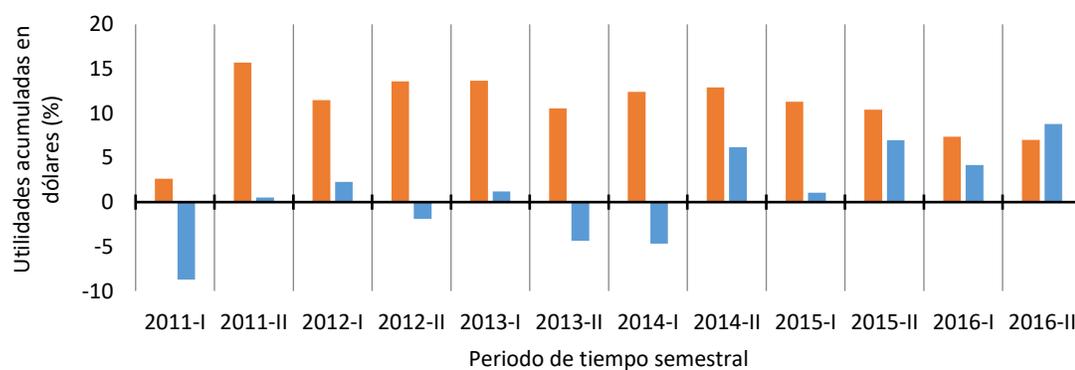
Figura 38. Comparativa del comportamiento de la estrategia de ruptura con respecto a la estrategia de comprar y mantener, evaluado durante el periodo de pruebas en el par de divisas GBP/USD: a) *Ratio Sterling* acumulado; b) Porcentaje en dólares de las utilidades acumuladas.

En el caso del par de divisas USD/CHF (**Figura 39(a)**), la estrategia de ruptura (optimizada utilizando la configuración E3-V1-D2) obtiene a corto plazo un R^S de 1.97 (ganancia de 2.63% por dólar invertido) y una p^{max} de 129 PIPs, mientras que C&M tiene un *ratio Sterling* de -0.80 (pérdida del 8.71% de dólar) con una p^{max} de 1,050 PIPs. Al comparar las estrategias a mediano plazo, se observa un R^S de 2.81 (ganancia del 10.5% por dólar) para la estrategia entrenada con el algoritmo TFX-SA con una p^{max} de 364 PIPs. En el caso de C&M, el R^S es de -0.1881 (pérdida del 4.34% por dólar) con una p^{max} de 2,234 PIPs. A largo plazo la estrategia de ruptura tiene un *ratio Sterling* de 1.78 (10.3% de ganancias por cada dólar) con una p^{max} de 566 PIPs. El R^S de C&M es de 0.3022 (ganancias del 6.96% de dólar) con $p^{max} = 2,234$ PIPs.

Sin duda, para esta serie de tiempo, el comportamiento de la estrategia de ruptura es sobresaliente en comparación con el “*benchmark*”, ya que en promedio los valores de *ratio Sterling* generados por la estrategia C&M equivalen al 0.23% de los obtenidos con la estrategia de ruptura. Además, en todos los periodos semestrales se observa un *ratio Sterling* superior al obtenido por la estrategia clásica de C&M.



a)



b)

Figura 39. Comparativa del comportamiento de la estrategia de ruptura con respecto a la estrategia de comprar y mantener, evaluado durante el periodo de pruebas en el par de divisas USD/CHF: a) *Ratio Sterling* acumulado; b) Porcentaje en dólares de las utilidades acumuladas.

En el caso del par de divisas USD/JPY (**Figura 40(a)**), el *ratio Sterling* que poseen las estrategias de ruptura (configuración E2-V1-D2) y C&M a corto plazo es de -2.29 (pérdida del 3.42% por cada dólar invertido) y -0.0685 (pérdida del 0.24% por dólar), respectivamente. La pérdida máxima generada por la estrategia optimizada es de 16,700 PIPs mientras que para C&M es de 39,000 PIPs. A mediano plazo su comportamiento medido en *ratio Sterling* es de 1.71 (ganancias del 3.16%) para la estrategia entrenada y para el C&M es de 4.39 (ganancias del 21.50% por dólar). La pérdida máxima para la estrategia de ruptura y C&M es de 20,700 PIPs y 54,910 PIPs, respectivamente. Por último, a largo plazo para la estrategia de ruptura y C&M se comportan con los siguientes valores de *ratio Sterling* 6.004 (ganancias del 11.088% por dólar) y 7.1345 (ganancias del 34.92%), respectivamente. En este periodo el valor de p^{max} sigue siendo el mismo que a mediano plazo.

Como se puede observar, la estrategia de ruptura entrenada con el algoritmo TFX-SA no supera en todos los casos el desempeño en *ratio Sterling* de la estrategia clásica de C&M, sin embargo, con respecto a la reducción de pérdidas más grandes, el algoritmo TFX-SA obtiene mejores resultados a corto, mediano y largo plazo.

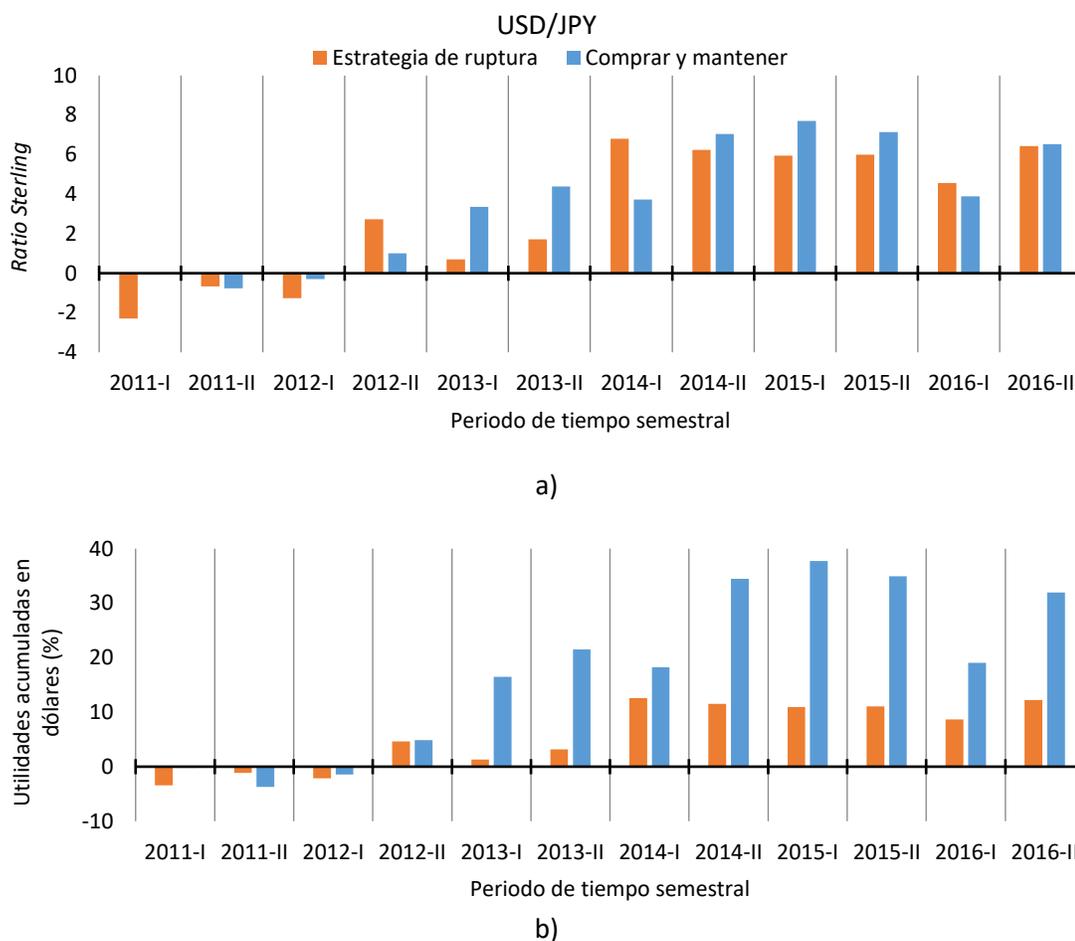


Figura 40. Comparativa del comportamiento de la estrategia de ruptura con respecto a la estrategia de comprar y mantener, evaluado durante el periodo de pruebas en el par de divisas USD/JPY: a) *Ratio Sterling* acumulado; b) Porcentaje en dólares de las utilidades acumuladas.

5.3 Comparación NSGA-II y SPEA2 vs TFX-SA

En esta sección se compara el desempeño del TFX-SA en términos de la calidad de las soluciones generadas con respecto a los resultados obtenidos en el trabajo previo realizado por Barbosa Santoyo (2014), el cual se desarrolló con un enfoque multi-objetivo.

Barbosa Santoyo (2014) propuso la evaluación del desempeño de una estrategia de ruptura, utilizando dos funciones objetivo en conflicto, las cuales consistieron en minimizar la pérdida más grande obtenida durante toda la ejecución de la estrategia y maximizar las ganancias totales obtenidas por la misma. Las heurísticas utilizadas para el diseño de la estrategia de inversión fueron dos algoritmos evolutivos ampliamente utilizados para problemas de optimización, conocidos como NSGA-II (*Nondominated Sorting*

Genetic Algorithm II) (Deb et al., 2002) y SPEA2 (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2*) (Zitzler et al., 2001). A continuación, se proporciona de manera breve algunos conceptos necesarios para comprender la comparación realizada:

El enfoque multi-objetivo se caracteriza por la necesidad de satisfacer dos o más funciones objetivo, encontrando un conjunto de soluciones factibles que optimicen todas las funciones. Dicho conjunto de soluciones se denomina frente y, para agrupar las soluciones en dicho frente, se utiliza el concepto de **dominancia de Pareto**. Se dice que una solución x dominara x' sí y solo sí x es mejor o igual a x' pero x debe ser estrictamente mejor que x' en al menos una de las funciones objetivo. El óptimo en un problema multi-objetivo se conoce como **Frente de Pareto**, el cual es el conjunto de soluciones que no pueden ser superadas en rendimiento por ninguna otra solución. Es decir, son aquellas que resultan tener el mejor desempeño en alguna de las funciones objetivo que componen el problema que se intenta resolver (Coello Coello et al., 2007).

Los **indicadores de desempeño** son métricas utilizadas para asignar un valor numérico al rendimiento de un conjunto de soluciones o frentes. El hipervolumen se utiliza regularmente para determinar la cercanía de un frente cualquiera con el frente Pareto, evaluando al mismo tiempo su diversidad. Este aspecto está asociado a la distancia euclidiana entre las soluciones que lo componen. Dicha métrica depende en gran medida del punto elegido como W el cual sirve de referencia para realizar el cálculo del hipervolumen, el cual no debe ser rebasado por ninguna de las soluciones factibles. Este punto se puede calcular de manera experimental si no se conoce (Zitzler y Thiele, 1999).

Como se recordará, en el presente trabajo se optimiza la función *ratio Sterling*, la cual consta de dos factores: las utilidades totales y la pérdida más grande. Ambos valores son almacenados por el algoritmo TFX-SA y reportados en las soluciones de manera separada y como *ratio Sterling*. Lo anterior puede aprovecharse para realizar una comparación aproximada de la calidad de las soluciones generadas por cada uno de los tres algoritmos. Solamente se necesita evaluar las soluciones del algoritmo TFX-SA en dos dimensiones (pérdida más grande y ganancias totales) y aplicar el concepto de dominancia de Pareto. Para hacer la comparación lo más justa posible, se realizó un nuevo entrenamiento de la estrategia de ruptura en el mismo periodo de tiempo y par de divisas utilizados en el trabajo de Barbosa Santoyo (2014). Dicho periodo corresponde a un año (2011) y el par de divisas es el EUR/USD con una granularidad de cinco minutos.

Para ello se realizaron 30 ejecuciones del TFX-SA con la mejor configuración (E2-V1-D2), en términos de la calidad promedio de las soluciones encontradas, y se tomaron las soluciones obtenidas como salida de cada ejecución (la mejor de cada una de ellas). Utilizando el concepto de dominancia fueron generados los frentes. En total se obtuvieron 7 frentes, aunque para fines de comparación, solamente se utilizaron los tres primeros. Los frentes comparados del algoritmo NSGA-II y SPEA2 corresponden a los frentes consolidados obtenidos durante la fase de entrenamiento (Barbosa Santoyo, 2014) para sintonizar los algoritmos. Se cuenta con cuatro frentes distintos por cada algoritmo. Para la comparación, se realizó un ranking por dominancia de Pareto para todas las soluciones encontradas por cada algoritmo, permitiendo agrupar las soluciones en conjuntos no dominados. Como convención, cada uno de los frentes fue numerado, donde el frente uno corresponde al que contiene las soluciones que no son dominadas por ninguna de las de otros frentes, mientras que el frente n es el que es dominado por $n - 1$ frentes. Al finalizar el ranking, se obtuvo un frente de frentes para el NSGA-II y otro para el SPEA2, conteniendo cada uno de ellos un total de nueve soluciones.

La comparación a continuación se realizó únicamente con la finalidad de tener un panorama más amplio de la optimización de parámetros para la misma estrategia, pero con enfoques distintos (mono-objetivo en el TFX-SA y multi-objetivo en el NSGA-II y SPEA2) utilizando los mismos factores para el cálculo de la energía de las soluciones.

El hipervolumen es una métrica que proporciona una idea de la calidad de las soluciones generadas en enfoques multi-objetivo. Por tal motivo no puede ser considerada totalmente justa esta comparación. Las soluciones entrenadas con el NSGA-II y SPEA2 se enfocan en dos objetivos a la vez, mientras que el TFX-SA busca maximizar la relación entre pérdida más grande y ganancias totales. El punto de referencia, para el cálculo del hipervolumen se determinó al evaluar todas las soluciones de los tres algoritmos y se obtuvo una cota para cada objetivo: en las ganancias el valor mínimo estipulado es de cero mientras que en la pérdida más grande es de 1,200 PIPs ($W = (0, 1.200)$).

En la **Figura 41** se observa cómo los dos primeros frentes generados por el TFX-SA, los cuales constan de un solo individuo cada uno, únicamente dominan a una solución del frente generado por el NSGA-II. No obstante, el hipervolumen calculado de los frentes generados por el TFX-SA es mucho más grande que el estimado para el algoritmo NSGA-II (17 veces más grande en el caso del primer frente, 10 veces para el segundo frente y en el caso del tercer frente hasta cinco veces más grande). En el caso del primero y segundo frente no es posible hablar de diversidad, puesto que estos frentes se componen de un solo punto, pero sí es posible pensar que dichas soluciones se encuentran en un área no explorada por los

algoritmos multi-objetivo. Las soluciones se caracterizan por generar un alto valor en ganancias sin extralimitarse en las pérdidas. Con respecto al tercer frente del algoritmo TFX-SA, se puede observar como con tres soluciones, explora un área acotada del espacio de soluciones diferente, pero con dimensiones parecidas a las del frente consolidado del NSGA-II.

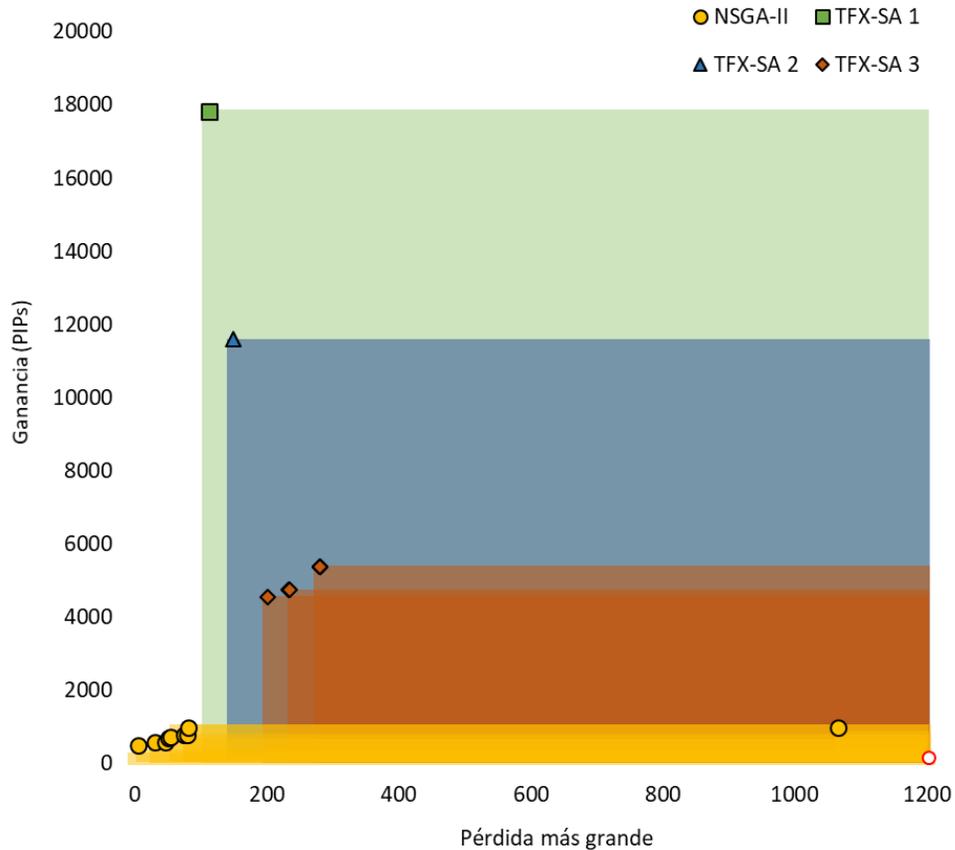


Figura 41. Hipervolumen de los frentes generados por el NSGA-II y el TFX-SA.

La diferencia de hipervolumen entre el frente del SPEA2 y los frentes del TFX-SA se muestran en la **Figura 42**. El hipervolumen del frente uno del algoritmo TFX-SA es 17 veces más grande que el del frente del SPEA2 mientras que el del frente dos lo supera más de 10 veces. El tercer frente del algoritmo TFX-SA tiene un hipervolumen cuatro veces mayor. Observe que en el caso del SPEA2, las soluciones de todos los frentes no se dominan entre ellas.

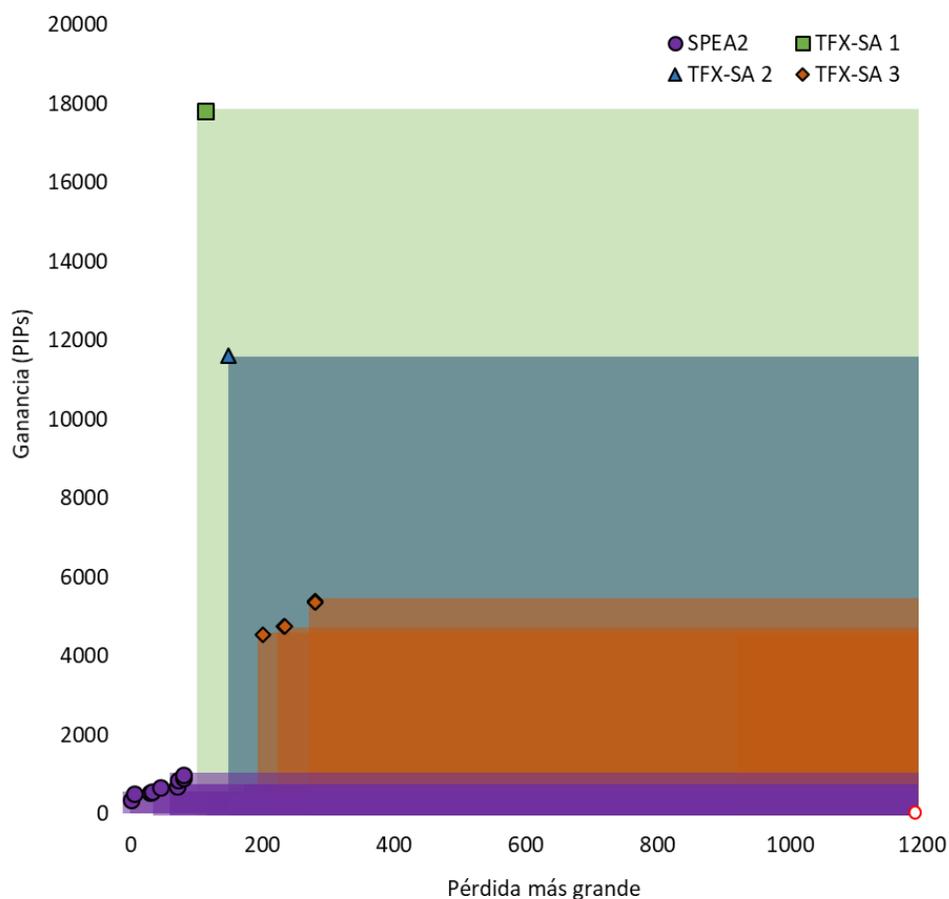


Figura 42. Hypervolumen de los frentes generados por SPEA2 y el TFX-SA.

Evidentemente, las soluciones proporcionadas por los algoritmos NSGA-II y SPEA2 son superiores en la minimización de la pérdida más grande, mientras que las ganancias totales son mayores en las soluciones generadas por el TFX-SA.

Aunque el componente “pérdida más grande” es menor en las soluciones que conforman los frentes del NSGA-II y SPEA2 (en promedio es 0.5 veces más pequeño), las soluciones del algoritmo propuesto en el presente trabajo son visiblemente mayores en términos de ganancias (en promedio son 10 veces más grandes que las generadas con las soluciones de los otros algoritmos).

Capítulo 6. Conclusiones

En este trabajo se realizó la implementación de una heurística basada en el método conocido como Recocido Simulado, la cual fue adaptada para el entrenamiento de una estrategia de inversión tipo ruptura. Dicha implementación lleva por nombre TFX-SA (*Trading Forex Simulated Annealing*); tiene como objetivo principal la optimización de los parámetros de la estrategia para satisfacer las necesidades de un inversionista de perfil conservador. Este perfil consiste en correr el menor riesgo posible al momento de realizar una transacción en el mercado, adquiriendo de igual forma ganancias en dichas transacciones, pero siempre priorizando disminuir el riesgo. Para cumplir con estas condiciones se utilizó el indicador *ratio Sterling*, el cual evalúa el desempeño de estrategias de inversión, considerando la pérdida más grande y las utilidades totales. La implementación se llevó a cabo en el mercado de divisas, utilizando los históricos de los cuatro principales pares (EUR/USD, GBP/USD, USD/CHF y USD/JPY) en el periodo de tiempo comprendido entre los años 2000-2016, divididos en dos sub-periodos: uno de entrenamiento (2000-2010) y otro para prueba (2011-2016) con una granularidad de 5 minutos.

6.1 Resumen

Los dos aspectos que fueron evaluados para conocer el rendimiento del algoritmo TFX-SA son: (i) determinar cuál de todas las configuraciones posibles de los distintos métodos propuestos presentaba el mejor desempeño, (ii) observar el desempeño de una estrategia entrenada con el algoritmo TFX-SA expuesta en un periodo de prueba y comparar la eficiencia de las soluciones optimizadas con el algoritmo TFX-SA.

- **Sintonización del TFX-SA:** Para sintonizar el algoritmo, se realizaron 30 ejecuciones con cada una de las 12 configuraciones distintas, calculándose: el comportamiento promedio por iteración para observar la calidad de las soluciones encontradas, la desviación estándar existente entre las mejores soluciones por configuración y la razón de cambio promedio que hace referencia a la velocidad de convergencia. De igual manera se realizaron pruebas estadísticas para determinar si existían diferencias significativas entre el rendimiento de las configuraciones. La prueba de Friedman y las post-hoc Nemenyi, Holm y Shaffer fueron utilizadas para este fin, confirmando la existencia de diferencia estadísticamente significativa entre las distintas configuraciones. El

análisis también incluyó el estudio de correlación lineal de Pearson con el objetivo de observar si existía una relación entre las series de tiempo utilizadas para el entrenamiento de la estrategia de ruptura utilizando el algoritmo TFX-SA.

- **Comparación del TFX-SA:** En este punto se desarrollaron dos tipos de comparaciones, las cuales son descritas a continuación:
 - **Rendimiento en el periodo de prueba de las estrategias entrenadas:** Se utilizó como “*benchmark*” la estrategia de comprar y mantener (C&M). Las soluciones elegidas para ser puestas a prueba son las de mayor energía obtenidas durante las 30 ejecuciones que sirvieron para la sintonización del algoritmo.
 - **Entre las soluciones generadas por otros algoritmos:** Para este apartado se utilizó el trabajo de Barbosa Santoyo (2014), específicamente los frentes consolidados generados por el NSGA-II y SPEA2 implementados. Aunque en el trabajo antes mencionado se optimizaban los parámetros de una estrategia de ruptura empleando un enfoque multi-objetivo, la comparación con el presente trabajo es posible. Las funciones objetivo a optimizar en el enfoque multicriterio fueron minimizar la pérdida más grande y maximizar las utilidades totales, mientras que para el TFX-SA el objetivo consistió en maximizar la razón entre las utilidades totales y la pérdida más grande. Para esto, se generaron 30 ejecuciones sobre el mismo periodo de tiempo de prueba. Dichas soluciones fueron agrupadas en frentes por el concepto de dominancia. Los frentes de los algoritmos fueron evaluados.

6.2 Discusión

En las siguientes líneas se discuten los resultados de los experimentos desarrollados para evaluar el desempeño del algoritmo propuesto en el presente trabajo (TFX-SA).

Observando el desempeño de las 12 configuraciones en términos de *raio Sterling*, las que poseen los tres valores más grandes son: E1-V1-D2, E2-V1-D2 y E3-V1-D2. Estas comparten los métodos *K-Insert* (generación de vecindario) y aleatorio (perturbación). Dichos métodos son de igual forma los que obtienen los valores más grandes en desviación estándar y razón de cambio promedio, lo que sugiere que las configuraciones con las que interactúan al mismo tiempo presentan la velocidad de convergencia más lenta y la mayor variación en los valores de energía encontrados. Por otro lado, las configuraciones con valores más pequeños en las características analizadas son: E3-V1-D1, E3-V2-D1 y E2-V2-D1. Como se

aprecia, el único método que comparten es el T-Normalizada (perturbación), es decir, son las que tienen un peor desempeño entre las 12 configuraciones, la variación más pequeña entre los valores de energía encontrados y convergen más rápidamente.

Analizando por método de enfriamiento, el lineal obtiene el mejor desempeño al interactuar con todos los métodos y mecanismos en los cuatro pares de divisas. En términos puntuales de configuraciones, la configuración E1-V1-D2 es la que tiene un desempeño más estable y su velocidad de convergencia aprovecha mejor las 10,000 iteraciones empleadas en el presente trabajo. Mientras que la configuración E2-V1-D2 entrega las soluciones con mejor desempeño, pero ofrece una gran oportunidad de seguir mejorando las soluciones si el número de iteraciones se incrementa, pues en las últimas 1,000 iteraciones continúa mejorando las soluciones.

Las 12 configuraciones presentan un comportamiento parecido en los cuatro pares de divisas, esto aunado al análisis de correlación, sugiriendo que el impacto de la correlación entre series de tiempo no afecta de manera significativa el desempeño de las configuraciones del algoritmo TFX-SA. En consecuencia, la forma en la que se explora el espacio de soluciones no se ve afectado de manera importante por la existencia o carencia de correlación. Por ejemplo, el par de divisas EUR/USD y USD/CHF son los que presentan la correlación negativa más grande (su comportamiento es opuesto). Si las configuraciones fueran afectadas por ésta, las que presentan mejor desempeño en el par EUR/USD deberían tener el peor en el par USD/CHF, pero en realidad en ambos pares la misma configuración tiene los valores de energía promedio más grandes.

Al momento de realizar la comparación de las soluciones del algoritmo TFX-SA con las de los algoritmos NSGA-II y SPEA2, es posible observar que la mayoría de las soluciones del NSGA-II y SPEA2 no son dominadas por los frentes generados por el TFX-SA, sin embargo, las soluciones generadas por los enfoques multi-objetivo exploran una región muy limitada del espacio de soluciones. Analizando lo anterior se puede apreciar que las ganancias proporcionadas por el TFX-SA son fácilmente más del doble que las generadas por los algoritmos multi-objetivo. La relación entre los componentes (pérdida más grande y ganancias) de igual forma son en promedio 37 veces más grandes en las soluciones del TFX-SA. Comparando tiempos de ejecución, sin considerar la calidad del código, el TFX-SA es muy superior, esto puede deberse al lenguaje especializado en series de tiempo financieras y la capacidad de los equipos de cómputo, utilizados en la implementación del algoritmo mono-objetivo.

Por último, durante la evaluación de la estrategia optimizada en el periodo de prueba, se observó que en dos de los cuatro pares de divisas su comportamiento es mejor al obtener ganancias, que la estrategia C&M en los primeros seis meses (en los pares EUR/USD y USD/CHF). En el caso del par de divisas USD/JPY, el comportamiento de la estrategia de ruptura y de la estrategia C&M es muy similar al responder de igual manera a las tendencias del mercado. La estrategia entrenada con el algoritmo TFX-SA en el par de divisas GBP/USD fue superada en casi todos los periodos semestrales por el “*benchmark*”, recién en el último periodo presentó un valor de *ratio Sterling* positivo. El rendimiento de la estrategia de ruptura hace pensar que este tipo de estrategia funciona mejor a corto plazo, con la opción de reentrenarla cada seis meses. A continuación, se resume la comparación por par de divisas:

- La estrategia de ruptura entrenada en el algoritmo TFX-SA utilizando la configuración E2-V1-D2, en el EUR/USD, en los primeros seis meses presenta un *ratio Sterling* que es 1.47 veces mayor que el obtenido por la estrategia C&M. A mediano plazo la estrategia de ruptura presenta un *ratio Sterling* negativo obteniendo un desempeño 85.85% por debajo del mostrado por la estrategia C&M. A largo plazo las dos estrategias generan valores de *ratio Sterling* negativos, presentando la estrategia de ruptura de canal un 28.37% menos eficacia que C&M.
- En el par de divisas GBP/USD, la estrategia C&M es 1.35 veces mayor a corto plazo que la estrategia de ruptura. A mediano plazo C&M es 12 veces más eficiente mientras que a largo plazo es 6 veces mejor. Los parámetros optimizados en el algoritmo TFX-SA bajo la configuración E2-V1-D2 no son capaces de superar al “*benchmark*”.
- En el par de divisas USD/CHF, a corto plazo la estrategia de ruptura es 2.46 veces mejor que la de C&M; a mediano plazo es 16 veces más eficiente que C&M y a largo plazo la estrategia de ruptura presenta 6 veces mejor rendimiento. La configuración utilizada en el algoritmo TFX-SA para entrenar la estrategia de ruptura es E3-V1-D2.
- En el par de divisas USD/JPY la estrategia C&M presenta mejor desempeño que la estrategia de ruptura. Lo anterior se aprecia a corto plazo donde el *ratio Sterling* es 34 veces mejor que la de ruptura, a mediano plazo es 2 veces mejor y a largo plazo es 1.18 veces más eficiente. Para este caso, la estrategia de ruptura se optimizó con la configuración E2-V1-D2 en el algoritmo TFX-SA.

Por otro lado, al comparar el desempeño de las estrategias en el periodo de prueba con respecto al periodo de entrenamiento, se encontró que el *ratio Sterling* es en promedio 15 veces más pequeño en el periodo de prueba. De igual forma, el número de operaciones sufre una disminución, pues en el periodo de entrenamiento las estrategias seleccionadas realizaban un promedio de 150 operaciones por año mientras que en el periodo de prueba estas realizaron en promedio 48 operaciones anuales.

Así, al finalizar este proyecto, se cumple con los objetivos iniciales, respondiéndose la pregunta de investigación, aunque en ocasiones durante la búsqueda de respuestas surgieron nuevas preguntas, por ello se dan algunos puntos que podrían dar pauta a trabajos futuros.

6.3 Trabajo futuro

Al finalizar esta investigación se plantean los siguientes objetivos y/o sugerencias para conformar trabajo futuro sobre el mismo tema:

- Análisis estadístico para determinar el efecto de los parámetros en la estrategia de ruptura optimizada.
- Determinar de manera formal el periodo mínimo de tiempo requerido para entrenar la estrategia de ruptura.
- Determinar con pruebas estadísticas el tiempo de vida útil de los parámetros optimizados en la estrategia de ruptura.
- Utilizar técnicas de segmentación en las series de tiempo. Esto con la finalidad de reducir la cantidad de información utilizada para entrenar la estrategia de ruptura de canal y verificar que el uso de dicha técnica no afecte el entrenamiento.
- Utilizar el entrenamiento en el par de divisas dólar estadounidense (USD) y peso mexicano (MXN).
- Implementar una versión multi-objetivo del TFX-SA, con la finalidad de observar el comportamiento de las soluciones generadas al minimizar la pérdida más grande y maximizar las utilidades.
- Optimizar los parámetros de dos estrategias de inversión más (Bandas de Bollinger y Media Móvil), y verificar cuál de ellas tiene un mejor desempeño en ganancias en el periodo de prueba.
- Utilizar como *“benchmark”* la caminata aleatoria.
- Generar un sistema totalmente autónomo para invertir en el mercado de divisas FOREX.
- Replantear el problema de optimización abordado en el presente trabajo, considerando como parámetro a optimizar la administración de capital inicial.
- Agrupar mediante términos de *“clustering”* los precios históricos que representen patrones en las series de tiempo, utilizando únicamente estos precios para entrenar con el TFX-SA alguna estrategia de inversión. Medir los resultados.

Los puntos anteriores surgen después de los experimentos y la investigación del estado del arte, tratando siempre de mejorar la eficiencia de las estrategias de inversión optimizadas.

Literatura citada

- Academia Española, 2017. Real Academia Española. Diccionario Usual. Recuperado 2017, de: <http://dle.rae.es/srv/fetch?id=8eAYBi2> .
- Achelis, S.B., 2004. El análisis técnico de la A a la Z, Valor Editions.
- Active Trader, 2010. Momentum trading: Using pre-market trading and range breakouts. Active Trader Magazine. Recuperado 2017, de: https://www.fidelity.com/bin-public/060_www_fidelity_com/documents/momentumtrading_08_2010_v2.pdf .
- Allen, F. y Karjalainen, R., 1999. Using genetic algorithms to find technical trading rules 1. *Journal of Financial Economics*, 51(2), pp.245–271. Recuperado 2017, de: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304405X9800052X>.
- Armano, G., Marchesi, M. y Murru, A., 2005. A hybrid genetic-neural architecture for stock indexes forecasting. *Information Sciences*, 170(1), pp.3–33. Recuperado 2017, de: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S002002550300433X> .
- Bandaru, S. y Deb, K., 2016. Metaheuristic Techniques. In *Decision Sciences*. CRC Press, pp. 693–750. Recuperado 2017, de: <http://www.crcnetbase.com/doi/10.1201/9781315183176-12> .
- Barnard, G.A., 1992. Introduction to Pearson (1900) On the Criterion that a Given System of Deviations from the Probable in the Case of a Correlated System of Variables is Such that it Can be Reasonably Supposed to have Arisen from Random Sampling. In Springer, New York, NY, pp. 1–10. Recuperado 2017, de: http://link.springer.com/10.1007/978-1-4612-4380-9_1 .
- Bellman, R., 1957. A Markovian Decision Process. *Journal of Mathematics and Mechanics*, 6, pp.679–684. Recuperado 2017, de: <http://www.jstor.org/stable/24900506> .
- Ben-Ameur, W., 2004. Computing the initial temperature of simulated annealing. *Computational Optimization and Applications*, 29 (3), pp.369–385.
- Beni, G. y Wang, J., 1993. Swarm Intelligence in Cellular Robotic Systems. In *Robots and Biological Systems: Towards a New Bionics?*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, pp. 703–712. Recuperado 2017, de: http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-58069-7_38 .
- Benvenuto, N. y Piazza, F., 1992. On the complex backpropagation algorithm. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 40(4), pp.967–969. Recuperado 2017, de: <http://ieeexplore.ieee.org/document/127967/> .
- Bodie, Z. y Merton, R.C., 2003. *Finanzas*, Pearson Educación. Recuperado 2017, de: <https://books.google.com.mx/books/about/Finanzas.html?id=jPTppKDvIv8C> .
- Briza, A.C. y Naval, P.C., 2011. Stock trading system based on the multi-objective particle swarm optimization of technical indicators on end-of-day market data. *Applied Soft Computing*, 11(1), pp.1191–1201. Recuperado 2017, de: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1568494610000621> .
- Brock, W., Lakonishok, J. y Lebaron, B., 1992. Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns. *The Journal of Finance*, 47(5), pp.1731–1764. Recuperado 2017, de: <http://doi.wiley.com/10.1111/j.1540-6261.1992.tb04681.x> .
- Calicchio, S., 2013. El mercado de FOREX de una forma sencilla - La guía de introducción al Mercado del Forex y de estrategias de trading más eficaces en el sector de las divisas, Autor-Editor. Recuperado 2017, de: <https://books.google.com.mx/books?id=i1DjAgAAQBAJ>.
- Cavalcante, R.C. et al., 2016a. Computational Intelligence and Financial Markets: A Survey and Future Directions. *Expert Systems with Applications*, 55(C), pp.194–211. Recuperado 2017, de: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S095741741630029X> .
- Cavalcante, R.C. et al., 2016b. Computational Intelligence and Financial Markets: A Survey and Future Directions. *Expert Systems with Applications*, 55, pp.194–211. Recuperado 2017, de: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S095741741630029X> .

- Chen, A.-S., Leung, M.T. y Daouk, H., 2003. Application of neural networks to an emerging financial market: forecasting and trading the Taiwan Stock Index. *Computers y Operations Research*, 30(6), pp.901–923. Recuperado 2017, de: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0305054802000370> .
- Chen, H., Zhu, Y. y Hu, K., 2011. Adaptive Bacterial Foraging Optimization. *Abstract and Applied Analysis*, 2011, pp.1–27. Recuperado 2017, de: <http://www.hindawi.com/journals/aaa/2011/108269/> .
- Chen, Y., Peng, L. y Abraham, A., 2006. Stock Index Modeling Using Hierarchical Radial Basis Function Networks. In Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 398–405. Recuperado 2017, de: http://link.springer.com/10.1007/11893011_51 .
- Cheung, W.M. y Kaymak, U., 2007. A Fuzzy Logic Based Trading System. Recuperado 2017, de: <https://pdfs.semanticscholar.org/4cfd/0ab4a3bcd883a742a0d4706746859d075fb5.pdf> .
- Coello Coello, C.A., Lamont, G.B. y Van Veldhuisen, D.A., 2007. Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems, Springer. Recuperado 2017, de: <https://dl.acm.org/citation.cfm?id=1215640> .
- Crama, Y. y Schyns, M., 2003. Simulated annealing for complex portfolio selection problems. *European Journal of Operational Research*, 150(3), pp.546–571. Recuperado 2017, de: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0377221702007841> .
- Dantzig, G.B. et al., 1955. Pacific Journal of Mathematics The Generalized Simplex Method For Minimizing A Linear Form Under Linear Inequality Restraints The Generalized Simplex Method For Minimizing A Linear Form Under Linear Inequality Restraints. , 5(2). Recuperado 2017, de: <http://msp.org/pjm/1955/5-2/pjm-v5-n2-p04-s.pdf> .
- Deb, K. et al., 2002. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2), pp.182–197. Recuperado 2017, de: <http://ieeexplore.ieee.org/document/996017/> .
- Dempster, M.A.H. et al., 2001. Computational learning techniques for intraday FX trading using popular technical indicators. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 12(4), pp.744–754. Recuperado 2017, de: <http://ieeexplore.ieee.org/document/935088/> .
- Díez de Castro, L.T. y Medrano, M.L., 2007. Mercados financieros internacionales, Dykinson.
- Dolan, B., 2011. Currency trading for dummies,
- Freund, J.E. et al., 1969. Freund and Williams' Modern business statistics., Englewood Cliffs N.J.: Prentice-Hall. Recuperado 2017, de: <http://www.worldcat.org/title/freund-and-williams-modern-business-statistics/oclc/18757> .
- Friedman, M., 1940. A Comparison of Alternative Tests of Significance for the Problem of m Rankings. *The Annals of Mathematical Statistics*, 11(1), pp.86–92. Recuperado 2017, de: <http://projecteuclid.org/euclid.aoms/1177731944> .
- García, S. et al., 2009. A study of statistical techniques and performance measures for genetics-based machine learning: accuracy and interpretability. *Soft Computing*, 13(10), pp.959–977. Recuperado 2017, de: <http://link.springer.com/10.1007/s00500-008-0392-y> .
- García, S. et al., 2009. A study on the use of non-parametric tests for analyzing the evolutionary algorithms' behaviour: a case study on the CEC'2005 Special Session on Real Parameter Optimization. *Journal of Heuristics*, 15(6), pp.617–644. Recuperado 2017, de: <http://link.springer.com/10.1007/s10732-008-9080-4> .
- García, V., 2006. Introducción a las finanzas, Ed. Continental. Recuperado 2017, de: <http://www.repositoriodigital.ipn.mx/handle/123456789/16501> .
- Gomory, R.E. y Gomory, R.E., 1958. Outline of an algorithm for integer solutions to linear programs. Recuperado 2017, de: https://projecteuclid.org/download/pdf_1/euclid.bams/1183522679 .
- Hastings, W.K., 1970. Biometrika Trust Monte Carlo Sampling Methods Using Markov Chains and Their Applications Monte Carlo sampling methods using Markov chains and their applications. Source: *Biometrika* *Biometrika*, 57(1), pp.97–109. Recuperado 2017, de: <http://www.jstor.org/stable/2334940> .

- Holland, J.H. y Hayes-Roth, F., 1975. Adaptation in natural and artificial systems. Recuperado 2017, de: http://delivery.acm.org/10.1145/1220000/1216510/p15-hayes-roth.pdf?ip=158.97.91.71&id=1216510&yacc=ACTIVE&SERVICEkey=6F4CCF05E2930152.EF077AD46C0384AD.4D4702B0C3E38B35.4D4702B0C3E38B35&CFID=966273794&CFTOKEN=28574250y__acm__=1501379042_6f7634710d4 .
- Huang, W., Nakamori, Y. y Wang, S.-Y., 2005. Forecasting stock market movement direction with support vector machine. *Computers y Operations Research*, 32(10), pp.2513–2522. Recuperado 2017, de: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0305054804000681> .
- Huang, K., 2001a. Effective lengths of intervals to improve forecasting in fuzzy time series. *Fuzzy Sets and Systems*, 123(3), pp.387–394. Recuperado 2017, de: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0165011400000579> .
- Huang, K., 2001b. Heuristic models of fuzzy time series for forecasting. *Fuzzy Sets and Systems*, 123(3), pp.369–386. Recuperado 2017, de: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0165011400000932> .
- Johnson, D.S. et al., 1991. Optimization by Simulated Annealing: An Experimental Evaluation; Part II, Graph Coloring and Number Partitioning. Source: *Operations Research*, 39(3), pp.378–406. Recuperado 2017, de: <http://www.jstor.org/stable/171393> .
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C.D. y Vecchi, M.P., 1983. Optimization by Simulated Annealing. *Science, New Series*, 220(4598), pp.671–680. Recuperado 2017, de: <http://links.jstor.org/sici?sici=0036-8075%2819830513%293%3A220%3A4598%3C671%3A0BSA%3E2.0.CO%3B2-8> .
- Koziel, S. y Yang, X.-S. eds., 2011. *Computational Optimization, Methods and Algorithms*, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. Recuperado 2017, de: <http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-20859-1> .
- Krollner, B., Vanstone, B. y Finnie, G., 2010. Financial time series forecasting with machine learning techniques: A survey. *European Symposium on Artificial Neural Networks: Computational and Machine Learning*. Recuperado 2017, de: http://epublications.bond.edu.au/infotech_pubs/110 .
- Kwon, K.-Y. y Kish, R.J., 2002. A comparative study of technical trading strategies and return predictability: an extension of using NYSE and NASDAQ indices. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 42(3), pp.611–631. Recuperado 2017, de: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1062976901000898> .
- Land, A.H. y Doig, A.G., 1960. An Automatic Method of Solving Discrete Programming Problems. *Econometrica*, 28(3), p.497. Recuperado 2017, de: <http://www.jstor.org/stable/1910129?origin=crossref> .
- Lee, L.-W., Wang, L.-H. y Chen, S.-M., 2008. Temperature prediction and TAIFEX forecasting based on high-order fuzzy logical relationships and genetic simulated annealing techniques. *Expert Systems with Applications*, 34(1), pp.328–336. Recuperado 2017, de: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0957417406002818> .
- Li-Wei Lee et al., 2006. Handling forecasting problems based on two-factors high-order fuzzy time series. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 14(3), pp.468–477. Recuperado 2017, de: <http://ieeexplore.ieee.org/document/1638462/> .
- Majhi, R. et al., 2009. Efficient prediction of stock market indices using adaptive bacterial foraging optimization (ABFO) and BFO based techniques. *Expert Systems with Applications*, 36(6), pp.10097–10104. Recuperado 2017, de: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0957417409000499> .
- Mak, D.K., 2003. *The science of financial market trading*, World Scientific.
- McCulloch, W.S. y Pitts, W., 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5(4), pp.115–133. Recuperado 2017, de: <http://link.springer.com/10.1007/BF02478259> .
- Meisler, J.M., Archer, M.D. y Bland, J., 2013. *Forex essentials in 15 trades : the global-view.com guide to successful currency trading*, Wiley.
- Melián, B. et al., 2003. Metaheuristics: A global view Metaheurísticas: una visión global. *Inteligencia Artificial Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*. No, 19, pp.7–28. Recuperado 2017, de: <http://www.redalyc.org/pdf/925/92571901.pdf> .
- MetaQuotes, S., 2017. Average Directional Movement Index - Indicadores de tendencia - Uso de indicadores

- técnicos - Gráficos de cotizaciones, análisis técnico y fundamental - Guía de ayuda de MetaTrader 5. Recuperado 2017, de: https://www.metatrader5.com/es/terminal/help/indicators/trend_indicators/admi .
- Metropolis, N. et al., 1953. Equation of State Calculations by Fast Computing Machines. *J. Chem. Phys. J. Chem. Phys. Journal Homepage*, 21(6). Recuperado 2017, de: <http://dx.doi.org/10.1063/1.1699114> .
- Moore, J. y Chapman, R., 1999. Application Of Particle Swarm To Multiobjective Optimization. Recuperado 2017, de: <https://pdfs.semanticscholar.org/cc2/e52c676867bccbfcf18dafc45668ec04b8e1.pdf> .
- Murphy, J.J., 2016. Análisis técnico de los mercados financieros, Centro Libros PAPF. Recuperado 2017, de: <http://www.marcialpons.es/libros/analisis-tecnico-de-los-mercados-financieros/9788498754285/> .
- Naharro, I.N., 2015. MANUAL de ANALISIS TECNICO de Los Mercados: Aprende Cómo Ganar Dinero en Los Mercados Financieros, Independently Published. Recuperado 2017, de: <https://books.google.com.mx/books?id=2uzVAQAACAAJ> .
- Papadamou, S. y Stephanides, G., 2007. Improving technical trading systems by using a new MATLAB-based genetic algorithm procedure. *Mathematical and Computer Modelling*, 46(1–2), pp.189–197. Recuperado 2017, de: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0895717707000386> .
- Passino, K.M., 2002. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control. *IEEE Control Systems Magazine*, 22(3), pp.52–67. Recuperado 2017, de: <http://ieeexplore.ieee.org/document/1004010/> .
- Pérez-Salamero González, Juan Manuel; Meneu Gaya, Robert; Ventura Marco, M., 1999. Fundamentos de Optimización Matemática en Economía S. L. Repro-Expres, ed., Valencia.
- Perold, A.F. y Sharpe, W.F., 1995. Dynamic Strategies for Asset Allocation. *Financial Analysts Journal*, 51(1), pp.149–160. Recuperado 2017, de: <http://www.cfapubs.org/doi/full/10.2469/faj.v51.n1.1871> .
- Pinto, J.M., Neves, R.F. y Horta, N., 2015. Boosting Trading Strategies performance using VIX indicator together with a dual-objective Evolutionary Computation optimizer. *Expert Systems with Applications*, 42(19), pp.6699–6716. Recuperado 2017, de: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0957417415002985> .
- Python, P., 2017. Python Data Analysis Library — pandas: Python Data Analysis Library. Recuperado 2017, de: <http://pandas.pydata.org/> .
- Rahman, I. et al., 2016. Modern Optimization Algorithms and Applications in Engineering and Economics, <http://www.igi-global.com/chapter/hybrid-particle-swarm-and-gravitational-search-optimization-techniques-for-charging-plug-in-hybrid-electric-vehicles/147526/> .
- Ratner, M. y Leal, R.P.C., 1999. Tests of technical trading strategies in the emerging equity markets of Latin America and Asia. *Journal of Banking y Finance*, 23(12), pp.1887–1905. Recuperado 2017, de: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378426699000424> .
- Raudys, A., Malčius, E. y Lenčiauskas, V., 2013. Moving Averages for Financial Data Smoothing. *CCIS*, 403, pp.34–45. Recuperado 2017, de: <https://pdfs.semanticscholar.org/257b/837649d8b50662b3fe2c21fce825a1c184e5.pdf> .
- Ridley, M., 2004. How to invest in hedge funds : an investment professional’s guide, Kogan Page Ltd.
- Rothlauf, F., 2011. Optimization Methods. In Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 45–102. Recuperado 2017, de: http://link.springer.com/10.1007/978-3-540-72962-4_3 .
- Santoyo, B., 2014. Aplicaciones de algoritmos evolutivos a finanzas. Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada, Baja California. Recuperado 2017, de: <http://biblioteca.cicese.mx/catalogos/tesis/ficha.php?id=23494> .
- Schwager, J.D., 1996. Managed trading : myths yamp; truths, Wiley.
- Shangkun, D., Yizhou, S. y Akito, S., 2012. Robustness Test of Genetic Algorithm on Generating Rules for Currency Trading. *Procedia Computer Science*, 13, pp.86–98. Recuperado 2017, de: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1877050912007247> .
- Sharpe, W.F. y Sharpet, W.F., 1963. A Simplified Model for Portfolio Analysis a Simplified Model for Portfolio Analysis. , 9(2), pp.277–293. Recuperado 2017, de: <http://www.jstor.org/stable/2627407> .

- Shyi-Ming Chen, S.M. y Jeng-Ren Hwang, J.R., 2000. Temperature prediction using fuzzy time series. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 30(2), pp.263–275. Recuperado 2017, de: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/18244753> .
- Soler-Dominguez, A., 2017. A Survey on Financial Applications of Metaheuristics. *ACM Comput. Surv. Article*, 50(23). Recuperado 2017, de: <http://dx.doi.org/10.1145/3054133> .
- Soni, N. y Kumar, T., 2014. Study of Various Mutation Operators in Genetic Algorithms. Recuperado 2017, de: <http://ijcsit.com/docs/Volume 5/vol5issue03/ijcsit20140503404.pdf> .
- Stanković, J., Markovića, I. y Stojanovićb, M., 2015. Investment Strategy Optimization Using Technical Analysis and Predictive Modeling in Emerging Markets. *Procedia Economics and Finance*, 19, pp.51–62. Recuperado 2017, de: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212567115000076> .
- Talbi, E.-G., 2009a. *Metaheuristics : from design to implementation*, John Wiley y Sons.
- Talbi, E.-G., 2009b. *Metaheuristics : from design to implementation*, John Wiley y Sons.
- Ucar, M., Bayram, I. y Ozbayoglu, A.M., 2013. A Two-level Cascade Evolutionary Computation based Covered Call Trading Model. *Procedia Computer Science*, 20, pp.472–477. Recuperado 2017, de: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1877050913011058> .
- Vapnik, V. y Golowich, S.E., 1995. Support Vector Method for Function Approximation, Regression Estimation, and Signal Processing. Recuperado 2017, de: <http://papers.nips.cc/paper/1187-support-vector-method-for-function-approximation-regression-estimation-and-signal-processing.pdf> .
- Wang, F., Yu, P.L.H. y Cheung, D.W., 2014. Combining technical trading rules using particle swarm optimization. *Expert Systems with Applications*, 41(6), pp.3016–3026. Recuperado 2017, de: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S095741741300849X> .
- Werner, J., 1984. *Optimization Theory and Applications*, Vieweg+Teubner Verlag.
- White, S.R., 1984. Concepts of scale in simulated annealing. In *AIP Conference Proceedings*. AIP, pp. 261–270. Recuperado 2017, de: <http://aip.scitation.org/doi/abs/10.1063/1.34823> .
- Zitzler, E. et al., 2001. SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm. , pp.95--100. Recuperado 2017, de: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.22.4617> .
- Zitzler, E. y Thiele, L., 1999. Multiobjective Evolutionary Algorithms: A Comparative Case Study and the Strength Pareto Approach. Recuperado 2017, de: <http://www.tik.ee.ethz.ch/file/9470d680ed6190147908a1c2fb95b576/ZT1999.pdf> .
- Zorrilla Arena, S., 1983. *Cómo aprender economía : conceptos básicos*, Limusa