



BENEMÉRITA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE
PUEBLA

FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICO MATEMÁTICAS

**Análisis de un modelo de inteligencia artificial
para una estrategia de trading en FOREX**

TESIS COMO REQUISITO PARA OBTENER EL TÍTULO DE:
LICENCIADO EN ACTUARÍA

PRESENTA:
LUIS ÁNGEL ALCÁNTARA ROSAS

ASESOR DE TESIS:
MTRO. MANUEL IGNACIO TRUJILLO MAZORRA

PUEBLA, PUEBLA.

JUNIO, 2017.

*“No llores, necesito todo mi valor
para morir con veinte años.”*

ÉVARISTE GALOIS.

*“Sólo podemos ver un poco del futuro,
pero lo suficiente para darnos cuenta de que
hay mucho que hacer.”*

ALAN TURING.

AGRADECIMIENTOS

Primero a mi universidad; la Benemérita Universidad Autónoma de Puebla, a la Facultad de Ciencias Físico Matemáticas; a mi asesor de tesis, profesor, amigo y mentor, el Maestro Manuel Ignacio Trujillo Mazorra quien siempre revisó los avances de este trabajo a pesar del incesante cansancio; aprovecho para agradecer a todos los profesores, quienes fueron guía en mi formación como actuario, en especial al Maestro Ángel Tejeda Moreno y a mi tutor desde el primer semestre, el Doctor José Raúl Castro Esparza.

Agradezco también a la inigualable amistad de mis compañeros: Willy, Martell, Sandra, El Wero, El Fan Club, Anela, Chavo, Dafne y los que falten por nombrar. También a Ofe, Fer y Toño por su amistad y su fe en mí. Igualmente un agradecimiento muy especial a SOS Transmedic por el apoyo y enseñanzas importantes recibidas ahí, gracias Doc Beto y JuanCa.

Finalmente a toda mi familia, mis sobrinos y mis hermanos: Mireya, Samy, Diana y Jaime. Y en especial al gran ejemplo y sabios consejos de mi padre y al amor infinito y paciencia de mi madre. Gran parte de este logro fue gracias al incondicional apoyo y soporte de todos como familia.

RESUMEN

Esta tesis aplica una estrategia de compra-venta de divisas en FOREX utilizando como indicadores técnicos al RSI, parabolic SAR y media móvil simple en diferentes intervalos de tiempo con rutinas programadas en la plataforma Metatrader 4, mediante el lenguaje de programación MQL4. Posteriormente se aplica un modelo de inteligencia artificial basado en redes neuronales programadas en Excel-VBA para analizar su efecto sobre el balance general de una cuenta y verificar que redes neuronales artificiales con estructuras feedforward con una salida y cuatro entradas no son suficientes para lograr resultados satisfactorios en el balance.

Palabras clave: FOREX, Redes neuronales, trading, Metatrader 4, MQL4, Vba.

Índice general

Índice general	II
Índice de figuras	VI
Índice de cuadros	IX
1. Introducción	1
1.1. Planteamiento del Problema	1
1.2. Preguntas de investigación	4
1.3. Justificación	4
1.4. Objetivos	5
1.4.1. General	5
1.4.2. Específicos	6
1.5. Alcances	7
1.6. Limitaciones	7
2. Marco teórico	9
2.1. Estado del arte	9

2.1.1.	Primeros análisis estadísticos realizados en el mercado FOREX	9
2.1.2.	Predicciones en series de tiempo usando RNAs en el índice Merval	11
2.1.3.	Tipos de análisis en trading	11
2.2.	Contexto Temporal	12
2.2.1.	La evolución del dinero y del mercado FOREX.	12
2.2.2.	La inteligencia artificial y computación neuronal	17
2.3.	Funcionamiento del mercado FOREX	19
2.3.1.	Plataformas electrónicas	19
2.3.2.	Conceptos básicos de <i>trading</i>	19
2.4.	Indicadores técnicos	24
2.4.1.	Media móvil simple, parabolic SAR y RSI	26
2.5.	Redes Neuronales Artificiales (RNA)	30
2.5.1.	Clasificación de las redes neuronales artificiales	33
2.5.2.	Fundamentos de las redes neuronales feedforward	34
3.	Técnicas de investigación y diseño metodológico	41
3.1.	Supuestos de Investigación	41
3.2.	Generación de la estrategia de trading	42
3.3.	Diseño y estructura de la Red Neuronal Artificial (RNA)	44
3.3.1.	Variables de entrada y salida de la RNA	44
3.3.2.	Estructura de la RNA	45
3.3.3.	Estadístico R^2	48

3.4. Diseño de la investigación	49
3.4.1. Aplicación de la estrategia de trading y generación de sus archivos CSV	49
3.4.2. Ajuste de la Red Neuronal Artificial en Excel-Vba . . .	53
3.4.3. Análisis de los ajustes	58
3.4.4. Pruebas estadísticas	59
4. Resultados	62
4.1. Desempeño de las estrategias de trading sin filtro	62
4.2. Ajuste de la red neuronal artificial y desempeño de la estrate- gia con filtro	67
4.2.1. Resultados de la optimización del factor de aprendizaje α	67
4.2.2. Gráficos del ajuste de la RNA y el ECM	67
4.2.3. Contrastes entre el balance real contra el filtro	74
4.2.4. Pruebas de hipótesis e intervalos de confianza.	77
5. Conclusiones	78
Referencias bibliográficas	81
Apéndices	83
A. Código: Tesis Indicator Neuronal3.mq4	84
B. Código: Red Neuronal Inicial.xlsm	89
B.1. Código: Función sigmoide y Red Neuronal	89

B.2. Código: Optimización de α	95
B.3. Código: Hoja de <i>Normalización</i>	96

Índice de figuras

2.1. Gráfico de velas japonesas que muestra la paridad USD/JPY en M15 al día 7 de octubre de 2016.	24
2.2. Estructura de velas japonesas	25
2.3. Gráfico que muestra el uso de una media móvil en la paridad USD/JPY en M15 al día 7 de octubre de 2016.	26
2.4. Gráfico que muestra el uso del parabolic SAR en la paridad USD/JPY en M15 al día 7 de octubre de 2016.	28
2.5. Gráfico que muestra el uso del RSI en la paridad USD/JPY en M15 al día 7 de octubre de 2016.	30
2.6. Tipos de neuronas	32
2.7. Arquitectura básica de una red neuronal feedforward con 2 entradas x_1, x_2 ; 2 salidas y_1, y_2 y 4 capas ocultas con 3, 4, 4 y 3 neuronas.	33
2.8. Comportamiento gráfico de la función sigmoide.	37
2.9. Red Neuronal Feedforward con múltiples capas ocultas.	38
3.1. RNA utilizada para la investigación, 4 entradas, 1 salida y 2 capas ocultas con 3 y 2 neuronas.	45
3.2. Cuadro de diálogo donde se configuran los parámetros iniciales de la simulación.	50

3.3.	Cuadro de diálogo donde se configura el margen inicial y la moneda base en la que se obtendrán ganancias y pérdidas. . .	51
3.4.	Cuadro de diálogo donde se configura la paridad, la fecha, el tipo de modelo para hacer las simulaciones, los periodos y el spread.	52
3.5.	Estrategia de trading ensamblada. En azul las compras y en rojo las ventas en M15 del 30 al 31 de octubre de 2015.	53
3.6.	Normalización de los datos.	54
3.7.	Se muestran los pesos, neuronas, gráficos del ECM, de ajuste del balance y estadístico R^2 cuando la red ha sido ajustada. .	55
3.8.	Algoritmo de maximización del factor de aprendizaje α	56
3.9.	Formulario para iniciar la red neuronal u optimizar parámetro α con cierto valor inicial.	57
4.1.	Comportamiento de la paridad USD/JPY del 1 de enero de 2015 al 1 de enero de 2017.	63
4.2.	Comportamiento del balance en M15 desde el 1 de enero de 2015 al 1 de enero de 2017.	64
4.3.	Comportamiento del balance en M30 desde el 1 de enero de 2015 al 1 de enero de 2017.	64
4.4.	Comportamiento del balance en H1 desde el 1 de enero de 2015 al 1 de enero de 2017.	65
4.5.	Comportamiento del balance en H4 desde el 1 de enero de 2015 al 1 de enero de 2017.	65
4.6.	Ajuste de la RNA con el balance en M15. En azul el balance y en naranja el ajuste de la RNA.	68
4.7.	Disminución del ECM de la RNA en M15.	68

4.8. Disminución del ECM de la RNA en las primeras 20 operaciones de M15.	69
4.9. Disminución del ECM de la RNA entre las primeras 60 a 100 operaciones de M15.	69
4.10. Exactitud de las predicciones contra el comportamiento real del balance (Entre más puntos cercanos a la recta, mejor ajuste).	70
4.11. Ajuste de la RNA con el balance en M30. En azul el balance y en naranja el ajuste de la RNA.	70
4.12. Disminución del ECM de la RNA en M30.	71
4.13. Exactitud de las predicciones contra el comportamiento real del balance (Entre más puntos cercanos a la recta, mejor ajuste).	71
4.14. Ajuste de la RNA con el balance en H1. En azul el balance y en naranja el ajuste de la RNA.	72
4.15. Disminución del ECM de la RNA en H1.	72
4.16. Exactitud de las predicciones contra el comportamiento real del balance (Entre más puntos cercanos a la recta, mejor ajuste).	73
4.17. Ajuste de la RNA con el balance en H4. En azul el balance y en naranja el ajuste de la RNA.	73
4.18. Disminución del ECM de la RNA en H4.	74
4.19. Exactitud de las predicciones contra el comportamiento real del balance (Entre más puntos cercanos a la recta, mejor ajuste).	74

Índice de cuadros

4.1. Resultados de la estrategia de trading con el mecanismo de medición mencionado en la página 58.	66
4.2. Resultados de la optimización y pasos para conseguirla maximizando el estadístico R^2	67
4.3. Comportamiento del balance con las operaciones filtradas por la RNA.	75
4.4. Se muestran las diferencias que hubo entre el balance sin la aplicación de la red de la tabla 4.1 y el resultante con el filtro de la tabla 4.3	76
4.5. Pruebas de hipótesis.	77

Capítulo 1

Introducción

1.1. Planteamiento del Problema

“El mercado foreign exchange es el nombre genérico para las instituciones al rededor del mundo que existen para intercambiar o negociar monedas. Foreign exchange usualmente es referido como forex o FX. El mercado foreign exchange es un mercado conocido como over-the-counter (OTC), que significa que no hay un centro de cambio o cámara de compensación donde las órdenes sean emparejadas. Los distribuidores de FX y creadores de mercado al rededor del mundo están conectados unos con otros en un horario por teléfono, computadora y fax, creando un mercado cohesionado” (Lien, 2008, p. 1)¹.

El propósito de esta tesis de licenciatura es marcar precedentes, explorar y generar experimentos sobre el funcionamiento de redes neuronales en el mercado FOREX aplicando una estrategia de compra y venta con indicadores técnicos, ampliamente utilizados por inversionistas para intentar mejorar sus resultados sobre el balance general de una cuenta mediante la plataforma Metatrader 4 a través del intermediario Swissquotes. A continuación se abordarán algunos términos iniciales para posteriormente ahondar en conceptos y objetivos de la investigación.

¹Extracto traducido directamente del inglés.

Trading al español significa **comerciar** o realizar **compraventas** y se refiere a la acción de vender o comprar activos, en este caso divisas aprovechando las variaciones en los tipos de cambio. A la persona que hace esto se le conoce como *trader*, aunque también se le conoce con el nombre de *operador*.

La palabra *FOREX* Proviene del inglés *foreign exchange* y aunque significa cambio de divisas, en realidad se refiere al mercado donde se intercambia una divisa por otra. Así, el mercado FOREX es el lugar donde el intercambio de divisas ocurre y es uno de los mercados financieros más grandes del mundo. Sus participantes mayores incluyen bancos comerciales, bancos de inversión, empresas, inversionistas, coberturistas, especuladores, traders, gobiernos y bancos centrales.

Las redes neuronales, por otro lado, son modelos de inteligencia artificial basados en la estructura biológica de las neuronas en el cerebro. El método para ajustar redes neuronales conocido como backpropagation creado por Jhon Hopfield en 1982 revolucionó y generó interés en esta área, su capacidad para aprender de un conjunto de datos y reglas la han hecho fundamental en la actualidad para automatizar procesos, encontrar patrones en fraudes fiscales, industria, farmacéutica y sus aplicaciones llegan hasta el desarrollo de nuevas técnicas en el campo de la medicina como en el reconocimiento de células cancerígenas. Esta área también conocida como *machine learning* promete generar aún más resultados, conforme más avance, que mejoren la calidad de vida en varios aspectos así como apoyar a economistas y especialistas en finanzas en el entendimiento del mercado, siendo esta un área caracterizada como caótica y donde muy pocos patrones pueden ser encontrados para hacer predicciones con un nivel de precisión alta.

Desde el fin del patrón oro con el dólar y su evolución al sistema de cambio flotante, coincidiendo con el nacimiento del ordenador personal y el desarrollo de la inteligencia artificial; se han buscado un *sin fin* de estrategias para poder tener operaciones exitosas que generen rendimientos positivos a los traders, casas de cambio, especuladores, bancos y todo tipo de instituciones financieras. La preponderancia del dólar como moneda de mayor liquidez y volumen del mundo ha generado que la gran mayoría de operaciones estén relacionadas a ella en el mundo de las divisas.

Aunque en un principio la única forma de tener una noción del comportamiento del mercado era mediante noticias de políticas monetarias y de

todo tipo, poco a poco con la posibilidad de tener computadoras con mejor procesamiento se empezaron a generar otro tipo de estudios basados en un tipo de estadísticos conocidos como indicadores técnicos. En 1978 J. Welles Wilder desarrolló varios de los indicadores más populares utilizados hasta hoy; hay mucha literatura de traders que han analizado el mercado con estos indicadores en diversos tipos de activos y han dado opiniones al respecto de su funcionamiento e interpretación. Escasean las pruebas estadísticas o matemáticas que sustenten su efectividad y los dichos de estos traders, sin embargo eso no le ha quitado popularidad a los indicadores técnicos, al contrario, han aparecido nuevos en fechas más recientes y su construcción se encuentra en mejora constante. Debido a la continuidad del mercado FOREX, las 24 horas del día durante 5 días a la semana y a su prominente volatilidad, este mercado ha servido como campo fértil para el desarrollo de estos indicadores técnicos a diferencia de otros mercados cuyo movimiento es menos volátil y continuo. Naturalmente el desarrollo de nuevas técnicas de trading con el avance de la ciencia matemática hace en este momento un área de las finanzas muy interesante de explorar.

En este punto, junto con el desarrollo de computadoras cada vez más potentes que permitieron hacer los primeros análisis matemáticos en FOREX, se tuvo un campo perfecto para el desarrollo de algoritmos numéricos que permitieran automatizar el trabajo y análisis exhaustivos. Y aunque la inteligencia artificial data de la segunda guerra mundial no vería su auge hasta los años 80s cuándo investigadores como Hopfield, con su algoritmo backpropagation para redes neuronales, revivieran este campo de investigación parcialmente olvidado. Era cuestión de tiempo antes de que traders y científicos en inteligencia artificial tuvieran objetivos en común para realizar estudios conjuntamente.

Gracias a la expansión masiva de internet fue posible descubrir investigaciones nuevas cada día en cuanto a redes neuronales y el precio de divisas así como consolidar el mercado FOREX. Con apenas poco más de 20 años en la consolidación de internet y computadoras con más capacidad de procesamiento aún queda mucho tiempo y material de sobra para la investigación.

1.2. Preguntas de investigación

Para la presente tesis se han establecido las siguientes siete preguntas que marcan el eje principal en la investigación:

1. ¿Cómo han sido las evoluciones del comercio de divisas y la inteligencia artificial desde sus orígenes hasta la actualidad?
2. ¿Cómo es el funcionamiento del mercado FOREX?
3. ¿Cómo funcionan los indicadores técnicos?
4. ¿Cuál es la fundamentación matemática de las redes neuronales?
5. ¿Las interpretaciones que dan algunos autores a los indicadores técnicos podrán servir para alimentar una red neuronal?
6. ¿Será posible encontrar una manera de mejorar una estrategia de trading con indicadores convencionales utilizando inteligencia artificial?
7. ¿Cómo se mediría la efectividad de un modelo de inteligencia artificial a uno sin el?

1.3. Justificación

De acuerdo al Banco de Pagos Internacionales (BPI), FOREX es un mercado estimado durante 2013 en cerca de \$3.98 billones de dólares tal como mencionan Evans, Pappas, y Xhafa (2013, p. 1249), de la universidad de Birmingham City y la Universitat Politècnica de Catalunya, en la revista *Mathematical and Computer Modeling*; además es considerado entre los índices económicos más importantes en el mercado monetario internacional como también lo marcan Yao y Tan (2000, pp. 79-80) de Massey University y la Universidad Nacional de Singapur en la revista *neurocomputing*². De estos datos surge la importancia de hacer investigación constantemente en este mercado de rápido crecimiento.

²Ambas citas traducidas de su artículos originales en inglés.

La presente tesis es pertinente en el estudio del mercado FOREX, al ser una propuesta computacional y matemática elaborada dentro del análisis técnico que puede ser utilizada o revisada por académicos tanto del área de finanzas como de matemáticas y computación. No se descarta tampoco la posibilidad de que sea revisada por entes ajenas a la investigación académica como gobiernos, inversionistas y traders individuales buscando herramientas para mejorar sus estrategias de inversión cuya base teórica tenga algún fundamento académico que puedan revisar.

La relación entre indicadores técnicos y redes neuronales es un tema poco estudiado, no sé encontró mucha información respecto a este tipo de estrategias de trading, de tal forma que la presente tesis es de carácter exploratorio y experimental al buscar cohesionar ambos conceptos en una estrategia.

Así, haciendo uso de las redes neuronales se pretende generar un modelo de trading usando inteligencia artificial e indicadores técnicos convencionales de manera conjunta para analizar su desempeño y así abrir aún más el campo de estudio en estas dos áreas: finanzas y machine learning. Es igualmente importante abordar la viabilidad de estos modelos de inteligencia artificial utilizando redes neuronales mediante el método backpropagation y una única salida pues el diseño propuesto podría ser mejorado por futuros investigadores en la materia cambiando la estructura de la red, aumentando variables de entrada, salida o tipos de indicadores.

1.4. Objetivos

1.4.1. General

Generar una estrategia de trading utilizando indicadores técnicos en la plataforma Metatrader 4 mediante el lenguaje de programación MQL4³ en el cruce USD/JPY en periodos de quince minutos, media hora, una y cuatro horas desde enero de 2015 a enero de 2017 para después implementar un modelo de redes neuronales utilizando el método de aprendizaje backpropa-

³Abreviación para Meta Quotes Language 4.

gation en Excel-Vba⁴ para pronosticar las pérdidas y ganancias generadas por la estrategia y tomar decisiones hipotéticas sobre el balance general para decidir si un modelo de inteligencia artificial basado en redes neuronales es capaz de mejorar el desempeño de una estrategia basada en indicadores técnicos tradicionales.

1.4.2. Específicos

- Determinar la viabilidad del análisis con redes neuronales sobre otros métodos estadísticos.
- Abordar artículos de investigación realizados por académicos de otros países sobre estudios en redes neuronales y FOREX.
- Establecer un contexto histórico donde situar la evolución del dinero y mercado FOREX con las redes neuronales.
- Describir el funcionamiento del mercado FOREX y los conocimientos básicos existentes para la interpretación y ejecución de operaciones.
- Averiguar el funcionamiento y suposiciones detrás de la implementación de los indicadores técnicos: RSI, parabolic SAR y media móvil simple.
- Exponer el fundamento matemático de las redes neuronales artificiales.
- Generar los códigos de la estrategia de trading en MQL4.
- Con la información recabada sobre redes neuronales, proponer, diseñar e implementar una red neuronal artificial en Excel-VBA.
- Relacionar los resultados generados en el balance de la estrategia de trading de enero de 2015 a enero de 2017 con las entradas para alimentar la red neuronal.
- Ajustar la red neuronal con la base de datos provista por MQL4.
- Aplicar el estadístico R^2 para verificar la correlación entre el balance generado por la estrategia de trading y el balance pronosticado por la red neuronal.

⁴Abreviatura de Visual Basic for Applications.

- Analizar el pronóstico de operaciones ganadoras y perdedoras.
- Establecer si al filtrar operaciones inconvenientes marcadas por la red se puede optimizar el balance general.
- Exponer los resultados finales del análisis.
- Hacer las conclusiones pertinentes sobre el análisis de la estrategia de redes neuronales en FOREX.

1.5. Alcances

1. Debido a ser un cruce mayor importante con variaciones mínimas se optó por la paridad USD/JPY para hacer la presente investigación; hacerla sobre otras paridades habría significado una inversión mayor de tiempo necesario para la presente investigación.
2. La red neuronal es del tipo de aprendizaje backpropagation con una variable de salida que la limita únicamente a ajustarse a una serie de tiempo. No busca patrones.
3. Se pretende analizar la efectividad de la estrategia con redes neuronales sobre el cruce USD/JPY en los periodos M15, M30, H1 y H4.
4. Debido a los horarios del mercado se generarán operaciones entre semana, ignorando fines de semana y algunos días festivos en los que el mercado se encuentra cerrado.
5. Comúnmente se maneja un proceso de validación después de ajustar la red. En este caso al ser el ajuste una propuesta experimental no se generaron conjuntos de validación para periodos de tiempo después de enero de 2017.

1.6. Limitaciones

1. Debido a que la información disponible en Metatrader 4 únicamente contiene información a partir 2015; no será posible investigar el comportamiento de la estrategia antes de ese año. Por tal motivo las pruebas

se harían en periodos de trading de 2015 a 2017 en espacios de tiempo de 15 minutos, 30 minutos, 1 hora y 4 horas.

2. A pesar de manejar información reciente de 2015 a 2017 no se tienen todas las variaciones constantes que ha generado el mercado por segundo, ya que al menos se llegan a generar tres gigabytes de información diaria y la plataforma no es capaz de guardar todos los terabytes de información necesarios para hacer modelos precisos con el pasado en el comportamiento del mercado.
3. El spread generalmente cambia constantemente mientras el mercado está abierto, debido a las limitaciones de la plataforma Metatrader 4 únicamente es posible manejar un spread fijo. Por esta misma razón tampoco hay ejecución de comisiones o swaps durante la simulación.
4. Las conclusiones de la presente investigación únicamente podrán ser válidas para los indicadores técnicos expuestos, la paridad utilizada y los periodos de tiempo donde se ejecutan las pruebas.
5. Al ser programada la red neuronal en VBA no es posible cambiar su estructura tan fácilmente como si lo sería en otro software como MatLab por lo tanto se hicieron pruebas con una única topología. Sin embargo se pudo modificar el factor de aprendizaje y algunas entradas para poder ajustar la red.

Capítulo 2

Marco teórico

2.1. Estado del arte

2.1.1. Primeros análisis estadísticos realizados en el mercado FOREX

Durante la década de 1990 se hicieron los primeros estudios sobre el mercado FOREX y la posibilidad de hacer predicciones utilizando los recursos informáticos, como las redes neuronales, que en aquella época eran más accesibles que en los años ochentas. “*Más de 127 aplicaciones de redes neuronales para negocios fueron publicadas en revistas internacionales en septiembre de 1994. El número incremento a 213 después de un año*” (Yao y Tan, 2000, p. 80)¹.

Desde aquella época el objeto de estudio constante de las redes neuronales en FOREX ha sido la predicción; igualmente otro mecanismo recurrente para hacerlas han sido los métodos clásicos de series de tiempo como los modelos autorregresivos integrados de medias móviles (ARIMA), los modelos autorregresivos de heterocedasticidad condicional (ARCH) o los modelos autorregresivos generalizados de heterocedasticidad condicional (GARCH), basados en la teoría de procesos de estacionariedad estocástica tal y como

¹Cita original traducida del inglés.

establecen Yao y Tan (2000, p. 81). Para ilustrar las características, De Arce y Mahía (2003) de la Universidad Autónoma de Madrid, exponen las siguientes tres condiciones para que un proceso estocástico sea estacionario:

1. *“Las esperanzas matemáticas de las variables aleatorias no dependen del tiempo.”*²
2. *Las varianzas tampoco dependen del tiempo y son finitas.*³
3. *Las covarianzas entre dos variables aleatorias del proceso correspondiente a periodos distintos de tiempo solamente dependen del lapso de tiempo transcurrido entre ellas”*(p. 5).

Las series de tiempo, como se pudo observar, requieren tener validez en estos supuestos, los cuales no siempre pueden ser cumplidos. Evans et al. (2013) realizaron test de estadísticas iniciales que confirman con un nivel de significancia mayor al 95 % que las series de tiempo en las variaciones de FOREX diariamente en los cruces GBP/USD, EUR/GBP y EUR/USD no son aleatoriamente distribuidas, además también las describen como caóticas, extremadamente ruidosas y no estacionarias (p. 1249). Estas características presentes también afectan a una *hipótesis del mercado eficiente* mencionada por Siegel (2002) de la Universidad de Pennsylvania en su libro *Stocks for the Long Run*; la cual estipula que: *“La aleatoriedad es el resultado de un libre y eficiente mercado en el cual los inversionistas han incorporado todos los factores conocidos influenciando el precio del activo”*(p. 313)⁴.

El hecho de que el mercado no pueda cumplir ésta hipótesis significa que existen inversionistas que poseen información que otros no tienen para efectuar sus operaciones; lo cual puede inflar de manera artificial los precios de las divisas. Aunque los métodos matemáticos y estadísticos suelen ser un mecanismo para pronosticar el precio de una divisa, y en consecuencia operar ventas y compras, otra estrategia muy común es analizar las noticias y eventos importantes que giran al rededor de un país y el valor de su moneda para pronosticar una subida o bajada en el precio.

²Media constante.

³Varianza constante.

⁴Cita original traducida del inglés.

2.1.2. Predicciones en series de tiempo usando RNAs en el índice Merval

Benedetti et al. (2008) realizaron un trabajo en el que se utilizan propiamente redes neuronales para hacer trading y aunque es sobre un índice bursátil como el Merval⁵ y no una paridad del mercado FOREX lleva una idea consistente de como utilizar esta herramienta a un plano académico en América Latina. El instrumento utilizado por ser de naturaleza menos volátil que el mercado de divisas obtiene muy buenos resultados al respecto. Sin embargo mencionan las dificultades existentes al tratar de predecir situaciones tan azarosas como el precio de un índice bursátil. Las diferencias de esta tesis con el presentado por Benedetti et al. (2008) consiste en que no se compara una red neuronal con indicador técnico sino se utiliza la red para mejorar el desempeño de una estrategia basada en varios indicadores técnicos tratando de aumentar el balance general de una cuenta.

2.1.3. Tipos de análisis en trading

Kathy Lien (2008), analista en *bloomberg* y *The Wall Street Journal* en su obra: *Day trading and swing trading the currency market* afirma que los pronósticos y estudios realizados en los mercados financieros como el mercado FOREX usualmente tienen dos vertientes principales: **análisis fundamental** y **análisis técnico** (p. 37). El análisis fundamental implica conocer la vida macroeconómica de las naciones con indicadores tales como el producto interno bruto (PIB), confianza del consumidor y declaraciones de autoridades monetarias de cada país; igualmente situaciones como guerras, noticias y eventos intempestivos alimentan la formación del mercado haciendo que decida si el precio de una divisa respecto a otra aumenta o disminuye (p. 38). Hasta la mitad de la década de los 80 el análisis fundamental dominaba a los traders en los mercados hasta la llegada del análisis técnico que con el aumento de la tecnología podía hacer inferencias sobre el movimiento del precio de forma más puntual (p. 44). El análisis técnico se enfoca al movimiento del precio a través del tiempo utilizando información histórica para pronosticar la dirección de los precios en el futuro y la premisa principal de

⁵Principal indicador del mercado de valores de Buenos Aires.

este análisis es que toda la información del mercado se encuentra reflejada en el precio de cada moneda, además asume que la historia tiende a repetirse continuamente en el comportamiento del mercado (p. 45).

Kathy Lien menciona que comúnmente el análisis fundamental tiene un uso más fuerte en decisiones a largo plazo al tardar más tiempo el mercado en sintetizar la información macroeconómica y el análisis técnico tiene un uso al corto tiempo porque esas fluctuaciones son principalmente generadas por emociones humanas o percepciones del mercado. Para la presente tesis se enfocará en el análisis técnico y los diversos indicadores que se abordarán (pp. 37 y 45).

2.2. Contexto Temporal

2.2.1. La evolución del dinero y del mercado FOREX.

El economista canadiense John Kenneth Galbraith (1983)⁶ en su libro *Money (El dinero)* aborda la historia, cronología y hechos relevantes en la evolución del dinero empezando con el hecho de que el concepto inicial de un objeto con valor capaz de ser intercambiable por otros bienes de valor similar es tan antiguo como la sociedad misma pues “*el dinero es una conveniencia muy antigua, pero la idea de que es un objeto digno de confianza y que puede aceptarse sin examinarlo o ponerlo en tela de juicio es, en todos los aspectos, una cosa muy ocasional*” (p. 17). La capacidad de darle valor al trabajo para obtener beneficios a través de ella ha sido una característica de prácticamente todas las grandes civilizaciones. La historia del dinero inicia desde el intercambio de pieles, frutos y semillas en la prehistoria, acuñando las primeras monedas en Lidia, ubicada en Asia menor, (p. 18) pasando por el intercambio de ellas por papiros, plumas y tintas en la antigua nación marina de Fenicia; recorriendo el mundo a través de la ruta de la seda y encontrando en China la evolución al papel moneda en la corte de Kublai Khan, bien documentada por textos como *Il Milione*, descrito por Marco Polo durante el siglo XIII. Incluso en la Mesoamérica precolombina los mexicas le daban valor de dinero a las semillas del cacao intercambiándolo por prendas y encontrando

⁶Egresado de la Universidad de Toronto y docente en Harvard y Princeton.

en un objeto al que no le daban valor comercial como el oro su perdición, al ser la razón principal de la avaricia de los conquistadores españoles del siglo XVI. De América; españoles como el conquistador Francisco Pizarro llevarían galeones cargados de oro y monedas que se dispersarían por toda Europa haciendo de España la principal potencia del mundo (p. 21).

Sin embargo a pesar de ser una gran potencia mundial España no logró superar a los neerlandeses con sus bancos en Ámsterdam financiando expediciones con sus florines al *nuevo mundo*, dando en forma de préstamos y cobrando tasas de interés un nuevo uso para el dinero; pero la existencia de las monedas como único objeto capaz de poseer valor o ser dinero jamás ha sido constante. Algunos objetos en la historia han sido motivo de euforia para personas que, creyendo al poseer, tendrían más valor en el futuro que el dinero por el que valían en ese momento (pp. 26-29).

Quizá el caso más antiguo mejor documentado de este fenómeno se dio en la especulación sobre bulbos de tulipanes, precisamente en los Países Bajos, de 1636 a 1637 (Ferguson, 2008, pp. 137-138)⁷. Los neerlandeses al considerar los bulbos como un bien exótico tendieron a alzar su precio una y otra vez llegando a precios absurdos intercambiándolos incluso por mansiones (Ortíz, s.f.)⁸. En algún momento se alcanzó un máximo sobre los precios de bulbos de tulipán que decayó súbitamente por una escasez de compradores indispuestos a comprar bulbos a ese precio, por lo que las cotizaciones y precios se desmoronaron. De esta forma se generaron las primeras burbujas económicas y especulaciones en la historia.

Como se ha mostrado anteriormente; intercambios de frutos por semillas, monedas por telas de seda, cacao por prendas, florines por expediciones y tulipanes por mansiones; siempre ha existido una relación entre el precio de un bien, metal o moneda por otro, que se espera, sea de valor similar. El mercado FOREX da lugar a aquella actividad descrita anteriormente que la humanidad ha estado haciendo desde hace milenios pero mediante divisas usando mecanismos electrónicos.

⁷Información extraída del título original en inglés.

⁸Artículo del periódico *El economista* de España (Recuperado el 27 de mayo de 2017).

El papel moneda y el patrón oro

Para entender la evolución del mercado FOREX se debe antes conocer el paso del comercio con monedas metálicas y otros bienes a la creación de billetes o papel moneda y finalmente a los medios electrónicos. Empezando con los metálicos, se puede decir que el oro ha sido un metal valioso para la humanidad desde su aplicación como dinero corriente, sin embargo su utilización implicaba costos de transacción altos así que se buscaron otros medios para realizar pagos tratando de mantener el valor en la transacción. Galbraith (1983) hace notar que en los siglos XVII y XVIII en las Trece Colonias Inglesas el uso del tabaco como moneda de pago e incluso certificados creados a partir de lotes clasificados de tabaco servían de moneda de curso corriente. Otro ejemplo en aquella época fue el de Francia que a falta de dinero metálico pagaba a sus soldados en Québec en forma en cartas de naipes como promesas de pago sirviendo de moneda corriente en el siglo XVIII (pp. 63-66).

Fue hasta principios del siglo XIX que se empezó a adoptar el uso de papel moneda respaldado en oro o plata teniendo sus bases teóricas en el trabajo del escocés David Hume en su obra *of the balance of trade* siendo Inglaterra el país que adoptó este sistema primeramente que de manera posterior se extendería por el resto de Europa y el mundo según Ruiz (1992, p. 57). Así fue el nacimiento del patrón oro cuya vida empezaría desde 1879 hasta el gobierno de Richard Nixon en 1971 (Ferguson, 2008, pp. 308-309).

Bretton Woods

Tal y como lo ilustra el historiador británico de Harvard: Niall Ferguson (2008) en *The ascent of money*, durante la primera guerra mundial los países que tenían el patrón oro comenzaron a imprimir más papel moneda del que se encontraba realmente respaldado por oro en sus reservas para poder financiar el costo bélico apartándose del sistema de patrón oro original y generando inflación en sus economías, situación que les llevarían al desastre eventualmente (pp. 101-105). Ferguson (2008, p. 306-307) y (Galbraith, 1983, pp. 275-276) estarían de acuerdo que en el periodo de “entreguerras” se planteó poder volver a este patrón, sin embargo la gran depresión en Europa, generada en 1929 en Estados Unidos, a partir de la inflexibilidad generada por

el patrón oro para realizar pagos de deuda internacional, entre otras causas, desechó completamente este planteamiento.

La exportación de la gran depresión de Estados Unidos al mundo generó graves crisis como en Alemania e Italia donde ideologías de extrema derecha fortalecidas por el desempleo llevaron al nazismo y fascismo respectivamente al ascenso del poder siendo una causa fundamental de la Segunda Guerra Mundial (Galbraith, 1983, p. 230). Es en este nuevo escenario cuando los aliados, a punto de ser los vencedores de la guerra; en Bretton Woods, New Hampshire, durante julio de 1944 con la representación de 44 naciones, planificaron una nueva arquitectura para un nuevo orden mundial (Lien, 2008, p.21).

Después de varias negociaciones en Bretton Woods se llegó finalmente a un acuerdo cuyos puntos principales fueron:

1. *“La formación de autoridades principales encaminadas en promover el libre comercio y la armonía económica internacional.*
2. *El ajuste del cambio de divisas entre monedas.*
3. *La convertibilidad entre el oro y el dólar americano, empoderando al dólar como la moneda de reserva por elección del mundo”* (Lien, 2008, pp.21-22).

Se decidió que dadas las circunstancias favorables de la economía estadounidense el dólar reemplazaría al oro con la condición de que el dólar sí mantuviera su paridad con el oro. Se crearían dos instituciones importantes que regirían este plan; el Banco Mundial y el Fondo Monetario Internacional teniendo al primero con la misión de apoyar a los países afectados por la guerra y al segundo con el objetivo de regular los tipos de cambio. Como mencionarían Lien (2008, pp. 21-22) y Ferguson (2008, p.307) únicamente el primer punto de los anteriormente mencionados seguiría en existencia hasta hoy. Finalmente el 15 de agosto de 1971 el presidente estadounidense Richard Nixon decidió dar fin a la paridad del dólar con el oro generando así el nacimiento del sistema de cambio flotante y acabando con siglos de la antigua relación entre el oro y el dinero. (Ferguson, 2008, p.59)

“Por último, el cambio de divisas en el mundo evolucionó en un libre mercado, donde oferta y demanda fueron el único criterio que determinó el valor de una moneda. Mientras esto resultó y aún resulta en una gran cantidad de crisis monetarias y gran volatilidad entre monedas, también permitió al mercado ser auto regulado y así el mercado pudo dictar el apropiado valor de una moneda sin obstáculos” (Lien, 2008, p.22).

Evolución a los medios electrónicos actuales

El presidente Richard Nixon consideró un nuevo sistema que reemplazaría los acuerdos de Bretton Woods y en concordancia con otras naciones acordaron en el museo Smithsonian en Washington D.C un sistema que haría variar al dólar respecto al oro $\pm 2.25\%$ revalorizando otras divisas respecto del dólar. El *acuerdo Smithsonian* demostró ser inviable y en febrero de 1972 el mercado de divisas cerró, reabriendo en marzo de 1973 con un nuevo sistema de cambio flotante usado hasta el día de hoy⁹ (Lien, 2008, pp. 23-24).

Durante esta época igualmente la tecnología computacional y de comunicaciones comenzó a tener gran empuje, naturalmente el mercado de divisas encontraría una manera de adaptarse a estas nuevas reglas tecnológicas dejando formas tradicionales de hacer operaciones por teléfono o acudiendo directamente con el broker. Para 1982 apareció el primer servicio electrónico para comprar y vender acciones, fondos mutualistas y commodities usando una PC en línea, este sistema era *NAICO-NET*, ofrecido por la compañía *North American Holding Corp.* En 1985 la empresa *Trade*Plus* ofreció una de las primeras plataformas de trading en *America Online and Compuserve* (hoy, AOL). Naturalmente la posibilidad de hacer uso de una computadora e internet hizo que los costos de transacciones disminuyeran, finalmente en agosto de 1994 la empresa *K. Aufhauser & Company Inc* comenzó a hacer trading online por primera vez en la historia tal y como se hace actualmente. En 1994 de 12 brokers online se pasó a más de 140 para finales del 2000 tal como menciona el sitio web *Stock-Trading-Warrior* (s.f.)¹⁰.

⁹Información extraída del título original en inglés.

¹⁰Se amplía más esta información en *The Meteoric History of Online Stock Trading* (Información extraída del inglés y recuperada el 15 de mayo de 2017).

El 1 de enero de 1999 el euro fue oficialmente lanzado como moneda de cambio electrónica (Lien, 2008, p. 33) atrayendo inversionistas y así reduciendo el número de divisas en el mercado para finalmente tener los cruces más importantes y con mayor volumen; Richard Lee (s.f.)¹¹ asegura que dentro de estas divisas importantes se encuentran: el dólar americano, el euro, el dólar canadiense, la libra esterlina y el franco suizo.

2.2.2. La inteligencia artificial y computación neuronal

La segunda guerra mundial

Al igual que el génesis del mundo financiero actual se presentó durante la segunda guerra mundial, la inteligencia artificial y la computación tendrían el suyo igualmente en esta época. Aunque Estados Unidos fue el precursor del sistema económico actual, sería en el Reino Unido durante la guerra donde los primeros avances importantes en la computación moderna acaecerían.

Alan Turing, un egresado del King's College de Cambridge con doctorado por Princeton prestaría sus servicios a la Escuela de Cifrado y Código del Gobierno Británico para usar sus conocimientos matemáticos para descifrar los códigos usados por los alemanes durante la guerra, cifrados mediante una máquina conocida como *Enigma*. Turing contribuyó, con su trabajo e investigaciones, para ese propósito con la creación de *Colossus*, la primer computadora digital, electrónica y programable con la cual logró romper a *Enigma* y así facilitar la victoria aliada.

Acabando la guerra en 1947 Turing creó otra computadora en la Universidad de Manchester y para 1950 publicó su trabajo *Computing Machinery and Intelligence*, introduciendo el concepto de inteligencia artificial creyendo que era posible crear una máquina que pudiera imitar el proceso del cerebro humano; también creó un test para inteligencias artificiales conocida como la *prueba de Turing* para analizar la posibilidad de que una computadora pudiera pensar por sí misma. Finalmente se suicida en 1954, llevado a la depresión por acusaciones a su homosexualidad (Crepeau, 2017)¹². Considerado

¹¹Analista del sitio web *Investopedia*, información en su artículo *Top 8 Most Tradable Currencies* (Recuperado y extraído del inglés el 15 de mayo de 2017).

¹²Información extraída en inglés del sitio de recursos académicos *Salem Press Biograp-*

el padre de la informática y uno de los primeros investigadores en inteligencia artificial daría los primeros avances en esta área.

De la neurobiología a la computación

“En 1943, el neurobiólogo Warren McCulloch y el estadístico Walter Pitts, publicaron el artículo a logical calculus of the ideas imminent in nervous activity”(SIC)¹³. *“Este artículo constituyó la base y el inicio del desarrollo en diferentes campos como lo son los ordenadores digitales (John Von Neuman), la inteligencia artificial (Marvin Minsky con los sistemas expertos) y el funcionamiento del ojo (Frank Rosenblatt con la famosa red llamada perceptrón)”* (Basogain, 2008, p. 6).

Xabier Basogain (2008) de la Escuela Superior de Ingeniería de Bilbao menciona que en 1957 Frank Rosenblatt creó un sistema clasificador de patrones geométricos y abstractos al que llamó perceptrón, cuyo diseño tenía como objetivo el reconocimiento óptico de patrones (pp. 6-7). Sin embargo Marvin Minsky y Seymour Papert del *Massachusetts Institute of Technology* (MIT) hicieron una crítica profunda al sistema del perceptrón que generó el estancamiento por décadas de la computación neuronal recobrando el interés hasta 1982 con Jhon Hopfield con la invención del algoritmo *backpropagation* junto con su artículo: *Hopfield Model* o *Crossbar Associative Network* (p. 7-8). Para la década de 1980 el avance de la informática generó que el área de redes neuronales tuviera un ambiente apropiado donde desarrollarse y en la era de *big data* y la *minería de datos* en la década de 2010 da la oportunidad perfecta para seguir la investigación y estudios iniciados por Turing, Rosenblatt y Hopfield aplicados a un área tan caótica como lo son las finanzas y la economía tan dependientes del internet y con la capacidad tecnológica que brinda la época.

hical Encyclopedia de la BUAP (Recuperado el 16 de mayo de 2017).

¹³Error del autor al transcribir *imminent* en lugar de *immament*.

2.3. Funcionamiento del mercado FOREX

2.3.1. Plataformas electrónicas

Como anteriormente se mencionó: actualmente todos los movimientos dentro del mercado FOREX se hacen a través de plataformas electrónicas con conexión a internet. Peter Rosenstreich (2005), director de estrategias de mercado en *Swissquotes Bank* y autor de *Forex Revolution* ilustra que en la mayoría de los mercados siempre existen los *brokers* que son los intermediarios entre el mercado y los *traders* (pp.61-63)¹⁴. Por permitir esta conexión entre ambas partes los brokers cobran sus respectivas comisiones. Por mencionar algunos, se encuentran: *Vintage FX*, *FXCM*, *AVA Trade* y *Swissquotes*¹⁵. Generalmente estos brokers se encuentran regulados por autoridades locales en sus países de origen tal y como es el caso de *Swissquotes*.

Al encontrarse conectados a internet, los brokers han establecido diversas plataformas electrónicas en las que se puede hacer trading. Por mencionar algunas: *Pro Real time*, *Visual Chart*, *Ninjatrader*, *Metastock* y *Metatrader*. Cada una ofrece interfaces diferentes con la cual el trader pueda sentirse más cómodo al hacer operaciones, es normal que un broker maneje al menos más de un tipo de plataforma tal como puede comprobarse en las páginas web de algunos brokers. Finalmente, el horario de apertura del mercado FOREX que establecido como abierto el domingo a las 23hrs (GMT 0) y permanece activo 24 horas hasta el día viernes a las 20hrs (GMT 0)¹⁶.

2.3.2. Conceptos básicos de *trading*

Paridades o cruces

El primer concepto necesario será respecto a los cruces de divisas pues la interpretación de algunos cruces indexados a una moneda no será la misma

¹⁴Información extraída del título original en inglés.

¹⁵En el directorio de <https://es.investing.com/brokers/> pueden encontrarse varias docenas de brokers disponibles para operar (Información recuperada el 5 de mayo de 2017).

¹⁶Es decir, a las 4pm del domingo hasta la 1pm del viernes en horario del centro de México.

que otros cruces involucrando la misma divisa, por ejemplo en el cruce USD/MXN se entenderá que la moneda *base* será el dólar americano (USD) y su valor siempre será 1 mientras su contraparte será el peso mexicano (MXN) y su valor será dado por la cantidad necesaria, según el mercado, para comprar 1 dólar americano. Así \$18.50 en la paridad USD/MXN significa que cada dólar americano vale \$18.50 pesos mexicanos al valor actual del mercado; cuando se dice que hay una compra, significa que en la paridad USD/MXN se están comprando dólares por pesos mexicanos e igualmente sucederá en el caso análogo de la venta. Se utilizará esta misma lógica en cruces como dolar-yen japonés (USD/JPY) o dólar-franco suizo (USD/CHF). En otro caso, por ejemplo, en la paridad euro-dólar (EUR/USD) se están comprando euros por dólares ya que la moneda base es el euro y su contraparte el dólar americano.

Los cruces más líquidos y ampliamente comerciados suelen ser llamados como *majors* e involucran al 90 % del total de transacciones en FOREX. Estos son: dólar-yen japonés (USD/JPY), euro-dólar (EUR/USD), dólar-franco suizo (USD/CHF), dólar australiano-dólar americano (AUD/USD), dólar americano-dólar canadiense (USD/CAN) y libra-dólar (GBP/USD). (Rosenstreich, 2005, pp. 46-48)

Tipos de operaciones

Al hacer trading en FOREX se pueden hacer dos tipos de operaciones: compras (*long position*) o ventas en corto (*short position*), es decir, pedir un préstamo al broker para vender un activo caro, comprarlo barato y quedarse con la diferencia como ganancia. Al colocarse una operación en el mercado es posible acotar las pérdidas generadas, si es que las tiene, por una operación mediante un comando conocido como *stop loss*. Igualmente cuando se genera una ganancia importante y se quiere mantenerla inmediatamente al conseguirla se puede aplicar un *take profit*. Estos mecanismos sirven para detener operaciones cuando las pérdidas son mayores a las consideradas o cuando se quiere evitar que una operación ganadora pierda valor al llegar a cierto nivel.

PIP

El valor de un cruce no está definido de forma infinitesimal con valores exageradamente fraccionados, sino son discretos aunque muy pequeños, a esa mínima unidad de variación que existe en el precio de una divisa se le llama comúnmente como *pipette* y 10 de esas unidades generan un PIP (*price interest point*) y es la unidad de referencia en el mercado FOREX. En el caso del USD/JPY el PIP es de un centavo de yen o 0.01 de su valor, mientras que en el caso del euro-dólar el PIP consiste en 4 decimales o 0.0001 de un euro al igual que en el dólar-peso mexicano (Rosenstreich, 2005, pp. 49-50).

Precio Bid/Ask y el spread

En el mercado FOREX se comercia con dos diferentes tipos de precios en un cruce, estos son el precio de compra o *bid* y el precio de venta conocido como *offer* o *ask*. El precio *ask* es al que una institución está dispuesta a vender y el precio *bid* al que está dispuesta a comprar. Desde el punto de vista del *trader* se vende al precio *bid* y se compra al precio *ask*

Usualmente la diferencia entre *bid* y *ask* no suele ser tan alta y se mide normalmente en PIPs, esta diferencia es conocida como **spread** y esta diferencia depende de las condiciones y liquidez del mercado. La mayoría de los comerciantes en FOREX ofrecen un spread de 3 PIPs en los cruces *major*, mientras se ofrece uno de 5 PIPs en el resto (Rosenstreich, 2005, p. 50).

Apalancamiento, lotes y márgenes

Para poder participar en el mercado FOREX se requiere tener un financiamiento específico, provisto en este caso por un broker, que habilita la posibilidad de especular con el precio de las divisas. Al primer depósito que hace el trader con el broker se le llama *margen inicial* y es el que se hace para poder comenzar a operar. El margen inicial es usado para garantizar que las obligaciones del broker y trader sean cumplidas (Rosenstreich, 2005, pp. 58). Para poder medir márgenes y demás cuestiones se tiene una unidad estandarizada en dólares a la que se le llama *lote* la cual es definida como 100,000 unidades sobre la moneda base, un minilote será definido por

10,000 unidades sobre la moneda base y un microlote serán 1,000 unidades sobre moneda base en la paridad en la que se desea invertir. El lote, como unidad, además es utilizado para el *apalancamiento*, es una herramienta financiera que funciona como un préstamo que hace el broker sobre un lote. En el apalancamiento por cada unidad monetaria que tiene el trader, el broker puede prestar unidades extras para poder generar ganancias considerables, sin embargo esto también puede provocar pérdidas fuertes. Usualmente el apalancamiento más común es tener 1:100, es decir, por cada dólar el broker da un préstamo de 100 dólares.

VintageFX (s.f.)¹⁷, un broker australiano online, menciona que el objetivo del apalancamiento es que traders que tienen únicamente capacidad financiera de manejar microlotes tengan la posibilidad de operar con lotes estándar de \$100,000USD, dejando como margen \$1,000USD a manera garantía por el lote prestado.

Por ejemplo; se opera con un margen inicial de \$1,000USD depositados con un apalancamiento 1:100 en USD/MXN, esto quiere decir que el valor en dólares de 1 PIP en esta paridad será de $\$0.0001 \times \$100,000 = \$10$. Si se tiene una posición larga a \$18.50125 y posteriormente se cierra la posición a \$18.51225 pesos mexicanos por dólar, se tendrían \$0.01100 o 110 PIPs de ganancia, si cada PIP vale \$10 entonces se obtuvieron \$1,100 dólares de ganancia en esta operación. Se regresan los \$100,000 dólares al broker y el trader queda con \$2,100 dólares en su cuenta. Sin embargo aunque el apalancamiento puede dar importantes ganancias en operaciones ganadoras también puede implicar perder todo el dinero de la cuenta, además también el broker debe poder generar sus ganancias con las operaciones de los traders y el préstamo que les hace.

En caso de tener un alto apalancamiento y pérdidas considerables el broker tendrá sus criterios para pedir dinero extra a la cuenta para poder mantener las posiciones perdedoras abiertas con la posibilidad de que se recuperen después de un tiempo, ésta petición del broker es conocida como *llamado de margen* o *margin call*, en caso de ser ignorada esta petición el broker tiene la facultad de cerrar la operación, dejando la cuenta sin fondos a fin de proteger su capital. Debido a que se está haciendo un préstamo, el broker buscará los medios necesarios para evitar tener pérdidas sobre

¹⁷Información extraída del inglés y recuperada el 5 de mayo de 2017.

él(Rosenstreich, 2005, p.59).

Comisiones

A diferencia de los bancos, el préstamo que hace el broker no pide un interés sino cobra el spread, anteriormente mencionado, sobre el precio en ese momento del mercado como compensación por abrir la operación, aunque también existen casos en que se cobran comisiones extra dependiendo del broker. Tal como menciona Rosenstreich (2005), además hay otro tipo de pago que se hace por mantener una operación abierta más de un día.

Para las operaciones llamadas comúnmente *overnight* hay dos pagos que se hacen, una se cobra por parte del broker por mantener la posición abierta y ésta depende totalmente del broker; la otra depende del banco central y puede ser un pago a favor o en contra del trader. Para motivar al mercado a tener posiciones a favor de una divisa y así aumentar su precio respecto a otra después de que cerró el mercado se paga al trader una compensación, pero si la posición es desfavorable al precio de una divisa en vez de pagar una compensación el trader tiene que pagar ese precio. Los bancos centrales de las divisas en los cruces involucrados tienen tasas de interés establecidas y su relación entre ellas marca la pauta para definir cuando una posición larga o corta puede ser beneficiosa en un cruce (pp. 54,59).

Estas dos últimas comisiones según Rosenstreich (2005) las llama *rollover* al cobro hecho por el broker e *interest rate differential* o *rollover change* al generado por los bancos centrales (pp. 54-55). Debido a que en la mayoría de las plataformas de trading a estos cobros se les denomina **swap**, como en el caso de Vintage FX y Swissquotes, en adelante en este trabajo se abordarán estos pagos con esta denominación.

2.4. Indicadores técnicos

Gráfico de velas japonesas

En el análisis técnico, como se mencionó anteriormente en la página 11, se utiliza la información histórica generada por el mercado. Esta información se ve reflejada en un tipo especial de gráfico, llamado de velas japonesas, que muestra el comportamiento del precio a lo largo del tiempo. Para analizar la información se requiere establecer un horizonte de tiempo o *timeframe* que puede ser de 1 minuto (M1), 5 minutos (M5), 15 minutos (M15) 30 minutos (M30), 1 hora (H1), 4 horas (H4), 1 día (D1), 1 semana (1W) o 1 mes(MN).

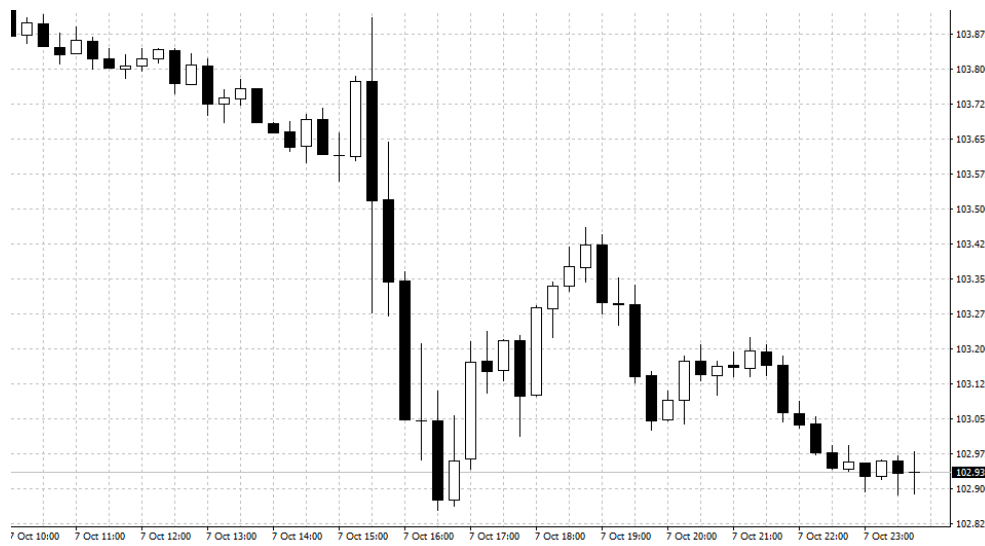


Figura 2.1: Gráfico de velas japonesas que muestra la paridad USD/JPY en M15 al día 7 de octubre de 2016.

La estructura de la vela japonesa se divide en cuatro partes: **precio de apertura**, **precio de cierre**, **precio máximo** y **precio mínimo**. Cada barra o vela de manera individual representa el periodo dentro de un timeframe en el que se está observando el gráfico. En la figura 2.1 se puede apreciar que cada vela representa un intervalo de 15 minutos en el precio del USD/JPY. El color blanco o negro de cada vela representa si fue un momento donde el

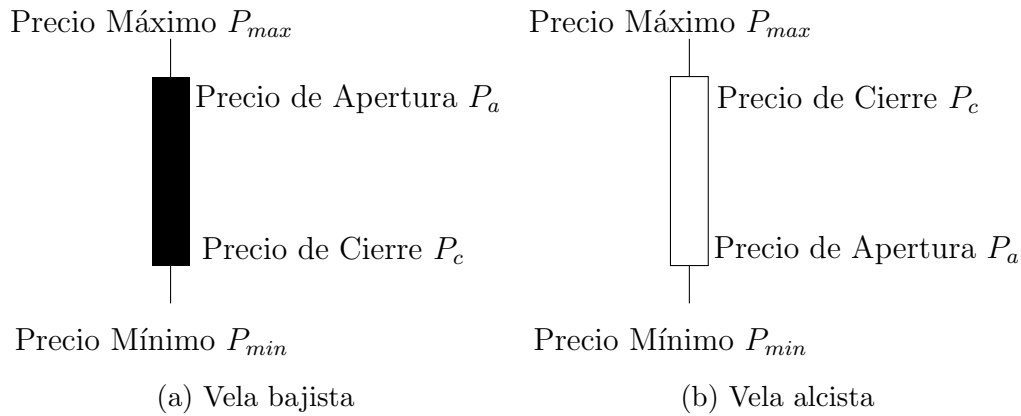


Figura 2.2: Estructura de velas japonesas

precio del USD/JPY fue alcista o bajista¹⁸, es decir, si el precio de apertura fue mayor o menor al de cierre. Si la vela es negra implica que el precio en ese intervalo de tiempo fue bajista (Precio de Apertura > Precio de Cierre) pero si la vela es blanca implica que fue alcista (Precio de Apertura < Precio de cierre).

Nota: Comúnmente se dice que cuando el mercado está en tendencia alcista se tiene un *bull market* y cuando es bajista se tiene un *bear market*.

Los datos históricos que contienen las velas japonesas, según el análisis técnico, sirven para hacer pronósticos sobre el comportamiento del precio a futuro, por lo que se han diseñado diversos indicadores que toman este principio. Para esta tesis se ha decidido utilizar una estrategia basada en: Media Móvil Simple (SMA), Parabolic SAR (SAR) y Relative Strenght Index (RSI). A continuación se describen estos indicadores.

¹⁸Aunque dependiendo de la configuración particular de cada plataforma los colores para precios bajistas y alcistas varían.

2.4.1. Media móvil simple, parabolic SAR y RSI

Media Móvil Simple o Simple Moving Average (SMA)

Este es un indicador sencillo que usa una media, en este caso, del precio de cierre de cada vela japonesa de periodos anteriores para poder analizar el comportamiento del mercado suavizando el comportamiento del precio. Así, si se considera a n como el número de periodos en un determinado timeframe con Pc_i siendo el precio de cierre en cada uno de los i periodos. Se definirá a la media móvil como:

$$SMA = \frac{Pc_1 + Pc_2 + \dots + Pc_n}{n}$$

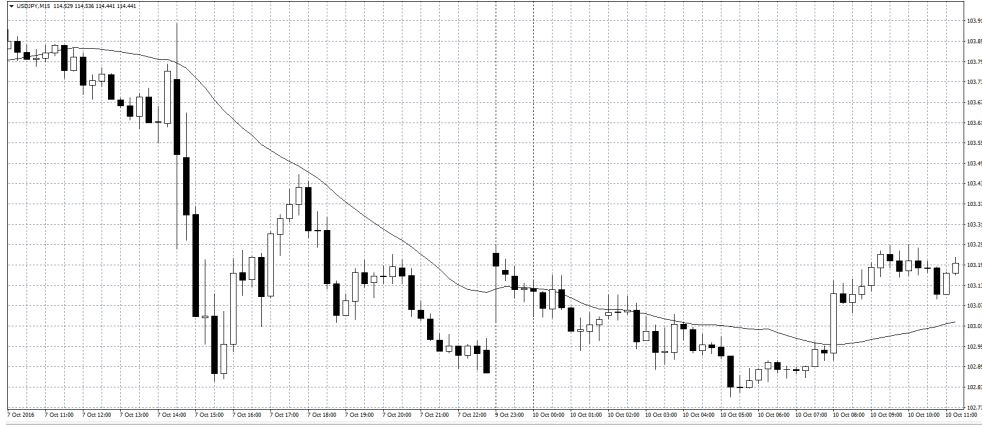


Figura 2.3: Gráfico que muestra el uso de una media móvil en la paridad USD/JPY en M15 al día 7 de octubre de 2016.

Como puede observarse únicamente el único parámetro de este indicador es la cantidad de periodos n que se tomaran en cuenta para realizar la media simple.

Jonh Person (2004), analista financiero y autor de *A complete guide to technical trading tactics*, menciona la siguiente interpretación empírica que puede darle a las medias móviles simples:

1. “Si la línea del precio de mercado se encuentra arriba de la media móvil simple, se debe adoptar una posición larga.
2. Si la línea del precio de mercado se encuentra abajo de la media móvil simple, se debe adoptar una posición corta.
3. Si la línea de precio de mercado se encuentra abajo de la media móvil simple y se coloca inmediatamente encima de ella, se tiene una señal de compra.
4. Si la línea de precio de mercado se encuentra arriba de la media móvil simple y se coloca inmediatamente abajo de ella, se tiene un señal de venta” (pp. 135-137).

Parabolic SAR

Fue desarrollado por Welles Wilder (1978), creador de algunos de los más populares indicadores técnicos mostrados en su libro: *New concepts in technical trading systems*. El nombre Parabolic Sar proviene de generar una gráfica parecida a una parábola y SAR del inglés *Stop and reverse* que hace alusión al hecho de identificar si se está en un *bull market* o en un *bear market*, detenerse cuando ya no se esté en alguno de esos dos estados y revertirse al estado contrario (p. 9). Es decir, se estará en un *bear market* cuando los precios estén bajando, cuando comiencen a subir el indicador se detendrá y empezará a indicar que se está ahora en un *bull market*, de manera análoga sucederá lo mismo. Su calculo será dado por:

$$SAR_t = SAR_{t-1} + \alpha(PE - SAR_{t-1})$$

Donde:

SAR_t : Es el valor del SAR en el periodo t.

α : Es el factor de aceleración, el cual puede ser modificado para cambiar la sensibilidad del parabolic SAR a los cambios del precio. Aumentará de forma sucesiva cada vez que el PE cambie a un nuevo valor, sólo lo hará hasta un cierto límite que se establezca.

PE : Será el Punto Extremo que toma el parabolic SAR durante un Bear o Bull market.

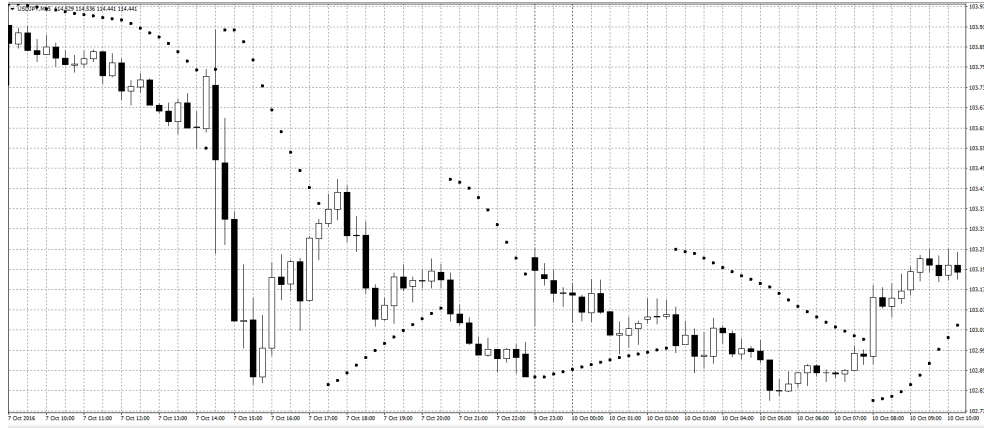


Figura 2.4: Gráfico que muestra el uso del parabolic SAR en la paridad USD/JPY en M15 al día 7 de octubre de 2016.

Como podrá apreciarse el único parámetro que puede ser manipulado es el factor de aceleración α y su límite máximo. Su interpretación es muy parecida a la media móvil:

1. Cuando los puntos generados por el Parabolic Sar se encuentran debajo del precio, entonces se está en un momento alcista y se recomienda una compra.
2. Cuando los puntos generados por el Parabolic Sar se encuentran debajo del precio, entonces se está en un momento bajista y se recomienda vender.
3. Si se tiene una posición larga y se hace la reversión por encima del precio de mercado entonces se recomienda cerrar la operación.
4. Si se tiene una posición corta y se hace la reversión por debajo del precio de mercado entonces se recomienda cerrar la operación.

A diferencia de los otros indicadores, el Parabolic Sar da una pauta precisa para cerrar una operación y salir del mercado cuando la tendencia comienza a bajar.

Relative Strength Index (RSI)

Igualmente creado por Welles Wilder utilizando los precios de apertura y cierre de cada periodo se desarrolló un indicador que *“mostrara la velocidad de la dirección del precio. Cuando se mueve hacia arriba muy rápido, a cierto punto se considera que está en sobrecompra; cuando se mueve hacia abajo muy rápido, a cierto punto se considera en sobreventa”* (Wilder, 1978, p.60). Se procederá a mostrar su conformación.

Sea n un número de periodos en un determinado timeframe con Pa_i y Pc_i siendo los precios de apertura y cierre respectivamente en cada uno de los i periodos. Tómese R_i como la variación de cada periodo definido como $R_i = Pc_i - Pa_i$.

A continuación se definirá a

$$A = \sum_{R_i > 0}^n \frac{R_i}{n} \text{ como promedio de periodos alcistas.}$$

$$\text{y } B = \sum_{R_i < 0}^n \frac{R_i}{n} \text{ como promedio de periodos bajistas.}$$

Ahora considérese al cociente $Rs = \frac{A}{B}$ Finalmente se definirá al Relative Strength Index como:

$$RSI = 100 \frac{Rs}{1 + Rs}$$

Al igual que la media simple el único parámetro del RSI será la cantidad de periodos n que sean tomados en cuenta.

Esto quiere decir que el promedio de periodos alcistas sea mayor al promedio de periodos bajistas, es decir, que se encuentre en un bull market. El resultado es análogo para un bear market.

Una interpretación mencionada por Wilder indica que cuando el $RSI > 50$ implica que se está en un bull market y un $RSI < 50$, por otro lado, implicaría un bear market. La razón es demostrada a continuación:

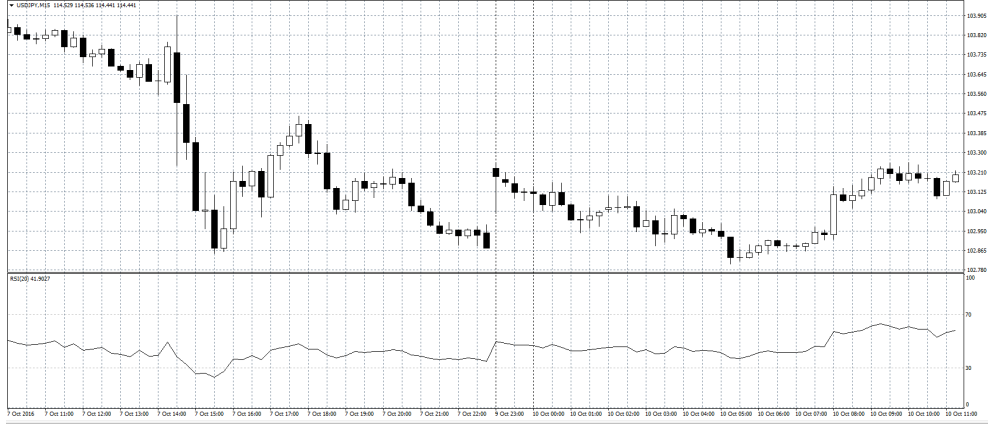


Figura 2.5: Gráfico que muestra el uso del RSI en la paridad USD/JPY en M15 al día 7 de octubre de 2016.

Demostración.

$$\begin{aligned}
 &\text{Sea } RSI > 50 \\
 &\Rightarrow 100 \frac{Rs}{1 + Rs} > 50 \\
 &\Rightarrow 2Rs > 1 + Rs \\
 &\Rightarrow Rs > 1 \\
 &\Rightarrow \frac{A}{B} > 1 \\
 &\Rightarrow A > B
 \end{aligned}$$

□

2.5. Redes Neuronales Artificiales (RNA)

Tal y como establece Christopher Bishop (2009), director de laboratorio del *Microsoft Research Cambridge* y autor del libro *Pattern recognition and machine learning*, el término *red neuronal* tiene sus orígenes en los intentos de encontrar representaciones matemáticas a la información procesada por los sistemas biológicos. Y aunque estos modelos han sido criticados por su

factibilidad biológica no se ha en puesto en duda su funcionamiento dentro de la estadística (p. 226).

Las redes neuronales al tratar de emular un cerebro biológico y sus habilidades de aprendizaje establecieron una arquitectura o diseño que es representado mediante un modelo matemático. Sus aplicaciones en la actualidad van desde el reconocimiento de patrones, control de procesos y regresiones teniendo foco importante dentro de la ingeniería, redes sociales, química y finanzas; como en este caso será.

Las RNA al margen de parecerse al cerebro presentan una serie de características propias de él. Por ejemplo, las RNA aprenden de la experiencia, generalizan ejemplos previos a ejemplos nuevos y abstraen las características principales de una serie de datos (Basogain, 2008, p. 2).

Una RNA tiene la capacidad de cambiar su comportamiento como resultado de ciertas condiciones las cuales denominamos como entradas o *inputs* y mediante estos la red adquiere la capacidad de aprender. Esto se logra mediante la posibilidad de que la RNA se auto ajuste cada vez que existan nuevos elementos que entran a la red hasta que los resultados exigidos a ella sean satisfechos. La capacidad de las RNA a reconocer patrones en presencia de *ruidos* o distorsiones es similar a la de las redes biológicas de dar mejores resultados a los mostrados por una computadora. La estructura de la RNA, más que un programa producido por un humano, es la responsable de esta habilidad de reconocimiento.

El *argot* de la neurociencia es ampliamente usado dentro de las RNA debido al paralelo obvio que existe en ambas disciplinas, como más adelante se mostrará. Una red neuronal, estrictamente hablando, está compuesta por una compleja red de neuronas biológicas individuales; cada neurona, a pesar de estar separada de otra, comparten asociaciones con el propósito de transmitir información de una neurona a otra; estos procesos de comunicación son denominados como *sinapsis*. Para que la sinapsis pueda darse las neuronas tienen extensiones que les permiten transmitir y recibir señales de otras neuronas, estos son conocidos como *axones* y *dendritas*. Los *axones* son una extensión de las neuronas que les permite transmitir información a otras neuronas adyacentes y las *dendritas* son las extensiones que sirven a la neurona para recibir información. Esta estructura es fácilmente visible en la figura 2.6 (a).

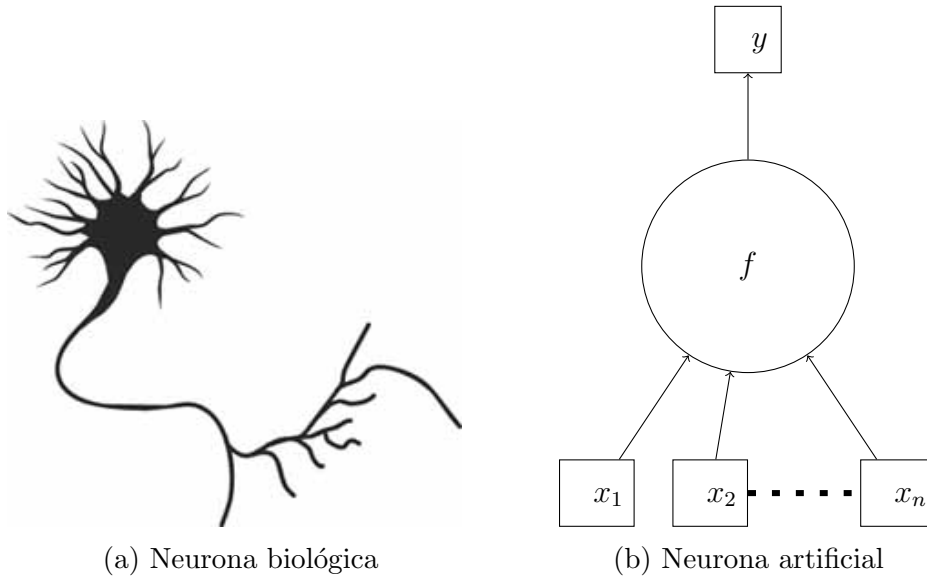


Figura 2.6: Tipos de neuronas

En el proceso de la sinapsis hay un impulso en el que se disparan moléculas llamadas *neurotransmisores*, las cuales viajan en la sinapsis a la neurona objetivo a la que deben llegar. Cuando hay un aumento en la probabilidad de generar un impulso, entonces se dice que la sinapsis tiene una *excitación* y cuando la probabilidad disminuye entonces hay una *inhibición*. Esta actividad de excitación e inhibición abre el concepto de tener *pesos* durante la sinapsis.

La descripción biológica mencionada anteriormente tiene su análogo artificial donde, desde luego, existe una menor complejidad; sin embargo las redes artificiales se acercan lo suficiente al comportamiento de un cerebro como para utilizar modelos prácticos; esta relación de redes biológicas y neuronales es abordada ampliamente por Urbas (2016)¹⁹. Hay que tomar en cuenta que la topología de las RNA no tienen un diseño basado en un cerebro biológico y su constitución puede estar sujeto a cambios, lo cual da flexibilidad a su implementación.

¹⁹Información extraída del inglés en el sitio de recursos académicos *Salem Press Encyclopedia of Science* de la BUAP (Recuperado el 17 de mayo de 2017).

2.5.1. Clasificación de las redes neuronales artificiales

Según Gérard Dreyfus (2005)²⁰, profesor emérito de la *École Supérieure de Physique et de Chimie Industrielles (ESPCI-ParisTech)* y autor de *Neural networks: methodology and applications*, las RNA suelen ser clasificadas en dos tipos: *anticipativas* o *feedforward* y *recurrentes* o *feedback*. Las redes tipo feedforward son una función no lineal de sus entradas, que es composición de funciones de sus neuronas. La principal característica es que la información camina de un grupo de neuronas a otras en una única dirección, es decir, son acíclicas y es posible llegar al final de la red siguiendo cualquier camino desde sus entradas. Mientras tanto, en las redes feedback es posible seguir un camino desde las entradas hasta volver a ellas, es decir, son cíclicas (pp. 3, 4, 8). Además pueden existir capas de neuronas adicionales desde la capa inicial de entrada a la de salida; este tipo de estructuras se conoce como de *capas ocultas* o *hidden layers* debido a que únicamente se tiene contacto directo con la capa de entrada y de salida cuando la red está en ejecución. La gran mayoría de redes neuronales optan por tener varias de estas capas ocultas haciendo así redes neuronales *multicapa* o *multilayer*.

La figura 2.7 muestra el ejemplo de la estructura de una **red neuronal artificial multilayer feedforward** que será del tipo utilizada para el análisis de la estrategia de trading mencionada anteriormente.

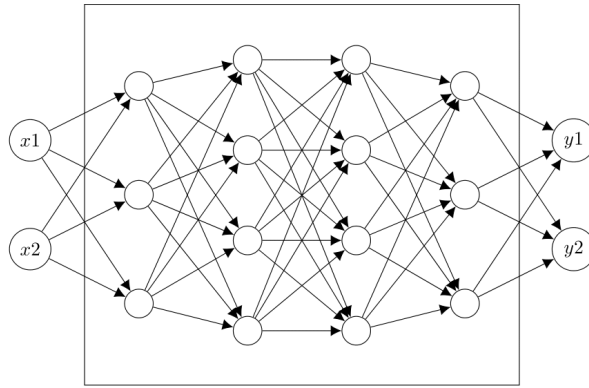


Figura 2.7: Arquitectura básica de una red neuronal feedforward con 2 entradas x_1 , x_2 ; 2 salidas y_1 , y_2 y 4 capas ocultas con 3, 4, 4 y 3 neuronas.

²⁰Información traducida de su versión en inglés.

2.5.2. Fundamentos de las redes neuronales feedforward

Hastie y Tibshirani (2008) de la Universidad de Stanford en su libro *The elements of statistical learning* dicen que las redes neuronales como modelo matemático son una regresión en dos etapas o modelo de clasificación (p. 394), comúnmente representado por un diagrama de redes tal y como muestra la figura 2.7. Este modelo sirve tanto para problemas de regresión como para clasificación. Para una regresión únicamente se espera una salida mientras para un problema de clasificación se tienen dos o más salidas.

Como se mencionó anteriormente en la neurona biológica, puede existir un proceso de excitación o inhibición de la neurona dependiendo de pesos en la sinapsis y esta característica también está presente en las RNA donde estos pesos (*weights*) serán denotados por el vector $\mathbf{w}$. También se definirá como $\mathbf{x}$ al vector de entradas que alimenten a la red.

Bishop (2009) toma un enfoque estadístico a partir de modelos de regresiones lineales múltiples para construir redes neuronales como modelos no lineales para regresiones. Inicialmente podría decirse que con la notación mencionada se tendría el siguiente modelo de regresión lineal múltiple:

$$\begin{aligned} y(\mathbf{x}, \mathbf{w}) &= w_0 + w_1x_1 + \dots + w_nx_n \\ &= w_0 + \sum_{i=1}^n w_ix_i \end{aligned} \tag{2.1}$$

A partir de este punto se definirá a la *neurona* como componente mínimo de una red neuronal al agregarle un componente no lineal a la ecuación 2.1. Además, por convención se ha decidido denotar a w_0 como umbral u quedando definida la neurona como:

Definición 2.5.1 (Neurona). “Una neurona es una función no lineal acotada $y = f(x_1, x_2, \dots, x_n; w_1, w_2, \dots, w_p)$ donde las $\{x_i\}$ son variables y las $\{w_i\}$ parámetros (o pesos) de la neurona” Dreyfus (2005, p.2).

$$a = f(u + \sum_{i=1}^n w_i x_i) \quad (2.2)$$

Donde $f(\cdot)$ será conocida como *función de activación* haciendo el papel en la RNA de activador del impulso de la neurona durante la sinapsis para decidir a donde viajará la información tal y como sucede con los neurotransmisores estableciendo la excitación de las neuronas.

Es necesario para poder transmitir la información a través de la red que la función de activación sea *continuamente diferenciable* y pueda determinar el nivel de excitación de una neurona clasificándola como *excitada* o *inhibida*. Tang, Tan, y Zhang (2003) proponen a las funciones *logística*, *hiperbólica tangente* y *lineal* (pp. 10-11) como funciones de activación por cumplir estas características. Para el presente trabajo se utilizará la función logística definida como:

$$f_L(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}}, \quad a > 0, x \in \mathbf{R}. \quad (2.3)$$

De donde se utilizará un caso particular cuando $a = 1$ denominado como *función sigmoide* por ser la forma más utilizada dentro de las RNA dando lugar a nuestra función de activación como:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}, \quad x \in \mathbf{R}. \quad (2.4)$$

Características de la función sigmoide

La función sigmoide que es tan atractiva para las RNA tiene las siguientes características:

A medida que la neurona se va excitando se tiene un comportamiento asintótico a la derecha dado por $\lim_{x \rightarrow \infty} \frac{1}{1 + e^{-x}} = 1$. Mientras por la izquierda se puede observar que $\lim_{x \rightarrow -\infty} \frac{1}{1 + e^{-x}} = 0$. Del comportamiento a la izquierda

es notorio observar la baja excitación o inhibición de la neurona cuando ronda al rededor de 0.

Además el hecho más particular de esta función se encuentra en su primer derivada pues puede ser expresada en "*función de la función misma*". Esto es de particular ayuda para hacer posteriores cálculos respecto a cada neurona que harán cambiar los pesos de $\mathbf{w}$ durante el proceso de ejecución de la red neuronal.

$$f'(x) = f(x)[1 - f(x)] \quad (2.5)$$

Demostración.

$$\text{Sea } f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Entonces al derivar:

$$\begin{aligned} f'(x) &= \frac{e^{-x}}{(1 + e^{-x})^2} \\ &= \frac{1 + e^{-x} - 1}{(1 + e^{-x})^2} \\ &= \frac{1}{(1 + e^{-x})} - \frac{1}{(1 + e^{-x})^2} \\ &= \frac{1}{1 + e^{-x}} \left(1 - \frac{1}{1 + e^{-x}} \right) \\ &= f(x)[1 - f(x)] \end{aligned}$$

□

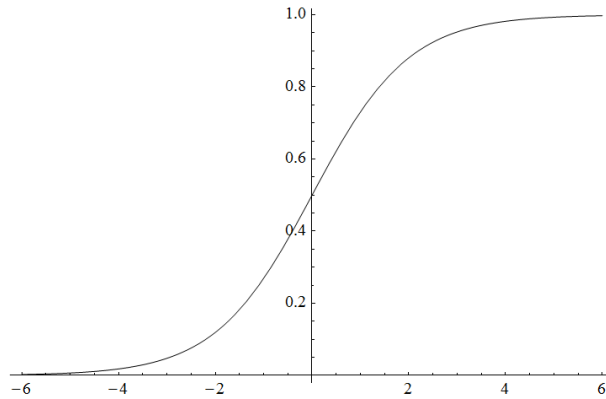


Figura 2.8: Comportamiento gráfico de la función sigmoide.

Ajuste de una RNA feedforward

Para que una red neuronal pueda dar resultados satisfactorios es necesario que tenga información para *aprender*, esto significa que sea una base de datos que contengan los valores de entrada y de salida que se deseen pronosticar o aproximar. Al proceso de alimentar una red neuronal con información para que se ajuste se le llama *entrenamiento*. Para tales fines se describirá el método *backpropagation* que es un método computacionalmente muy eficiente y fácilmente programable (Bishop, 2009, pp. 246-247).

Aunque la topología de una RNA multicapa feedforward puede ser tan grande como sea conveniente, el método backpropagation se aplicará de igual forma. El vector $\mathbf{x}$ funcionará como capa de entrada y por cada componente de entrada x_j , como se ve en la figura 2.9, habrá un peso w_j asociado al que dirigirá el valor de las entradas a cada una de las neuronas de la primer capa oculta donde la función de activación sigmoide determinará con que intensidad pasará a la siguiente capa de neuronas. Se hará esto de manera continua hasta la capa de salida donde se determinará qué ajustes deberán hacerse en los pesos $\mathbf{w}$ para que la red se entrene adecuadamente.

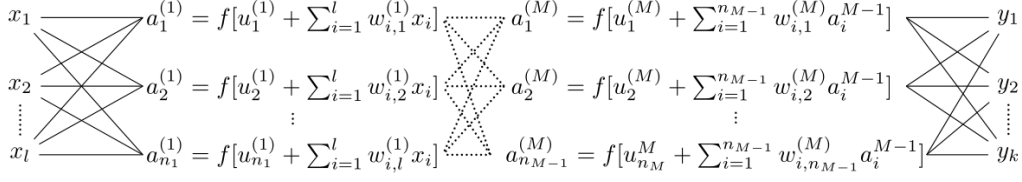


Figura 2.9: Red Neuronal Feedforward con múltiples capas ocultas.

En la figura 2.9 se pueden apreciar cada una de las l entradas x_j teniendo una conexión directa con la primer capa oculta, donde son ponderadas con sus pesos respectivos, como anteriormente se mencionó, mas el valor de los umbrales. El valor de la función sigmoide de cada neurona de la primer capa se pasará al conjunto de neuronas de la siguiente capa repitiendo el proceso hasta llegar al final, a la capa de salida.

Luego la red comparará esta salida con el valor real que muestren los datos de entrenamiento. El criterio para la comparación será dado la minimización del Error Cuadrático Medio (ECM) respecto a cada uno de los pesos w_j, u_j . Para este caso se muestra la forma del ECM para el entrenamiento de una red neuronal (Bishop, 2009, p. 233):

$$ECM(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \|\mathbf{y}(\mathbf{x}_t, \mathbf{w}) - \mathbf{z}_t\|^2 \quad (2.6)$$

Donde T es la cantidad de datos reunidos para el proceso de entrenamiento; $\mathbf{y}(\mathbf{x}_n, \mathbf{w})$ es el vector de salida de la red neuronal respecto a cada entrada y pesos, incluyendo a los umbrales; finalmente $\mathbf{z}_n$ es cada uno de los valores que se quiere aproximar o pronosticar. De tal forma que este ajuste es iterativo y en cada uno se actualizará el valor de $\mathbf{w}$ para minimizar el ECM. Disminuir una función como el ECM requiere poder hacerse mediante la valuación del gradiente y ver si es zona de un mínimo o máximo, en este caso dadas las circunstancias antes mencionadas Bishop (2009, p. 240) aborda el *descenso del gradiente* como método para encontrar los mínimos correspondientes.

$$\mathbf{w}_{t+1} = \mathbf{w}_t - \alpha \nabla ECM(\mathbf{w}_t) \quad (2.7)$$

Donde en este caso α es una constante a la que se le conoce como *factor de aprendizaje*. Aunque de manera general cuando se tienen múltiples salidas se hace la minimización del ECM tomando en cuenta el gradiente, en este caso habrá una única salida, además se hará la actualización de cada peso de manera individual:

$$w_{i,j}^{(h)}(t+1) = w_{i,j}^{(h)}(t) - \alpha \frac{\partial ECM[w_{i,j}^{(h)}(t)]}{\partial w_{i,j}^{(h)}(t)} \quad (2.8)$$

En este caso se establece que el peso $w_{i,j}^{(h)}$ va de la neurona i en la capa $h-1$ a la neurona j en la capa h . Esto hace al ECM de una única salida definida como:

$$ECM[w_{i,j}^{(h)}(t)] = \frac{1}{2}[y(t) - z(t)]^2 \quad (2.9)$$

Entonces, la derivada respecto a cada peso será:

$$\frac{\partial ECM[w_{i,j}^{(h)}(t)]}{\partial w_{i,j}^{(h)}(t)} = [y(t) - z(t)] \frac{\partial y(t)}{\partial w_{i,j}^{(h)}(t)} \quad (2.10)$$

Recordando que las salidas $y(t)$ dependen de cada neurona de activación $a_j^{(h)}$, entonces usando la regla de la cadena se tendría:

$$\frac{\partial ECM}{\partial w_{i,j}^{(h)}(t)} = \frac{\partial ECM}{\partial a_j^{(h)}} \frac{\partial a_j^{(h)}}{\partial w_{i,j}^{(h)}(t)} \quad (2.11)$$

Escalamiento de los datos

Al haber mencionado las características de la función sigmoide, un valor muy grande en sus entradas generará que su valor sea 1, sobresaturando toda la red neuronal e invalidando su análisis, de tal forma que para ver resultados satisfactorios se debe realizar un escalamiento que permita manejar las entradas entre 0 y 1, Hastie y Tibshirani (2008, pp. 398-400) mencionan que este es uno de los inconvenientes al manejar este tipo de redes neuronales, sin embargo su tratamiento es sencillo, se identifica al máximo y mínimo de los datos de entrada y se hace la siguiente transformación:

$$x_{escalada} = \frac{x_{real} - min}{max - min} \quad (2.12)$$

Luego, se procesa la información en la red neuronal que manejará los datos en la misma escala para posteriormente reescalarlos y tener sentido en el contexto en el que originalmente se trabajan. Así al reescalar, únicamente se hace lo siguiente:

$$x_{real} = x_{escalada}(max - min) + min \quad (2.13)$$

Capítulo 3

Técnicas de investigación y diseño metodológico

Aunque los estudios de redes neuronales en FOREX se han hecho con énfasis en predecir el precio de divisas y mostrarlas como opciones mejores a los indicadores técnicos tradicionales, durante la investigación no fue posible encontrar alguna propuesta que mostrara el desempeño conjunto de indicadores técnicos y redes neuronales. Así que este trabajo aborda un problema poco estudiado y abre terreno para más investigación al respecto; por tal motivo esta investigación es de tipo cuantitativo, exploratorio y experimental. Además, aunque la plataforma Metatrader 4 ha sido muy popular entre traders no existen mucha investigación aplicando la herramienta que brinda su ambiente de programación y su lenguaje MQL4.

3.1. Supuestos de Investigación

Tomando en cuenta los objetivos y preguntas de investigación, además de todo el proceso generado en este trabajo resultado de la conformación del marco teórico, se tienen definidas los siguientes supuestos de investigación:

- **Supuesto 1:** La estrategia de trading programada en MQL4 tendrá la suficiente cantidad de datos para alimentar a la red neuronal.

- **Supuesto 2:** Los datos utilizados por la red neuronal serán relevantes para alimentar la red neuronal.
- **Supuesto 3:** Las predicciones generadas por la red neuronal mostrarán datos que permitan demostrar su utilidad para administrar una cuenta con capital invertido en FOREX.

3.2. Generación de la estrategia de trading

Como a continuación se mencionará, los indicadores técnicos utilizados para esta tesis son: Parabolic SAR, RSI y Media Móvil Simple; en el marco teórico se mencionaron las características de estos indicadores y los niveles en los que se suelen ejecutar compras o ventas, además de dar la pauta para establecer en que momento se debe cerrar la operación.

La estrategia fue programada en MQL4 dentro de la plataforma Metatrader 4. En el apéndice A se puede encontrar el código con el que fue compilado.

Se decidió para esta tesis utilizar 30 periodos para generar la Media Móvil Simple, un factor de aceleración de 0.02 hasta 0.2 para el Parabolic SAR, finalmente para el RSI se tomaron 20 periodos tal como Wilder (1978, pp. 9, 63) recomienda. Con las características de estos indicadores expuestos se procedió a establecer los criterios para posiciones largas, posiciones cortas y salidas de éstas.

Posiciones largas

Se entrará en una posición larga si se cumplen los siguientes criterios en un periodo i :

1. $RSI > 50$
2. $SMA < Pc_i$
3. $SAR < Pc_i$

Para salir de la operación se utilizará únicamente al Parabolic SAR, cuando haga su reversa, para cerrar una posición larga. En otras palabras, cuando $SAR > Pc_i$.

Posiciones cortas

Se entrará en una posición corta si se cumplen los siguientes criterios en un periodo i :

1. $RSI < 50$
2. $SMA > Pc_i$
3. $SAR > Pc_i$

Para salir de una operación, análogamente al caso de la posición larga, se esperará a que el valor del Parabolic SAR cambie y haga su reversión, es decir cuando $SAR > Pc_i$.

En caso de que se abra una compra se hará al precio *ask* y en caso de tener una venta se hará al precio *bid*. Tal y como queda establecido en la página 21.

Para esta investigación se generaron cuatro documentos en los timeframes M15, M30, H1 y H4. Teniendo un apalancamiento con volumen 1:100, un spread fijo de 2 PIPs, un take profit de 1000 PIPs y un stop loss de 800 PIPs, para los cuatro timeframes se tuvo un depósito inicial de \$100,000 USD en la paridad USD/JPY del 1 de enero de 2015 al 1 de enero de 2017.

3.3. Diseño y estructura de la Red Neuronal Artificial (RNA)

3.3.1. Variables de entrada y salida de la RNA

Aunque una red neuronal puede tener cientos o miles de entradas y salidas, para este problema específico se tendrá una salida y cuatro entradas a la red con dos capas ocultas, la primera con tres neuronas y la segunda con dos. Esta es una propuesta como modelo de inteligencia artificial para abordar la estrategia de trading antes mencionada y buscar mejorar su desempeño.

Visto como un modelo de predicción, se tomaron algunos datos arrojados por la estrategia en un documento CSV generado desde Metatrader 4. Cada vez que se haga una operación se llenarán los siguientes datos por renglón:

1. El primer dato será el **tipo de operación**, únicamente quedarán establecidas compras o ventas; tomarán un valor de 1 si son compras o 0 si son ventas.
2. El segundo dato será el **precio** al que se abrió la operación pudiendo ser el bid o ask dependiendo de haber sido compra o venta. Para los niveles del USD/JPY se encuentran entre ¥99 y ¥126 por dólar.
3. El tercer dato será dado por el valor de la **Media Móvil Simple (SMA)** y tomará valores cercanos al precio estando por encima o debajo él.
4. El cuarto será dado por el nivel que haya tomado el **RSI**. Sus niveles oscilan del 0 al 100.
5. El quinto elemento del renglón corresponde a la salida de la RNA que en este caso es el **balance general** obtenido usando la estrategia empezando con \$100,000 USD al 1 de enero de 2015 hasta el 1 de enero de 2017. Su nivel oscilará hacia arriba o abajo dependiendo de la efectividad de la estrategia en su respectivo timeframe.

3.3.2. Estructura de la RNA

La estructura para la red neuronal artificial propuesta es la siguiente:

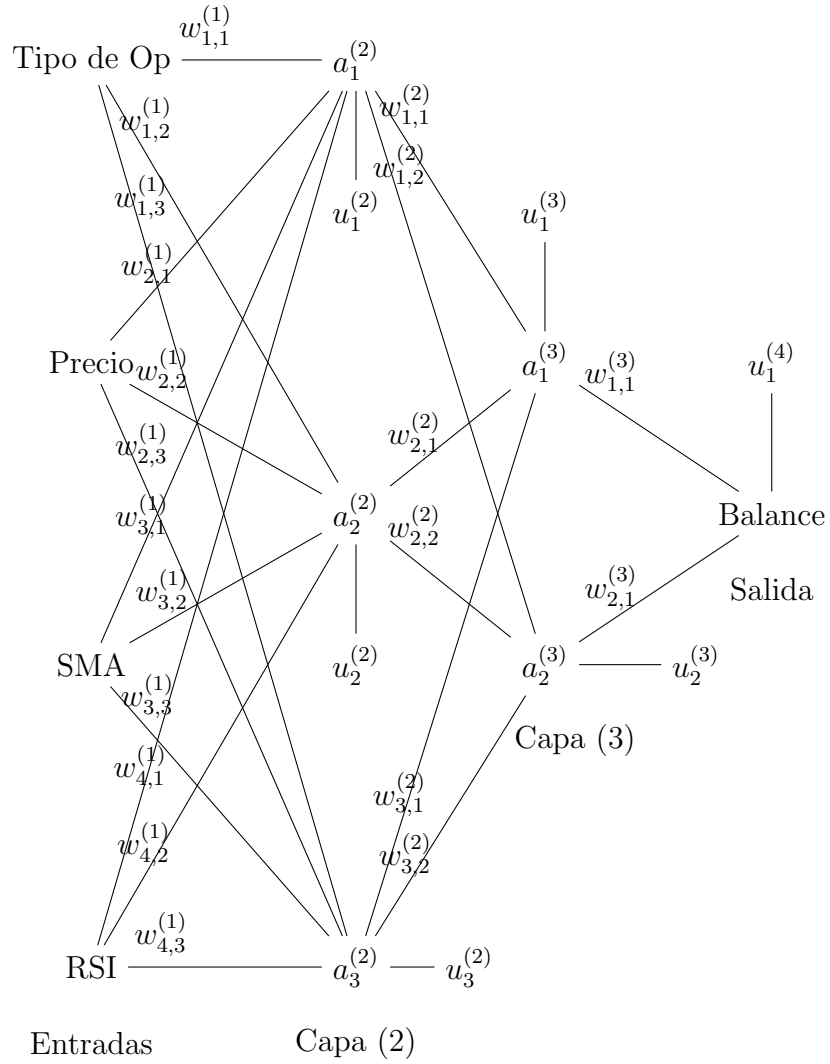


Figura 3.1: RNA utilizada para la investigación, 4 entradas, 1 salida y 2 capas ocultas con 3 y 2 neuronas.

Al utilizar el método backpropagation se calcularon las derivadas del error respecto a cada uno de los pesos y umbrales para aplicar el descenso del gradiente. Primero se definió al valor del balance real como z y al valor pronosticado por la red como y ; así el error cuadrático medio (ECM), recordando la ecuación 2.6, dado por e es definido como¹:

$$\begin{aligned} e &= \frac{1}{2}(y - z)^2 \\ \Rightarrow \frac{\partial e}{\partial y} &= (y - z) \end{aligned} \quad (3.1)$$

Ahora se calculan las derivadas del error respecto a los dos pesos que van de la neurona 3 a la capa de salida que contiene una única neurona, la cual aunque es el valor del balance se definirá como $a_1^{(4)}$, ésta tiene dos pesos que se desprenden de las 2 neuronas anteriores en la capa 3. Para hacer menos extensa la notación y fórmulas se definirá la derivada del error respecto a la neurona $a_1^{(4)}$ como:

$$\frac{\partial e}{\partial a_1^{(4)}} = (y - z)a_1^{(4)}(1 - a_1^{(4)}) = \delta \quad (3.2)$$

De tal forma que las derivadas del error de los 2 pesos y el umbral de la capa 3 a la capa de salida serán:

Capa 4 o de salida

Neurona $a_1^{(4)}$

$$\begin{aligned} \frac{\partial e}{\partial w_{i,1}^{(3)}} &= \delta a_i^{(3)} \quad \text{Para } i = \{1, 2\} \\ \frac{\partial e}{\partial u_1^{(4)}} &= \delta \end{aligned} \quad (3.3)$$

¹Usualmente se divide el error cuadrático medio entre la cantidad de parejas de datos y estimadores a comparar, en esta red sólo hay una pareja; sin embargo para fines de simplicidad se reescala a un medio para que al derivar el número dos de la potencia se cancele con la del cociente.

Ahora, bajo el mismo método se calcularán las derivadas del error respecto a cada uno de los pesos y umbrales en todas las capas.

Neurona $a_1^{(3)}$

$$\begin{aligned}\frac{\partial e}{\partial w_{i,1}^{(2)}} &= \delta w_{1,1}^{(3)} a_1^{(3)} (1 - a_1^{(3)}) a_i^{(2)} \quad \text{Para } i = \{1, 2, 3\} \\ \frac{\partial e}{\partial u_1^{(3)}} &= \delta w_{1,1}^{(3)} a_1^{(3)} (1 - a_1^{(3)})\end{aligned}\tag{3.4}$$

Neurona $a_2^{(3)}$

$$\begin{aligned}\frac{\partial e}{\partial w_{i,2}^{(2)}} &= \delta w_{2,1}^{(3)} a_2^{(3)} (1 - a_1^{(3)}) a_i^{(2)} \quad \text{Para } i = \{1, 2, 3\} \\ \frac{\partial e}{\partial u_2^{(3)}} &= \delta w_{2,1}^{(3)} a_2^{(3)} (1 - a_1^{(3)})\end{aligned}\tag{3.5}$$

Capa 2

Neurona $a_1^{(2)}$

$$\begin{aligned}\frac{\partial e}{\partial w_{i,1}^{(1)}} &= \delta w_{1,1}^{(3)} a_1^{(3)} (1 - a_1^{(3)}) w_{1,1}^{(2)} a_1^{(2)} (1 - a_1^{(2)}) x_i \\ &\quad + \delta w_{2,1}^{(3)} a_2^{(3)} (1 - a_2^{(3)}) w_{1,2}^{(2)} a_1^{(2)} (1 - a_1^{(2)}) x_i \\ &\quad \text{Para } i = \{1, 2, 3, 4\} \\ \frac{\partial e}{\partial u_1^{(2)}} &= \delta w_{1,1}^{(3)} a_1^{(3)} (1 - a_1^{(3)}) w_{1,1}^{(2)} a_1^{(2)} (1 - a_1^{(2)}) \\ &\quad + \delta w_{2,1}^{(3)} a_2^{(3)} (1 - a_2^{(3)}) w_{1,2}^{(2)} a_1^{(2)} (1 - a_1^{(2)})\end{aligned}\tag{3.6}$$

Donde las variables de entrada serán: el tipo de operación x_1 ; el precio, x_2 ; el SMA x_3 y el RSI, x_4 . Así se manejarán para introducir sus entradas dentro de la estructura de la RNA.

Neurona $a_2^{(2)}$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial e}{\partial w_{i,2}^{(1)}} &= \delta w_{1,1}^{(3)} a_1^{(3)} (1 - a_1^{(3)}) w_{2,1}^{(2)} a_2^{(2)} (1 - a_2^{(2)}) x_i \\
&\quad + \delta w_{2,1}^{(3)} a_2^{(3)} (1 - a_2^{(3)}) w_{2,2}^{(2)} a_2^{(2)} (1 - a_2^{(2)}) x_i \\
&\quad \text{Para } i = \{1, 2, 3, 4\} \\
\frac{\partial e}{\partial u_2^{(2)}} &= \delta w_{1,1}^{(3)} a_1^{(3)} (1 - a_1^{(3)}) w_{2,1}^{(2)} a_2^{(2)} (1 - a_2^{(2)}) \\
&\quad + \delta w_{2,1}^{(3)} a_2^{(3)} (1 - a_2^{(3)}) w_{2,2}^{(2)} a_2^{(2)} (1 - a_2^{(2)})
\end{aligned} \tag{3.7}$$

Neurona $a_3^{(2)}$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial e}{\partial w_{i,3}^{(1)}} &= \delta w_{1,1}^{(3)} a_1^{(3)} (1 - a_1^{(3)}) w_{3,1}^{(2)} a_3^{(2)} (1 - a_3^{(2)}) x_i \\
&\quad + \delta w_{2,1}^{(3)} a_2^{(3)} (1 - a_2^{(3)}) w_{3,2}^{(2)} a_3^{(2)} (1 - a_3^{(2)}) x_i \\
&\quad \text{Para } i = \{1, 2, 3, 4\} \\
\frac{\partial e}{\partial u_3^{(2)}} &= \delta w_{1,1}^{(3)} a_1^{(3)} (1 - a_1^{(3)}) w_{3,1}^{(2)} a_3^{(2)} (1 - a_3^{(2)}) \\
&\quad + \delta w_{2,1}^{(3)} a_2^{(3)} (1 - a_2^{(3)}) w_{3,2}^{(2)} a_3^{(2)} (1 - a_3^{(2)})
\end{aligned} \tag{3.8}$$

En el apéndice B.1 se muestra el código de programación en VBA que utilizó las derivadas antes mostradas para generar el descenso del gradiente en cada peso y umbral tal, y como lo muestran las ecuaciones 2.7 y 2.8.

3.3.3. Estadístico R^2

Para poder medir la precisión del ajuste de las predicciones generadas por la RNA se utilizó al estadístico R^2 o coeficiente de determinación R^2 .

“El coeficiente de determinación R^2 se puede interpretar como el porcentaje de reducción en la variación total en el experimento obtenido al usar la recta de regresión $\hat{y} = a + bx$ en lugar de ignorar x y usar la media muestral $\bar{y}$ para predecir la variable de respuesta y ” (Mendenhall, 2015, p.499).

Así, Mendenhall (2015, p.498) define al estadístico R^2 como:

$$R^2 = \left(\frac{S_{xy}}{\sqrt{S_{xx}S_{yy}}} \right)^2 \quad (3.9)$$

Donde:

1. $S_{xy} = \sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})$
2. $S_{xx} = \sum (x_i - \bar{x})^2$
3. $S_{yy} = \sum (y_i - \bar{y})^2$

Se usará para ver la precisión entre el balance generado por la estrategia de trading² y el pronosticado por la RNA³.

3.4. Diseño de la investigación

Según Hernández Sampieri (2014), en su obra *Metodología de la investigación*, este trabajo al contener información de tipo cuantitativo y varios elementos poco estudiados es de carácter exploratorio, además por tener variables sujetas a cambio para posteriormente darles un tratamiento e indagar cambios es de tipo experimental, específicamente preexperimento (pp. 36, 91, 141). A continuación se muestra la ejecución de la investigación en los siguientes apartados.

3.4.1. Aplicación de la estrategia de trading y generación de sus archivos CSV

El broker Swissquotes facilitó la plataforma Metatrader 4 mediante una cuenta de demostración, se programó la estrategia antes mencionada⁴ en su

²Es decir x_i .

³Es decir y_i .

⁴Véase apéndice A

ambiente de programación mediante el lenguaje MQL4 para posteriormente probarlo mediante la configuración mostrada en la figura 3.2.

Variable	Valor	Start	Paso	Stop
☐ PeriodoMedia	30	30	0	0
☐ PasoParabolic	0.01	0.01	0.0	0.0
☐ MaximoParabolic	0.2	0.2	0.0	0.0
☐ PeriodoRSI	20	20	0	0
☐ Volumen	1.0	1.0	0.0	0.0
☐ TP	10000.0	1000.0	0.0	0.0
☐ SL	8000.0	800.0	0.0	0.0

Buttons: Cargar, Guardar, Aceptar, Cancelar, Restablecer

Figura 3.2: Cuadro de diálogo donde se configuran los parámetros iniciales de la simulación.

En la columna *valor*⁵ del cuadro de diálogo en la figura 3.2 se muestran los datos que se han ajustado para la simulaciones en los 4 timeframes. Estos son descritos a continuación:

1. *PeriodoMedia*: Periodos contados para la Media Móvil Simple.
2. *PasoParabolic*: Factor de aceleración del Parabolic SAR.
3. *MaximoParabolic*: Límite máximo del Parabolic SAR.
4. *PeriodoRSI*: Periodos contados para el RSI.
5. *Volumen*: Apalancamiento por cada operación⁶.
6. *TP*: Take Profit.

⁵Las demás columnas no contienen información que fuese utilizada para la investigación al ser parte del ambiente de optimización que no se aborda en esta tesis.

⁶En este caso un volumen de 1 implica un apalancamiento 1:100.

7. *SL*: Stop Loss.

Se ajustó también el depósito inicial de las simulaciones en \$100,000 USD tomando todas las posiciones largas y cortas⁷ tal como lo muestra la figura 3.3.

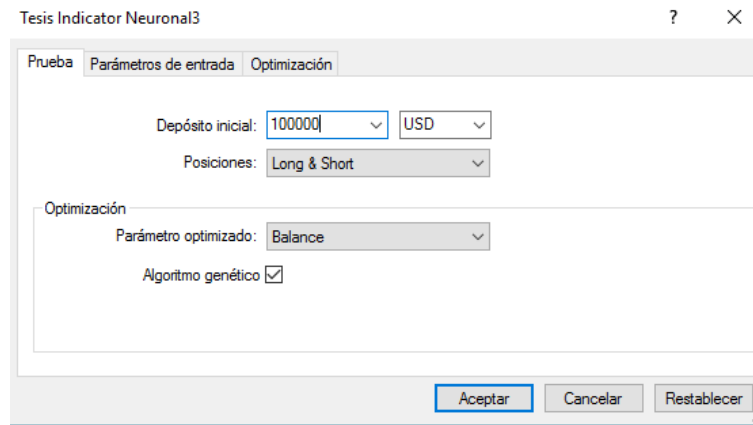


Figura 3.3: Cuadro de diálogo donde se configura el margen inicial y la moneda base en la que se obtendrán ganancias y pérdidas.

Se puede ver en la figura 3.4 el último cuadro de diálogo en el que se ajustó la paridad donde se llevaron a cabo las simulaciones; el tipo de modelo, utilizando el más exacto posible, con fecha del 1 de enero de 2015 al 1 de enero de 2017; los timeframes donde se harán las simulaciones y el spread⁸.

⁷El recuadro de optimización no fue utilizado en esta tesis y no tiene repercusiones en las simulaciones generadas.

⁸Medido en pipetes, es decir un Spread de 20 en realidad son 2 PIPS.

Figura 3.4: Cuadro de diálogo donde se configura la paridad, la fecha, el tipo de modelo para hacer las simulaciones, los periodos y el spread.

Finalmente se ejecutó la estrategia de trading en los timeframes M15, M30, H1 y H4 generando los archivos CSV⁹ por cada uno mediante comandos en MQL4. En la figura 3.5 se muestra la estrategia de trading ensamblada, nótese que cuando la gráfica del RSI muestra valores arriba de 50, la media móvil simple debajo del precio de cierre al igual que el Parabolic SAR, entonces se abre una compra; cuando el Parabolic SAR hace su reversión, entonces la operación se cierra. Las líneas punteadas representan compras y ventas, desde que se abren, hasta que se cierran.

⁹En el repositorio <https://github.com/LuisAlcantaraRosas/Archivos-adjuntos-de-tesis-RNA> se encuentran los archivos CSV generados por Metatrader4, que por su tamaño no pudieron ser añadidos a este documento.

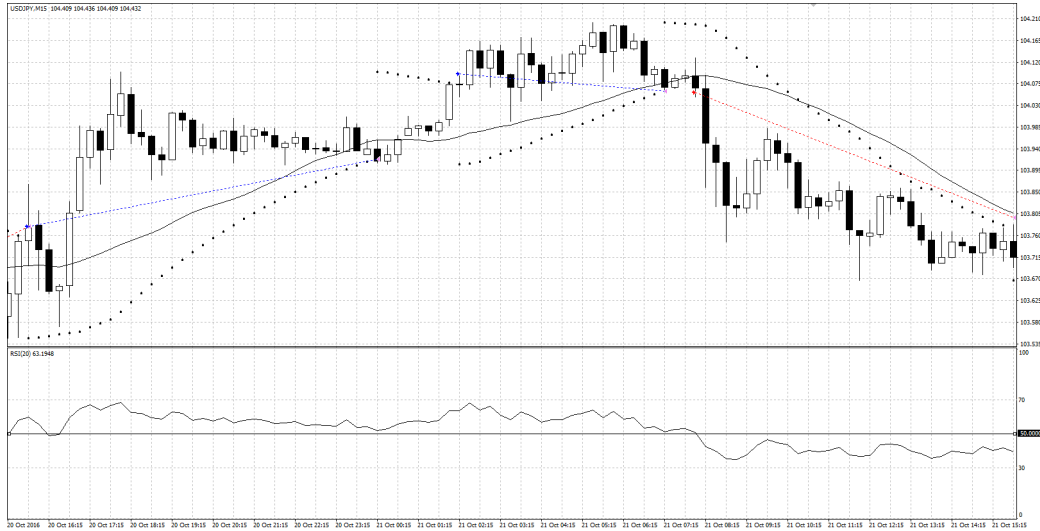


Figura 3.5: Estrategia de trading ensamblada. En azul las compras y en rojo las ventas en M15 del 30 al 31 de octubre de 2015.

3.4.2. Ajuste de la Red Neuronal Artificial en Excel-Vba

Se creó un programa en Excel que contiene 3 hojas principales, la primera es *normalización*, que se encarga de escalar los datos de $[0,1]$ para ser manipularlos por la red adecuadamente como en la página 40 se menciona; la segunda hoja es *datos*, desde ahí el programa de la red neuronal artificial tomará los datos y hará las iteraciones para posteriormente mostrar las gráficas del *ajuste del balance*, *minimización del ECM* y el estadístico R^2 ; finalmente en la hoja *Red Neuronal* se encuentran la RNA programada con las neuronas y gráficos de *ajuste de balance*, *minimización del ECM*¹⁰ y el estadístico R^2 .

¹⁰Gráficos que son tomados directamente de la hoja *datos*.

INICIALIZACIÓN DE LA RED NEURONAL

1. Importar base desde MQL4

Usar modo automático para elegir los máximos y mínimos actuales de la base de datos. De lo contrario, modificarlos manualmente.

2. Modo Automático

TIPO OP

PRECIO

SMASAR

RSI

BALANCE

MÍNIMO

0

100.294

100.367933

24.3847617

81186.73989

MÁXIMO

1

124.836

124.7186

72.7093424

100000

3. Normalizar datos de entrada

4. Exportar datos normalizados a la red

5. Reescalar datos de salida

Desmontar datos

Borrar datos de Salidas

TIPO OP	PRECIO	SMASAR	RSI	BALANCE	SALIDA
1	120.421	120.1883333	57.03955779	100000	
0	119.299	120.0518	42.0846162	99071.45228	
1	119.818	119.5470667	52.89824444	98618.47639	
0	118.376	119.3452	38.34447218	97407.19754	
0	116.138	117.8794	34.79008692	97816.1887	
1	117.657	117.2957333	50.03015751	96567.61723	
0	117.454	117.5610667	46.32406354	96406.90294	
1	118.801	117.7814333	57.76785067	95266.87147	
0	117.334	117.9646	43.98004061	94019.20261	
1	118.459	118.0168667	55.90523516	93041.81525	
0	117.381	117.9157333	43.31303315	92123.45639	
1	117.713	117.4480667	52.12742733	91824.14609	
0	118.906	118.9975667	49.98572213	92921.09293	
1	119.222	119.1066333	55.44722834	92640.75852	
0	118.406	118.8025667	43.23055367	91962.01422	
1	119.341	118.8747333	56.45071668	91174.83275	
0	118.811	118.9398333	48.19486937	90736.60845	

(a) Máximos y mínimos de la estrategia usados para escalamiento.

(b) Datos antes de ser escalados.

TIPO OP	PRECIO	SMASAR	RSI	BALANCE	SALIDA
1	0.82010431	0.81395718	0.67573884	1	
0	0.77438677	0.80835022	0.36627021	0.95064398	
1	0.79553419	0.78762252	0.59004098	0.9265665	
0	0.73677777	0.77933253	0.28887391	0.86218218	
0	0.64558716	0.71913705	0.21532158	0.8839217	
1	0.70748105	0.69516783	0.5306905	0.81755513	
0	0.69920952	0.70606417	0.4539988	0.80901252	
1	0.75409502	0.71511389	0.6908097	0.74841529	
0	0.69431994	0.72263593	0.40549299	0.6820967	
1	0.74015973	0.72478235	0.65226585	0.63014466	
0	0.69623503	0.72062914	0.39169034	0.58133021	
1	0.70976286	0.70142364	0.57409015	0.56542067	
0	0.7583734	0.7650564	0.52977098	0.62372778	
1	0.77124929	0.7695354	0.64278813	0.60882689	
0	0.73800016	0.7570484	0.38998356	0.57274892	
1	0.77609812	0.76001205	0.66355371	0.53090707	
0	0.75450249	0.76268548	0.49271214	0.5076137	
1	0.79272268	0.76818294	0.73374463	0.46564854	

(c) Datos escalados.

Figura 3.6: Normalización de los datos.

Primero, los archivos CSV de M15, M30, H1 y H4 generados en Meta-trader 4 se importan a la hoja *normalización*. En la figura 3.1 se muestran del lado izquierdo los insumos de la red, mismos que se encuentran en los archivos CSV así como el balance, los comandos de apoyo mostrados en la figura 3.6a sirven para hacer la normalización más sencilla. En las figuras 3.6b y 3.6c se puede apreciar la columna *salida* que se encuentra vacía, posteriormente será llenada con las proyecciones generadas por la red que se reescalarán posteriormente a los valores originales del balance¹¹.

Una vez normalizados los datos se procede a mandarlos a la hoja *datos* para posteriormente iniciar el ajuste de la red en la hoja *Red Neuronal* mostrada en la figura 3.7.

¹¹Véase apéndice B.3.

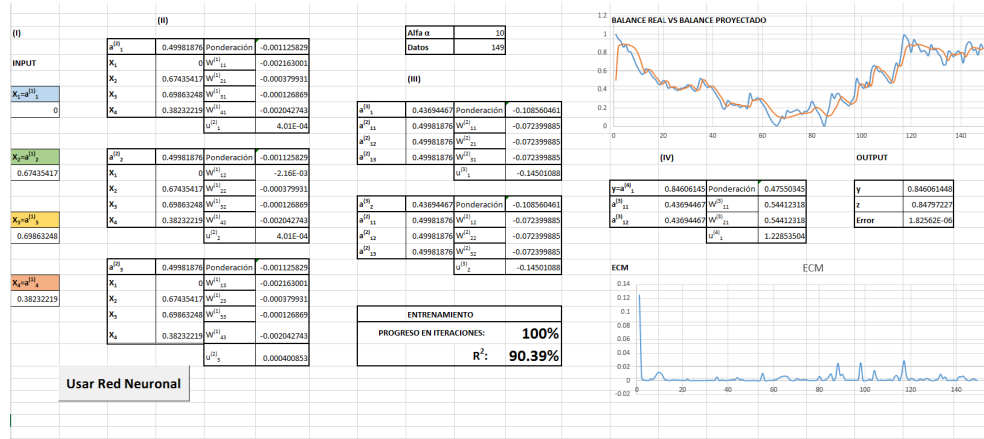


Figura 3.7: Se muestran los pesos, neuronas, gráficos del ECM, de ajuste del balance y estadístico R^2 cuando la red ha sido ajustada.

Optimización del factor de aprendizaje α

El valor del estadístico R^2 cambia respecto al valor que tenga el **factor de aprendizaje** α . Así, al manipular esta última variable es posible maximizar el valor del estadístico R^2 . En otras palabras, se requiere solucionar el siguiente problema de optimización:

$$\begin{aligned}
 &Max \quad R^2(\alpha) \\
 &s.a \quad \alpha \in (0, \infty) \\
 &\quad \quad R^2(\alpha) \in [0, 1]
 \end{aligned} \tag{3.10}$$

El coeficiente de determinación R^2 visto como función de α presenta algunas dificultades ya que depende del proceso de ajuste de la red neuronal a través de varias iteraciones, por esto no fue posible probar en este trabajo la continuidad en la función $R^2(\alpha)$ y por lo tanto tampoco criterios concisos sobre la existencia de algún punto α_0 tal que $R^2(\alpha_0) \geq R^2(\alpha)$ para toda $\alpha \in (0, \infty)$, es decir, la existencia de un máximo tal y como lo describen Salas, Hille, y Etgen (2008, p. 210).

Por tal motivo se diseñó un algoritmo sencillo (figura 3.8) ubicando el valor inicial a optimizar a la derecha del posible máximo y aproximándose con un valor de 0.1 en cada iteración ¹².

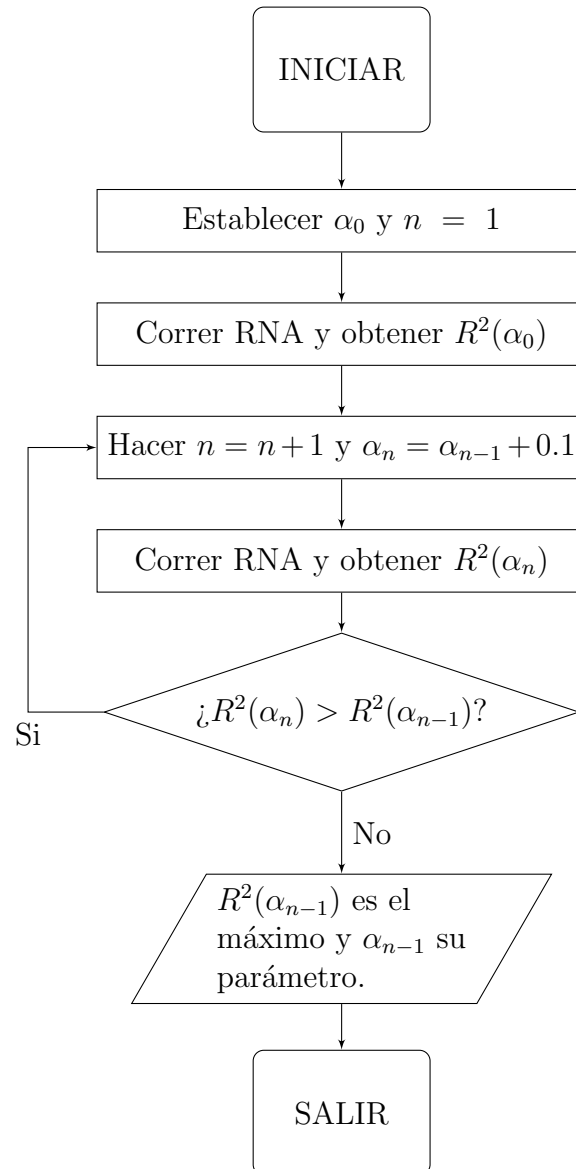


Figura 3.8: Algoritmo de maximización del factor de aprendizaje α .

¹²Puede consultarse el código en el apéndice B.2.

Teniendo el algoritmo de maximización del factor de aprendizaje α se manipularon los datos dentro del formulario *settings* mostrado en la figura 3.9.

Settings

Valor inicial del factor de aprendizaje alfa:

Modo Visual

☒ Activado

☐ Desactivado

Optimizar alfa

Iniciar Red Neuronal

SALIR

Total de datos: **621**

Figura 3.9: Formulario para iniciar la red neuronal u optimizar parámetro α con cierto valor inicial.

Una vez encontrado el mejor ajuste para el conjunto de datos seleccionado se reescalaron las salidas de la red en la hoja de *Normalización* mediante el cuadro de diálogo mostrado en la figura 3.6a y llenando los espacios de salida mostrados en 3.6b y 3.6c.

3.4.3. Análisis de los ajustes

Al tener los 4 archivos CSV generados en los timeframes M15, M30, H1 y H4 con la estrategia establecida mediante la configuración explicada en las páginas 42 y 43 se generó una última columna el reporte final con la etiqueta *transacción 1* que mide los dólares de ganancia o pérdida que tuvo la estrategia sin filtro al realizar una posición definida como: $Transacciones1_i = Balance_i - Balance_{i-1}$ para toda posición $i > 1$ ya que la primer posición generada por el archivo CSV sera el depósito inicial de \$100,000 USD y siempre será considerado como una compra aunque no generada por la estrategia.

El mecanismo de medición utilizado para evaluar el desempeño de la estrategia de trading una vez ejecutada en Metatrader 4 será dada por los siguientes datos :

1. **Órdenes:** Cantidad total de operaciones realizadas por la estrategia.
2. **Compras:** Total de compras o posiciones largas realizadas.
3. **Ventas:** Total de ventas o posiciones cortas realizadas.
4. **% Compras:** Porcentaje de posiciones largas realizadas por la estrategia.
5. **% Ventas:** Porcentaje de posiciones cortas realizadas por la estrategia.
6. **% Compras ganadoras:** Del total de posiciones largas, porcentaje que resultó con ganancias.
7. **% Compras perdedoras:** Del total de posiciones largas, porcentaje que resultó con pérdidas.
8. **% Ventas ganadoras:** Del total de posiciones cortas, porcentaje que resultó con ganancias.
9. **% Ventas perdedoras:** Del total de posiciones cortas, porcentaje que resultó con pérdidas.
10. **% Total ganadoras:** De todas las posiciones realizadas, porcentaje con ganancias.

11. **% Total perdedoras:** De todas las posiciones realizadas, porcentaje con pérdidas.
12. **Máxima ganancia:** Cantidad máxima de dólares que llegó a ganar la estrategia en una posición.
13. **Ganancia promedio:** Promedio de todas las ganancias y pérdidas en la estrategia.
14. **Desviación ganancias:** Desviación estándar de las ganancias y pérdidas de la estrategia.
15. **Beneficio total:** Cantidad de dinero obtenido o perdido al finalizar el tiempo de la estrategia.

Después, teniendo el balance pronosticado por la RNA se agregó la columna con la etiqueta *Salida* donde se colocaron los pronósticos de cada operación realizada, igualmente se hizo una medición sobre las transacciones que se realizaron creando otra columna con la etiqueta *transacción 2* que mide los dólares pronosticados de ganancia o pérdida. Al igual que *transacciones 1* se definió $Transacciones2_i = Salida_i - Salida_{i-1}$ para toda posición $i > 1$.

La regla de decisión para elegir operaciones ganadoras fue definida como: si la salida $Transacciones2_i > 0$, entonces se admitirá la operación $Transacciones1_i$, por el contrario, se filtrará.

Una vez teniendo el balance de la estrategia con las operaciones admitidas por la red se midió el desempeño del filtro por redes neuronales utilizando el mecanismo de medición antes mencionado.

3.4.4. Pruebas estadísticas

Durante la investigación surgió la interrogante de ver respecto a qué podría compararse cualquier propuesta de filtro para una estrategia de trading, ya sea por redes neuronales o de otra naturaleza. Si la red, con el criterio de decisión antes mencionado, decide una operar o no: ¿Qué tan mejor resultado da que haciendo lo mismo con una moneda legal? Esto puede ser ejemplificado como un ensayo Bernoulli.

“Un ensayo Bernoulli es un experimento aleatorio con únicamente dos posibles resultados, llamados genéricamente éxito y fracaso, y con probabilidades respectivas p y $1 - p$. Se define la variable aleatoria X como aquella función que lleva el resultado éxito al número 1, y el resultado fracaso al número 0. Entonces se dice que X tiene una distribución Bernoulli con parámetro $p \in (0, 1)$ ” (Rincón, 2007, p.95).

La media de esta distribución está definida como $E[X] = p$ y en el caso particular de una moneda legal se establecerá como $p_0 = 0.5$. Si un filtro es mejor que una moneda, entonces se esperaría que su media de éxitos sea mayor a 0.5.

Al filtrar operaciones que la red pronostique como perdedoras habrán algunas operaciones que en realidad fueron ganadoras al igual que operaciones perdedoras que se pronosticaron como ganadoras. Entonces, como éxito se contaron las operaciones pronosticadas perdedoras que perdieron y las operaciones pronosticadas como ganadoras y que ganaron, así la proporción de éxito en el pronóstico se estableció como $\hat{p}$.

Así, según Mendenhall (2015, p.349). *“Cuando una muestra aleatoria de n intentos idénticos se saca de una población binomial, la proporción muestral $\hat{p}$ tiene una distribución aproximadamente normal cuando n es grande, con media p y error estándar:”*

$$SE = \sqrt{\frac{pq}{n}} \quad (3.11)$$

Es posible, por lo tanto, hacer *una prueba de hipótesis de muestra grandes para una proporción binomial* teniendo definidas las hipótesis nula y alternativa como:

$$H_0 : p = p_0 \quad \text{contra} \quad H_a : p > p_0 \quad (3.12)$$

Estableciendo como estadístico de prueba:

$$z = \frac{\hat{p} - p_0}{SE} = \frac{\hat{p} - p_0}{\sqrt{\frac{p_0 q_0}{n}}} \quad (3.13)$$

Se eligió un nivel de significancia del 10 % para esta prueba de hipótesis, de tal forma que la región de rechazo para H_0 será dada cuando $z > z_{0.1}$ (p. 348).

Los intervalos de confianza de esta prueba serán dados entonces por:

$$\hat{p} \pm 1.2815 \sqrt{\frac{\hat{p}\hat{q}}{n}} \quad (3.14)$$

En el siguiente capítulo se muestran los resultados obtenidos de la investigación.

Capítulo 4

Resultados

4.1. Desempeño de las estrategias de trading sin filtro

Antes de iniciar el resultado de la estrategia, se muestra en la figura 4.1 el comportamiento que tuvo el USD/JPY en el intervalo de tiempo en que fueron probadas todas las estrategias y filtros.



Figura 4.1: Comportamiento de la paridad USD/JPY del 1 de enero de 2015 al 1 de enero de 2017.

Se obtuvieron gráficas directamente de Metatrader 4 donde se muestra el balance de las estrategias originales de los cuatro timeframes y su desempeño después de cada operación realizada.

Puede apreciarse en la figura 4.2 que al aplicar la estrategia de trading en M15 el balance tuvo una caída constante llegando al mínimo de su desempeño.

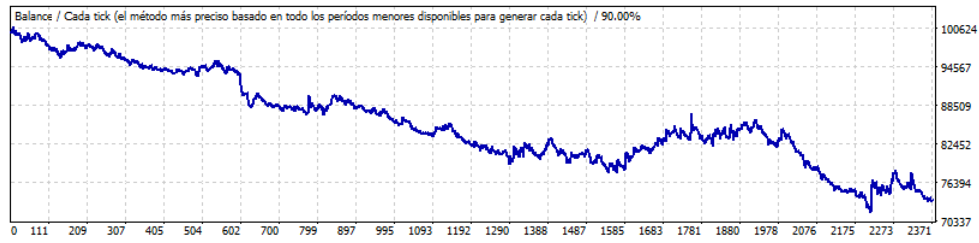


Figura 4.2: Comportamiento del balance en M15 desde el 1 de enero de 2015 al 1 de enero de 2017.

La estrategia aplicada en M30 obtuvo un mejor desempeño que en M15, se puede observar en la figura 4.3 al caer hasta un cierto mínimo logró recuperarse llegando a tener algunas ganancias.

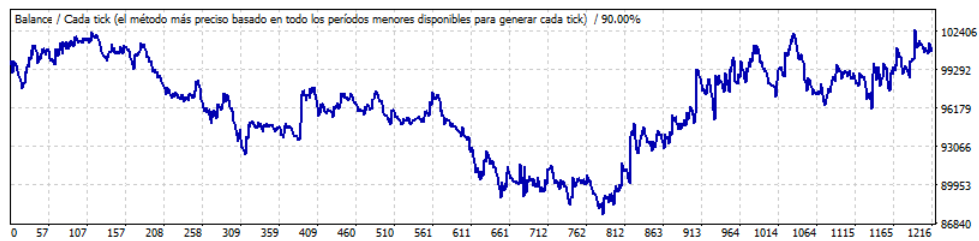


Figura 4.3: Comportamiento del balance en M30 desde el 1 de enero de 2015 al 1 de enero de 2017.

Por otro lado, puede observarse en la figura 4.4 que en H1 también se llegó a un nivel mínimo para recuperarse y tener operaciones ganadoras hasta llegar a tener una ganancia importante.



Figura 4.4: Comportamiento del balance en H1 desde el 1 de enero de 2015 al 1 de enero de 2017.

En la figura 4.3 puede observarse que la estrategia en H4 tuvo comportamientos similares a los otros timeframes, sin embargo aunque se recuperó no fue suficiente para tener un balance positivo.



Figura 4.5: Comportamiento del balance en H4 desde el 1 de enero de 2015 al 1 de enero de 2017.

En el cuadro 4.1 se puede ver que esta estrategia en todos los timeframes dio preferencia al operar compras, conforme el timeframe fuera más pequeño, se generaron más ordenes que con los timeframes grandes. Aunque la mayor parte de las operaciones resultaron ser ganadoras no pudieron obtener ganancias promedio positivas en M15 y H4, coincidiendo con el hecho de que fueron las que tuvieron ganancias negativas al final.

Estadísticos	Resultados de estrategias sin filtro			
Timeframes	M15	M30	H1	H4
Ordenes	2367	1213	620	148
Compras	1217	614	322	76
Ventas	1150	599	298	72
%Compras	51.42 %	50.62 %	51.94 %	51.35 %
%Ventas	48.58 %	49.38 %	48.06 %	48.65 %
%Compras Ganadoras	57.85 %	55.44 %	57.07 %	65.22 %
%Compras Perdedoras	42.15 %	44.56 %	42.93 %	34.78 %
%Ventas Ganadoras	51.52 %	50.50 %	51.27 %	46.94 %
%Ventas Perdedoras	48.48 %	49.50 %	48.73 %	53.06 %
Total %Ganadas	54.71 %	52.96 %	54.23 %	55.79 %
Total %Perdedoras	45.29 %	47.04 %	45.77 %	44.21 %
Máxima Ganancia	\$ 3,072.25	\$ 3,811.08	\$ 4,167.45	\$ 3,748.89
Ganancia Promedio	-\$ 11.15	\$ 0.84	\$ 13.53	-\$ 19.33
Máxima Pérdida	-\$ 1,583.56	-\$ 1,749.72	-\$ 2,039.08	-\$ 2,172.46
Desviación ganancias	\$ 295.67	\$ 421.77	\$ 576.28	\$ 1,156.73
Beneficio Total	-\$ 26,392.00	\$ 1,020.56	\$ 8,391.11	-\$ 2,860.14

Cuadro 4.1: Resultados de la estrategia de trading con el mecanismo de medición mencionado en la página 58.

4.2. Ajuste de la red neuronal artificial y desempeño de la estrategia con filtro

4.2.1. Resultados de la optimización del factor de aprendizaje α

Aplicando el algoritmo de optimización mostrado en la figura 3.8 se obtuvieron los resultados mostrados en el cuadro 4.2.

Resultados de Ajuste de la RNA				
Timeframes	M15	M30	H1	H4
Valor inicial	24	17	16.8	13
Pasos para optimización	1	12	5	6
Factor de aprendizaje α	24.1	18.2	17.3	13.6
Estadístico R^2	99.5199 %	98.1820 %	98.3394 %	90.8041 %

Cuadro 4.2: Resultados de la optimización y pasos para conseguirla maximizando el estadístico R^2 .

4.2.2. Gráficos del ajuste de la RNA y el ECM

Después de haber ajustado el factor de aprendizaje α teniendo el estadístico R^2 más alto posible, se ajusto la red neuronal al balance de la estrategia. Los siguientes gráficos por timeframe muestran el resultado del ajuste:

- Gráfico del ajuste de la red contra el desempeño del balance real por cada operación realizada.
- Gráfico de la disminución del ECM por cada operación en que se ajusta la red.
- Gráfico de dispersión del Balance contra la Salida de la RNA para verificar el nivel de ajuste generado.

Gráficos de M15

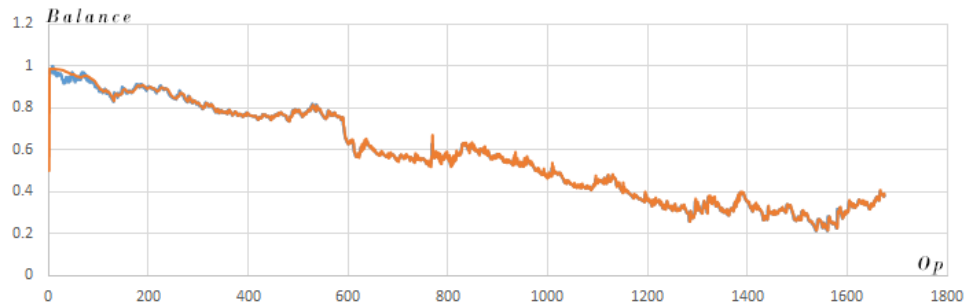


Figura 4.6: Ajuste de la RNA con el balance en M15. En azul el balance y en naranja el ajuste de la RNA.

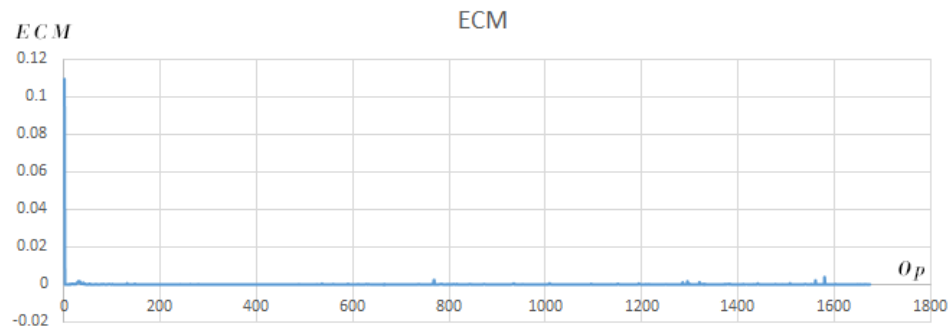


Figura 4.7: Disminución del ECM de la RNA en M15.

Como puede observarse en la figura 4.7 la red converge tan rápidamente que parece una línea recta ajustándose en caída libre hasta niveles cercanos a cero. Por eso se hará una aproximación a la gráfica para ver de manera más clara el descenso del ECM en las primeras operaciones:

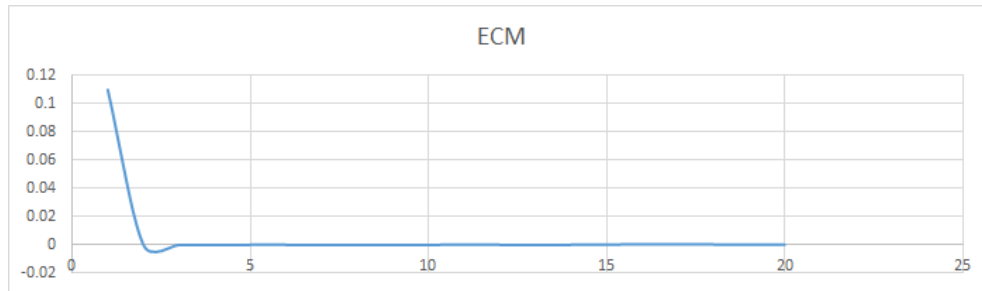


Figura 4.8: Disminución del ECM de la RNA en las primeras 20 operaciones de M15.

Luego se ve el comportamiento del ECM desde las primeras 60 operaciones hasta las 600 siguientes donde se ve un comportamiento ligeramente más caótico, sin embargo este se da en un nivel de cuatro décimas muy cercano a cero.

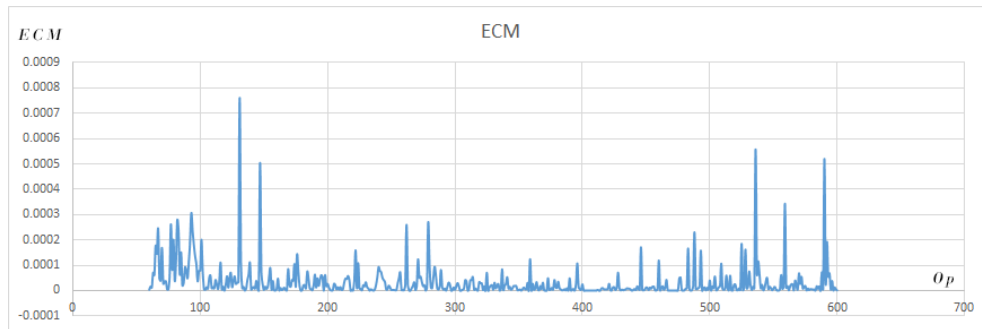


Figura 4.9: Disminución del ECM de la RNA entre las primeras 60 a 100 operaciones de M15.

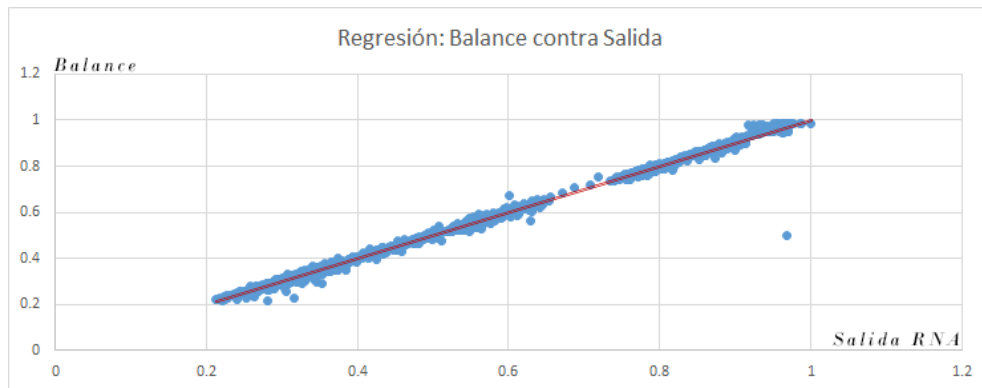


Figura 4.10: Exactitud de las predicciones contra el comportamiento real del balance (Entre más puntos cercanos a la recta, mejor ajuste).

Gráficos de M30

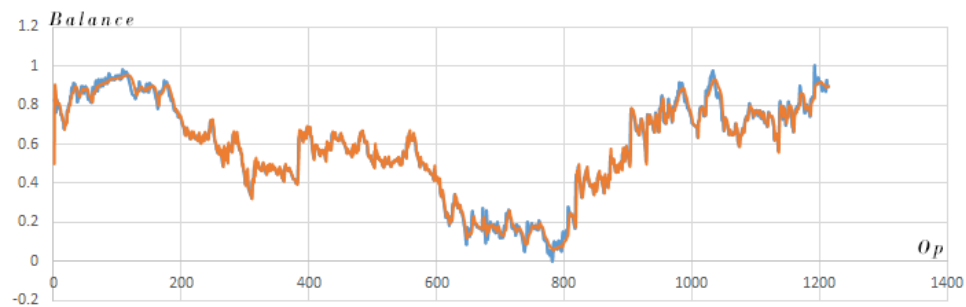


Figura 4.11: Ajuste de la RNA con el balance en M30. En azul el balance y en naranja el ajuste de la RNA.

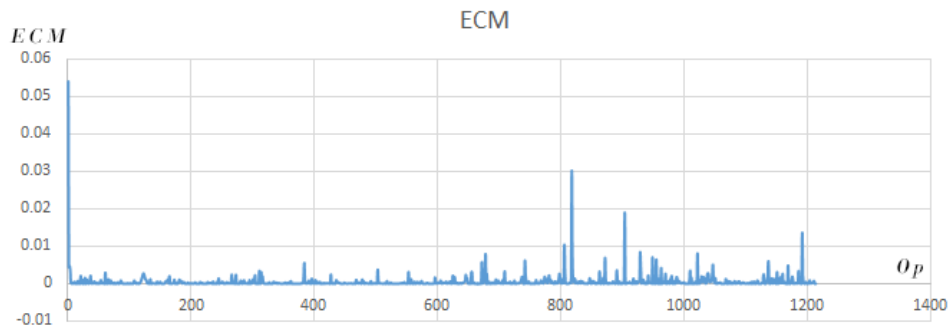


Figura 4.12: Disminución del ECM de la RNA en M30.

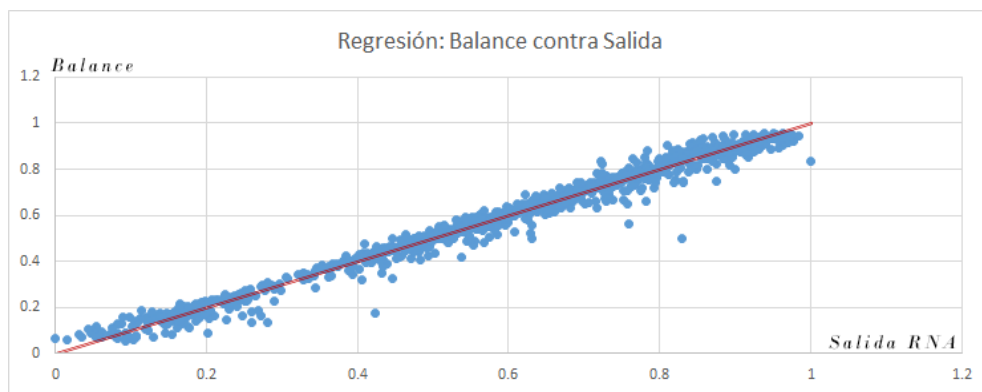


Figura 4.13: Exactitud de las predicciones contra el comportamiento real del balance (Entre más puntos cercanos a la recta, mejor ajuste).

Gráficos de H1

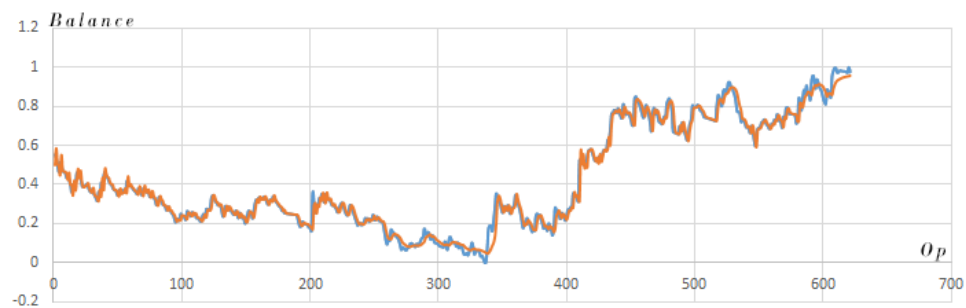


Figura 4.14: Ajuste de la RNA con el balance en H1. En azul el balance y en naranja el ajuste de la RNA.

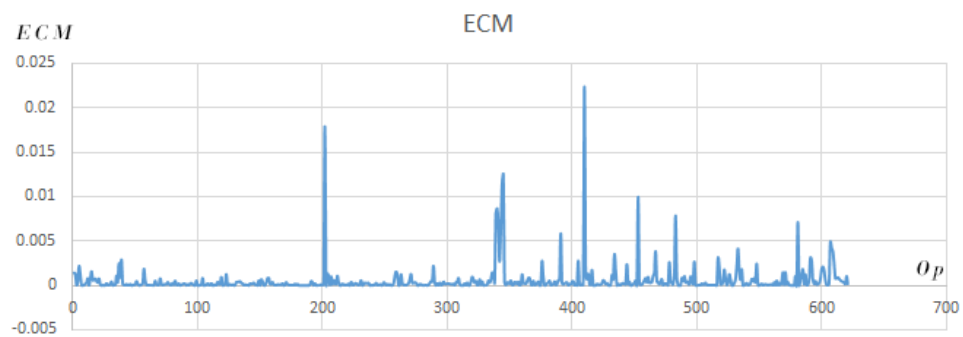


Figura 4.15: Disminución del ECM de la RNA en H1.

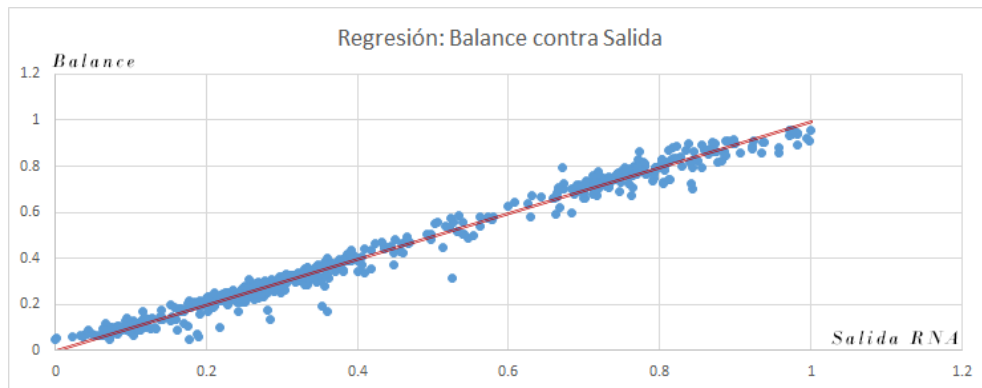


Figura 4.16: Exactitud de las predicciones contra el comportamiento real del balance (Entre más puntos cercanos a la recta, mejor ajuste).

Gráficos de H4

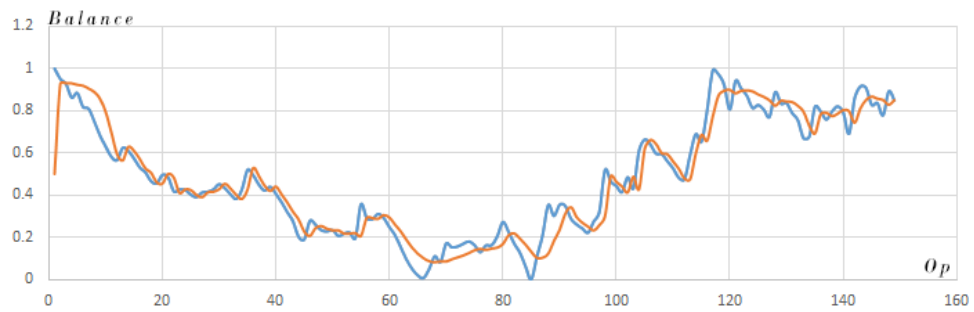


Figura 4.17: Ajuste de la RNA con el balance en H4. En azul el balance y en naranja el ajuste de la RNA.

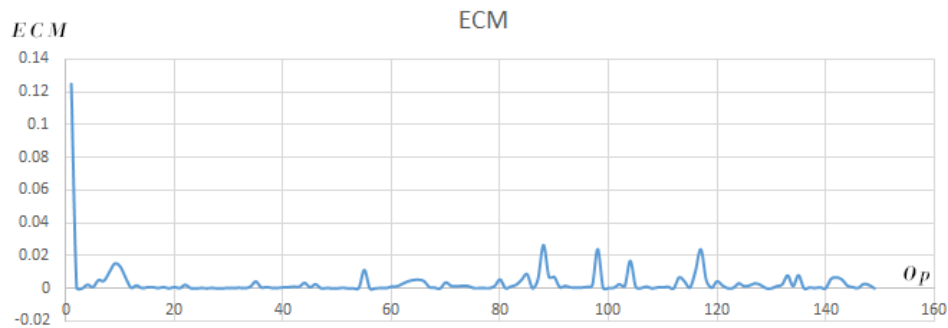


Figura 4.18: Disminución del ECM de la RNA en H4.

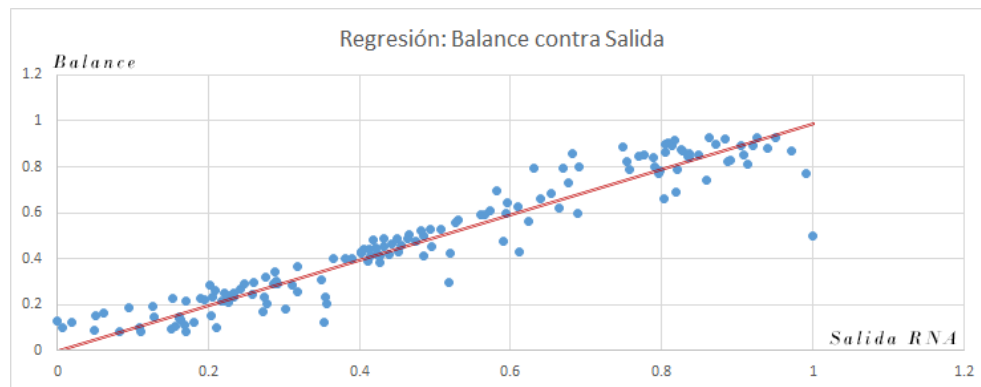


Figura 4.19: Exactitud de las predicciones contra el comportamiento real del balance (Entre más puntos cercanos a la recta, mejor ajuste).

4.2.3. Contrastes entre el balance real contra el filtro

Con los datos ajustados por la red neuronal artificial se procedió a filtrar las operaciones que la red marcó como no convenientes, en el cuadro 4.1 se encuentra el resultado de operaciones resultantes después del filtro.

Para ver cómo fue la variación de los datos del balance original contra el balance obtenido después de filtrar operaciones por la red neuronal artificial, se realizó otro cuadro donde se encuentran las diferencias que hubo respecto

Estadísticos	Estrategias con filtro por RNA			
Timeframes	M15	M30	H1	H4
Ordenes	920	494	240	59
Compras	470	248	126	27
Ventas	450	246	114	32
%Compras	51.14 %	50.30 %	52.70 %	46.67 %
%Ventas	48.86 %	49.70 %	47.30 %	53.33 %
%Compras Ganadoras	59.66 %	50.91 %	53.01 %	55.56 %
%Compras Perdedoras	40.34 %	49.09 %	46.99 %	44.44 %
%Ventas Ganadoras	41.07 %	48.19 %	56.16 %	45.45 %
%Ventas Perdedoras	58.93 %	51.81 %	43.84 %	54.55 %
Total %Ganadas	50.00 %	49.55 %	54.49 %	50.00 %
Total %Perdedoras	50.00 %	50.45 %	45.51 %	50.00 %
Máxima Ganancia	\$ 2,606.44	\$ 3,213.94	\$ 2,365.86	\$ 3,748.89
Ganancia Promedio	-\$ 21.23	-\$ 12.04	-\$ 23.89	-\$ 46.70
Máxima Pérdida	-\$ 1,583.56	-\$ 1,749.72	-\$ 1,088.80	-\$ 2,172.46
Desviación ganancias	\$ 285.58	\$ 407.49	\$ 499.37	\$ 1,112.65
Beneficio Total	-\$ 19,554.92	-\$ 5,960.04	-\$ 5,758.64	-\$ 2,801.89

Cuadro 4.3: Comportamiento del balance con las operaciones filtradas por la RNA.

al balance original. Se puede observar en el cuadro 4.4 que se filtraron más de la mitad de las operaciones originales, en M15, M30 y H4 se redujeron la cantidad porcentual de compras mientras que aumentaron las ventas, a excepción de H1 donde las ventas se redujeron y aumentaron las compras. Únicamente en M15 aumentaron las compras ganadoras, mientras que en H1 lo hicieron las ventas. Porcentualmente en M15, M30 Y H4 el porcentaje de operaciones perdedoras aumentó, excepto en H1 donde las ganadoras aumentaron. Se muestra una drástica disminución en los máximos, pues no se llegaron a unos tan altos como con el balance original, las ganancias promedio disminuyeron y en el caso de H1 disminuyó la pérdida máxima. En todos los casos la desviación de las ganancias se redujo; pero en el beneficio total obtenido se acotaron pérdidas en M30 y H4 aunque prácticamente los resultaron positivos en M30 y H1 llegaron a beneficios negativos.

Estadísticos	Comparación de resultados			
Timeframes	M15	M30	H1	H4
Ordenes	1447	719	380	89
Compras	747	366	196	49
Ventas	700	353	184	40
%Compras	-0.28 %	-0.32 %	0.76 %	-4.68 %
%Ventas	0.28 %	0.32 %	-0.76 %	4.68 %
% Compras Ganadoras	1.81 %	-4.53 %	-4.06 %	-9.66 %
% Compras Perdedoras	-1.81 %	4.53 %	4.06 %	9.66 %
% Ventas Ganadoras	-10.45 %	-2.31 %	4.90 %	-1.48 %
% Ventas Perdedoras	10.45 %	2.31 %	-4.90 %	1.48 %
Total % Ganadas	-4.71 %	-3.42 %	0.26 %	-5.79 %
Total % Perdedoras	4.71 %	3.42 %	-0.26 %	5.79 %
Máxima Ganancia	-\$ 465.81	-\$ 597.14	-\$ 1,801.58	\$ -
Ganancia Promedio	-\$ 10.08	-\$ 12.88	-\$ 37.43	-\$ 27.37
Máxima Pérdida	\$ -	\$ -	\$ 950.28	\$ -
Desviación ganancias	-\$ 10.09	-\$ 14.28	-\$ 76.90	-\$ 44.09
Beneficio Total	\$ 6,837.08	-\$ 6,980.60	-\$ 14,149.75	\$ 58.25

Cuadro 4.4: Se muestran las diferencias que hubo entre el balance sin la aplicación de la red de la tabla 4.1 y el resultante con el filtro de la tabla 4.3

4.2.4. Pruebas de hipótesis e intervalos de confianza.

Tomando el nivel de significancia del 10 % se obtuvieron las proporciones $\hat{p}$, el valor $z_{0.1}$ y el p-valor generados para todos los timeframes.

Pruebas de hipótesis			
timeframe	Proporción	Valor z	p Valor
M15	0.51626531	1.58267447	0.05674784
M30	0.51607585	1.11978387	0.13140294
H1	0.53387097	1.68676059	0.0458247
H4	0.50675676	0.16439899	0.43470853

Cuadro 4.5: Pruebas de hipótesis.

Resultó como mejor filtro que una moneda legal los timeframes M15 y H1, mientras que en el caso de H4 y M30 no fue lo suficientemente significativo el p-valor. Tomando ahora intervalos de confianza del 90 % se obtuvieron los siguientes resultados:

- **M15:** (0.503101643, 0.529428987)
- **M30:** (0.497687142, 0.534464548)
- **H1:** (0.508195908, 0.559546028)
- **H4:** (0.454090121, 0.559423392)

Que serían los intervalos donde se encontraría la mejor estimación de la eficacia de la red por cada timeframe.

Capítulo 5

Conclusiones

Después de haber generado la red neuronal para tratar de disminuir la aleatoriedad existente en FOREX y haber ajustado lo más posible los parámetros, no fue posible mejorar el balance de una cuenta. Aunque el estadístico R^2 mostró ser muy alto y casi cercano al 100 % no es suficiente para un trader que tiene dinero en una cuenta real donde existen riesgos reales fuera del panorama académico y teórico que marca la estadística. A pesar de tener p-valores bajos en la mayoría de los timeframes, su desempeño no es lo suficientemente bueno en la práctica.

El p-valor de H4 a pesar de tener menos operaciones que M15 logró mostrar un mejor desempeño que M30. Si como trader se tuviera que elegir un timeframe para mejorar la red y darle más atributos se haría en M15 pues además de ser estadísticamente significativa su desempeño como filtro, fue el que logró tener una diferencia más amplia en las operaciones positivas, aunque la estrategia original haya tenido un beneficio final negativo.

El objetivo principal de esta tesis fue brindar una metodología para redes neuronales y trading, abrir el panorama a nuevas investigaciones donde se mejoren los insumos de entrada de la red, se hagan más pruebas con diferentes divisas y activos de todo tipo, timeframes y la topología de la red neuronal. Empresas de alta tecnología como Google o Amazon han utilizado la inteligencia artificial para mejorar sus motores de búsqueda y venta respectivamente, sin embargo los mercados financieros tienen un nivel de

aleatoriedad más complejo que los mercados a los que están dirigidas estas compañías, quizá este hecho haga que la red sea menos eficiente y sería un buen objeto de estudio para futuras investigaciones. La totalidad actual de las técnicas de inteligencia artificial aplicadas a finanzas podrían dar paso a estrategias verdaderamente ganadoras. Sin embargo los traders que las utilizan quizá no estarán dispuestos a revelar sus técnicas al público.

Durante esta investigación se encontraron pocos trabajos donde desarrollaran matemáticamente un tipo específico de red neuronal para programarla y posteriormente evaluarla, naturalmente existe software desarrollado por varias compañías para hacer esto posible sin tener que recurrir a los cálculos manuales. Sin embargo, conocer las bases de esta disciplina es necesario para hacer modificaciones e implementaciones a códigos y plataformas no diseñadas originalmente para hacer modelos de redes neuronales.

Para investigaciones posteriores se podrían analizar mejores mecanismos para optimizar el factor de aprendizaje α utilizando quizá el Error Cuadrático Medio sobre los datos pronosticados y no únicamente dentro del algoritmo backpropagation; encontrar un mecanismo óptimo de validación y postvalidación. Además, en libros como el de Christopher Bishop (2009) se encuentran métodos más sofisticados que el backpropagation que dan mejores resultados, según él. También como futuro objeto de investigación sería interesante encontrar algún tipo de patrón en los indicadores y los precios para posteriormente tener una red con más salidas y propiamente se dedique a hacer *pattern recognition*. Aún más interesante sería la generación de una red neuronal dentro de MQL4 para que cuando se marque una operación como perdedora, se haga una en dirección contraria; es decir, si la red neuronal marca una compra perdedora, entonces generar una venta. Un programa de este tipo sería mucho más interesante para analizar más factores que influyan dentro del éxito o fracaso de una operación.

Naturalmente el estudio del activo o paridad donde se aplica la estrategia de trading es un tema importante para el desarrollo de esta área como el caso del USD/JPY que fue la paridad utilizada en esta investigación y su comportamiento en el tiempo que fue aplicada la presente estrategia de trading con su respectivo filtro de RNA.

No se niega la importancia vital del análisis fundamental para tomar decisiones, sería errado utilizar únicamente el análisis técnico para tomar

decisiones pues los mercados invariablemente responderán ante cualquier estímulo externo provisto por gobiernos, jefes de Estado, elecciones y grupos subversivos. Sin embargo cuando los mercados aún no han asimilado esta información y su tendencia no es marcada por noticias, el comportamiento aleatorio quizá podría ser mejor asumido por el análisis técnico que por el fundamental.

Ciertamente las estrategias de trading originales, sin filtro son mejores en timeframes más grandes pero alimentan con menos datos a la RNA para aprender y encontrar un mejor ajuste, múltiples análisis deben hacerse para poder encontrar un ajuste que satisfaga al trader y sus objetivos de inversión.

A pesar de esto, la ciencia, como disciplina, jamás deja de reinventarse, encontrar propuestas y evolucionar conforme más investigadores se suman a la ardua labor de generar conocimiento con alto rigor científico.

Referencias bibliográficas

- Basogain, X. (2008). Redes neuronales artificiales y sus aplicaciones. *Dpto. Ingeniería de Sistemas y Automática, Escuela Superior de Ingeniería Bilbao..*
- Benedetti, F., Baigún, A., Yanguas, M., Heymann, D., Perazzo, R., y Zimmermann, M. (2008). *Predicciones de series de tiempo con redes neuronales: Trading usando el índice merval.* número.
- Bishop, C. M. (2009). *Pattern recognition and machine learning.* Springer Science & Business Media.
- Crepeau, B. (2017). Alan turing. *Salem Press Biographical Encyclopedia.* <http://www.bibliocatalogo.buap.mx:2048/login?url=http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=ers&AN=89129668&lang=es&site=eds-live>.
- De Arce, R., y Mahía, R. (2003). Modelos arima. *Programa Citius-Técnicas de previsión de variables financieras. UDI Economía e Informática..*
- Dreyfus, G. (2005). *Neural networks: methodology and applications.* Springer Science & Business Media.
- Evans, C., Pappas, K., y Xhafa, F. (2013). Utilizing artificial neural networks and genetic algorithms to build an algo-trading model for intra-day foreign exchange speculation. *Mathematical and Computer Modelling*, 58(5), 1249–1266.
- Ferguson, N. (2008). *The ascent of money: A financial history of the world.* Penguin.
- Galbraith, J. K. (1983). *Dinero de donde viene... a donde va.* Ediciones Orbis, S.A.
- Hastie, T., y Tibshirani, R. (2008). *The elements of statistical learning; data mining, inference and prediction.* Springer, New York.
- Hernández Sampieri, R. (2014). *Metodología de la investigación.* McGraw

- Hill.
- Lee, R. (s.f.). *Top 8 most tradable currencies*. <http://www.investopedia.com/articles/forex/08/top-8-currencies-to-know.asp>.
- Lien, K. (2008). *Day trading and swing trading the currency market: technical and fundamental strategies to profit from market moves* (Vol. 431). John Wiley & Sons.
- Mendenhall, W. (2015). *Introducción a la probabilidad y estadística 14a. edición*. CENAGE Learning.
- Ortíz, S. (s.f.). <http://www.eleconomista.es/economia/noticias/8244134/03/17/El-tulipan-que-nunca-floreccio-La-primera-burbuja-especulativa-de-la-historia.html>.
- Person, J. (2004). A complete guide to technical trading tactics.
- Rincón, L. (2007). *Curso intermedio de probabilidad*. UNAM, Facultad de Ciencias.
- Rosenstreich, P. (2005). *Forex revolution: An insider's guide to the real world of foreign exchange trading*. FT Press.
- Ruiz, J. L. G. (1992). Patrón oro, banca y crisis (1875-1936). una revisión desde la historia económica. *Cuadernos de Estudios Empresariales*(2), 57.
- Salas, S. L., Hille, E., y Etgen, G. J. (2008). *Calculus: una y varias variables* (Vol. 1). Editorial Reverté.S.A.
- Siegel, J. J. (2002). *Stocks for the long run* (Vol. 3). McGraw-Hill New York.
- Stock-Trading-Warrior. (s.f.). *The meteoric history of online stock trading*. <http://www.stock-trading-warrior.com/History-of-Online-Stock-Trading.html>.
- Tang, H., Tan, K. C., y Zhang, Y. (2003). *Neural networks: Computational models and applications*. Wiley Chichester, UK.
- Urbas, J. V. (2016). Neural networks. *Salem Press Encyclopedia of Science*. <http://www.bibliocatalogo.buap.mx:2048/login?url=http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=ers&AN=89317103&lang=es&site=eds-live>.
- VintageFX. (s.f.). *Lot size and leverage*. <https://www.vantagefx.com/education-centre/lot-size-and-leverage/>.
- Wilder, J. W. (1978). *New concepts in technical trading systems*. Trend Research.
- Yao, J., y Tan, C. L. (2000). A case study on using neural networks to perform technical forecasting of forex. *Neurocomputing*, 34(1), 79–98.

Apéndices

Apéndice A

Código: Tesis Indicator Neuronal3.mq4

```
1  input int PeriodoMedia=30;
2  input double PasoParabolic=0.02;
3  input double MaximoParabolic=0.2;
4  input int PeriodoRSI=20;
5  input double Volumen=1;
6  input double TP=10000;
7  input double SL=8000;
8
9  int Tipo[100000];
10 double SMA[100000];
11 double RSIV[100000];
12 double Precio[100000];
13 double Balance[100000];
14
15 string InpDirectoryName="Tesis Pruebas";
16 int flag;
17 string a;
18 int m=0;
19 double OpC;
20 double OpV;
21
22 int OnInit()
```

```

23     {
24     //---
25
26     //---
27     return(INIT_SUCCEEDED);
28     }
29 void OnDeinit(const int reason)
30 {
31     string InpFileName= "Estrategia IA";
32     ResetLastError();
33     for (flag= 1;flag<1000000; flag++)
34     {
35         a = IntegerToString(flag);
36
37
38         int file_handle=FileOpen(InpDirectoryName + "/" +
39             InpFileName+a,FILE_READ,"");
40         FileClose(file_handle);
41
42         if (file_handle < 1)
43         {
44
45             file_handle=FileOpen(InpDirectoryName + "/" +
46                 InpFileName+a,FILE_READ|FILE_WRITE|FILE_CSV);
47
48             if(file_handle!=INVALID_HANDLE)
49             {
50                 PrintFormat("%s file is available for writing",
51                     InpFileName);
52                 PrintFormat("File path: %s\\Files\\",
53                     TerminalInfoString(TERMINAL_DATA_PATH));
54
55                 FileWrite(file_handle,"Tipo de Op","Precio","SMA"
56                     ,"RSI","Balance");
57                 for(int i=1;i<=m;i++)
58                     FileWrite(file_handle,Tipo[i],Precio[i],SMA[i],
59                         RSIV[i],Balance[i]);
60                 FileClose(file_handle);

```

```

56         PrintFormat("Data is written, %s file is closed",
57                     InpFileName);
58     }
59     else
60
61         PrintFormat("Failed to open %s file, Error code =
62                     %d",InpFileName+a,GetLastError());
63
64         break;
65
66     }
67     }
68 }
69 void OnTick()
70 {
71     double MediaMovil=iMA(Symbol(),PERIOD_CURRENT,
72                           PeriodoMedia,0,0,PRICE_CLOSE,0);
73     double ParabolicSar=iSAR(Symbol(),PERIOD_CURRENT,
74                              PasoParabolic,MaximoParabolic,0);
75     double RSI=iRSI(Symbol(),PERIOD_CURRENT,PeriodoRSI,
76                    PRICE_CLOSE,0);
77     int Ordenes=OrdersTotal();
78     double Cierre=iClose(Symbol(),PERIOD_CURRENT,0);
79     double COMPRA;
80     double VENTA;
81
82     if (Ordenes<1)
83     {
84         // ABRIR COMPRAS
85         if (MediaMovil<Cierre && RSI>50 && ParabolicSar<
86             Cierre)
87         {
88             COMPRA=OrderSend(Symbol(),OP_BUY,Volumen,Ask,2,
89                             Bid-SL*Point,Bid+TP*Point,NULL,0,0,Blue);
90             m++;
91             Tipo[m]=1;
92             SMA[m]=MediaMovil;

```

```

89         RSIV[m]=RSI;
90
91     }
92     // ABRIR VENTAS
93     if (MediaMovil>Cierre && RSI<50 && ParabolicSar>
        Cierre)
94     {
95         VENTA=OrderSend(Symbol(),OP_SELL,Volumen,Bid,2,
            Bid+SL*Point,Bid-TP*Point,NULL,0,0,Red);
96         m++;
97         Tipo[m]=0;
98         SMA[m]=MediaMovil;
99         RSIV[m]=RSI;
100
101     }
102 }
103 //SELECCIONAR TICKET PARA CERRAR OPERACIONES
104 int cnt;
105 for (cnt=0;cnt<=Ordenes;cnt++)
106
107     {
108         if(!OrderSelect(cnt,SELECT_BY_POS,
            MODE_TRADES))
109             continue;
110
111
112         //CERRAR COMPRAS
113         if (OrderType()==OP_BUY)
114         {
115             Precio[m]=OrderOpenPrice();
116
117             if (ParabolicSar>Cierre )
118             {
119
120                 if(!OrderClose(OrderTicket(),OrderLots(),
                    Bid,3,Violet))
121                     Print("OrderClose error de Compra ",
                        GetLastError()," Ticket: ",
                        OrderTicket());
122                 Alert("Cerrar Orden de Compra");

```

```

123         return;
124     }
125     Balance[m]= AccountBalance();
126
127 }
128
129
130 //CERRAR VENTAS
131 if (OrderType()==OP_SELL)
132 {
133     Precio[m]=OrderOpenPrice();
134
135     if (ParabolicSar<Cierre)
136     {
137
138         if(! OrderClose(OrderTicket(),OrderLots()
139             ,Ask,0,Violet))
140             Print("OrderClose error de Venta ",
141                 GetLastError()," Ticket: ",
142                 OrderTicket());
143             Alert("Cerrar Orden de Venta");
144             return;
145     }
146     Balance[m]= AccountBalance();
147
148 }
149
150
151 }
152

```

Apéndice B

Código: Red Neuronal Inicial.xlsm

B.1. Código: Función sigmoide y Red Neuronal

```
1  Function Func(x)
2  Func = (1 + Exp(-x)) ^ -1
3  End Function
4
5  Sub RedNeuronal()
6
7      datosborrar = Worksheets("Datos").Range("A2").CurrentRegion.
          Rows.Count
8
9      Worksheets("Datos").Range("G2", "H" & datosborrar).
          ClearContents
10
11
12      'CAPA I
13      X1 = Worksheets("Datos").Range("B" & 2)
14      X2 = Worksheets("Datos").Range("C" & 2)
15      X3 = Worksheets("Datos").Range("D" & 2)
16      X4 = Worksheets("Datos").Range("E" & 2)
17
```

```

18
19 Worksheets("Red Neuronal").Range("A8") = X1
20 Worksheets("Red Neuronal").Range("A12") = X2
21 Worksheets("Red Neuronal").Range("A16") = X3
22 Worksheets("Red Neuronal").Range("A20") = X4
23
24 Valor = 0.0000001
25
26 Worksheets("Red Neuronal").Select
27
28     For j = 1 To 17 Step 7
29         For i = 1 To 5
30             Cells(3 + i + j, 6) = Valor
31         Next
32     Next
33
34     For j = 1 To 10 Step 6
35         For i = 1 To 4
36             Cells(7 + i + j, 11) = Valor
37         Next
38     Next
39
40     For i = 1 To 3
41         Cells(13 + i, 16) = Valor
42     Next
43
44
45 Z = Worksheets("Datos").Range("F" & 2)
46 Worksheets("Red Neuronal").Range("S14") = Z
47
48 ECM = Worksheets("Red Neuronal").Cells(15, 19)
49 Worksheets("Datos").Range("H" & 2) = ECM
50
51 y = Worksheets("Red Neuronal").Cells(13, 19)
52 Worksheets("Datos").Range("G" & 2) = y
53
54 Alfa = Worksheets("Red Neuronal").Cells(3, 10)
55
56 'INICIO DE ITERACIONES
57 For i = 1 To Worksheets("Red Neuronal").Range("J4") - 1
58     'CAPA IV
59     'NEURONA a(4)_1
60     a4_1 = Cells(13, 14)
61     W3_11 = Cells(14, 16)
62     W3_21 = Cells(15, 16)

```

```

63         U4_1 = Cells(16, 16)
64
65     'CAPA III
66         'Neurona a(3)_1
67         a3_1 = Cells(8, 9)
68         W2_11 = Cells(9, 11)
69         w2_21 = Cells(10, 11)
70         W2_31 = Cells(11, 11)
71         U3_1 = Cells(12, 11)
72
73         'Neurona a(3)_2
74         a3_2 = Cells(14, 9)
75         W2_12 = Cells(15, 11)
76         W2_22 = Cells(16, 11)
77         W2_32 = Cells(17, 11)
78         U3_2 = Cells(18, 11)
79
80     'CAPA II
81         'Neurona a(2)_1
82         a2_1 = Cells(4, 4)
83         W1_11 = Cells(5, 6)
84         W1_21 = Cells(6, 6)
85         W1_31 = Cells(7, 6)
86         W1_41 = Cells(8, 6)
87         U2_1 = Cells(9, 6)
88
89         'Neurona a(2)_2
90         a2_2 = Cells(11, 4)
91         W1_12 = Cells(12, 6)
92         W1_22 = Cells(13, 6)
93         W1_32 = Cells(14, 6)
94         W1_42 = Cells(15, 6)
95         U2_2 = Cells(16, 6)
96
97         'Neurona a(2)_3
98         a2_3 = Cells(18, 4)
99         W1_13 = Cells(19, 6)
100        W1_23 = Cells(20, 6)
101        W1_33 = Cells(21, 6)
102        W1_43 = Cells(22, 6)
103        U2_3 = Cells(23, 6)
104
105     'CAPA I
106         X1 = Cells(8, 1)
107         X2 = Cells(12, 1)

```

```

108         X3 = Cells(16, 1)
109         X4 = Cells(20, 1)
110
111     D = (y - Z) * a4_1 * (1 - a4_1)
112
113     'CAPA IV
114     'NEURONA a(4)_1
115
116         Cells(14, 16) = W3_11 - Alfa * D * a3_1
117         Cells(15, 16) = W3_21 - Alfa * D * a3_2
118         Cells(16, 16) = U4_1 - Alfa * D
119
120     'CAPA III
121     'NEURONA a(3)_1
122         Cells(9, 11) = W2_11 - Alfa * D * W3_11 * a3_1 * (1 -
123             a3_1) * a2_1
124         Cells(10, 11) = w2_21 - Alfa * D * W3_11 * a3_1 * (1
125             - a3_1) * a2_2
126         Cells(11, 11) = W2_31 - Alfa * D * W3_11 * a3_1 * (1
127             - a3_1) * a2_3
128         Cells(12, 11) = U3_1 - Alfa * D * W3_11 * a3_1 * (1 -
129             a3_1)
130
131     'NEURONA a(3)_2
132         Cells(15, 11) = W2_12 - Alfa * D * W3_21 * a3_2 * (1
133             - a3_2) * a2_1
134         Cells(16, 11) = W2_22 - Alfa * D * W3_21 * a3_2 * (1
135             - a3_2) * a2_2
136         Cells(17, 11) = W2_32 - Alfa * D * W3_21 * a3_2 * (1
137             - a3_2) * a2_3
138         Cells(18, 11) = U3_2 - Alfa * D * W3_21 * a3_2 * (1 -
139             a3_2)
140
141     'NEURONA a(2)_1
142         Cells(5, 6) = W1_11 - Alfa * (D * W3_11 * a3_1 * (1 -
143             a3_1) * W2_11 * a2_1 * (1 - a2_1) * X1 -
144             + D * W3_21 * a3_2 * (1 - a3_2) * W2_12
145             * a2_1 * (1 - a2_1) * X1)
146
147         Cells(6, 6) = W1_21 - Alfa * (D * W3_11 * a3_1 * (1 -
148             a3_1) * W2_11 * a2_1 * (1 - a2_1) * X2 -
149             + D * W3_21 * a3_2 * (1 - a3_2) * W2_12
150             * a2_1 * (1 - a2_1) * X2)

```

```

140      Cells(7, 6) = W1_31 - Alfa * (D * W3_11 * a3_1 * (1 -
141          a3_1) * W2_11 * a2_1 * (1 - a2_1) * X3 -
142          + D * W3_21 * a3_2 * (1 - a3_2) * W2_12
143          * a2_1 * (1 - a2_1) * X3)
144
145      Cells(8, 6) = W1_41 - Alfa * (D * W3_11 * a3_1 * (1 -
146          a3_1) * W2_11 * a2_1 * (1 - a2_1) * X4 -
147          + D * W3_21 * a3_2 * (1 - a3_2) * W2_12
148          * a2_1 * (1 - a2_1) * X4)
149
150      Cells(9, 6) = U2_1 - Alfa * (D * W3_11 * a3_1 * (1 -
151          a3_1) * W2_11 * a2_1 * (1 - a2_1) -
152          + D * W3_21 * a3_2 * (1 - a3_2) * W2_12
153          * a2_1 * (1 - a2_1))
154
155      NEURONA a(2)_2
156      Cells(12, 6) = W1_12 - Alfa * (D * W3_11 * a3_1 * (1
157          - a3_1) * w2_21 * a2_2 * (1 - a2_2) * X1 -
158          + D * W3_21 * a3_2 * (1 - a3_2) * W2_22
159          * a2_2 * (1 - a2_2) * X1)
160
161      Cells(13, 6) = W1_22 - Alfa * (D * W3_11 * a3_1 * (1
162          - a3_1) * w2_21 * a2_2 * (1 - a2_2) * X2 -
163          + D * W3_21 * a3_2 * (1 - a3_2) * W2_22
164          * a2_2 * (1 - a2_2) * X2)
165
166      Cells(14, 6) = W1_32 - Alfa * (D * W3_11 * a3_1 * (1
167          - a3_1) * w2_21 * a2_2 * (1 - a2_2) * X3 -
168          + D * W3_21 * a3_2 * (1 - a3_2) * W2_22
169          * a2_2 * (1 - a2_2) * X3)
170
171      Cells(15, 6) = W1_42 - Alfa * (D * W3_11 * a3_1 * (1
172          - a3_1) * w2_21 * a2_2 * (1 - a2_2) * X4 -
173          + D * W3_21 * a3_2 * (1 - a3_2) * W2_22
174          * a2_2 * (1 - a2_2) * X4)
175
176      Cells(16, 6) = U2_2 - Alfa * (D * W3_11 * a3_1 * (1 -
177          a3_1) * w2_21 * a2_2 * (1 - a2_2) -
178          + D * W3_21 * a3_2 * (1 - a3_2) * W2_22
179          * a2_2 * (1 - a2_2))
180
181      NEURONA a(2)_3
182      Cells(19, 6) = W1_13 - Alfa * (D * W3_11 * a3_1 * (1
183          - a3_1) * W2_31 * a2_3 * (1 - a2_3) * X1 -

```

```

167         + D * W3_21 * a3_2 * (1 - a3_2) * W2_32
168         * a2_2 * (1 - a2_3) * X1)
169 Cells(20, 6) = W1_23 - Alfa * (D * W3_11 * a3_1 * (1
170         - a3_1) * W2_31 * a2_3 * (1 - a2_3) * X2 _
171         + D * W3_21 * a3_2 * (1 - a3_2) * W2_32
172         * a2_2 * (1 - a2_3) * X2)
173 Cells(21, 6) = W1_33 - Alfa * (D * W3_11 * a3_1 * (1
174         - a3_1) * W2_31 * a2_3 * (1 - a2_3) * X3 _
175         + D * W3_21 * a3_2 * (1 - a3_2) * W2_32
176         * a2_2 * (1 - a2_3) * X3)
177 Cells(22, 6) = W1_43 - Alfa * (D * W3_11 * a3_1 * (1
178         - a3_1) * W2_31 * a2_3 * (1 - a2_3) * X4 _
179         + D * W3_21 * a3_2 * (1 - a3_2) * W2_32
180         * a2_2 * (1 - a2_3) * X4)
181
182 Application.Calculate
183
184 Z = Worksheets("Datos").Range("F" & 2 + i)
185 Worksheets("Red Neuronal").Range("S14") = Z
186
187 ECM = Worksheets("Red Neuronal").Cells(15, 19)
188 Worksheets("Datos").Range("H" & 2 + i) = ECM
189
190 y = Worksheets("Red Neuronal").Cells(13, 19)
191 Worksheets("Datos").Range("G" & 2 + i) = y
192
193 Worksheets("Red Neuronal").Cells(8, 1) = Worksheets(
194     "Datos").Range("B" & 2 + i)
195 Worksheets("Red Neuronal").Cells(12, 1) = Worksheets
196     ("Datos").Range("C" & 2 + i)
197 Worksheets("Red Neuronal").Cells(16, 1) = Worksheets
198     ("Datos").Range("D" & 2 + i)
199 Worksheets("Red Neuronal").Cells(20, 1) = Worksheets
200     ("Datos").Range("E" & 2 + i)
201
202 Range("K22") = i / (Worksheets("Red Neuronal").Range
203     ("J4") - 1)

```

```

198         Range("K23") = Application.WorksheetFunction.RSq(
            Worksheets("Datos").Range("f2", "f" & Worksheets(
                "Red Neuronal").Range("J4")), -
199             Worksheets("Datos").Range("g2", "g"
                & Worksheets("Red Neuronal").
                Range("J4")))
200
201 Next

```

B.2. Código: Optimización de α

```

1 Private Sub OPTIMIZAR_Click()
2     Progreso.Caption = ""
3     alfa0 = Val(FAprendizaje)
4     Worksheets("Red Neuronal").Range("J3") = Val(FAprendizaje)
5     n = 1
6
7     If ActivadoModoV.Value = True Then
8         Application.ScreenUpdating = True
9         Worksheets("Red Neuronal").Cells(3, 10) = alfa0
10
11     Do
12         RedNeuronal
13         R1 = Val(Worksheets("Red Neuronal").Range("k23"))
14         alfa0 = alfa0 + 0.1
15         Worksheets("Red Neuronal").Cells(3, 10) = alfa0
16
17         RedNeuronal
18         R2 = Val(Worksheets("Red Neuronal").Range("k23"))
19         n = n + 1
20
21     If n = 20 Then Exit Do
22     Progreso.Caption = "Iteracion: " & n - 1
23     Loop While R2 > R1
24
25     ElseIf DesactivadoModoV.Value = True Then
26         Application.ScreenUpdating = False
27         Worksheets("Red Neuronal").Cells(3, 10) = alfa0
28     Do
29         RedNeuronal
30         Application.ScreenUpdating = True

```

```

31         R1 = Val(Worksheets("Red Neuronal").Range("k23"))
32         alfa0 = alfa0 + 0.1
33         Worksheets("Red Neuronal").Cells(3, 10) = alfa0
34         Application.ScreenUpdating = False
35
36         RedNeuronal
37         Application.ScreenUpdating = True
38         R2 = Val(Worksheets("Red Neuronal").Range("k23"))
39         Application.ScreenUpdating = False
40         n = n + 1
41
42         If n = 20 Then Exit Do
43         Progreso.Caption = "Iteracion: " & n - 1
44     Loop While R2 > R1
45
46 End If
47
48 Progreso.Caption = "Optimizacion terminada en " & n - 1 & "
    pasos."
49 FAprendizaje = Val(alfa0)
50
51 End Sub

```

B.3. Código: Hoja de *Normalización*

```

1 Private Sub BorrarSalida_Click()
2     Range("F2", "F" & Range("A2").CurrentRegion.Rows.Count + 1) = ""
3     Range("T2", "T" & Range("A2").CurrentRegion.Rows.Count + 1) = ""
4 End Sub
5 Private Sub Desmontar_Click()
6     Range("A2").Select
7     Range(Selection, Selection.End(xlToRight)).Select
8     Range(Selection, Selection.End(xlDown)).Select
9     Selection.Clear
10
11     Range("O2").Select
12     Range(Selection, Selection.End(xlToRight)).Select
13     Range(Selection, Selection.End(xlDown)).Select
14     Selection.Clear
15 End Sub
16

```

```

17 Private Sub ExportarDatos_Click()
18
19 datos = Worksheets("Normalizacion").Range("A2").CurrentRegion.
    Rows.Count
20
21 datosborrar = Worksheets("Datos").Range("A2").CurrentRegion.Rows
    .Count
22 Worksheets("Datos").Range("A2", "F" & datosborrar).ClearContents
23
24 For i = 1 To datos
25     Worksheets("Datos").Range("B" & i + 1) = Worksheets("
        Normalizacion").Range("O" & i + 1)
26     Worksheets("Datos").Range("C" & i + 1) = Worksheets("
        Normalizacion").Range("P" & i + 1)
27     Worksheets("Datos").Range("D" & i + 1) = Worksheets("
        Normalizacion").Range("Q" & i + 1)
28     Worksheets("Datos").Range("E" & i + 1) = Worksheets("
        Normalizacion").Range("R" & i + 1)
29     Worksheets("Datos").Range("F" & i + 1) = Worksheets("
        Normalizacion").Range("S" & i + 1)
30 Next
31
32 For i = 1 To datos - 1
33     Worksheets("Datos").Range("A" & i + 1) = i
34 Next
35
36
37 End Sub
38
39 Private Sub ImportarCSV_Click()
40 datos = Worksheets("Normalizacion").Range("A2").CurrentRegion.
    Rows.Count
41
42
43 OpenFile = Application.GetOpenFilename()
44 Worksheets("Normalizacion").Range("A2", "E" & datos).
    ClearContents
45 With Sheets("Normalizacion").QueryTables.Add(Connection:= _
46     "TEXT;" & OpenFile _
47     , Destination:=Sheets("Normalizacion").Range("$A$2"))
48     .Name = "fichero"
49     .FieldNames = True
50     .RowNumbers = False
51     .FillAdjacentFormulas = False
52     .PreserveFormatting = True

```

```

53         .RefreshOnFileOpen = False
54         .RefreshStyle = xlInsertDeleteCells
55         .SavePassword = False
56         .SaveData = True
57         .AdjustColumnWidth = False
58         .RefreshPeriod = 0
59         .TextFilePromptOnRefresh = False
60         .TextFilePlatform = 850
61         .TextFileStartRow = 2
62         .TextFileParseType = xlDelimited
63         .TextFileTextQualifier = xlTextQualifierDoubleQuote
64         .TextFileConsecutiveDelimiter = False
65         .TextFileTabDelimiter = True
66         .TextFileSemicolonDelimiter = True 'CSV: punto y coma
67         .TextFileCommaDelimiter = False
68         .TextFileSpaceDelimiter = False
69         .TextFileColumnDataTypes = Array(1, 1, 1, 1, 1) '5
           columnas
70         .TextFileTrailingMinusNumbers = True
71         .Refresh BackgroundQuery:=False
72     End With
73
74 End Sub
75
76 Private Sub Normalizar_Click()
77     datos = Range("A2").CurrentRegion.Rows.Count - 1
78
79     Range("O2", "S" & datos + 1).ClearContents
80
81
82     For i = 1 To datos
83
84         Range("O" & i + 1) = (Range("A" & i + 1) - Range("I8")) / (Range
           ("I9") - Range("I8"))
85         Range("P" & i + 1) = (Range("B" & i + 1) - Range("J8")) / (Range
           ("J9") - Range("J8"))
86         Range("Q" & i + 1) = (Range("C" & i + 1) - Range("K8")) / (Range
           ("K9") - Range("K8"))
87         Range("R" & i + 1) = (Range("D" & i + 1) - Range("L8")) / (Range
           ("L9") - Range("L8"))
88         Range("S" & i + 1) = (Range("E" & i + 1) - Range("M8")) / (Range
           ("M9") - Range("M8"))
89     Next
90 End Sub
91

```

```

92
93 Private Sub ONormalizacion_Click()
94     datos = Range("A2").CurrentRegion.Rows.Count - 1
95
96     Range("I8", "m9").ClearContents
97
98     Range("I8") = Application.WorksheetFunction.Min(Range("A2", "A"
99         & datos + 1))
100    Range("I9") = Application.WorksheetFunction.Max(Range("A2", "A"
101        & datos + 1))
102    Range("J8") = Application.WorksheetFunction.Min(Range("B2", "B"
103        & datos + 1))
104    Range("J9") = Application.WorksheetFunction.Max(Range("B2", "B"
105        & datos + 1))
106    Range("K8") = Application.WorksheetFunction.Min(Range("C2", "C"
107        & datos + 1))
108    Range("K9") = Application.WorksheetFunction.Max(Range("C2", "C"
109        & datos + 1))
110    Range("L8") = Application.WorksheetFunction.Min(Range("D2", "D"
111        & datos + 1))
112    Range("L9") = Application.WorksheetFunction.Max(Range("D2", "D"
113        & datos + 1))
114    Range("M8") = Application.WorksheetFunction.Min(Range("E2", "E"
115        & datos + 1))
116    Range("M9") = Application.WorksheetFunction.Max(Range("E2", "E"
117        & datos + 1))
118 End Sub
119
120 Private Sub Reescalar_Click()
121     datos = Range("A2").CurrentRegion.Rows.Count - 1
122
123     For i = 1 To datos
124         Worksheets("Normalizacion").Range("F" & i + 1) = Range("T" & i +
125             1) * (Range("M9") - Range("M8")) + Range("M8")
126     Next
127 End Sub

```