



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL
ESTADO DE MÉXICO



FACULTAD DE ECONOMÍA

**“EFECTO DE FACTORES GLOBALES DE RIESGO EN LA PREDICCIÓN DE LA
VOLATILIDAD DEL TIPO DE CAMBIO PESO-DÓLAR ESTADOUNIDENSE:
CONSTRUCCIÓN DE UN MODELO DE RED NEURONAL MULTICAPA Y UN
MODELO GARCH”**

TESIS

**QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:
LICENCIADO EN ACTUARÍA**

PRESENTAN:

**ITURBE REYES MARÍA GUADALUPE
MEJÍA NUTE AZAEL**

ASESOR:

Dr. EN I. RAÚL DE JESÚS GUTIÉRREZ

REVISORES:

Dra. EN E.A.N. LIDIA ELENA CARBAJAL GUTIERREZ

Dr. EN A. OSWALDO GARCIA SALGADO

Dedicatorias y agradecimientos

Quiero agradecer especialmente a mi mamá por siempre estar a mi lado y aún en los peores momentos nunca soltarme. Sin ti, esto no habría sido posible. Muchas gracias por todo lo que me has dado y hacer de mi la persona que hoy soy, este logro también es tuyo en gran medida.

A mi hermana por apoyarme y siempre saber darme un buen consejo que me regrese a la realidad.

A mis abuelos, por siempre haber confiado en mi y apoyarme en todo momento, en donde estén sé que estarán muy felices por este logro.

A Azael, por ser un gran amigo y un muy buen compañero de tesis.

Le agradezco a mi institución pues me brindó un sin número de conocimientos y de experiencias sumamente agradables. A mis maestros por sus esfuerzos para que finalmente pudiera graduarme.

De forma muy especial quiero agradecer a mi asesor y revisores, gracias por el interés que mostraron en el proyecto y por todo su apoyo para poder llevarlo a buen término.

A todos los que de alguna forma colaboraron para que este proyecto se volviera realidad.

“Todos tenemos sueños. Pero para convertir los sueños en realidad, se necesita una gran cantidad de determinación, dedicación, autodisciplina y esfuerzo”

Jesse Owens

MARIA GUADALUPE ITURBE REYES

Dedico mi trabajo de tesis:

A mis padres por haberme forjado como la persona que soy en la actualidad; muchos de mis logros se los debo a ustedes entre los que se incluye este. Me formaron con reglas y algunas libertades, pero al final de cuentas, me motivaron constantemente para alcanzar mis anhelos.

A mis abuelos por su inmenso cariño y apoyo en todo momento. También por sus palabras de sabiduría en los momentos de dificultad.

A mis tíos(as) por su completo apoyo a mi carrera profesional. Sus enseñanzas y los buenos momentos que pasamos.

A Lupita, mi mejor amiga, por su apoyo en la universidad. Por su ayuda a depurar siempre toda idea loca que a mi mente se le ocurría. Siempre pude contar contigo. Eres quien me devuelve a la realidad.

A Candi, mi mejor amiga, por estar conmigo en tiempos difíciles. Por el mutuo apoyo en los días pasados a lo largo de la carrera.

A mis profesores que me dieron las herramientas para enfrentar el mundo y a mi universidad por brindarme a mis profesores.

AZAEL MEJIA NUTE

Índice

Introducción.....	7
Capítulo 1. Marco conceptual del Tipo de Cambio Peso Mexicano - Dólar Estadounidense	12
1.1. Tipo de cambio.....	12
1.1.1. El mercado de divisas y la importancia de los tipos de cambio	14
1.1.2. Tipo de cambio Peso Mexicano – Dólar Americano	16
1.2. Regímenes cambiarios.....	19
1.2.1. Regímenes cambiarios en México 1954 – 2019	21
1.3. Volatilidad del tipo de cambio.....	26
1.3.1. Volatilidad del tipo de cambio peso mexicano – dólar estadounidense	27
1.3.2. Importancia de estimar la volatilidad del tipo de cambio para los mercados financieros y sus agentes económicos.	29
1.4. Factores de riesgo globales en la explicación del tipo de cambio (USDMXN) 34	
1.4.1. Índice de volatilidad VIX.....	35
1.4.2. Standard & Poor's 500 (S&P500)	36
1.4.3. Precio del petróleo West Texas Intermediate (WTI)	37
Capítulo 2. Técnicas paramétricas: Modelos Autorregresivos con heterocedasticidad Condicionales Generalizados (GARCH)	40
2.1. Antecedentes	40
2.2. Modelo autorregresivo con heterocedasticidad condicional (ARCH)	42
2.3. Modelo autorregresivo con heterocedasticidad condicional generalizado (GARCH).....	44
2.3.1. Propiedades.....	45
2.3.2. Autocorrelación y autocorrelación parcial	46
2.3.3. Estimación	48
2.3.4. Estadísticos	49
2.3.5. Pronóstico.....	50
2.3.6. Variaciones del modelo.....	52
2.4. Observaciones de los modelos GARCH	55
2.4.1. Distribución t-Student.....	55
2.4.2. Distribución Normal sesgada	55
Capítulo 3. Redes Neuronales Artificiales	58

3.1. Antecedentes históricos	58
3.2. Conceptos fundamentales del modelo de redes neuronales artificiales.....	60
3.3. Modelo de redes neuronales artificiales	61
3.4. Estructura matemática de la red neuronal.	64
3.4.1. Función de activación	69
3.4.2. Aprendizaje.....	73
3.4.3. Parsimonia.....	74
3.5. Estimación de los Pesos Sinápticos.....	75
3.6. Observación de las Redes Neuronales Artificiales.....	79
3.6.1. Elección nodos y capas.	79
3.6.2. ¿Cuándo usar un modelo de redes neuronales artificiales?	80
3.6.3. Elección del modelo.....	81
Capítulo 4. Evidencia empírica: Efecto de los factores de riesgo sobre la volatilidad del tipo de cambio modelado con Redes Neuronales Artificiales e EGARCH	84
4.1. Relación entre los factores de riesgo y el tipo de cambio	84
4.2. Estimación de los modelos dentro de la muestra.....	87
4.2.1. Evidencia del modelo de Redes Neuronales Artificiales {ANN(10,10,10)}87	
4.2.2. Evidencia del modelo EGARCH.....	91
4.3. Estimación de los modelos fuera de la muestra.....	93
4.3.1. Evidencia del modelo de Redes Neuronales Artificiales {ANN(10,10,10)}.	94
4.3.2. Evidencia del modelo EGARCH(1,1)	95
4.4. Contraste de los modelos: ANN(10,10,10) e EGARCH(1,1)	96
4.4.1. Estadísticos	97
Conclusiones.....	98
Bibliografía	103
Anexo 1. Metodología de los rendimientos y volatilidad.....	110
Anexo 2. Metodología propuesta para el tratamiento de los datos previo al modelado de redes neuronales.....	114
Anexo.3. Estadísticos.....	120
Anexo 4. Matriz de pesos de los entrenamientos de la RNA.	121
Anexo 5. Redes Neuronales Artificiales.	132
Anexo 6. Funciones creadas.	136
6.1. Suavizamiento de series.....	136

6.2. <i>Generador de Lags</i>	138
6.3. <i>Chart de relaciones</i>	138
6.4. <i>Red Neuronal Artificial automatizada</i>	139
6.5. <i>Convertir a precios</i>	141
6.6. <i>Unir matrices</i>	141
Anexo 7. Modelo GARCH(1,1)	143

Introducción

En las últimas décadas la sociedad ha visto el gran avance de la tecnología, y esta última le ha abierto oportunidades para conocer mejor su participación en el ámbito político, social y económico. Ante una realidad tan cambiante, el hombre ha buscado enfrentar los problemas que al futuro conciernen. Problemas que han planteado, cómo predecir el clima, las catástrofes, hasta la rentabilidad del negocio familiar ante un mercado incierto. Para ello se han ideado una serie técnicas que proporcionan más información para tomar las mejores decisiones. Personajes que requieren tomar decisiones difíciles como los son inversionistas, pequeños y grandes, son quienes se auxilian de toda información que asegure su ganancia.

Se han desarrollado técnicas como series de tiempo, modelos paramétricos y no paramétricos para atender el problema de conocer el futuro. Las tecnologías han ayudado a que la popularidad de dichas técnicas se eleve, sin embargo, la misma tecnología ha generado nuevos problemas, como la cantidad inmensa de información que se obtienen de los móviles de cada persona

Estos nuevos problemas surgen, por una parte, como consecuencia de una rápida evolución del entorno social en el que nos encontramos, y la interconexión de todas las personas en cualquier parte del mundo a través de computadores y celulares inteligentes. Así, observando a un campo específico del interés de esta investigación, como lo es el campo financiero donde se involucran agentes económicos. Es fácil encontrar investigaciones haciendo uso de datos financieros que apoyen a dichos participantes de los mercados financieros a desarrollar técnicas capaces de predecir los indicadores económicos aún en periodos de alta volatilidad en los mercados financieros para anticiparse a los movimientos de los mercados. Varias de las investigaciones se mencionarán a lo largo del presente trabajo.

En el contexto económico, uno de los factores de mayor importancia para los agentes financieros es el tipo de cambio, ya que un nivel competitivo de este se relaciona con la situación económica de un país, pues a medida que una moneda tenga mayor fortaleza respecto a otras puede tener como base la confianza de los inversionistas en dicho país. Así surge el interés de los bancos centrales por preservar el poder adquisitivo de su

moneda y por supuesto contener la volatilidad de esta con respecto a las divisas de referencia como el dólar estadounidense (USD) y el euro (EUR).

En la medida que los agentes económicos tengan un panorama más claro de la situación de los mercados financieros, podrán tomar mejores decisiones. En este sentido, durante las últimas décadas numerosos especialistas en el tema han buscado desarrollar técnicas que les permitan anticiparse a los sucesos de los mercados financieros. Con el objetivo de poder elaborar mejores estrategias que mitiguen el impacto negativo de los periodos de alta volatilidad en los mercados financieros.

En este sentido, para México el contar con una mejor estimación de la volatilidad del tipo de cambio peso – dólar estadounidense le es benéfico en diversos aspectos. Para las exportaciones e importaciones, pues al apreciarse el dólar estadounidense, México se ve beneficiado en las exportaciones. En contraste, bajo el mismo escenario del tipo de cambio, las importaciones se encarecen lo que afecta a la economía local y se contrapone al objetivo primordial de Banxico, que es mantener el poder adquisitivo de la moneda nacional. Por otro lado, para los agentes que participan en el mercado de divisas, con instrumentos como los swaps, forwards, opciones y futuros les es de gran ayuda tener una mejor estimación de la volatilidad del tipo de cambio para una mejor elaboración de sus estrategias financieras.

Es así como, durante las últimas décadas se han desarrollado nuevas técnicas con el objetivo de explotar grandes bases de datos y poder proporcionar mejores soluciones de una forma más eficiente. Uno de los campos de estudio que ha tenido mayor auge ha sido el de la inteligencia artificial, desarrollando técnicas como el aprendizaje automático (*machine learning*), ingeniería del conocimiento (*knowledge engineering*), lógica difusa y redes neuronales artificiales (RNA), entre otras.

De esta forma, las RNA se han postulado como una de las técnicas más eficientes en la predicción sobre todo cuando se trata de problemas complejos debido a la capacidad de aprendizaje que tienen y que para su construcción las series no tienen que cumplir los supuestos de normalidad por ejemplo que para algunas técnicas paramétricas son fundamentales. En este contexto, en la presente tesis se aplicará la técnica de RNA con el objetivo general de desarrollar un contraste entre dos técnicas que permita determinar

cuál de las dos tiene una mejor aproximación a la volatilidad del tipo de cambio peso – dólar estadounidense. Siendo los objetivos específicos, en primer lugar, desarrollar un modelo a través de RNA y un modelo GARCH que permitan medir el efecto que ocasionan los factores globales de riesgo al tipo de cambio. Entendiendo en la presente tesis como factores globales de riesgo, el VIX, S&P500 y el precio del WTI. En segundo lugar, medir el impacto que tiene cada factor global de riesgo sobre la volatilidad del tipo de cambio peso – dólar estadounidense.

En el presente proyecto de investigación se pretende probar la hipótesis principal, la cual indica que la técnica de RNA tiene mayor capacidad de predecir el impacto que generan el VIX, S&P500 y WTI sobre la volatilidad del tipo de cambio peso – dólar estadounidense que los modelos GARCH. También se busca probar la hipótesis secundaria número 1, que indica que el VIX es el factor con mayor impacto sobre la volatilidad del tipo de cambio. Por su parte, las hipótesis secundarias 2 y 3 proponen lo mismo para el S&P500 y el WTI respectivamente. Para este fin, el presente proyecto se desarrolla bajo una metodología no experimental de corte longitudinal ya que se realizará para el periodo 2007-2018 con una periodicidad diaria de los datos con la finalidad de establecer comportamientos y relaciones entre las diferentes variables.

Con relación a las variables, la presente investigación será de panel, ya que se están considerando 3 variables (VIX, S&P500 y WTI) y de tipo correlacional porque se busca encontrar el efecto de los anteriormente definidos factores globales de riesgo sobre el tipo de cambio peso – dólar estadounidense. Es de tipo exploratorio porque no hay otros estudios que hayan usado estas variables en conjunto para estimar la volatilidad del tipo de cambio.

El presente trabajo inició con la revisión de diferentes documentos de investigación relacionados con el tema, analizando las variables utilizadas en cada uno. De igual forma, se analizaron las técnicas paramétricas y no paramétricas propuestas en este estudio (RNA y los modelos GARCH). Una vez definidas las variables de estudio, se construyó una base de datos (BD) en Excel para estimar la RNA en RStudio y en .txt para estimar el modelo GARCH en el paquete estadístico S-Plus. Finalmente se analizaron los datos y se concluyeron las hipótesis planteadas.

De esta forma, la tesis se encuentra estructurada en cuatro capítulos, en el primer capítulo se ofrece un panorama general de la significancia social y económica que representa el tipo de cambio a nivel mundial y principalmente en México, además de la importancia de estimar la volatilidad para los agentes económicos que participan en los mercados financieros. El segundo capítulo, comprende la teoría de los modelos autorregresivos con heterocedasticidad condicional generalizados (GARCH) abordando sus propiedades, estimación, principales estadísticos de prueba y pronóstico, así como las principales variaciones de estos modelos y las principales distribuciones de sus observaciones.

En el tercer capítulo se desarrolla la teoría correspondiente al modelo de redes neuronales multicapa enfocando la evolución histórica de la técnica, los conceptos fundamentales en su aplicación y la estructura general del modelo. Abordando la estructura matemática del modelo, la estimación de los pesos sinápticos y finalmente la elección de los parámetros (número de capas y nodos) a utilizar en el entrenamiento de la red. Finalmente, en el capítulo 4 se muestran los resultados de la aplicación de las dos técnicas a la estimación de la volatilidad del tipo de cambio, así como las pruebas aplicadas a los resultados de ambas técnicas para determinar cuál es la que brinda el mejor ajuste.

Finalmente, se presentan las conclusiones de esta investigación en el que se mencionan los resultados de las hipótesis planteadas en este trabajo.

Capítulo 1

Marco conceptual del Tipo de Cambio Peso Mexicano - Dólar
Estadounidense

Capítulo 1. Marco conceptual del Tipo de Cambio Peso Mexicano - Dólar Estadounidense

El propósito de este capítulo es definir y brindar una introducción a las variables independientes y dependientes de la investigación. Mencionando sus principales definiciones, conceptos, etc. A su vez este capítulo está estructurado en 3 secciones, la primera sección brinda al lector un panorama general de la evolución del tipo de cambio y su importancia a nivel nacional y en general para los países. El capítulo inicia con la definición del tipo de cambio y la importancia de la paridad entre monedas, seguido por una breve reseña de los regímenes cambiarios que han adoptado en México desde 1954 a la fecha.

Posteriormente se abordará la volatilidad del tipo de cambio, tema central de la tesis, y la importancia de estimarla en el sector financiero y finalmente la importancia del VIX, S&P 500 y WTI, variables denominadas factores globales de riesgo en el presente trabajo.

1.1. Tipo de cambio

De acuerdo con Torres (2005), el tipo de cambio tiene su origen en las operaciones comerciales y financieras efectuadas entre economías que funcionan con relativa independencia. Los sistemas monetarios para materializarse en dichas operaciones requieren de una base común entre las monedas. Así surge no solo el tipo de cambio sino también un mercado conocido como mercado de divisas (o cambiario) que se rige por un mecanismo de pagos.

Dicho esto, el tipo de cambio es una referencia que se usa en el mercado cambiario para conocer el número de unidades de moneda nacional que deben pagarse para obtener una moneda extranjera. El tipo de cambio resulta de importancia práctica para todos aquellos agentes económicos que intervienen en los mercados financieros. También ocupa una posición central en la política monetaria, en la que sirve como un objetivo e indicador del atractivo financiero de una nación. De acuerdo con Rankia (2017) se pueden identificar dos conceptos fundamentales para el tipo de cambio, los cuales son:

- Tipo de cambio real. - es el precio de los bienes en un país extranjero, en relación con el precio de los bienes en el mercado local, ambos llevado a una misma moneda. El tipo de cambio real está definido en términos del tipo de cambio nominal y del nivel de precios de dos países.
- Tipo de cambio nominal. - es el precio de una unidad de moneda extranjera expresado en unidades de la moneda local. A su vez contamos con dos tipos de cambio nominal: tipo comprador y tipo vendedor, dado que las entidades financieras obtienen una ganancia por intermediar en el juego de la oferta y la demanda de moneda extranjera. La diferencia entre ambas tasas es lo que se conoce como margen de compraventa.

Por otra parte, según Rankia (2017) en los mercados financieros se pueden encontrar 5 clases de tipo de cambio, las cuales son:

1. Tipo de cambio al contado (Spot): Este es el tipo de cambio establecido para operaciones de contado donde la fecha establecida para la entrega es inmediata.
2. Tipo de cambio a plazo (Forward): Este es el tipo de cambio en el que se acuerda intercambiar una divisa por otra en una fecha futura, cuando entra en vigor un contrato forward.
3. Tipo de cambio directo: Este es el tipo de cambio más común, en el que se establecen las unidades en moneda nacional que hay que entregar por cada moneda extranjera.
4. Tipo de cambio indirecto: A diferencia del anterior, este tipo de cambio es la cantidad de unidades de moneda extranjera que hay que entregar por cada unidad de moneda nacional.
5. Tipo de cambio cruzado: Este tipo de cambio se caracteriza por no ser común en el país donde el par de monedas se cotiza. Es decir, en México, por ejemplo, el tipo de cambio Libra Esterlina / Franco Suizo (GBP/CHF) sería considerado como un tipo de cambio cruzado.

1.1.1. El mercado de divisas y la importancia de los tipos de cambio

El mercado de divisas es el mercado financiero más grande y líquido del mundo, este mercado se clasifica como OTC¹, esto significa que no hay un lugar central físico donde se efectúan las transacciones. En 2010 el nivel diario de actividad fue de cuatro millones de millones de dólares diarios, 110% más que en 2004. Son siete las monedas principales, llamadas the majors (Ilustración 1.1), con las que se realiza 85% de las transacciones. También se le conoce como mercado cambiario, Forex (Foreign Exchange Market) o simplemente FX (Kozikouski, 2013).

Ilustración 1.1 Principales monedas en el mundo

Nombre	Símbolo Forex	Símbolo popular	% de las transacciones en Forex que se efectuaron contra esta moneda en 2010.
Dólar estadounidense	USD	\$	84.9
Euro	EUR	€	39.1
Yen japonés	JPY	¥	19.3
Libra esterlina	GBP	£	12.9
Dólar australiano	AUD	A\$	7.6
Franco suizo	CHF	SFr	6.4
Dólar canadiense	CAD	C\$	5.3

Fuente: (Kozikouski, 2013)

El mercado de divisas es el marco organizacional dentro del que los bancos, las empresas y los individuos compran y venden monedas extranjeras. En otras palabras, es el conjunto de mecanismos que facilitan la conversión de monedas. En términos generales, el mercado es un mecanismo que permite que la demanda confluya con la oferta y que se establezca el precio de equilibrio. Una de las funciones del mercado de divisas es determinar los precios de diferentes divisas. En este contexto, el precio de una divisa en términos de otra se llama tipo de cambio.

¹ Siglas en inglés de Over The Counter (OTC), o sobre el mostrador. Los mercados OTC son mercados extrabursátiles donde se negocian distintos instrumentos financieros (bonos, acciones, swaps, divisas, entre otros) directamente entre dos partes. Una de las primeras características que nos vienen a la mente de los mercados OTC es la correspondiente a los mercados no regulados (BBVA, 2015).

Actualmente en el mundo existen 182 tipos de cambio diferentes (incluyendo las monedas de facto, especie monetaria que no es la oficial en determinado país, pero sigue siendo utilizada por la población) y el dólar participa en el 85% de las transacciones que se realizan con todas ellas. En este sentido, el dólar desempeña el papel de moneda vehicular. El uso del dólar como moneda vehicular no sólo reduce el número de parejas de monedas, sino que también aumenta el tamaño y la liquidez de los mercados, simplifica los procedimientos para los operadores de divisas y reduce los saldos en diferentes monedas que necesitan mantener. En los últimos años el papel del dólar como moneda vehicular en el mercado de divisas se debilita a causa del surgimiento de algunas monedas que desempeñan dicho papel en el ámbito regional: el euro en Europa y el yen japonés en Asia (Kozikouski, 2013).

De acuerdo con Kozikouski (2013), actualmente las principales funciones del mercado de divisas son:

1. Permite transferir el poder adquisitivo entre monedas.
2. Proporciona instrumentos y mecanismos para financiar el comercio y las inversiones internacionales.
3. Ofrece facilidades para la administración de riesgo (coberturas), el arbitraje y la especulación.

En nuestros días, es común oír de la importancia del tipo de cambio, ya sea desde una empresa pagando a proveedores por servicios en dólares hasta cualquier persona que desee viajar al extranjero. Cabe aclarar que no hay que subestimar el poder del tipo de cambio ya que una mala decisión lleva a los gobiernos a aplicar políticas cambiarias favorables en el corto plazo, pero devastadoras en el largo plazo como ocurrió con la Argentina de la época de Menem² que sobrevaloró su moneda respecto al dólar estadounidense.

² Carlos Menem, presidente de Argentina del 8 de julio de 1989 al 10 de diciembre de 1999.

La sobrevaluación del peso argentino provocó una de las mayores recesiones y endeudamiento de su historia, llegando al extremo de que la deuda pública superara a su PIB. También perdió el mercado externo e incluso el interno, disminuyeron sus reservas internacionales netas, aumentó su deuda externa e interna, vendió activos del sector público (venta de empresas públicas). Incluso, llegó a incumplir con el pago del servicio de deuda interna y externa.

Aunque el tema del tipo de cambio parece sencillo, se vuelve complejo cuando se manejan diferentes sistemas de cotización. Los cuales pueden ser fijos cuando así determina el Banco Central, pero también puede establecer un tipo de cambio flotante en función del comportamiento del mercado de divisas, permitiendo que la libre acción de las fuerzas de oferta y demanda de divisas determinen el valor de cada moneda extranjera (Vargas, 2010).

Por supuesto, los mercados cambiarios están sometidos a fuertes presiones que hacen que su cotización cambie en minutos incluso en segundos, generando ganancias o pérdidas de millones de dólares, euros o cualquiera de las monedas que se transan en los mercados cambiarios. Es por ello por lo que en general, los bancos centrales utilizan diferentes tipos de cambio que son administrados directa o indirectamente por la autoridad monetaria de cada país, de acuerdo con la realidad de la economía tanto nacional como internacional y a las metas y objetivos que persigue cada país.

1.1.2. Tipo de cambio Peso Mexicano – Dólar Americano

En la actualidad, los mercados de divisas son los más líquidos y grandes en el nivel global. En su conjunto las operaciones de los mercados de divisas superan a las operaciones bursátiles de los principales mercados de dinero y capital. En los últimos años, el desarrollo de los mercados cambiarios no sólo se ha reflejado de manera positiva en la conducción del comercio nacional e internacional, la política monetaria y la competitividad de los países desarrollados y en vías de desarrollo, sino también en la captación de enormes flujos de capital de inversión directa y de portafolio (De Jesús & Ortiz, 2011). En este sentido, el dólar americano, pese a los problemas de su economía,

es la divisa más importante del mundo porque es la dominante de reservas internacionales y sus transacciones constituyen casi la mitad de las negociaciones globales de divisas.

De esta manera, es posible abordar el análisis del tipo de cambio en función de su poder adquisitivo comparado con el de las principales monedas extranjeras. Dada la fuerte vinculación y dependencia de la economía mexicana con la estadounidense, es evidente que cualquier análisis acerca del comportamiento del peso mexicano tendrá que estar enmarcado en las condiciones de su paridad con el dólar americano. Si se realiza un análisis histórico del tipo de cambio real del peso mexicano, podrá observarse que, de manera casi regular, a cada suceso devaluatorio del tipo de cambio nacional le antecedió una fuerte apreciación de este con respecto al dólar (Aguirre, 2017).

En este contexto, el dólar estadounidense es la moneda de referencia mundial desde la Segunda Guerra Mundial y ninguna otra moneda le ha hecho sombra desde entonces. En el informe sobre los intercambios en los mercados de divisas del BIS³ de 2013 se muestra cómo de la mareante cifra de 5.3 trillones de divisas que se negocian al día, el dólar estuvo en uno de los lados del intercambio el 87% de las veces. Cifra que supera el 85% registrado en 2010 y similar a la de finales de los años 90. De igual forma, la mayor parte de los intercambios, incluyendo materias primas, se sigue denominando en dólares, y las operaciones comerciales se siguen financiando a través de esta divisa. Además, este hecho es sustentado por los bancos centrales, que tienen alrededor de dos tercios de sus reservas en dólares y adecuan sus políticas monetarias al ritmo que lo hace la de la Reserva Federal (Sicilia y Castillo, 2014).

De acuerdo con Kozikouski (2013) el dólar estadounidense actúa como:

- Moneda de reserva mantenida por los bancos centrales.
- Moneda de inversión en los mercados mundiales de capital.

³ El Banco de Pagos Internacionales (BIS por sus siglas en inglés) es una organización internacional financiera propiedad de numerosos bancos centrales con sede en Basilea. Conocido como el "banco de los bancos centrales", el BIS fomenta la cooperación financiera y monetaria internacional y sirve de banco para los bancos centrales.

- Moneda de transacción en la mayor parte de las operaciones comerciales a nivel internacional. Los precios de todos los bienes básicos (commodities) se cotizan en dólares.
- Moneda de facturación en gran parte de contratos.
- Moneda de intervención que usan los bancos centrales para subir o bajar el tipo de cambio de la moneda nacional.

Además de la importancia del dólar como moneda de cambio en el contexto internacional, para México esta moneda cobra un papel fundamental ya que de acuerdo con Jiménez et al (2014) entre 1994 año en que entró en vigor el TLCAN y 2014 el comercio entre México y Estados Unidos tuvo un incremento del 400%. De acuerdo con la Organización Mundial del Comercio, Estados Unidos es el segundo exportador de mercancías y ocupa el número uno como importador, considerando a la Unión Europea como un bloque. México a 2014 era el tercer socio comercial de bienes con 306 mil millones durante el año 2009. Las exportaciones de bienes ascendieron a 129 mil millones dólares, en tanto las importaciones de mercancías ascendieron a 177 mil millones dólares de acuerdo con la información de la Oficina del Representante de Comercio de Estados Unidos (USTR) (Jiménez et al, 2014).

Los principales países de América a los que exporta Estados Unidos son: Canadá, México, Brasil, Colombia y Chile. En tanto la procedencia de sus importaciones por este mismo continente son de Canadá, México, Venezuela, Brasil y Colombia principalmente. En cuanto a México los principales productos que fueron importados por Estados Unidos, en orden de importancia son: maquinas eléctricas, vehículos, combustibles minerales y petróleo, óptica y productos médicos. En cuanto a productos agrícolas estos son principalmente: hortalizas frescas, fruta fresca con excepción del plátano, vino y cerveza y productos de aperitivo incluido en chocolate.

Para México el comerciar con Estados Unidos ha sido más beneficioso que hacerlo con otros países. Algunos de las razones por las cuales los exportadores mexicanos ven primero a Estados Unidos son:

- a) Factores de Localización: La vecindad de los dos países es una ventaja fundamental de este intercambio para los dos países.
- b) Así, también el costo del transporte es mucho menor si se trasladan las mercaderías a Estados Unidos y no a Europa o Asia. Esto hace que los precios sean más competitivos.

Para las empresas norteamericanas que requieren materias primas que México produce es importante la localización, ya que puede recurrir a estos más rápidamente y a menor costo. En el sector manufacturero es más rápido para las empresas americanas hacer cambios en el producto ya que habrá muy pocas mercancías en tránsito al darse la orden. Lo que no pasa al traerlos de Asia y si existe un cambio en las especificaciones aquello que ya viene en un contenedor tiene que ser regresado con costo para la empresa.

1.2. Regímenes cambiarios

El régimen cambiario de un país se refiere al manejo que el banco central o su gobierno hace de su moneda con respecto a las otras monedas, principalmente respecto al dólar o a un conjunto de monedas que suelen ser de los principales socios comerciales, así es como se regulan las instituciones del mercado cambiario (Chang y Lupú, 2011). Bajo estas circunstancias, el régimen cambiario afecta particularmente el nivel y la fluctuación del tipo de cambio. Por ello es importante saber los tipos de regímenes cambiarios que hay y cómo influyen sobre todo en la política monetaria. En base a la clasificación hecha por el Fondo Monetario Internacional en 1999, se distinguen tres tipos de regímenes cambiarios según sea su flexibilidad: tipo de cambio fijo, tipo de cambio con bandas de fluctuación y tipo de cambio flexible.

En un régimen de cambio fijo, el país vincula su moneda de manera formal a un tipo de cambio fijo, a una moneda importante o una canasta de monedas. Cuando se vincula a una canasta de monedas, el valor ponderado se determina teniendo en cuenta las monedas de los principales socios comerciales o financieros. El tipo de cambio fluctúa dentro de un margen menor de $\pm 1\%$ en torno a un tipo de cambio formal. La autoridad monetaria está dispuesta a mantener el tipo de cambio fijo mediante la intervención, lo

que limita el grado de discrecionalidad de la política monetaria. No obstante, el grado de flexibilidad de la política monetaria es mayor que en un régimen de caja de conversión o en las uniones monetarias, ya que el banco central aún puede cumplir con sus funciones tradicionales, aunque con alcance limitado, y además puede ajustar el nivel del tipo de cambio, aunque con poca frecuencia. Algunas de las ventajas y desventajas de este régimen cambiario se muestran en el cuadro 1.1.

Cuadro 1.1 Ventajas y Desventajas de un tipo de cambio fijo.

Ventajas	Desventajas
Un tipo de cambio fijo es duradero, provee negocios con una base segura para la planeación y la fijación de precios.	Un tipo de cambio fijo, si carece por completo de credibilidad, puede ser vulnerable al ataque especulativo.
La tasa de cambio fija impone una restricción sobre la política monetaria interna.	El sostenimiento de un tipo de cambio fijo requiere que el banco central se mantenga preparado para intervenir en el mercado.
Un tipo de cambio fijo hace frente del mejor modo a los disturbios monetarios internacionales.	Se requiere una cantidad alta de reservas.

Fuente: Conti-Brown y Lastra (2018)

En un tipo de cambio flexible las tasas de cambio las fija el mercado sin ninguna intervención de las autoridades, al menos de forma directa, ni siquiera para evitar fluctuaciones perjudiciales para la economía local. La flotación ofrece al país la ventaja de mantener una política monetaria independiente. En ese país, el mercado de divisas y otros mercados financieros deben estar suficientemente desarrollados para absorber los choques sin sufrir fluctuaciones importantes en el tipo de cambio. También se necesitan instrumentos financieros de cobertura para los riesgos subyacentes a las fluctuaciones cambiarias. La mayoría de las economías avanzadas y de los principales países de mercados emergentes aplican este régimen.

En este contexto, los partidarios de la libre flotación cambiaria argumentan que el mercado cambiario es un mercado transparente y eficiente, y que las fuerzas del mercado no deben ser obstruidas. Por consiguiente, la política monetaria se debe establecer de forma autónoma, como se considere apropiado en el contexto interno (por ejemplo, para lograr estabilidad en el nivel de precios), lo que permitirá que el tipo de cambio siga cualquier trayectoria que sea consistente con el valor real. De ahí la argumentación válida del cuadro 1.2.

Cuadro 1.2 Ventajas y Desventajas del tipo de cambio flotante.

Ventajas	Desventajas
Los mercados son eficientes en la asignación de recursos y el financiamiento.	Los mercados rara vez son eficientes.
No hay oportunidad de especulación	La trayectoria futura del tipo de cambio es incierta y existe la necesidad de cubrirse ante el riesgo.
La banca central no tiene la obligación, ni la necesidad de intervenir en el mercado cambiario.	El banco central podría artificialmente depreciar la moneda.

Fuente: Conti-Brown y Lastra (2018)

En este tenor, existen otras modalidades del tipo de cambio, ya que la elección del régimen no es una elección estricta entre una flotación completamente libre y una fijación permanente. A continuación, se ofrece la descripción general de cada uno de ellos, así como algunos países que actualmente se manejan con cada uno de los regímenes cambiarios que clasifica el Fondo Monetario Internacional (FMI).

1. No existe moneda doméstica legal
2. Consejo monetario (currency board)
3. Moneda nacional anclada a una moneda o una canasta de monedas
4. Moneda nacional anclada, pero dentro de bandas horizontales
5. Tipo de cambio de ajuste gradual (crawling peg)
6. Tipo de cambio ajustable dentro de una banda
7. Flotación administrada sin una ruta anunciada (41 países).
8. Flotación libre (independent float).

1.2.1. Regímenes cambiarios en México 1954 – 2019

A lo largo de la historia, México ha adoptado distintos regímenes de tipo de cambio. Dependiendo de la situación económica del país, así como del panorama internacional que se presente en dicho momento, los dirigentes de la política económica han optado por diferentes regímenes cambiarios. A continuación, se brindará una breve reseña de los últimos 65 años de regímenes cambiarios en México de acuerdo con la información brindada por Banxico, 2009.

Régimen de paridad fija: 19 de abril de 1954 – 31 de agosto de 1976

Cuadro 1.3 Paridad fija

<i>Tipos de cambio</i>	Inicio	Fin
<i>Fijo</i>	\$12.50	\$12.50

Fuente: Elaboración propia con datos de Banxico (2019)

Algunos de los fenómenos que llevaron al país a adquirir este régimen fueron que la posición internacional del peso mostró una debilidad creciente. Las reservas del Banco de México se redujeron en 55 millones de dólares en el primer trimestre de 1954 y en los primeros 14 días de abril disminuyeron en 43 millones. En este contexto, el 19 de abril de 1954 se devaluó la moneda nacional y se fijó en 12.50 pesos por dólar.

Sistema de flotación controlada: 1 de septiembre de 1976 – 5 de agosto de 1982

Cuadro 1.4 Flotación controlada

<i>Tipos de cambio</i>	Inicio	Fin
<i>Operaciones en billetes/documentos</i>	\$20.50	\$48.79

Fuente: Elaboración propia con datos de Banxico (2019)

Los fenómenos que caracterizaron este cambio de régimen fueron en primer lugar los desequilibrios entre el aumento de la demanda y la insuficiencia de la producción interna. Aunados al alza de precios y al creciente déficit en la cuenta corriente de la balanza de pagos. Desencadenó en el inicio de un proceso de conversión de activos financieros en moneda nacional por activos en moneda extranjera, el público mostró una clara tendencia a invertir sus ahorros en el extranjero.

Sistema cambiario múltiple: 6 de agosto de 1982 – 31 de agosto de 1982

Cuadro 1.5 Sistema cambiario múltiple

<i>Tipos de cambio</i>	Inicio	Fin
<i>General, preferencial, Mex-dólar</i>	\$75.33, \$49.13, \$69.50	\$104 \$49.81 \$69.50

Fuente: Elaboración propia con datos de Banxico (2019)

Con el sistema de flotación controlada, en México la inflación se incrementó al igual que la dependencia de la economía sobre los ingresos petroleros lo que aunado a la caída en el precio del energético conllevó a que se drenaran las reservas internacionales. Esta serie de sucesos, provocaron la devaluación de febrero de 1982, la reapertura del mercado de cambios en los bancos y la introducción de una tercera paridad entre el peso y el dólar. Dicha paridad debería utilizarse para liquidar obligaciones (mexdólares).

Control generalizado de cambios: 1° de septiembre de 1982 – 19 de diciembre de 1982.

Cuadro 1.6 Control generalizado de cambios

<i>Tipos de cambio</i>	Inicio	Fin
<i>Preferencial y Ordinario</i>	\$50, \$70	\$70, \$70

Fuente: Elaboración propia con datos de Banxico (2019)

Se prohibía a las instituciones de crédito la venta de divisas y metales en cualesquiera de sus formas, el único que podía autorizarla era Banco de México quien además determinaba en qué casos se aplicaba un tipo de cambio preferencial y en qué otros un tipo de cambio ordinario. Se autorizó la compraventa de moneda extranjera para liquidar importaciones de bienes que contaran con autorización de la Secretaria de Comercio. El tipo de cambio ordinario era aplicable para calcular la equivalencia en moneda nacional tratándose de operaciones en moneda extranjera y el pago de créditos denominados en moneda extranjera a favor de instituciones de crédito.

Control de cambios: 20 de diciembre de 1982 – 4 de agosto de 1985

Cuadro 1.7 Control de cambios

<i>Tipos de cambio</i>	Inicio	Fin
<i>Controlado, Especial y Libre</i>	\$90.05, \$70, \$149.25	\$281.34, \$281.51, \$344.50

Fuente: Elaboración propia con datos de Banxico (2019)

Durante este periodo, en México funcionaban simultáneamente dos mercados de divisas, el mercado de control, en este se regulaban las exportaciones de mercancías, los pagos

que efectuaban empresas maquiladoras, los gastos correspondientes al Servicio Exterior Mexicano y las cuotas y aportaciones por la participación de México en Organismos Internacionales. El mercado libre donde se realizaba la posesión, compraventa y transferencia de moneda extranjera, quedando estas sin restricción alguna. La compraventa de divisas que se llevaba a cabo en este mercado se realizaba a los tipos de cambio que convenían a las partes contratantes.

Flotación regulada: 5 de agosto de 1985 – 10 de noviembre de 1991

Cuadro 1.8 Flotación regulada

<i>Tipos de cambio</i>	Inicio	Fin
<i>Controlado en equilibrio y Libre</i>	\$282.30, \$344.50	\$3073, \$3068.90

Fuente: Elaboración propia con datos de Banxico (2019)

Para la determinación del tipo de cambio controlado de equilibrio se llevaban a cabo en los días hábiles sesiones entre el Banco de México y las instituciones de crédito del país. En dichas sesiones el Banco Central recibía posturas de cantidades para compras o ventas de dólares por parte de las instituciones de crédito a un tipo de cambio anunciado previamente por el Banco de México, quien finalmente ajustaba el tipo de cambio anunciado hasta que se equilibraban oferta y demanda. El tipo de cambio que resultaba de estas sesiones se publicaba al siguiente día hábil en el Diario Oficial de la Federación y aplicaba para solventar obligaciones denominadas en moneda extranjera dos días hábiles después de su fecha de determinación.

Bandas cambiarias con desliz controlado: 11 de noviembre de 1991 – 21 de diciembre de 1994.

Cuadro 1.9 Bandas cambiarias con desliz controlado

<i>Tipos de cambio</i>	Inicio	Fin
<i>FIX</i>	\$3,074.03	N\$3.9970

Fuente: Elaboración propia con datos de Banxico (2019)

Con el objetivo de dar un estímulo adicional a los exportadores y a las empresas maquiladoras, el 11 de noviembre de 1991 se unificaron los dos mercados, el fijo y el controlado. El nuevo esquema consistía en dejar flotar el tipo de cambio dentro de una banda que se ensanchaba diariamente.

Libre flotación: 22 de diciembre de 1994 – presente

Cuadro 1.10 Libre flotación

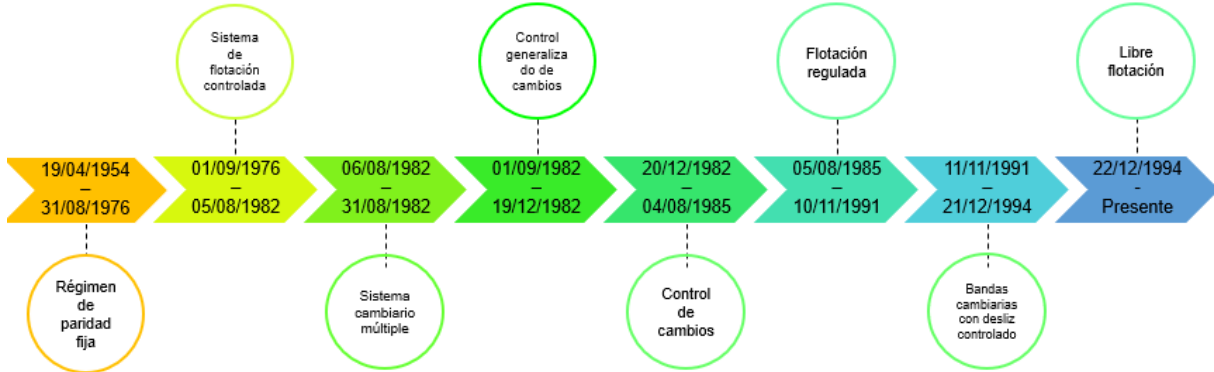
<i>Tipos de cambio</i>	<i>Inicio</i>	<i>Fin</i>
<i>FIX</i>	\$4.8875	-

Fuente: Elaboración propia con datos de Banxico (2019)

Con el ataque especulativo a las reservas internacionales de Banco de México que ocurrió a finales de 1994 se tornó insostenible el régimen de bandas cambiarias. Fue entonces cuando se instauró un régimen de libre flotación, mismo que permanece hasta la fecha. En este régimen, el tipo de cambio se determina libremente en el mercado sin la intervención de las autoridades. Las operaciones que lleva a cabo Banco de México en el mercado cambiario se hacen a través de mecanismos preanunciados y reglas transparentes.

A continuación, se muestran a manera de resumen los regímenes cambiarios que se han descrito en esta sección, así como el periodo en el que se han aplicado.

Ilustración 1.2 Línea del tiempo regímenes cambiarios en México, 1954-Actual



Fuente: Elaboración propia con información de Banxico (2019)

1.3. Volatilidad del tipo de cambio

El término volatilidad tiene gran importancia para cualquier agente económico relacionado con los mercados financieros. Para la mayoría de los agentes económicos la volatilidad es sinónimo de riesgo, pero para los operadores financieros este término adquiere diferentes significados según sea el papel que desempeña en el mercado. Por tanto, según Figlewski (1997) es conveniente entender la volatilidad no como un parámetro único, sino como un conjunto de conceptos relacionados entre sí.

En este sentido, los factores económicos tanto internos como externos de cada uno de los países impactan en la volatilidad del tipo de cambio, a estos factores se les puede identificar como riesgos. La ventaja de conocer los riesgos es que es posible modificar el comportamiento para evitarlos. Por supuesto, es fácil de observar que evitar todos los riesgos sería imposible. Hay algunos riesgos que se decide asumir porque los beneficios de tomarlos superan los posibles costos. En este sentido, un comportamiento óptimo implica tomar riesgos que valen la pena, lo que representa el paradigma central del financiamiento. Entonces, se deben tomar riesgos para lograr recompensas, pero no todos los riesgos ofrecen recompensados por igual. Pero, tanto los riesgos como las recompensas están en el futuro, por lo que es la expectativa de pérdida la que se compara con la expectativa de recompensa.

De esta forma, la volatilidad es un concepto útil para los operadores de divisas que les puede dar una idea del riesgo que implica el comercio de un par de divisas en particular. Esto puede ayudarlos a elegir de manera más inteligente un tamaño apropiado para una posición comercial en función de la cantidad de riesgo que puedan tolerar. Sin embargo, se debe de ser cuidadoso al hablar de ella, ya que en el mercado de divisas tiene varios usos. Varias formas diferentes de usar el término volatilidad son de uso común entre los operadores de futuros de divisas y divisas.

En el contexto financiero el concepto de volatilidad puede tener diferentes interpretaciones, según el agente económico que la use o la forma en que se emplee. De acuerdo con Forextraders (2016) el término volatilidad utilizado sin ningún otro modificador se usa a veces para describir cualitativamente el grado en que los mercados

operan de manera errática, es decir, que muestra oscilaciones sustanciales entre altas y bajas.

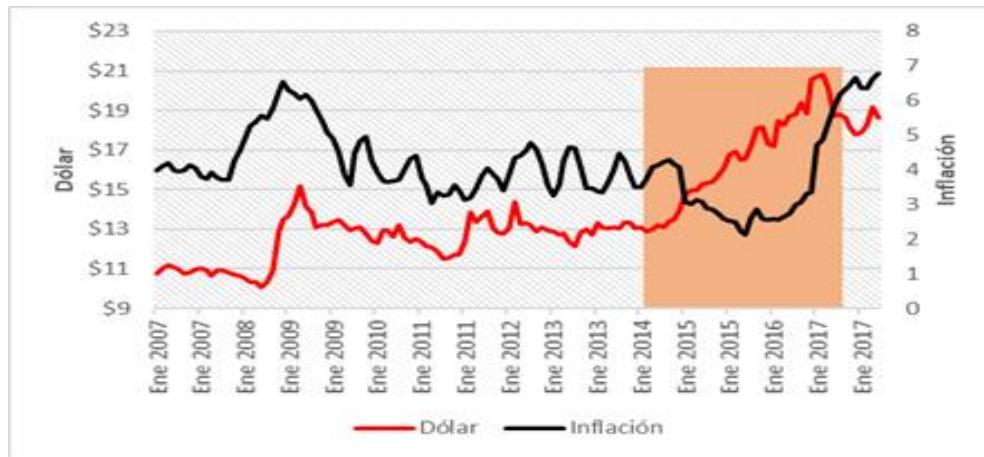
Por ello, la volatilidad tiene un papel importante en los mercados financieros, tanto para la medida como la gestión del riesgo. Invariablemente, sus aplicaciones son amplias en el sector financiero, por ejemplo, ésta es un factor clave en la valuación de derivados, así como la valuación de opciones. Sin embargo, pese a que es un área de interés, la estimación de la volatilidad sigue siendo difícil de calcular por la complejidad de las relaciones que contiene y sobre todo la complejidad que los mercados financieros tienen actualmente.

1.3.1. Volatilidad del tipo de cambio peso mexicano – dólar estadounidense

El precio de la divisa mexicana frente al dólar ha tenido mayor volatilidad durante las últimas dos décadas, en la gráfica 1.1 se observa que es a partir de 2007 cuando el precio del peso mexicano descendió drásticamente con respecto al dólar, pasando de 10 a casi 21 pesos mexicanos por cada dólar entre 2007 y 2017, el coeficiente de desviación estándar que mide la volatilidad en el caso del peso mexicano, se ubicó en 0.9524 pesos en el periodo del año 2007 a 2009, y para el lapso de 2016 a 2017 aumentó a 1.72 pesos, manifestando el aumento de su volatilidad.

El encarecimiento del dólar tiene efectos nocivos para las empresas que importan materia prima, maquinaria y servicios, dado que se traduce en mayores costos de producción, los cuales los trasladan a los consumidores finales, disminuyendo el volumen de ventas de las compañías, por una parte, y por otra disminuyen los resultados financieros corporativos. Debido a las implicaciones que los periodos de alta volatilidad pueden generar en la economía local es que los bancos centrales tienen como una de sus principales actividades el monitorear la volatilidad de su moneda y en caso de ser necesario intervenir para contener su depreciación.

Gráfica 1.1 Tipo de cambio Peso mexicano -Dólar americano, 2007-2017



Fuente: Elaboración propia con datos de Banxico (2019)

En este sentido, la inflación ha tenido incrementos importantes a partir de 2015, como se muestra en la gráfica anterior, pues los productos que usan componentes importados o que son totalmente importados han experimentado incrementos sustanciales de sus precios, como son los electrónicos, componentes automotrices, químicos, etcétera. La inflación durante 2017 ha regresado a niveles que se habían presentado en años de crisis como lo fue el periodo 2007-2009 en el cual llegó a situarse en 6.53 puntos. Pero ahora con los movimientos que han presentado los mercados financieros durante los últimos años en diciembre de 2017 registró 6.77 puntos, 0.24 puntos por arriba del máximo registrado en 2009.

Estudiar el tipo de relaciones que envuelven al mercado cambiario y al mercado bursátil, es importante porque históricamente los movimientos de ambos mercados han generado los peores desastres económicos y financieros en nuestro país, al menos en las tres últimas décadas, (Guzmán et al, 2007). Señalan estos autores que durante 2003-2006, los vaivenes del mercado bursátil estuvieron ligados al comportamiento de los mercados financieros internacionales, principalmente de Estados Unidos de América (EUA).

1.3.2. Importancia de estimar la volatilidad del tipo de cambio para los mercados financieros y sus agentes económicos.

Como se ha mencionado anteriormente, los usos de la medición de la volatilidad en los mercados financieros están en la gestión del riesgo y el manejo de las coberturas. Dado que el tipo de cambio tiene implicaciones importantes para el consumo, la inversión, el crecimiento económico y los flujos comerciales, establecer los elementos que influyen sobre su volatilidad es una cuestión crucial. Es por esto, que la mayoría de la literatura existente investiga los efectos de la volatilidad del tipo de cambio en una determinada serie de variables macroeconómicas, por ejemplo, el crecimiento (Bagella et al, 2006) o el comercio (Baum y Caglayan, 2010).

Desde el colapso del sistema de Bretton Woods⁴ en agosto de 1971 los tipos de cambio nominales han experimentado severas fluctuaciones. Esta volatilidad a menudo ha sido citada por los defensores de los tipos de cambio fijos como perjudicial, ya que en su opinión la incertidumbre del tipo de cambio inevitablemente deprimirá el volumen del comercio internacional al aumentar el riesgo de la actividad comercial. Claro ejemplo de ello es la postura de Ethier (1973) quien considera que uno de los principales problemas del tipo de cambio flexible con respecto al fijo es el efecto de la incertidumbre cambiaria con respecto al comercio. Las variaciones en el tipo de cambio tienen un poderoso impacto sobre los países a través del efecto en los precios relativos de los bienes y servicios.

Puesto que los tipos de cambio son precios clave en la economía, su nivel y flexibilidad tienen implicaciones para la asignación de recursos y el crecimiento. De esta forma, los países pueden intentar influir en el nivel de los tipos de cambio y sus restricciones, dependiendo, entre otros factores, de la elección del régimen monetario y del desarrollo del sistema financiero. De hecho, en la última década, muchas economías emergentes

⁴ El acuerdo Bretton Woods tenía como objetivo fomentar a nivel mundial el crecimiento económico, el intercambio comercial y la estabilidad económica interna y externa. Según este régimen, cada país fijaba el valor de su moneda en términos del oro (o dólares) y mantenía su tipo de cambio dentro de un rango de variación de 1% de su paridad de oro (Kozikouski, 2013).

lo han hecho e implica elecciones reales de compromiso, con implicaciones tanto a corto como a largo plazo.

La economía real se ve afectada por el grado de flexibilidad del tipo de cambio. Pues, los tipos de cambio flexibles desempeñan un papel anticíclico al suavizar la volatilidad. Son importantes para disminuir los incentivos al endeudamiento en moneda extranjera, reduciendo así los desajustes de monedas y la profundización de los mercados financieros nacionales (BIS, 2013). Pero el desarrollo financiero y la flexibilidad del tipo de cambio son una vía bidireccional, ya que el grado de flexibilidad del tipo de cambio también dependerá de la etapa de desarrollo del sistema financiero.

De esta forma, la estabilidad del tipo de cambio y el crecimiento de los mercados de valores son los objetivos económicos que todos los países deben alcanzar. Esto se debe a que la posición financiera de cada economía desarrollada o en desarrollo puede evaluarse a partir de la estabilidad de su tipo de cambio. De acuerdo con Hassan et al. (2017), un tipo de cambio robusto es una señal positiva de la economía que muestra su fuerte y viabilidad. Mientras que, una moneda débil es un reflejo de una economía vulnerable y frágil. La inestabilidad del tipo de cambio tiene choques económicos reales porque afecta negativamente el nivel de precios, las ganancias de las empresas e incluso toda la actividad en una economía.

El tipo de cambio y los precios en el mercado bursátil están interconectados directa o indirectamente, porque hoy, el mundo se está convirtiendo en una aldea global debido a la liberalización del comercio y la globalización. Por ejemplo, los inversionistas extranjeros están ocupados invirtiendo su capital en los mercados bursátiles de todo el mundo. En este proceso, la inversión internacional está en auge rápidamente y el capital se está moviendo por todo el mundo. Los beneficios de estos inversionistas están siendo determinados por la tasa de cambio de divisas. Además, la inestabilidad en la tasa de cambio puede generar incertidumbre o confianza en los inversionistas, según sea el caso. Por lo tanto, el tipo de cambio es un determinante importante de las fluctuaciones del mercado de valores (Khan y Ahmed, 2015).

En el mismo tenor, Clark (1973) habla de la incapacidad de los inversionistas para predecir la tasa de cambio a utilizar en transacciones comerciales. Además, señala que la cobertura del riesgo cambiario será más costosa bajo un régimen cambiario de tipo flexible. Otros ejemplos de defensores de un régimen de tipo de cambio fijo son Peregé y Steinherr (1989), Cushman (1986) y Baron (1976) entre otros. Dichos estudios hablan de las complicaciones que un tipo de cambio flexible puede generar a la economía y si bien cada uno lo analiza desde diferente perspectiva, todos coinciden en que uno de los principales riesgos es el inminente incremento de la volatilidad del tipo de cambio.

Por otro lado, estudios empíricos han demostrado que una mayor volatilidad puede tener efectos positivos sobre el volumen comercial. Sercu y Vanhulle (1992), por ejemplo, muestra que la volatilidad podría incentivar el comercio ya que aumenta la probabilidad de que el precio que recibe un comerciante exceda los costos de comercialización. Sercu y Vanhulle (1992), por otro lado, teorizan que la creciente volatilidad aumenta el valor de las empresas exportadoras, fomentando así las exportaciones. Viaene y De Vries (1992) observan la ambigüedad de los resultados al observar que, dado que los importadores y exportadores están en lados opuestos de una relación comercial arriesgada, sus roles respectivos se invierten, lo que lleva a un coeficiente positivo en la variable de volatilidad para un socio.

En este sentido, vale destacar que además de los flujos comerciales, otros ámbitos de la economía como lo son la inversión extranjera directa, la inflación y el crecimiento económico se ven afectados por la volatilidad del tipo de cambio. Así pues, la inversión extranjera directa, como una de las fuentes de entradas de efectivo, ha sido ampliamente considerada como importante para contribuir al crecimiento de la productividad en el país anfitrión, especialmente en los países emergentes o en desarrollo. Un estudio de metaanálisis ha confirmado que la inversión extranjera directa puede mejorar significativamente la economía local (Havranek e Irsova, 2010) debido a la transferencia de tecnología de los inversionistas extranjeros a las empresas locales.

Por lo tanto, la importancia de las tasas de cambio para influir en las tasas de inflación no puede exagerarse. Esto hace que los responsables del diseño de políticas se preocupen por el comportamiento de las tasas de cambio tanto nominales como reales y también tengan un interés activo en su determinación. Obadan (2007) afirma que la elección de un régimen de tipo de cambio junto con el nivel correcto del tipo de cambio tiende a ser quizás la decisión más importante en una economía abierta debido al impacto sobre el desempeño económico, la asignación de recursos, la riqueza de los ciudadanos, el nivel de vida, la distribución del ingreso, la balanza de pagos y otros agregados económicos.

En este tenor, durante las últimas décadas las fluctuaciones en el tipo de cambio han afectado al mercado de divisas. Por ello, la estimación de la volatilidad del tipo de cambio ha cobrado importancia para los inversionistas que buscan proteger el valor de sus inversiones. En este contexto, números estudios se han enfocado en la medición de la volatilidad debido al impacto que periodos de alta variación en el mercado cambiario han generado en diferentes economías. Por nombrar algunos: Velásquez et al (2013) quienes en su trabajo ocuparon un modelo de redes dinámicas comparándola con un modelo ARCH tomando un periodo de 1973 hasta diciembre de 2003 para predecir la volatilidad de las utilidades de Intel Corporation. Uno de los principales hallazgos de esta investigación fue mostrar la eficiencia que tienen las redes neuronales con arquitectura dinámica incluso sobre los perceptrones multicapa. En este sentido, los autores alientan a los lectores a ampliar en la práctica el uso de este tipo de redes en pro de mejores predicciones. Por otro lado, Lu et al (2016) dirigieron su trabajo a modelar la volatilidad del precio de los productos energéticos chinos con un híbrido de GARCH y una red neuronal artificial de igual forma híbrida en el periodo de 2015 al 2016. La principal aportación de este estudio, en el ámbito de los modelos predictivos no paramétricos, fue mostrar la efectividad de los modelos híbridos en el pronóstico de las series logarítmica en el mercado energético chino.

En la década de los noventa estas crisis cambiarias se han producido tanto en Europa, Latinoamérica (el “Efecto Tequila” en México), como en Asia (la “Tormenta Asiática” en Indonesia, Corea, Malasia, Filipinas y Tailandia) teniendo un gran impacto en las

economías emergentes, tanto en la producción como en la carga fiscal que se realizó para salvar a un sector financiero excesivamente frágil con la ayuda de diversas instituciones (De los Ríos y Vidal-Abarca, 2001).

Por otro lado, la excesiva volatilidad de los tipos de cambio y de las tasas de interés, provocada por las crisis, ha causado grandes pérdidas a los inversionistas tanto domésticos como extranjeros. Además, las depreciaciones del tipo de cambio han generado una distribución no óptima de los recursos dentro del sistema financiero, sumiendo a la economía global en recesiones durante varios años. Por ejemplo, Coudert et al. (2011) muestran que, para la mayoría de los países de su muestra, la volatilidad del tipo de cambio aumenta más que proporcionalmente con las crisis financieras mundiales. Esto es especialmente relevante ya que, desde una perspectiva histórica, las crisis financieras parecen ser más como la regla que como la excepción según Bordo et al (2001) y Reinhart et al (2009), entre otros. Mientras que Dornbusch et al. (1995) y De Gregorio y Wolf. (2000) sugieren que independientemente de los regímenes de intercambio, la integración financiera puede hacer que los países sean vulnerables a las crisis externas.

Por otra parte, los participantes de los mercados financieros tienen que gestionar posiciones en monedas que ofrecen una alta rentabilidad, pero que son muy sensibles a los períodos de debilidad financiera internacional. En este tipo de mercados, cubrirse completamente del riesgo es relativamente caro, mientras que no hacerlo puede implicar pérdidas. De acuerdo con De los Ríos y Ortiz (2001), buena prueba de esta preocupación son los modelos que diversos bancos de inversión han adoptado con el fin de intentar anticipar estos movimientos del tipo de cambio, por ejemplo, J. P. Morgan y Goldman Sachs en 1998.

Durante las últimas décadas, el mercado de divisas se ha convertido en el más volátil y líquido de todos los mercados financieros del mundo a causa de la integración de los mercados financieros y la globalización, entre otros factores. En este sentido, Clark (1973), Tauchen y Pitts (1983) y Andersen (1996), entre otros, muestran que la volatilidad y el volumen de negociación en el mercado de divisas están dirigidos conjuntamente por

el proceso de llegada de información. Por lo tanto, en estos modelos, la persistencia en el proceso de llegada de información genera persistencia en la volatilidad y el volumen de negociación. Mientras que Liesenfeld (2001) muestra que el volumen y la volatilidad son impulsados no solo por un proceso latente de llegada de información sino también por un proceso adicional latente que gobierna el impacto de la información sobre los precios. Él muestra que la dinámica de la volatilidad está asociada tanto con la velocidad de llegada de la información como con la sensibilidad a la información que varía con el tiempo.

Dado que, en el contexto económico, las decisiones que toman los participantes del mercado de divisas están rodeadas de incertidumbre y en cuanto más pronunciada sea esta última, más riesgo enfrentaran los agentes económicos. El estudio de los movimientos en el tipo de cambio, al igual que su comportamiento han llamado la atención a inversionistas, bancos centrales, reguladores monetarios y empresas. Particularmente la estimación de la volatilidad del tipo de cambio peso mexicano – dólar estadounidense se ha convertido en una de las principales tareas para Banco de México (Banxico) para mantener el poder adquisitivo de la moneda nacional y contener la inflación en niveles de $3\% \pm 1$ (Banxico, 2018). Además, el tener una idea de cómo se puede comportar el tipo de cambio en el corto plazo bajo condiciones normales de mercado, le permite anticiparse a posibles periodos de alta volatilidad de la moneda local.

1.4. Factores de riesgo globales en la explicación del tipo de cambio (USDMXN)

Con la globalización y la ruptura de barreras comerciales la medición del riesgo se ha vuelto una tarea compleja. En este sentido, autores como Di Persio y Honchar (2016), González y Novales (2009), Basher y Sadorsky (2006) y Tsai (2014) han mostrado en sus estudios que el modelado de variables como el precio del petróleo, el índice S&P500 y VIX proporcionan una buena aproximación de la volatilidad del tipo de cambio peso mexicano – dólar estadounidense.

De acuerdo con Gonzales y Novales (2009), las estimaciones de volatilidad futura obtenidas a partir de los índices de volatilidad son tan buenas como las obtenidas a partir

de la volatilidad histórica, pero no lo suficiente como para ser utilizadas en la gestión del riesgo. Señala que los índices de volatilidad reflejan mejor el sentimiento del mercado actual que las expectativas del mercado. Por otra parte, la importancia de los precios del petróleo hace necesario examinar la relación entre ésta y otros activos comercializados, para ayudar a comprender mejor el vínculo entre los precios del petróleo y la economía. Por otro lado, se sabe que la volatilidad en los precios del petróleo tiene un efecto sobre los precios de las acciones y las ganancias en las economías emergentes (Basher y Sadorsky, 2006).

Zhu (2016) examinaron la relación entre los cambios en los precios del petróleo crudo y el sector industrial de la bolsa de valores de China. Utilizaron un enfoque de regresión cuantil y de acuerdo con los resultados de su trabajo, la reacción de los insumos del mercado al crudo ha llegado a la conclusión de que son heterogéneos y positivos a través de la distribución condicional de los ingresos del sector industrial. Además, este compromiso solo está presente en mercados estancados o en declive donde los rendimientos inesperados son bajos.

1.4.1. Índice de volatilidad VIX

En 1993, Chicago Board Options Exchange Global Markets, Incorporated (CBOE) introdujo el Índice de Volatilidad de CBOE (Índice VIX), que fue diseñado originalmente para medir la volatilidad esperada del mercado implícita en el índice S&P 100 de dinero. El índice VIX pronto se convirtió en el principal punto de referencia para la volatilidad del mercado de valores de Estados Unidos (CBOE, 2018). Aparece regularmente en el Wall Street Journal, Barron's y otras publicaciones financieras destacadas, así como en programas de noticias comerciales en CNBC, Bloomberg TV y CNN / Money, donde el Índice VIX a menudo se conoce como el "indicador del miedo".

Éste se calcula usando los puntos medios de las cotizaciones de compra y venta de opciones del índice Standard and Poor's 500 (S&P500). Pensado para representar el "pensamiento" acerca de cómo se comportará el S&P500 en los próximos 30 días. Creado en 1993, fue diseñado originalmente para tener una expectativa de la volatilidad

de 30 días en el mercado implícito de opciones del Standard and Poor's 100. En 2003 con orientación de Goldman Sachs fue reformulado el VIX y hoy en día es uno de los principales puntos de referencia para la volatilidad del mercado de valores (Chicago Board Options Exchange, 2018). Este también puede ser visto como un indicador de la salud económica a nivel mundial, así como la condición de los Estados Unidos.

1.4.2. Standard & Poor's 500 (S&P500)

El S&P 500 es un índice del mercado de valores que rastrea las acciones de 500 compañías estadounidenses de gran capitalización. Representa el desempeño del mercado de valores al informar sobre los riesgos y rendimientos de las compañías más grandes. Los inversionistas lo utilizan como el punto de referencia del mercado en general, es el índice con el que se comparan todas las demás inversiones. El S&P 500 rastrea la capitalización de mercado³ de las compañías en su índice. Una empresa que tiene una capitalización de mercado de \$ 100 mil millones de dólares recibe 10 veces más representación que una compañía cuya capitalización de mercado es de \$ 10 mil millones de dólares. La capitalización de mercado total del S&P 500 es de \$ 23.5 billones. Captura el 80 por ciento de la capitalización de mercado del mercado de valores.

El índice es ponderado por una capitalización de mercado ajustada por flotación y solo mide las acciones disponibles al público. No cuenta a los que están en poder de los grupos de control, otras compañías o agencias gubernamentales. Un comité selecciona cada una de las 500 corporaciones del índice en función de su liquidez, tamaño e industria. Reequilibra el índice trimestralmente, en marzo, junio, septiembre y diciembre.

Además, el S&P 500 incluye fideicomisos de inversión inmobiliaria y empresas de desarrollo empresarial. Las acciones deben estar listadas en la Bolsa de Valores de Nueva York, la Bolsa de Inversionistas, NASDAQ o BATS y no puede ser de venta libre o en hojas de color rosa. En 2017, las 10 compañías más grandes en el S&P 500 (con un capital de mercado ponderado) fueron Apple, Microsoft, Amazon, Berkshire Hathaway B, Facebook, JP Morgan Chase, Johnson & Johnson, Exxon Mobil, Alphabet C

(anteriormente Google), y Alfa Beta. La composición de las industrias S&P 500 refleja la de la economía. En 2017, el desglose sectorial fue:

Cuadro 1.11 Composición sectorial del S&P500 a 2017

Sector	%
Tecnología de la información	24.9%
Finanzas	14.7%
Cuidado de la salud	13.7%
Consumo discrecional	12.7%
Industriales	10.2%
Grapas del consumidor	7.7%
Energía	5.7%
Utilidades	2.9%
Materiales	2.9%
Bienes raíces	2.8%
Servicios de telecomunicaciones	1.9%

Fuente: Elaboración propia con información de (CBOE, 2019)

El S&P 500 tiene más acciones de gran capitalización que el promedio industrial Dow Jones. El Dow rastrea el precio de las acciones de las 30 compañías que mejor representan a sus industrias. Su capitalización bursátil representa casi una cuarta parte de la bolsa de valores de los Estados Unidos. El Dow es el indicador de mercado más cotizado en el mundo. En contraste, el S&P 500 tiene menos acciones relacionadas con la tecnología que el NASDAQ. Puesto que el NASDAQ también incluye las acciones de compañías que son de propiedad privada.

1.4.3. Precio del petróleo West Texas Intermediate (WTI)

El petróleo, también llamado crudo, es la materia prima que más se negocia en el mundo. Sus mercados más importantes son Ginebra, Londres, Nueva York, Chicago y Singapur. Dado que el petróleo se utiliza en diferentes procesos productivos como materia prima y fuente de energía, a menudo se le denomina "el oro negro" (Swissquote Europe Ltd, 2013). Existen diferentes grados de calidad en el petróleo, relacionados con su densidad y contenido de azufre. Los tres grandes tipos de referencia son:

- Crudo West Texas Intermediate ("WTI"), también conocido como "Texas Light Sweet"
- Crudo Brent, que se extrae del Mar del Norte

- Crudo Dubái, que se extrae en los Emiratos Árabes Unidos

De los antes mencionados, el petróleo crudo West Texas Intermediate (WTI) es de muy alta calidad porque es liviano y tiene un bajo contenido de azufre. Por estas razones, a menudo se lo denomina petróleo crudo "ligero y dulce". Estas propiedades lo hacen excelente para fabricar gasolina. Es por lo que se considera el principal punto de referencia del petróleo crudo en América.

Por otro lado, la evolución histórica del precio del petróleo revela que la demanda y la oferta pueden verse afectadas por varios factores diferentes, tales como la política, factores sociales, factores medioambientales (como desastres naturales), la macroeconomía, especulación y los avances tecnológicos entre otros factores. En este contexto, debido en parte a su presencia en numerosos mercados, el precio del petróleo está sujeto a varias fuerzas externas, así como a las condiciones en otros mercados. Los cambios en los sectores que utilizan el petróleo en sus productos pueden tener un impacto significativo en la propia industria del petróleo.

Entonces, el consumo de petróleo puede verse afectado considerablemente por las condiciones económicas internacionales y el desarrollo de las economías emergentes. Aunque cabe señalar que la negociación de divisas también se ve afectada directamente por los precios del petróleo. Por ejemplo, el dólar estadounidense puede provocar una subida o una bajada del precio del petróleo y a la inversa. Por ello, al dólar se le aplica en inglés el calificativo de "commodity currency".

Considerando ahora precio del petróleo tal y como aparece en los medios de comunicación se refiere generalmente al precio al contado del barril de WTI o Brent. Dicho precio generalmente se cotiza por barril (alrededor de 160 litro) dependiendo mucho de su calidad y de su ubicación. El precio de la canasta de la OPEP es un promedio de los precios del petróleo de Argelia, Indonesia, Nigeria, Arabia Saudita, Dubai, Venezuela y México. La OPEP usa el precio de esta canasta para monitorear las condiciones del mercado petrolero mundial. Cabe señalar que los precios de la OPEP son más bajos porque el petróleo de algunos de los países tiene un mayor contenido de azufre.

Capítulo 2

Técnicas paramétricas: Modelos Autorregresivos con heterocedasticidad Condicional Generalizados (GARCH)

Capítulo 2. Técnicas paramétricas: Modelos Autorregresivos con heterocedasticidad Condicional Generalizados (GARCH).

El propósito de este capítulo es introducir al lector en la teoría de los modelos autorregresivos con heterocedasticidad condicional generalizados mejor conocidos como modelos GARCH. El capítulo se encuentra estructurado en tres secciones, iniciando con los antecedentes la evolución histórica de estos modelos y dando una pequeña introducción a los modelos ARCH.

Posteriormente se abordará la estructura de los modelos GARCH así como sus propiedades, forma de calcularlos, los estadísticos de prueba y por supuesto el pronóstico bajo un modelo GARCH.

Finalmente, en el capítulo se presentan algunas variaciones del modelo GARCH así como algunas observaciones a los modelos GARCH y las distribuciones que se han utilizado para corregir estos supuestos.

2.1. Antecedentes

Por todos en algún momento es deseado evitar los riesgos y tomar las mejores decisiones posibles para evitar cualquier catástrofe. Para esto, muchos procuran tener una medición fiable del riesgo. En este contexto, el riesgo financiero puede provenir del riesgo del mercado, del riesgo de crédito o bien de los riesgos operacionales (Zhu, 2007), para lo que instituciones bancarias miden su exposición al riesgo mediante el VaR, en el cual existen tres tipos de modelos para estimarlo:

- Paramétricos: Se ajustan los datos a alguna distribución que se conozca tenga colas pesadas y sesgo.
- No paramétricos: Se ocupan cantiles empíricos obtenidos de los datos. Estos son adecuados para modelos con colas pesadas.
- Semi-paramétricos: Para una cola es supuesta alguna distribución y para lo que no está dentro de esta, no se supone alguna distribución. (Argáez et al, 2014).

Las variables financieras presentan colas pesadas por causa de saltos existentes en este tipo de series por motivo de factores en los mercados bursátiles y por la correlación que presenta la volatilidad con sus volatilidades pasadas (Argáez et al, 2014). Puesto que la volatilidad del tipo de cambio es una variable no observable, la economía y las finanzas se han apoyado en el desarrollo de herramientas estadísticas para estudiar su evolución y dinámica en los mercados financieros. Los modelos más comúnmente aplicados para estimar la volatilidad del tipo de cambio son el modelo autorregresivo condicional heterocedástico (ARCH) introducido por Engle (1982) y los modelos generalizados (GARCH) desarrollados independientemente por Bollerslev (1986) y Taylor (1986). El propósito del modelo autorregresivo de heterocedasticidad condicional (ARCH) es estimar la varianza condicional de una serie temporal.

Mientras que Bollerslev (1986) extendió el modelo ARCH básico y describió la varianza condicional por sus propios valores rezagados y el cuadrado de los valores rezagados de las innovaciones o los choques. En muchos casos, el modelo GARCH básico proporciona un modelo razonablemente bueno para analizar series de tiempo financieras y estimar la volatilidad condicional. Sin embargo, los modelos GARCH han sido criticados porque no proporcionan una explicación teórica de la volatilidad o qué flujos de información existen en el proceso de generación de volatilidad de acuerdo con Tsay (2010).

Además, una de las desventajas del modelo GARCH es que responde por igual a las perturbaciones asimétricas y no puede hacer frente a series de tiempo significativamente sesgadas. Otro problema que se encuentra cuando se usan esta clase de modelos es que no siempre abarcan completamente las colas pesadas de las series de tiempo financieras de frecuencia alta. Para superar este inconveniente Bollerslev (1986) utilizó la distribución *t* de Student. En este sentido, las extensiones GARCH tales como el exponencial, el de umbrales, modelo GJR-GARCH y modelos de potencia se han propuesto para abordar algunas de estas debilidades.

En tanto, Nelson (1991) propuso el modelo GARCH exponencial (EGARCH) para capturar los efectos de apalancamiento en las series financieras. Posteriormente surgieron otros modelos para probar el impacto asimétrico de las series financieras en el pronóstico de la volatilidad (Glosten et al., 1993; Zakoian, 1994). Ding (1993) probó que

las extensiones anidan una cantidad de modelos de la familia ARCH. Mientras que los modelos de la familia GARCH capturan la heterocedasticidad y la agrupación de volatilidad en los datos financieros.

En este sentido, los modelos GARCH estándar se basan en algunos supuestos, como la linealidad, o en distribuciones de error como la normalidad. En esta circunstancia, las redes neuronales artificiales se desarrollaron para satisfacer la creciente demanda que puede predecir, detectar, clasificar y resumir la estructura de las variables y definir las relaciones entre ellas, sin depender demasiado de tales supuestos. Dado que, no todas las relaciones en economía y finanzas son directas, las capas ocultas de una red neuronal artificial pueden capturar todas las relaciones no directas entre las variables de entrada y salida. Una vez dada un contexto general de los modelos sobre la volatilidad, se muestra a continuación una explicación más desarrollada sobre estos.

2.2. Modelo autorregresivo con heterocedasticidad condicional (ARCH)

Robert Engle en una búsqueda por comprobar la conjetura de Friedman acerca de que la imprevisibilidad de la inflación era una causa primera de los ciclos económicos. Sin embargo, él no creía mucho en esa hipótesis, si no que era a causa de la incertidumbre de los costos y precios futuros que pudieran guiar a alguna recesión. En los datos con los que trabajaba con Clive Granger, la prueba de series de tiempo bilineales basado en la dependencia del tiempo de los residuos al cuadrado obtenido de un proceso autorregresivo (AR), de media móvil (MA) o bien de un proceso ARMA; encontrando que éste era significativo en este tipo de series (Engle, 2003).

Por ejemplo para un ARMA(1,1) se tiene la ecuación de la media condicional:

$$r_t = \phi_1 r_{t-1} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} \quad (2.1)$$

Después de obtener los residuos e_t , se tiene que:

$$e_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q e_{t-q}^2 \quad (2.2)$$

La hipótesis nula indica que no hay efecto ARCH al orden q . Por lo tanto, esto es:

$$H_0: \alpha_0 = \alpha_1 = \dots = \alpha_q = 0 \quad (2.3)$$

Y la alternativa:

$$H_a: \alpha_i > 0 \quad \forall i = 1, \dots, q \quad (2.4)$$

Ante tal situación, Engle desarrolló el modelo autorregresivo de heterocedasticidad condicional ARCH⁵, el cual describe el pronóstico de la varianza en términos de los valores actuales observables. En vez de utilizar grandes o pequeñas muestras de la desviación estándar, el modelo propone tomar un promedio ponderado del cuadrado de los errores pronosticados (Engle, 2003).

Sea y_t una variable aleatoria tomada de la función de densidad $f(y_t|y_{t-1})$, tendrá como pronóstico $E(y_t|y_{t-1})$, basado en la información pasada y_{t-1} . Tómese también que la varianza estará dada por $V(y_t|y_{t-1})$. Definimos entonces (ϵ_t) como una sucesión de variables aleatorias independiente idénticamente distribuidas con distribución $N(0,1)$. Entonces el proceso y_t es un proceso ARCH(q) si:

$$y_t = \sigma_t \epsilon_t \quad (2.5)$$

Donde:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i y_{t-i}^2 \quad (2.5.1)$$

Con $\omega > 0$, $\alpha_i > 0$, $i = 1, 2, \dots, q$.

La ecuación anterior implica que la varianza condicional σ_t^2 cambia según los valores previos de y_{t-i}^2 , i.e.

⁵ Inventado por David Hendry

$$y_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i y_{t-i}^2 + \eta_t \quad (2.6)$$

Para alguna variable aleatoria η_t

Considerando que la varianza no condicionada está dada por:

$$\sigma^2 = E[y_t^2] = \frac{\omega}{1 - \sum_{i=1}^q \alpha_i} \quad (2.7)$$

Sujeto a que: $\sum_{i=1}^q \alpha_i < 1$ permitido con esto que (y_t) sea estacionaria.

La expresión $\alpha_i > 0, i=1,2,\dots,q$ garantiza que la varianza condicional sea no negativa. El modelo propuesto por Engel (1982) tiene ventajas que lo hacen atractivo en las aplicaciones econométricas, cuya habilidad para pronosticar varía de un periodo a otro, sin embargo, tiene el inconveniente de que el valor de q tiende a ser muy grande. Otro problema encontrado es que cuando el número de parámetros aumenta se corre el riesgo de que la condición de no negatividad se incumpla (Argáez et al, 2014).

2.3. Modelo autorregresivo con heterocedasticidad condicional generalizado (GARCH)

Ante los problemas planteados con el modelo ARCH, una nueva estructura más flexible propuesta fue hecha por Tim Bollerslev (1986). Cuya extensión de del ARCH hacia el GARCH, recuerda a la generalización del proceso AR a un proceso ARMA. El proceso GARCH provee mejores resultados de ajuste y un mecanismo de aprendizaje más factible. Añadiendo varianza condicional rezagada al modelo de Engle, que actúa como suavizador que permite que las volatilidades pasadas afecten la volatilidad actual (Argáez et al, 2014).

Sea (ϵ_t) una sucesión de variables aleatorias independiente idénticamente distribuidas con distribución $N(0,1)$. Entonces el proceso y_t es un proceso GARCH(p,q) si:

$$y_t = \sigma_t \epsilon_t \quad (2.8)$$

Donde:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i y_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (2.8.1)$$

Con $\omega > 0$, $\alpha_i > 0$, $\beta_j > 0$, $i=1,2,\dots,q$, $j=1,2,\dots,p$.

2.3.1. Propiedades.

Entre sus propiedades básicas que tiene el modelo es que la solución única y estacionaria no es sencilla e involucra el máximo exponente de Lya-Punov que no será tratado en este trabajo (Fryzlewicz, 2017). Por lo que al igual que el proceso ARCH, el proceso será estacionario con varianza condicionada σ^2 estará dado por:

$$\sigma^2 = \frac{\omega}{1 - \sum_{i=1}^q \alpha_i - \sum_{j=1}^p \beta_j} \quad (2.9)$$

Si

$$1 > \sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j \quad (2.10)$$

Otra propiedad con la que cuenta es que y_k no está correlacionada con y_{k+h} para $h > 0$.

$$\begin{aligned} E(y_k y_{k+h}) &= E(y_k \sigma_{k+h} \epsilon_{k+h}) = E\left(E(y_k \sigma_{k+h} \epsilon_{k+h} | F_{k+h-1})\right) \\ &= E\left(y_k \sigma_{k+h} E(\epsilon_{k+h} | F_{k+h-1})\right) = 0 \end{aligned} \quad (2.11)$$

Dado que:

$$E(\epsilon_{k+h} | F_{k+h-1}) = E(\epsilon_{k+h}) = 0 \quad (2.11.1)$$

F_{k+h-1} es el conjunto de toda información a través del tiempo.

El modelo GARCH puede tener colas pesadas. Suponiendo el caso más sencillo del modelo, es decir un GARCH (1,1), asumimos que:

$$E(\alpha_1 \epsilon_k^2 + \beta_1)^{q/2} > 1 \quad (2.12)$$

Para alguna $q > 0$. Conociendo que $\epsilon_k \sim N(0, 1)$. Por lo que:

$$\sigma_{k+1}^2 = \omega + \alpha_1 y_k^2 + \beta_1 \sigma_k^2 = \omega + (\alpha_1 \epsilon_k^2 + \beta_1) \sigma_k^2 \quad (2.13)$$

Ocupando la independencia de ϵ_k sobre F_{k-1} tenemos que

$$\begin{aligned} E(\sigma_{k+1}^q) &= E[\omega + (\alpha_1 \epsilon_k^2 + \beta_1) \sigma_k^2]^{q/2} \geq E[(\alpha_1 \epsilon_k^2 + \beta_1) \sigma_k^2]^{q/2} \\ &= E[(\alpha_1 \epsilon_k^2 + \beta_1)]^{q/2} E[\sigma_k^q] \end{aligned} \quad (2.14)$$

Si $E[\sigma_k^q] < \infty$, entonces por estacionariedad, sería igual $E[\sigma_{k+1}^q]$. Simplificando:

$$1 \geq E(\alpha_1 \epsilon_k^2 + \beta_1)^{q/2} \quad (2.15)$$

Esto es contradictorio a la (X). Entonces $E[\sigma_k^q]$ es infinita lo que implica que $E[y_k^2]$ es infinita. Lo que implica que no todos los momentos de y_k son finitos, por lo que tiene colas pesadas.

2.3.2. Autocorrelación y autocorrelación parcial

Al igual que en los procesos ARMA, las autocorrelaciones y autocorrelaciones parciales tienen un papel importante para conocer los parámetros del modelo GARCH. Estas autocorrelaciones ayudan a identificar el comportamiento, en series de tiempo de la forma ARMA, de la media condicional (Bollerslev, 1986).

Tome el modelo GARCH (p,q) y asuma que el proceso tiene un cuarto momento finito. Sea la función de covarianza para ϵ_t^2 :

$$Y_n = Y_{-n} = \text{cov}(\epsilon_t^2, \epsilon_{t-n}^2) \quad (2.16)$$

Considere también que:

$$Y_n = \sum_{i=1}^q \alpha_i Y_{n-i} + \sum_{j=1}^p \beta_j Y_{n-j} = \sum_{i=1}^m \phi_i Y_{n-i} \quad (2.17)$$

Con:

$$m = \max\{p, q\} \quad (2.17.1)$$

$$\phi_i = \alpha_i + \beta_i; \quad i=1, 2, \dots, q \quad (2.17.2)$$

Donde $\alpha_i \equiv \beta_i \equiv 0$ para $i > q$. Encontramos la ecuación de Yule-Walker:

$$\rho_n = \sum_{i=1}^m \phi_i \rho_{n-i} = \gamma_n \gamma_0^{-1}; \quad n \geq p+1 \quad (2.18)$$

Entonces, las primeras p autocorrelaciones para ϵ_t^2 depende directamente en los parámetros $\alpha_1, \dots, \alpha_q$ y β_1, \dots, β_q pero dado $\rho_p, \dots, \rho_{p+1-m}$ la ecuación de diferencia anterior, únicamente determina las autocorrelaciones con retrasos más altos (Bollerslev, 1986).

Sea ϕ_{kk} que denote la k -ésima autocorrelación parcial para ϵ_t^2 encontrada por resolver las k ecuaciones desconocidas $\phi_{k1}, \dots, \phi_{kk}$

$$\rho_n = \sum_{i=1}^k \phi_{ki} \rho_{n-i} \quad (2.19)$$

Teniendo también:

$$\phi_{kk} \neq 0 \quad k \leq q,$$

$$\phi_{kk} = 0 \quad k > q,$$

Teniendo el mismo comportamiento para los procesos AR (Bollerslev, 1986).

2.3.3. Estimación

Conociendo como ubicar los parámetros p y q , se dará a conocer cómo calcular los parámetros de los coeficientes. Sea $z_t' = (1, \epsilon_{t-1}^2, \dots, \epsilon_{t-q}^2, \sigma_{t-1}, \dots, \sigma_{t-p})$, $\omega' = (\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_q, \beta_1, \dots, \beta_p)$ y $\theta \in \Theta$, donde $\theta = (b', w')$ y Θ es un subconjunto compacto en el espacio euclidiano tal que ϵ_t es un proceso que tiene segundo momento finito. Denotamos entonces el verdadero parámetro θ_0 donde $\theta_0 \in \text{int } \Theta$. Entonces:

$$\epsilon_t = y_t - x_t' b, \quad (2.20)$$

$$\epsilon_t | F_{t-1} \sim N(0, \sigma_t) \quad (2.21)$$

$$\sigma_t = z_t' \omega \quad (2.22)$$

La función de Log-verosimilitud para una muestra de T observaciones:

$$L_T(\theta) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T l_t(\theta) \quad (2.23)$$

$$l_t(\theta) = -\frac{1}{2} \left(\log \sigma_t + \frac{\epsilon_t^2}{\sigma_t} \right) \quad (2.24)$$

Comenzando la diferenciación.

$$\frac{\partial l_t}{\partial \omega} = \frac{1}{2\sigma_t} \frac{\partial \sigma_t}{\partial \omega} \left(\frac{\epsilon_t^2}{\sigma_t} - 1 \right), \quad (2.25)$$

$$\frac{\partial^2 l_t}{\partial \omega \partial \omega'} = \left(\frac{\epsilon_t^2}{\sigma_t} - 1 \right) \frac{\partial}{\partial \omega'} \left[\frac{1}{2\sigma_t} \frac{\partial \sigma_t}{\partial \omega} \right] - \frac{1}{2\sigma_t^2} \frac{\partial \sigma_t}{\partial \omega} \frac{\partial \sigma_t}{\partial \omega'} \frac{\epsilon_t^2}{\sigma_t}$$

Donde:

$$\frac{\partial \sigma_t}{\partial \omega} = z_t + \sum_{i=1}^p \beta_i \frac{\partial \sigma_{t-i}}{\partial \omega} \quad (2.25.1)$$

Derivando respecto a los parámetros medios (Mean parameters).

$$\frac{\partial l_t}{\partial b} = \frac{\epsilon_t x_t}{\sigma_t} + \frac{1}{2} \sigma_t \frac{\partial \sigma_t}{\partial b} \left(\frac{\epsilon_t^2}{\sigma_t} - 1 \right), \quad (2.26)$$

$$\frac{\partial^2 l_t}{\partial b \partial b'} = -\frac{x_t x_t'}{\sigma_t} - \frac{1}{2\sigma_t^2} \frac{\partial \sigma_t}{\partial b} \frac{\partial \sigma_t}{\partial b'} \frac{\epsilon_t^2}{\sigma_t} - \frac{\epsilon_t x_t}{\sigma_t^2} \frac{\partial \sigma_t}{\partial b} + \left(\frac{\epsilon_t^2}{\sigma_t} - 1 \right) \frac{\partial}{\partial b} \left[\frac{1}{2\sigma_t} \frac{\partial \sigma_t}{\partial b} \right]$$

Donde:

$$\frac{\partial \sigma_t}{\partial b} = -2 \sum_{j=1}^q \alpha_j x_{t-j} \epsilon_{t-j} + \sum_{j=1}^p \beta_j \frac{\partial \sigma_{t-j}}{\partial \omega} \quad (2.26.1)$$

Finalmente, lo elementos de la diagonal en la matriz de información se muestra que son cero, porque la independencia asintótica de ω se puede calcular sin perder su eficiencia asintótica sobre una estimación eficiente de b y viceversa (Bollerslev, 1986).

2.3.4. Estadísticos

Ahora bien, para evaluar la eficacia del modelo se encuentran la prueba estadística del multiplicador de Lagrange cuya $H_0: \omega_2=0$. Consideren entonces:

$$\sigma_t = Z_{1t}' \omega_1 + Z_{2t}' \omega_2 \quad (2.27)$$

La prueba del multiplicador de Lagrange es dado por:

$$\xi_{LM}^* = \frac{1}{2} f_0' Z_0 (Z_0' Z_0)^{-1} Z_0' f_0 \quad (2.28)$$

Donde:

$$f_0 = \left(\frac{\epsilon_1^2}{\sigma_1} - 1, \dots, \frac{\epsilon_T^2}{\sigma_T} - 1 \right)' \quad (2.28.1)$$

$$Z_0 = \left(\sigma_1 \frac{\partial \sigma_1}{\partial \omega}, \dots, \sigma_{1T} \frac{\partial \sigma_T}{\partial \omega} \right)' \quad (2.28.2)$$

Éstas son evaluadas bajo H_0 . Si se cumple la hipótesis, ξ_{LM}^* es una Chi cuadrada (X^2) con r , el número de elementos en ω_2 , grados de libertad. Es bien conocido que una prueba equivalente asintótico estadístico al arriba mencionado es:

En el que R^2 es el coeficiente de correlación múltiple cuadrada entre f_0 y Z_0 (Bollerslev, 1986).

2.3.5. Pronóstico.

El mejor pronóstico de y_t bajo la norma de L_2 está dada por $E(y_{k+h}|F_k)$ y es igual a 0 si $h>0$, por la propiedad de la martingala en diferencia (Martingale difference) de y_k . Además, bajo la misma norma, está dado $E(y_{k+h}^2|F_k)$, sólo si $E(y_k^4)<\infty$, salvo en algunos casos (Fryzlewicz, 2017). Esa es más manejable matemáticamente. Considere la siguiente representación del GARCH(p,q):

$$y_k^2 = \sigma_k^2 + Z_k \quad (2.29)$$

$$Z_k = \sigma_k^2 (\varepsilon_k^2 - 1) \quad (2.30)$$

Entonces:

$$y_k^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{k-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{k-j}^2 + Z_k \quad (2.31)$$

Finalmente queda:

$$y_k^2 = \omega + \sum_{i=1}^R (\alpha_i + \beta_i) y_{k-i}^2 - \sum_{j=1}^q \beta_j Z_{k-j} + Z_k \quad (2.32)$$

Donde $R = \max\{p, q\}$, $\alpha_i = 0$ para $i > p$ y $\beta_j = 0$ para $j > q$. Lo cual es un proceso ARMA con innovaciones de martingala en diferencia.

Por lo que para $h > 0, E(Z_{k+h} | F_k) = 0$, obtenemos:

$$E(y_{k+h}^2 | F_2) = \omega + \sum_{i=1}^R (\alpha_i + \beta_i) E(y_{k+h-i}^2 | F_k) - \sum_{j=1}^q \beta_j E(Z_{k+h-j} | F_k) + E(Z_{k+h} | F_k) \quad (2.33)$$

$$E(y_{k+h}^2 | F_2) = \omega + \sum_{i=1}^R (\alpha_i + \beta_i) E(y_{k+h-i}^2 | F_k) - \sum_{j=1}^q \beta_j E(Z_{k+h-j} | F_k) \quad (2.34)$$

La fórmula anterior es utilizada para calcular el pronóstico con las siguientes condiciones de ajuste:

- $E(y_{k+h-i}^2 | F_k)$ está dada de forma recursiva si $h > i$;
- $E(y_{k+h-i}^2 | F_k) = y_{k+h-i}^2$ si $h \leq i$;
- $E(Z_{k+h-j} | F_k) = 0$ si $h > j$;
- $E(Z_{k+h-j} | F_k) = Z_{k+h-j}$ si $h \leq j$;

Sin embargo, existe la posibilidad de obtener un pronóstico asintótico. Para $h > p$:

$$E(y_{k+h}^2 | F_2) = \omega + \sum_{i=1}^R (\alpha_i + \beta_i) E(y_{k+h-i}^2 | F_k) \quad (2.35)$$

La cual es una ecuación en diferencia de:

$$\{E(y_{k+h}^2 | F_2)\}_{h=p+1}^{\infty} \quad (2.36)$$

La teoría estándar de las ecuaciones en diferencia dice que si la raíz polinomial:

$$p(z) = 1 - (\alpha_1 + \beta_1)z - \dots - (\alpha_R + \beta_R)z^R \quad (2.37)$$

Salga fuera del círculo unitario entonces la solución converge a:

$$\frac{\omega}{1 - \sum_{i=1}^R (\alpha_i + \beta_i)} \quad (2.38)$$

El cuál es la esperanza incondicional de y_k^2 . Es decir que ante una gran ventana de pronóstico F_k tiene menor impacto en el pronóstico.

2.3.6. Variaciones del modelo

Hasta el momento se considera que ϵ_t se distribuye de manera normal. Dado que las series financieras presentan asimetrías, colas pesadas y en ocasiones leptocurtosis, puede perder ventajas el hecho que sea normal. Suliman y Winker (2012), encontraron en algunos mercados, una correlación negativa entre la volatilidad futura y los rendimientos. A este proceso se le conoce como efecto de apalancamiento, es decir, que ante un decremento de la volatilidad los rendimientos tienden a incrementarse.

Propuesto por Nelson (1991) cuya innovación consiste en modelar el comportamiento asimétrico de la varianza y hacer que ésta nunca sea negativa. El proceso y_t es un proceso EGARCH(p, q) si:

$$y_t = \sigma_t \epsilon_t \quad (2.39)$$

Y ϵ_t se distribuye i.i.d. $N(0,1)$.

$$\log(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{j=1}^p \beta_j \log(\sigma_{t-j}^2) + \sum_{i=1}^q \left[\alpha_i \left\{ \frac{|y_{t-i}|}{\sigma_{t-i}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right\} - \gamma_i \frac{y_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right] \quad (2.40)$$

Donde γ modela la asimetría y puede ser positivo, facilitando el efecto en la incertidumbre futura (lo que se esperaría al ser aplicado); o negativo, aumentando la volatilidad futura. (Nelson, 1991)

Zakoian (1994) genera otra variación al modelo estándar, GARCH, es el GARCH por umbrales (TGARCH por sus siglas en inglés), el cual también modela la asimetría de la varianza. El modelo general del TGARCH (p, q) tiene que

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q (\alpha_i + \gamma_i d_{t-i}) \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2, \quad (2.41)$$

Donde d_{t-i} es una variable indicadora dada por:

$$d_{t-i} = \begin{cases} 1, & \text{si } \epsilon_{t-i} < 0 \text{ (malas noticias)} \\ 0, & \text{si } \epsilon_{t-i} \geq 0 \text{ (buenas noticias)} \end{cases} \quad (2.41.1)$$

Éste usa como referencia el valor cero, pero puede ocuparse otro valor según sea conveniente, esto a fin de clasificar los impactos pasados. Y de la misma manera α_i , β_j y γ_i son valores no negativos donde el valor de γ_i corresponde al parámetro de apalancamiento o asimetría. (Zakoian, 1994)

Otro modelo Propuesto por Ding (1993), el cual modela las potencias de las desviaciones estándar. Dicho modelo se presenta como:

$$\sigma_t^\delta = \omega + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^\delta + \sum_{i=1}^q \alpha_i [|\epsilon_{t-i}| - \gamma_i \epsilon_{t-i}]^\delta, \quad (2.42)$$

Con $\omega > 0$, $\alpha_i > 0$, $\beta_j > 0$, $i=1,2,\dots,q$, $j=1,2,\dots,p$. También γ_i son los parámetros de apalancamiento y δ determina la potencia. Cabe mencionar que si $\delta=2$, entonces estamos ante un GARCH tradicional. Este modelo tiene mayor flexibilidad si a δ se le considera otro parámetro a estimar (Argáez et al, 2014).

En un estudio realizado por Lu et al (2016) fueron construidos dos modelos híbridos entre GARCH y redes neuronales para comparar la eficiencia de estos modelos al pronosticar la volatilidad de los productos energéticos en el mercado chino. Para ello utilizaron el modelo de EGARCH, el GJR-GARCH (Glosten-Jagannathan-Runkle GARCH) y el modelo de redes neuronales de perceptrón con una capa oculta. Tenga entonces en cuenta:

EGARCH:

$$\log(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{j=1}^p \beta_j \log(\sigma_{t-j}^2) + \sum_{i=1}^q \left[\alpha_i \left\{ \frac{|y_{t-i}|}{\sigma_{t-i}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right\} - \gamma_i \frac{y_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right], \quad (2.43)$$

GJR-GARCH:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \gamma y_{t-1}^2 I_{t-1}, \quad (2.44)$$

$$y_t = \sigma_t \varepsilon_t \quad \text{con } \varepsilon_t \sim N(0,1) \quad (2.45)$$

$$\omega \geq 0, \alpha_i \geq 0, \alpha_i + \gamma \geq 0, \sum_{i=1}^p \alpha_i + \gamma + \sum_{j=1}^q \beta_j < 1 \quad I_t = 1 \text{ si } \varepsilon_t < 0 \text{ y } 0 \text{ en otro caso} \quad (2.46)$$

El primero modelo que postular es GARCH-ANN, el cual es una red neuronal cuyas entradas de la red sean los resultados de los modelos GARCH anteriormente escritos. El segundo modelo ocupó los resultados de la red neuronal como una variable para el GARCH:

EGARCH-ANN:

$$\log(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{j=1}^p \beta_j \log(\sigma_{t-j}^2) + \sum_{i=1}^q \left[\alpha_i \left\{ \frac{|y_{t-i}|}{\sigma_{t-i}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right\} - \gamma_i \frac{y_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right] + \sum_{h=1}^s \xi_h \psi(z_t \lambda_h) \quad (2.47)$$

GJR-GARCH-ANN:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \gamma y_{t-1}^2 I_{t-1} + \sum_{h=1}^s \xi_h \psi(z_t \lambda_h), \quad (2.48)$$

$$\psi(z_t \lambda_h) = \left[1 - \exp \left(\lambda_{h,d,w} + \sum_{d=1}^v \left[\sum_{L=1}^m \lambda_{h,d,w} z_{t-d}^w \right] \right) \right]^{-1}$$

Donde:

$$z_{t-d} = \frac{[\varepsilon_{t-d} - E(\varepsilon)]}{\sqrt{E(\varepsilon^2)}} \quad \text{y} \quad \frac{\lambda_{h,d,w}}{2} \sim \text{Uniforme}[-1, +1], \quad (2.48.1)$$

Obteniendo que el modelo EGARCH-ANN dio el mejor ajuste al pronosticar la volatilidad del log-retorno de la serie del mercado de energía China de acuerdo con los resultados dado por el RSME.

2.4. Observaciones de los modelos GARCH

Es tiempo de hablar de los errores que presentan algunos de las variaciones del GARCH. Cabe mencionar que los errores en los modelos estándar se asumen normal, sin embargo, por la presencia de colas pesadas, asumir la normalidad no es tan buena idea, por lo que puede considerarse las siguientes distribuciones.

2.4.1. Distribución t-Student

Entre las distribuciones que sirven para modelar la cola pesada es la t de Student. Ésta se puede obtener mezclando una variable normal con una varianza como variable aleatoria continua. De hecho, fue propuesta esta distribución por Bollerslev alegando que esta distribución permitía distinguir entre la heterocedasticidad condicional y la distribución leptocúrtica condicional, motivo de la curtosis de los datos financieros (Argáez et al, 2014). Sin embargo, incluirla en el GARCH agrega el parámetro de los grados de libertad.

La función de densidad t de Student se define como:

$$f(y_t) = \frac{\Gamma\left[\frac{1}{2}(v+1)\right]}{\pi^{1/2} \Gamma\left(\frac{v}{2}\right)} [(v-2)\sigma_t^2]^{-1/2} \left[1 + \frac{y_t^2}{(v-2)\sigma_t^2}\right]^{-\frac{1}{2}(v+1)}, \quad (2.49)$$

Pese a que se piense que los grados de libertad sean un problema, debe entenderse que no es así, debido a que, aunque varíe σ los parámetros del ARCH o GARCH, así como los grados de libertad no se ven afectados.

2.4.2. Distribución Normal sesgada

Azzalini (1985) presentó otra forma de modelar la leptocurtosis con la distribución normal sesgada (NS). Esta es una generalización de la función normal que incluye un parámetro que controla el sesgo. La distribución está dada por:

$$\phi(z; \alpha) = 2\phi(z)\Phi(\alpha z), \quad -\infty < z < \infty, \quad (2.50)$$

Donde ϕ y Φ denotan la función de densidad y la función de distribución acumulada de una variable normal $N(0,1)$.

Las propiedades con las que cuenta:

- Si $\alpha=0$ el sesgo se considera inexistente y se obtiene a Normal $N(0,1)$.
- Si $z \sim NS(\alpha)$ y $x = \xi + \omega z$, donde $\xi \in \mathbb{R}$, $\omega \in \mathbb{R}^+$, entonces se tiene.

$$f(x; \xi, \omega^2, \alpha) = \frac{2}{\omega} \phi\left(\frac{x-\xi}{\omega}\right) \Phi\left[\alpha \left(\frac{x-\xi}{\omega}\right)\right], \quad (2.51)$$

Capítulo 3

Redes Neuronales Artificiales

Capítulo 3. Redes Neuronales Artificiales

El propósito de este capítulo es brindar al lector una pequeña introducción al tema de las redes neuronales artificiales (RNA). El capítulo se encuentra estructurado en tres secciones fundamentales. La primera sección está orientada a los antecedentes históricos del modelo de RNA, sus conceptos fundamentales y por supuesto la estructura general del modelo.

Posteriormente se describe la estructura matemática del modelo la cual se divide en los conceptos principales: función de activación, aprendizaje y parsimonia de la red neuronal. El capítulo concluye con la estimación de los pesos sinápticos dentro de una RNA y algunas observaciones al modelo, como lo son la elección de los nodos y capas, en qué casos es útil un modelo de RNA y cómo elegir el modelo más adecuado.

3.1. Antecedentes históricos

La vida de las redes neuronales artificiales a través del tiempo ha sido un vaivén de sucesos interesantes, teniendo un buen número de autores que enriquecieron su literatura. Las redes neuronales artificiales son, como su nombre lo menciona, un modelo matemático que replica el proceso de una neurona. Este modelo es también llamado modelo conexionista (Du y Swamy, 2014).

Los primeros personajes en postular este tipo de modelos fue Warren McCulloch y Water Pitts en la década de 1940, quienes encontraron que una neurona puede ser modelada como un dispositivo de umbral para realizar una función lógica (Du y Swamy, 2014).. Con su modelo demostraron en primera instancia que podían calcular funciones aritméticas o lógicas (Hagan et al, 1996). Donald Hebb en 1949, propuso que el condicionamiento clásico estaba presente a causa de las propiedades de las neuronas individuales. Esto es, la regla de Hebb (Teoría hebbiana) que describe cómo afecta el aprendizaje a las sinapsis entre dos neuronas.

Ya en la década de 1950, se desarrolló el modelo de perceptrón, el Mark I, y la regla de aprendizaje asociado, propuesto por Frank Rosenblatt, demostrando la habilidad del modelo para el reconocimiento de patrones (Du & Swamy, 2014). En la misma década, Bernard Widrow y Ted Hoff introdujeron un nuevo algoritmo de aprendizaje usado para entrenar redes neuronales lineales adaptativas (Adaptive Linear Neural Networks, ADALINE). Eran entrenados por mínimos cuadrados (Hagan et al, 1996). También el neuropsicólogo Karl Lashley defendía que el almacenamiento de la información en el cerebro se realizaba como un sistema distribuido. La tesis de Lashley se fundamentó en experimentos con ratas, buscando probar que el rendimiento de los roedores para encontrar la salida a un laberinto depende de la extensión del tejido nervioso distribuido, pero no de su ubicación (Kriesel, 2005).

Minsky y Papert (1969), demostraron las limitaciones que tenían los modelos de Rosenblatt y Widrow aunado a que aún no había la suficiente capacidad computacional para poder experimentar. Muchas personas influenciadas por los autores anteriormente mencionados daban por estancadas las investigaciones sobre las redes neuronales. En la década de 1970, Grossberg, Malsburg y Fukushima, condujeron investigaciones sobre el aprendizaje competitivo y la autoorganización, basada en el reconocimiento patronal de la corteza visual (Du y Swamy, 2014).

En 1974 Paul Werbos desarrolló una técnica de aprendizaje al que llamó la retropropagación del error. Sin embargo, hasta la siguiente década sería el auge de esta técnica (Kriesel, 2005). A pesar de que se consideraba estancada la investigación acerca de las redes neuronales, fue en la década de 1980, donde las limitaciones fueron sobrepasadas y la investigación en redes neuronales incrementó ampliamente. Se desarrollaron dos nuevos conceptos que dieron ayuda a las investigaciones. El primero fue el uso de estadística mecánica para la explicación de un tipo de redes recurrentes, descritas por Hopfield. Y la segunda fue el algoritmo de retropropagación descubierto por diferentes investigadores. De entre las principales investigaciones se encuentran David Rumelhart y Hintony Williams, quienes propusieron el algoritmo de retropropagación para modelos de perceptrón multicapa. Además de otros trabajos sobre el algoritmo en conjunto con James McClland (Hagan et al, 1996).

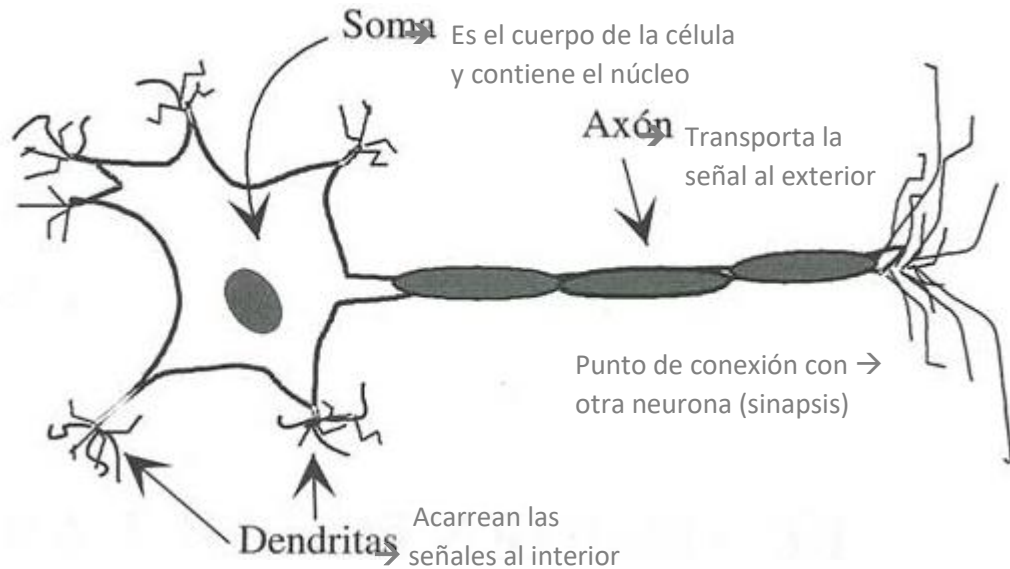
Hoy en día, las aplicaciones de las redes neuronales son bastas como la aplicación en la predicción de la producción del crudo (Elmabrouk et al, 2014), trabajos que también han tratado sobre tipo de cambio (Torres y Munguia, 2016), entre algunos por mencionar.

3.2. Conceptos fundamentales del modelo de redes neuronales artificiales

De acuerdo con Bojorquez (2011), la teoría y modelado de las redes neuronales artificiales está inspirada en la estructura y funcionamiento de los sistemas nerviosos, donde la neurona es el elemento fundamental. Una neurona es una célula viva y, como tal, contiene los mismos elementos que forman parte de todas las células biológicas. Además, contiene elementos característicos que las diferencian. En general, una neurona consta de un cuerpo celular de aproximadamente 5 a 10 micras de diámetro esférico, del que salen una rama principal, el axón, y varias ramas más cortas, llamadas dendritas. A su vez, el axón puede producir ramas en tomo a su punto de arranque, y con frecuencia se ramifica extensamente cerca de su extremo.

Una de las características que diferencia a las neuronas del resto de las células vivas, es su capacidad de comunicarse. En términos generales, las dendritas y el cuerpo celular reciben señales de entrada; el cuerpo celular las combina e integra y emite señales de salida. El axón transporta esas señales a los terminales axónicos, que se encargan de distribuir información a un nuevo conjunto de neuronas (Campos, 1998). Por lo general, una neurona recibe información de miles de otras neuronas, y a su vez, envía información a miles de neuronas más. Se calcula que en el cerebro humano existen 10^{15} conexiones, la Ilustración 3.1 muestra el esquema general de una neurona biológica.

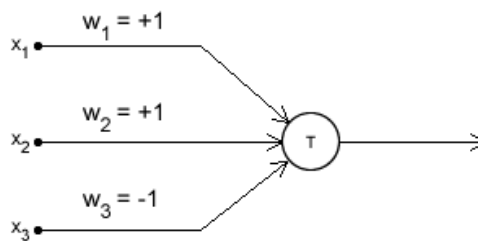
Ilustración 3.1 Forma general de una neurona biológica



Fuente: Elaboración propia

De acuerdo con Zurada (1992) la primera definición formal de un modelo neuronal sintético basado altamente en la consideración simplificada del modelo biológico descrito anteriormente fue formulada por McCulloch Pitts en 1943. El modelo de neuronas de McCulloch Pitts es mostrado en la Ilustración 3.2. Las entradas x_i , desde $i = 1, 2, \dots, n$ son 0 o 1, dependiendo de la ausencia o presencia de la entrada impulsada en el instante k .

Ilustración 3.2 Modelo de McCulloch Pitts



Fuente: Elaboración propia con información de (Zurada, 1992)

3.3. Modelo de redes neuronales artificiales

El componente mínimo de una red neuronal es una neurona o elemento de procesamiento. Es un dispositivo que transforma (en el soma, o cuerpo celular) varias

señales de entrada (por las dendritas) en una única salida (por el axón). Las entradas pueden proceder de otras neuronas, o bien, del exterior. La salida, asimismo, puede transferirse a otras neuronas o funcionar como señal de salida a la red, en cuyo caso el comportamiento es ligeramente diferente en cuanto a las funciones que se le aplican o el uso final que se hace de ella.

Las señales de entrada se encuentran moduladas por un factor, llamado peso, que gradúa la importancia de la conexión existente entre la neurona receptora y el emisor de la señal (generalmente otra neurona). Una neurona es, en realidad, un procesador con una capacidad limitada de cómputo, restringida a un conjunto elemental de instrucciones (sumas y productos) y una memoria para almacenar pesos y activaciones. En el caso más sencillo, la activación de una unidad en un determinado instante es la suma de las actividades de las unidades con las que está conectada, ponderándolas por los pesos correspondientes. En las redes más elaboradas, la activación será alguna función compleja de las señales que recibe.

Para definir totalmente una red neuronal no basta con describir el comportamiento individual de sus componentes (neuronas), sino que hay que especificar, además, las interconexiones existentes entre ellas. Las neuronas se agrupan en capas, cada una de ellas con un conjunto de neuronas de número variable y comportamiento similar, constituyendo varias capas una red neuronal. Cada capa está conectada a la inmediata posterior total o parcialmente, excepto la última capa, que constituye la salida total de la red neuronal. Existen tres tipos de capas (Sierra, 1995):

1. Capa de entrada. El número y tipo de neuronas que constituyen esta capa depende de los datos de entrada al problema.
2. Capas intermedias. Pueden ser más de una, dependiendo del tipo y complejidad del problema que va a resolver la red. Mediante el tratamiento adecuado de estas capas se consiguen las propiedades de generalización, extracción de características, adaptabilidad, etc., que hacen muy interesante el trabajo de las redes neuronales.

3. Capa de salida. El número de neuronas de esta capa depende del formato esperado de salida de la red.

Las diferentes formas de distribuir, conectar e interrelacionar estos tres tipos de capas, junto al tipo de neuronas que constituye cada una de ellas, nos van a definir los diferentes paradigmas de red existentes.

En la operativa habitual de construcción y manejo de la red existen cuatro pasos a seguir:

- ❖ Fase de conceptualización. Partiendo del problema que hay que resolver se comprueba que su solución natural se obtiene a través de una red neuronal, y se estudia qué modelo de red de los existentes se ajustan más al problema.
- ❖ Fase de diseño. Se determina la arquitectura de la red, el tipo de elemento de procesamiento (función de transferencia) y el algoritmo de aprendizaje a utilizar.
- ❖ Implementación. Una red neuronal encargada de realizar una tarea deberá ser entrenada para su correcta realización, es decir, la arquitectura y los valores de los pesos sinápticos habrán de ser los adecuados para suministrar la respuesta correcta cuando se les presenta una entrada determinada. Al proceso en el que se determina esa configuración óptima se le denomina entrenamiento, y se realiza a través de la presentación de ejemplos. Se le presentarán a la red un conjunto de ejemplos de entradas asociadas con la correspondiente respuesta, y se modificarán paulatinamente los pesos sinápticos para que cada vez sea menor la discrepancia promedio entre las respuestas de la red y las correctas.

Esta fase está dividida, a su vez, en dos pasos:

1. Se elige un conjunto significativo de entrenamiento, se selecciona el entorno de desarrollo adecuado y se entrena a la red.
 2. Una vez que ha finalizado el proceso de entrenamiento, se comprueba que su comportamiento es el esperado con un número determinado de casos de ejemplo diferentes de los utilizados en el entrenamiento.
- ❖ Mantenimiento. Se integra la red neuronal en el sistema de información donde va a operar habitualmente. Se hace un seguimiento del funcionamiento con casos reales.

Estos cuatro pasos se realizan iterativamente hasta que la red neuronal trabaje en el entorno de instalación tal y como se espera (Sierra, 1995). El conjunto de una o varias redes neuronales, con las interfaces con el medio exterior (de entrada y salida), forman un sistema neuronal. En él pueden incluirse otros subsistemas, que pueden no ser de tipo neuronal, como sucede en las redes expertas, simbiosis entre un sistema experto y una red neuronal.

3.4. Estructura matemática de la red neuronal.

Se ha hablado acerca de la historia de las redes neuronales artificiales, sin embargo, es momento de describir su modelo y definiciones. Recuérdese que se basan en la estructura de una neurona. Las variables de la neurona a menudo son llamadas entradas de la neurona con sus respectivas salidas. Dreyfus (2004), define como a una neurona como una función no lineal, parametrizada y acotada.

Explica dos tipos de parametrización ampliamente utilizadas para las redes neuronales:

En el primer tipo de parametrización, los parámetros son asignados a las entradas de cada neurona o conexión. Es decir, una combinación lineal de las variables de entrada ponderadas por parámetros, que normalmente son llamados pesos sinápticos en honor a su inspiración biológica.

Sea el vector de las variables de entrada:

$$U(t) = (u_1(t), u_2(t), u_3(t), u_4(t), \dots, u_m(t))^T \quad (3.1)$$

Las variables de salida:

$$O(t) = (o_1(t), o_2(t), o_3(t), o_4(t), \dots, o_n(t))^T \quad (3.2)$$

Si se considera una muestra k con $k=1, 2, \dots, N$, se tiene entonces:

$U^k = (u_1^k, u_2^k, \dots, u_s^k)$ como vector de entrada, $\bar{O}^k = (\bar{o}_1^k, \bar{o}_2^k, \dots, \bar{o}_n^k)$ como vector de salida, es decir, los valores que se espera resulten del proceso.

Sea $G^k = (g_1^k, g_2^k, \dots, g_p^k)$ el vector de entrada entre nodos y $H^k = (h_1^k, h_2^k, \dots, h_p^k)$ el vector de salida entre los nodos intermedios los nodos de salida.

También $M^k = (m_1^k, m_2^k, \dots, m_n^k)$ el vector de entrada entre nodos de la siguiente capa y $X^k = (x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k)$ el vector de salida entre los nodos intermedios los nodos que resultan.

Se tiene entonces los pesos de las matrices W y V.

$$\begin{aligned} & \{W_{ij}, i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,p\} \\ & \{V_{jl}, j=1,2,\dots,p; l=1,2,\dots,n\} \end{aligned} \tag{3.3}$$

A cada capa se le agrega una desviación un valor límite, entonces:

$$\begin{aligned} & \{\theta_j, j=1,2,\dots,p\} \\ & \{\gamma_l, l=1,2,\dots,n\} \end{aligned} \tag{3.4}$$

La función de respuesta o función de transferencia es una función sigmoidea tal como:

$$h(x) = \frac{1}{1+e^{-\theta x}} \quad \text{o bien} \quad h(x) = \tanh(\theta x).$$

Los valores de entrada y salida de cada neurona deben cumplir con la siguiente relación:

Para la capa media:

$$\begin{cases} \text{entrada } g_i^k = \sum_{i=0}^s w_{ij} u_i^k - \theta_j & ; i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,p \\ \text{Salida } h_j^k = h(g_j^k) & k=1,2,\dots,N \end{cases} \tag{3.5}$$

Para la capa de salida:

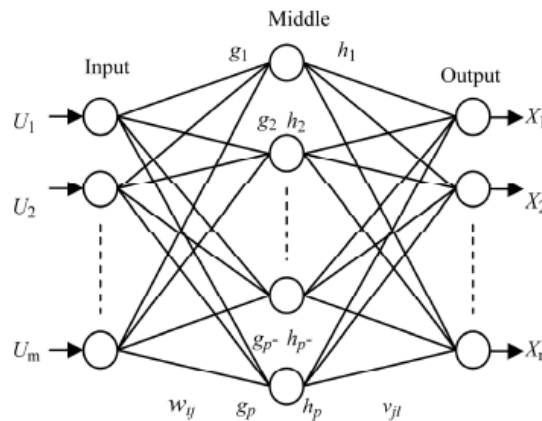
$$\begin{cases} \text{entrada } m_l^k = \sum_{i=0}^p v_{jl} h_j^k - \gamma_l & ; l=1,2,\dots,n \\ \text{Salida } x_l^k = h(m_l^k) & k=1,2,\dots,N \end{cases} \tag{3.6}$$

Después del entrenamiento se calcula el error de la neurona:

$$E_{\text{total}} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^n (\bar{x}_l^k - x_l^k)^2 \quad (3.7)$$

Este proceso es iterativo, dado que continúa hasta que el error sea mínimo (Chen et al, 2013).

Ilustración 3.3 Capas de una red neuronal artificial



Fuente: Recuperada de (Chen, 2013)

El segundo método de parametrización es la base radial, el cual asigna los parámetros a la no linealidad neuronal. Una función de base radial tiene como principal característica su incremento (o decremento) de un punto central.

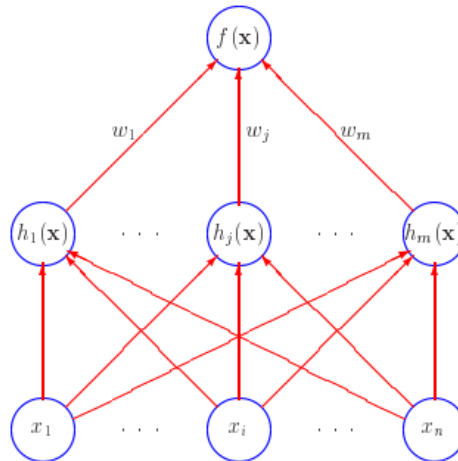
$$h(x) = \exp \left[\frac{-\sum_{i=1}^n (x_i - w_i)^2}{2w_{n+1}^2} \right] \quad (3.8)$$

Donde w_i son los parámetros, n es la posición del centro del gaussiano y w_{n+1} es la desviación estándar.

Este tipo de neuronas pueden ser utilizados para cualquier tipo de función, lineal o no lineal; y cualquier tipo de red, simple o multicapa. Esta es no lineal si la función base puede moverse o cambiar de tamaño o bien si ocupa más de una capa oculta. Otra

ventaja que tiene este modelo es que evita un caro gradiente de descenso al optimizar los parámetros de funciones no lineales (Orr, 1996).

Ilustración 3.4 Estructura general de una red neuronal artificial

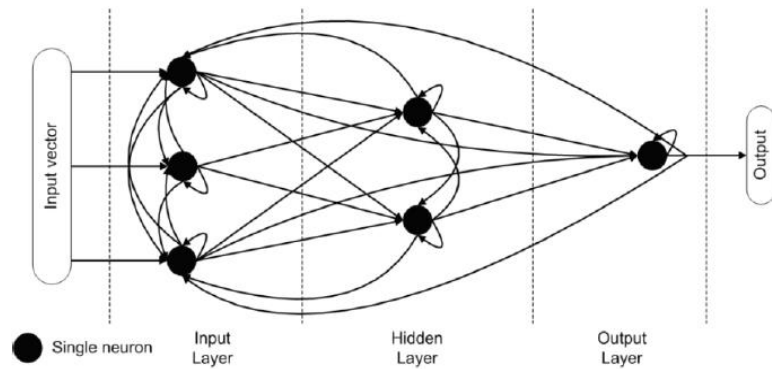


Fuente: Recuperada de (Orr, 1996).

La principal diferencia entre ambos tipos de parametrización es que las de base radial presentan no linealidades locales que desaparecen asintóticamente en todas las direcciones del espacio de entrada mientras que la de no linealidad sigmoidea tienen un rango infinito de influencia a lo largo de una dirección definida donde la combinación lineal de las entradas por sus pesos sea igual a 0 (Dreyfus, 2004).

Existen también otro tipo de redes neuronales que si bien no es el tipo de modelos que se ocuparán para el presente trabajo, es importante conocerlos. Entre algunas se encuentra las redes neuronales recurrentes, que es similar al primer tipo mencionado anteriormente sin la limitante de los ciclos realizados. Es decir, que en lugar de ir hacia adelante y luego retroceder, la información puede ir en más de una dirección dentro de la red, creando un comportamiento más dinámico (Krenker et al, 2011).

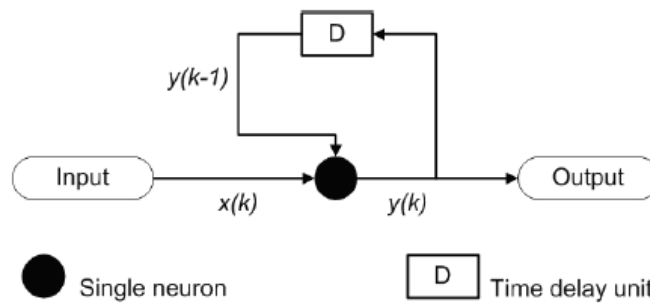
Ilustración 3.4 Red neuronal recurrente



Fuente: Recuperada de (InTech, 2011)

Otra clase es la red Neuronal de Hopfield, ocupada para almacenar uno o más vectores objetivos que sean estables. Estos vectores actúan dentro de la red como memoria de esta (Krenker et al, 2011).

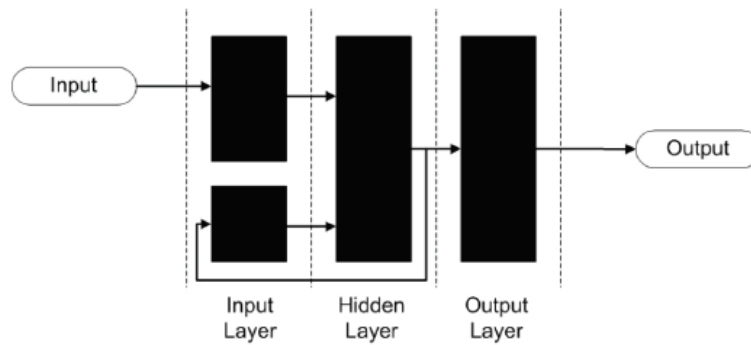
Ilustración 3.5 Estructura de la red neuronal de Hopfield



Fuente: Recuperada de (InTech, 2011)

La red neuronal de Elman y Jordan es un caso especial de la red recurrente, difiere en que la primera capa no tiene conexión recurrente. Esta es una red de 3 capas donde el ciclo va de la capa oculta a una capa de entrada, llamada unidad de contexto. Este tipo de red tiene memoria tanto para detectar y generar variaciones en los patrones a través del tiempo (Krenker et al, 2011).

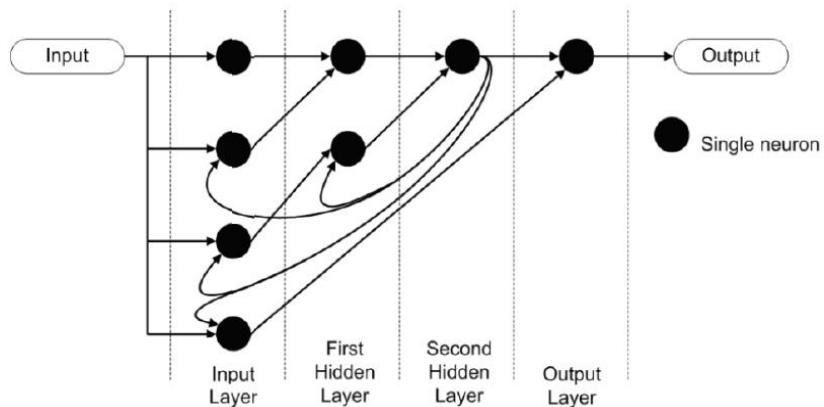
Ilustración 3.6 Red de Elman y Jordan



Fuente: Recuperada de (InTech, 2011)

Respecto al tipo de redes de memoria a largo plazo, es un caso de redes recurrentes, que a diferencia de estas puede aprender al procesar, clasificar y predecir series de tiempo de largo plazo desconociendo la distancia entre eventos importantes (Krenker et al, 2011).

Ilustración 3.7 Red de memoria a largo plazo



Fuente: Recuperada de (InTech, 2011)

Estas son algunas de las redes más relevantes, cabe mencionar otras como el mapeo autoorganizado (Self-organizing map), Redes neuronales estocásticas y las redes neuronales físicas.

3.4.1. Función de activación

La función de activación, o función de transferencia, juega un papel importante dentro de las redes neuronales, siendo esta una función tanto lineal como no lineal. Tres de las

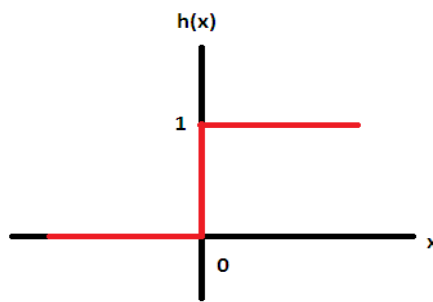
comúnmente usadas son: Función de transferencia de límite duro (Hard Limit Transfer Function); Función de transferencia lineal y función de transferencia log-sigmoidea. (Hagan et al, 1996)

La función de transferencia de límite duro es una función $h(x)$ dónde:

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq l, \\ 0 & \text{si } x < l, \end{cases} \quad (3.9)$$

Aquí "l" es un límite establecido por el programador. Generalmente l es igual a 0, por lo que si el argumento de la función es menor a 0 la función de transferencia será igual a 0; caso contrario será igual a 1.

Ilustración 3.8 Función de transferencia

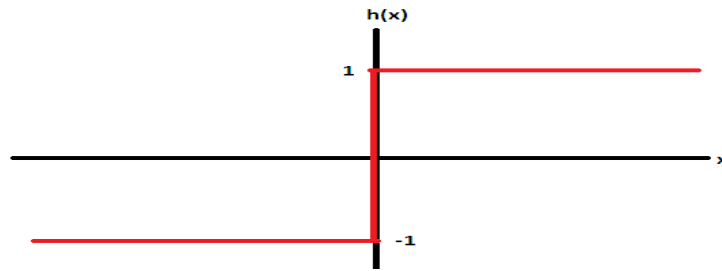


Fuente: Elaboración propia

Una variación a esta es la función simétrica de límite duro:

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ -1 & \text{si } x < 0 \end{cases} \quad (3.10)$$

Ilustración 3.9 Variación en la función de transferencia



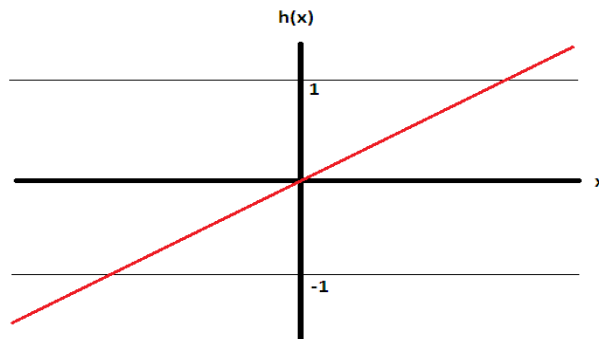
Fuente: Elaboración propia

La función de transferencia lineal es una función $h(x)$ tal que:

$$h(x)=m(x-l); \quad (3.11)$$

Donde m es la pendiente y l el límite de decisión.

Ilustración 3.10 Pendiente y límite de decisión de la función de transferencia



Fuente: Elaboración propia

De esta función existen una serie de combinaciones con la función de límite como:

- Saturación lineal:

$$h(x)=\begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ x & \text{si } 0 \leq x \leq 1 \\ 1 & \text{si } x > 1 \end{cases} \quad (3.12)$$

- Saturación lineal simétrica:

$$h(x) = \begin{cases} -1 & \text{si } x < -1 \\ x & \text{si } -1 \leq x \leq 1 \\ 1 & \text{si } x > 1 \end{cases} \quad (3.13)$$

- Positivo lineal:

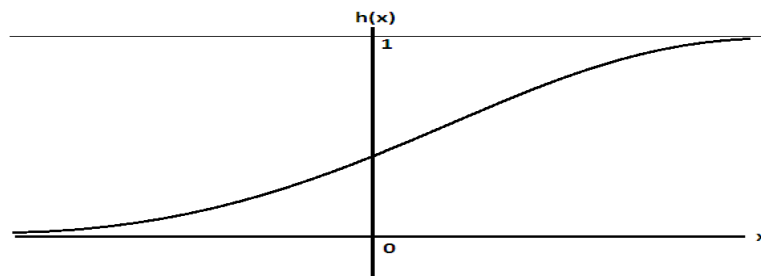
$$h(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ x & \text{si } x \geq 0 \end{cases} \quad (3.14)$$

Finalmente, una de las más utilizadas es la función de transferencia log-sigmoidea utilizada principalmente para el entrenamiento de redes multicapa, tal como la logística y la tangente hiperbólica. Con un comportamiento como:

La logística:

$$h(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (3.15)$$

Ilustración 3.11 Logística

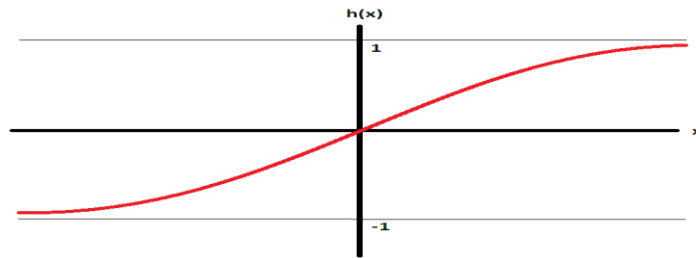


Fuente: Elaboración propia

La tangente hiperbólica:

$$h(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (3.16)$$

Ilustración 3.12 Tangente hiperbólica



Fuente: Elaboración propia

La desventaja de una función sigmoidea es el hecho de que difícilmente aprenden algo de los valores que se encuentran lejos de los valores límites (Kriesel, 2005).

3.4.2. Aprendizaje

En el modelado estadístico existen dos tipos de modelos: los de aprendizaje supervisado y no supervisado. Los modelos de aprendizaje supervisado son una técnica del aprendizaje automático que refieren a modelos con “respuestas” ya establecidas, es decir, la tarea de aprender se basa en los parámetros de cada valor de entrada después de conocer los valores que deben resultar. Por ejemplo: la regresión lineal, polinómica y no lineal; regresión logística binaria y multinomial; Support Vector Machine, etc (InTech, 2011). Por lo que una red neuronal puede aproximar una función no lineal específica y pueden ocurrir dos situaciones: la función es conocida analíticamente y la red toma una dirección de aproximación a ésta; O no es conocida analíticamente, pero existen valores finitos numéricos de la función (Dreyfus, 2004).

Considérese que el aprendizaje puede ser realizado:

- Conectado (Online): La red aprende directamente de los errores de cada muestra de entrenamiento.
- Desconectado (Offline): Es introducido a la red un amplio conjunto para el entrenamiento, por lo que el error se acumula y aprende los patrones al mismo tiempo.

En cuanto a los modelos de aprendizaje no supervisado serían por lo tanto aquellos que no cuentan con un valor al cual llegar. Cumpliendo como objetivo una minimización de

alguna función de costos, tratando de auto-asociar datos. Los ejemplos de modelos más representativos de este tipo de aprendizaje son la clusterización, análisis de componentes principales, análisis factorial y la detección de anomalías (Dreyfus, 2004). Este trabajo se centra en realizar aprendizaje supervisado dado que bajo ciertos patrones de variables resultará cierto movimiento en los valores del tipo de cambio.

En ocasiones se utiliza un algoritmo para reforzar el aprendizaje donde se le especifica al agente artificial cómo puede aprender a seleccionar características a fin de maximizar su objetivo. Esta clase de algoritmo es un caso especial del aprendizaje supervisado. Su uso se basa en la premisa de que no necesariamente lo que debe resultar es precisamente la respuesta correcta, sin embargo, esta clase de aprendizaje puede resultar pobre en comparación a las anteriormente mencionadas (Du y Swamy, 2014).

Existe también la problemática en la que existe una gran cantidad de datos, los cuales pueden ser costosos en categorizar en cuestión de tiempo, aunado a que pueden ser propensos a errores. El punto, en lo que se conoce como aprendizaje semi-supervisado, es entrenar una pequeña muestra de toda la colección y generalizar los resultados, donde pueden tener dos enfoques como el aprendizaje suposición de clusterización, en el que los datos de cada clúster se asume que son más probables de pertenecer a la misma categoría; o bien, por suposición múltiple (Du y Swamy, 2014).

3.4.3. Parsimonia.

Barron (1993) muestra que un modelo no lineal respecto a sus parámetros, en superposiciones de funciones sigmoideas, es más parsimonioso que un modelo lineal respecto a sus parámetros. Es decir, que el número de parámetros necesarios para aproximar a un modelo lineal con cierta precisión varía exponencialmente con el número de variables mientras que varía linealmente si el modelo es no lineal. Haciendo que sea particularmente benéfico para una gran cantidad de variables de entrada de la red. Entonces, para un modelo de redes neuronales con función de activación sigmoidea es no lineal con respecto a sus variables, haciéndola más parsimoniosa que un modelo polinómico que es lineal respecto a los coeficientes de su monomio, e incluso también

que una red de base radial con centro fijos cuyas salidas son lineales respecto a sus parámetros⁶ (Dreyfus, 2004).

En este contexto, recordemos que, en modelos de regresión la parsimonia juega un papel importante y respecto a lo anteriormente dicho, las ventajas de las redes neuronales sobre los modelos no lineales convencionales es generar ajustes con equivalente precisión con un pequeño número de ejemplos.

3.5. Estimación de los Pesos Sinápticos.

Para esta estimación se inicializa con una función de costos tal como:

$$J(\theta) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^K \left[-y_k^{(i)} \log(h_{\theta}(x^{(i)}))_k - (1 - y_k^{(i)}) \log(1 - h_{\theta}(x^{(i)}))_k \right] + \frac{\lambda}{2m} \left[\sum_{l=1}^{L-1} \sum_{i=1}^{s_L} \sum_{j=1}^{s_{L+1}} (\Theta_{f,g}^{(l)})^2 \right] \quad (3.17)$$

Dónde m son el número de observaciones para el entrenamiento; K es la cantidad de posibles resultados (tal como en la regresión multinomial); λ el valor de regularización de los parámetros; s_L el número de unidades sin contar con la unidad de oscilación en la capa L ; y L el número de capas en la red. Cada matriz de pesos sinápticos ($\Theta^{(l)}$) se inicializa con números aleatorios, dado que la matriz no puede inicializar con valores como ceros o valores iguales. Si comienzan ocupando una matriz de ceros, no cambiarán los pesos del todo; o bien si ocuparan el mismo valor, los pesos cambiarían igualmente durante el entrenamiento. Dichos números aleatorios deben encontrarse entre $[-\epsilon_{inicial}, \epsilon_{inicial}]$ ⁷ se debe asegurar que sea los valores de los pesos pequeños para que el algoritmo de aprendizaje sea eficiente no incluyendo el 0 o números cercanos a él. A esto se le conoce como rompimiento de la simetría (Kriesel, 2005).

Como función de costos se procura que sea mínimo su valor, i.e.:

⁶ Si los centros y anchos fijos de la función de base radial son considerados como parámetros ajustables no hay prueba matemática que demuestre que sea mejor que los otros modelos en cuestión a parsimonia.

⁷ Generalmente ϵ es igual a 0.5

$$\min_{\theta} J(\theta) \quad (3.18)$$

Si el modelo es lineal con respecto a sus parámetros entonces la función de costos tendrá un solo punto mínimo. En cuanto a si el modelo es no lineal respecto a sus parámetros el modelo tiene más de un solo mínimo. Los métodos para minimizar la función de costos están en dos categorías (Dreyfus, 2004):

- Entrenamiento no adaptativo: también llamado entrenamiento por lote (Batch training) en donde se ocupan todos los datos del conjunto de entrenamiento.
- Entrenamiento adaptativo: los parámetros son secuencialmente actualizados como función parcial relacionada a cada ejemplo dentro del conjunto de entrenamiento. Este procedimiento es útil para cuando se ingresa nuevos datos.

El procedimiento que se utilizará para lograr el cometido de minimizar la función de costos es la propagación hacia adelante (Forward Propagation) y la retropropagación (Backpropagation), sabiendo que esta función es convexa.

Definición. Sea I (por Inputs), una matriz de n por m , donde n es el número de variables y m el número de observaciones para el entrenamiento.

Definición. Sea Y la matriz de salidas con dimensión p por k .

Definición. También sea la matriz de pesos sinápticos $\Theta^{(1)}$ de dimensión $n+1$ por p ; $\Theta^{(i)}$ una matriz de $p+1$ por p para $p=2, \dots, (L-2)$; y $\Theta^{(L-1)}$ la matriz que conecta la capa final con la matriz de salida con dimensión $p+1$ por k .

Definición. Sea el vector de oscilación $\beta^{(i)}$ para cada capa de $i = 1, 2, 3, \dots, (L-1)$.

Supóngase que para cada capa existen p neuronas. Considérese también la función $h(x)$.

La propagación hacia adelante consta meramente de calcular las funciones de transferencia con los pesos aleatorios establecidos, partiendo de los valores de entrada hacia los valores de salida. Por lo que la propagación hacia adelante comienza:

$$\begin{aligned}
C^{(2)} &= h([\beta^{(1)}, I] \Theta^{(1)}); \\
C^{(3)} &= h([\beta^{(2)}, C^{(2)}] \Theta^{(2)}); \\
&\vdots \\
C^{(L)} &= h([\beta^{(L-1)}, C^{(L-1)}] \Theta^{(L-1)});
\end{aligned}
\tag{3.19}$$

Posteriormente se realiza el algoritmo de retropropagación haciendo uso del gradiente de descenso de la función de costos. Por lo que se tiene:

$$\begin{aligned}
\delta^{(L)} &= C^{(L)} - Y; \\
\delta^{(L-1)} &= \Theta^{(L-1)} \delta^{(L)} \cdot h'([\beta^{(L-1)}, C^{(L-1)}] \Theta^{(L-1)}) \quad 8 \\
\delta^{(L-2)} &= \Theta^{(L-2)} \delta^{(L-1)} \cdot h'([\beta^{(L-2)}, C^{(L-2)}] \Theta^{(L-2)}) \\
&\vdots \\
\delta^{(2)} &= \Theta^{(2)} \delta^{(3)} \cdot h'([\beta^{(2)}, C^{(2)}] \Theta^{(2)})
\end{aligned}
\tag{3.20}$$

Al $\delta^{(i)}$ se le conoce como error de propagación en la capa i , y posteriormente se actualizan los nuevos pesos en las matrices de corrección.

$$\Delta^{(l)} = -\gamma C^{(l)} \delta^{(l)}; \text{ para } l=2,3,4,\dots,L
\tag{3.21}$$

Donde γ es la tasa de aprendizaje que define la distancia de corrección en cada iteración (Rojas, 1996). Por lo tanto

⁸ La expresión << . * >> indica que el elemento a_{ij} de una matriz A se multiplicará por el elemento b_{ij} de la matriz B si y sólo si A y B son de la misma dimensión. Es decir, los elementos de la posición i,j de cada matriz se multiplicarán.

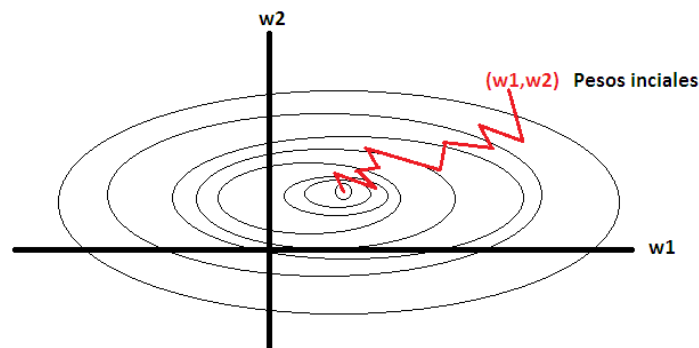
$$\frac{\partial}{\partial \Theta_{ij}^{(l)}} J(\theta) = D_{ij}^{(l)} = \frac{\Delta_{ij} + \lambda \Theta_{ij}^{(l)}}{m} \text{ si } j \neq 0; \quad (3.22)$$

$$D_{ij}^{(l)} = \frac{\Delta_{ij}}{m} \text{ si } j=0; \quad (3.23)$$

Logrando así calcular los parámetros que minimizan la función de costos $J(\theta)$. (Ng, 2018).

Supóngase ahora que los pesos dentro de la matriz de pesos sinápticos son w_1 y w_2 , a fin de ilustrar lo que realiza el algoritmo con el gradiente de descenso de una función convexa. Con cada nueva iteración los pesos se van modificando hasta encontrar el mínimo de la función de costos. En la ilustración 3.13 el centro de las elipses muestra el mínimo de una función convexa y la línea roja muestra el camino que siguen las actualizaciones de los parámetros w_1 y w_2 .

Ilustración 3.13 Ajuste de los pesos sinápticos



Fuente: Elaboración propia

Este procedimiento llega a tener problemas entre iteraciones dado que en principio y final converge más rápido que en el proceso medio. “*Esto corresponde a una región que sería totalmente plana si el paso de funciones se usara como funciones de activación de las unidades. Ahora, utilizando la función sigmoidea, esta región presenta una pequeña pendiente en la dirección del mínimo global*” (Rojas, 1996, pág. 173).

3.6. Observación de las Redes Neuronales Artificiales.

La propiedad fundamental del entrenamiento supervisado de las redes neuronales es, como se ha mencionado más arriba, la capacidad de aproximación a cualquier función lineal o no lineal. Además, tiene mayor capacidad de adaptarse a tareas complejas. Dreyfus (2004) menciona que cualquier función regular, acotada, puede ser aproximada con una precisión arbitraria en una región finita por una red neuronal simple o bien con una red neuronal de multicapa. Aún más, se tiene el siguiente teorema:

Teorema (Kolmogorov): Cualquier función con valor real $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ definida en $[0, 1]^n$, $n \geq 2$, puede ser representado por:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_{j=1}^{2n+1} h_j \left(\sum_{i=1}^n \psi_{ij}(x_i) \right) \quad (3.24)$$

Donde h_j y ψ_{ij} son funciones continuas de una variable y ψ_{ij} es una función monótona creciente independiente de f .

Según el teorema anterior, una función multivariante continua en un espacio finito puede ser expresada usando superposición y composición de finitas funciones de una variable (Du & Swamy, 2014). Y con apoyo de este teorema resulta el siguiente:

Teorema (Hecht-Nielsen): cualquier función mapeada en los reales $f : [0, 1]^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ puede ser aproximada en cualquier grado de precisión por una red hacia adelante (Feedforward network) con n nodos de entrada, $2n+1$ unidades ocultas y m unidades de salida (Du & Swamy, 2014, pág. 49).

3.6.1. Elección nodos y capas.

Con los dos teoremas antes mencionados se justifica el uso en temas complejos como lo es el tipo de cambio, considerando esta serie como alguna función continua. Por lo que para un problema complejo como lo es la volatilidad del tipo de cambio es útil este tipo de modelo. Ahora debe considerarse algunos puntos para usar modelo de redes como los son el número de nodos, capas ocultas y tipo de datos. Cabe recordar que un número

mínimo de 3 capas ocultas con un número suficiente de unidades ocultas puede tener resultados con cierta precisión entrenando una red neuronal (garantizado por el teorema de Kolmogorov).

- La elección de unidades ocultas puede irse realizando como un proceso iterativo, iniciando con algunas unidades e ir aumentando hasta obtener los resultados mejores.
- En cuanto a la selección de la función de transferencia dependerá de la función que realizará.
 - Para funciones de discriminación la función logística, mencionada y descrita anteriormente, es la apropiada para el trabajo.
 - Para tareas de aproximación se ocupa la tangente hiperbólica, por tal motivo para nuestra investigación se ocupó la tangente hiperbólica.

3.6.2. ¿Cuándo usar un modelo de redes neuronales artificiales?

Finalmente, el uso de las redes neuronales otorga gran ventaja contra los modelos habituales ya conocidos, sin embargo, debe tenerse en cuenta que:

- En primera instancia se debe contar con un número de ejemplos que muestreen apropiadamente el espacio de entradas. Esta condición es necesaria pero no suficiente.
- Si se ha cumplido el punto anterior debe tenerse en cuenta si realmente se necesita un modelo no lineal, ya que los modelos lineales son más simples y rápidos que diseñar un modelo de redes neuronales. Si se desconoce que sea lineal o no lineal, se recomienda que se pruebe con uno lineal primero.
- Si se tienen los datos y es necesario un modelo no lineal, el criterio a utilizar aquí es la parsimonia y decidir si utilizar un modelo polinómico o bien uno de redes neuronales. En el modelo de redes neuronales el número de parámetros a utilizar en la primera conexión de capa incrementa linealmente con el número de variables, mientras que incrementa exponencialmente con el modelo polinómico. La red tiene ventaja sobre el polinomio en cuanto a una gran cantidad de datos y que el polinomio puede caer en un sobreajuste.

3.6.3. Elección del modelo.

En la elección del modelo debe tenerse en cuenta dos factores importantes: el sesgo (bias) y la varianza. A fin de que el modelo electo tenga la capacidad de ajustar a los datos como de lograr generalizar. Dado que si el modelo ajusta bien puede sobre ajustar los datos teniendo una varianza alta y un sesgo bajo, por lo que:

- El sesgo (Bias): expresa el promedio de la diferencia al cuadrado de lo estimado y el valor real del conjunto de entrenamiento.
- La varianza: expresa la sensibilidad del modelo al conjunto de entrenamiento.

Sin embargo, el problema se encuentra calcular estas medidas dado que el conjunto de entrenamiento completo es utilizado para entrenar el modelo. Por lo que se utiliza un conjunto para validación cruzada y la elección por sacar fuera uno (Leave-one-out) para comparar la generalización del error de los modelos candidatos. Ya que los errores generalizados no pueden ser calculados deben ser estimados (Dreyfus, 2004). Una primera aproximación que puede tener el lector para realizar la selección podría ser en base los errores cuadrados medios sobre el conjunto de entrenamiento (TMSE):

$$E_T = \sqrt{\frac{1}{N_T} \sum_{k=1}^{N_T} (r_k)^2} \quad (3.25)$$

Donde r_k modela el error en el ejemplo k:

$$r_k = y_p^k - h(\mathbf{x}^k, \theta) \quad (3.26)$$

Y N_T es el número de muestras en el conjunto de entrenamiento, sin embargo, ésta no debe ser considerada como punto de referencia para la elección del modelo.

El primer método es utilizar la validación cruzada, el cuál es una técnica que utiliza los datos que no han sido utilizados en el entrenamiento para estimar la generalización del error con los parámetros obtenidos del dicho entrenamiento. Para lo que se realiza una serie de iteraciones D veces, construyendo conjuntos de entrenamiento con $D-1$

subconjuntos de los datos disponibles, posteriormente se realizan los entrenamientos con diferentes parámetros iniciales para cada modelo. Se calcula el error cuadrático medio del conjunto de validación cruzada (VMSE):

$$E_v = \sqrt{\frac{1}{N_v} \sum_{k=1}^{N_v} (r_k)^2} \quad (3.27)$$

Se conserva el valor más pequeño del VSME así calculado, E_{v_i} y se calcula el puntaje de las D cantidades E_{v_i} en cada D iteraciones.

$$\sqrt{\frac{1}{D} \sum_{k=1}^D (E_{v_i})^2} \quad (3.28)$$

Cuando el puntaje de la validación cruzada aumenta cuando la complejidad del modelo aumenta, por lo tanto, ocurre sobre ajuste sobre los datos. Por lo que debe ser seleccionado el modelo con menor VMSE (Dreyfus, 2004).

En cuanto a la metodología Leave-one-out es un caso especial de la validación cruzada donde $D=N$, en el que en la iteración k, el ejemplo k es retirado y se realiza el entrenamiento, por lo tanto, el conjunto de entrenamiento se reduce a N-1 ejemplos. El error de predicción es conservado y denotado por $r_k^{(-k)}$, entonces se tiene:

$$E_t = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (r_k^{(-k)})^2} \quad (3.29)$$

Al igual que en la validación cruzada, cuando incrementa el puntaje de esta técnica es por el aumento en la complejidad del modelo. Cabe mencionar que esta técnica es un estimador insesgado de la generalización del error (Cortes y Vapnik, 1995) sin embargo tiene un alto costo computacional.

Capítulo 4

Evidencia empírica: Efecto de los factores de riesgo sobre la volatilidad del tipo de cambio modelado con Redes Neuronales Artificiales y EGARCH.

Capítulo 4. Evidencia empírica: Efecto de los factores de riesgo sobre la volatilidad del tipo de cambio modelado con Redes Neuronales Artificiales e EGARCH

El propósito de este capítulo es mostrar los resultados obtenidos en la construcción de los dos modelos propuestos en el presente trabajo, el modelo de redes neuronales multicapa y el modelo GARCH. En este sentido, se abordará la relación que existe entre los factores globales de riesgo y la volatilidad del tipo de cambio.

Posteriormente se muestran los resultados de la estimación dentro de la muestra para ambos modelos. Para la red neuronal se analiza tanto el constructo inicial como el modelo final con los pesos sinápticos obtenidos y para el modelo GARCH los parámetros obtenidos y las pruebas de normalidad aplicadas al modelo. También se mostrará la estimación de los modelos fuera para el periodo 2015-2018 de la muestra y los resultados obtenidos en este periodo.

Finalmente se contrastan los resultados obtenidos con ambas técnicas mediante los estadísticos de prueba MSE, RMSE, MAE y QLIKE.

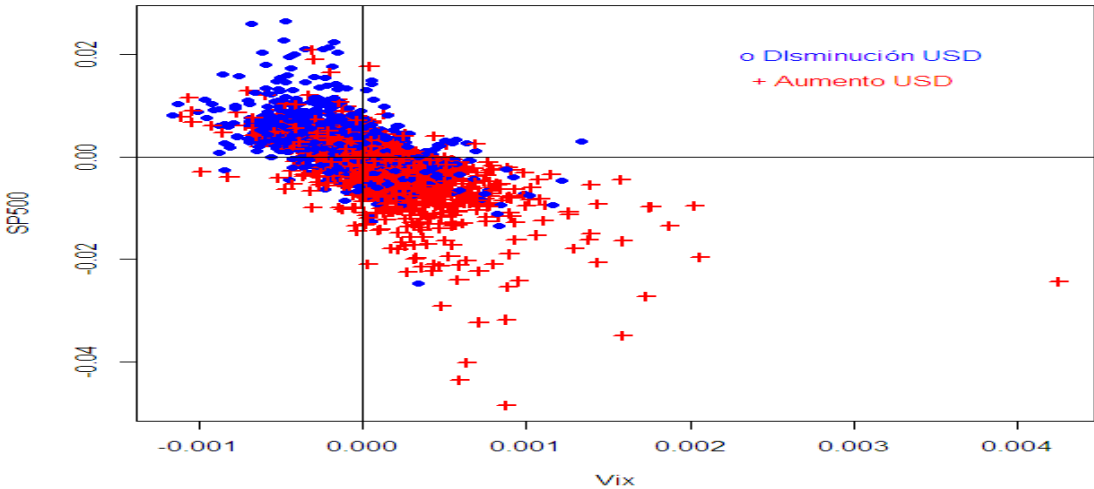
4.1. Relación entre los factores de riesgo y el tipo de cambio

En el capítulo uno se mencionó la importancia de los factores de riesgo. Ahora corresponde analizar la relación que existe entre estos indicadores financieros. Que si bien, la relación teórica entre los indicadores puede ser compleja se intenta analizar su relación a través de análisis estadísticos. El objetivo detrás de estos análisis es encontrar el efecto de ciertas variables externas sobre una variable en específico. En nuestro caso de estudio las externas son los factores de riesgo, anteriormente mencionados en este trabajo, y la específica el tipo de cambio.

Una innovación en este trabajo de investigación es el método de análisis para las relaciones entre los factores de riesgo y el tipo de cambio. En los siguientes gráficos se muestra la interacción entre dos variables y el tipo de cambio. Los puntos azules indican un incremento en variación en el precio del dólar. Por el contrario, las marcas rojas indican una variación a la baja de la divisa.

En la gráfica 4.1 interactúan las variaciones S&P500 y el VIX en un gráfico de dispersión. La lectura de este grafico se da de la siguiente manera: Un incremento en el índice de volatilidad del CBOE y en conjunto, una disminución en el índice del S&P500 viene acompañada principalmente de un aumento en el precio del dólar. En sentido opuesto, un incremento en el Standar and Poor's y una disminución en el índice de volatilidad, viene acompañada generalmente por una disminución del tipo de cambio.

Gráfica 4.1 Relación VIX – S&P500⁹.

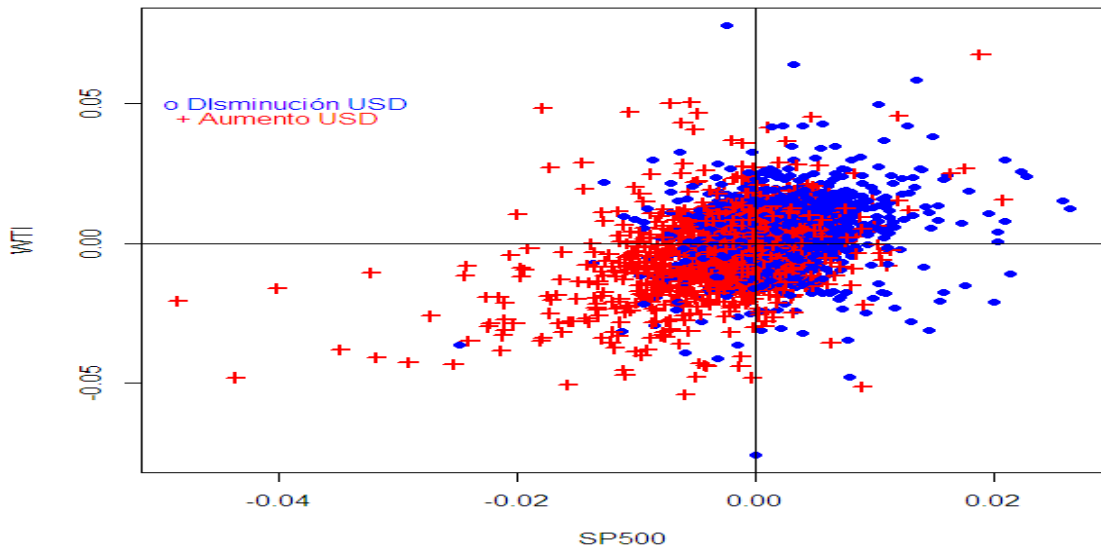


Fuente: Elaboración propia en el paquete estadístico RStudio

Analizando la relación del Standar and Poor's y el West Texas (Gráfica 4.2) muestran una clusterización en el primer cuadrante para el efecto de disminución en las variables en el tipo de cambio. La interacción muestra que dichas variaciones abarcan no sólo el primer cuadrante sino el cuarto también, pero en un menor porcentaje.

⁹ Nótese que la relación S&P500 -VIX se clusteriza en el cuarto cuadrante

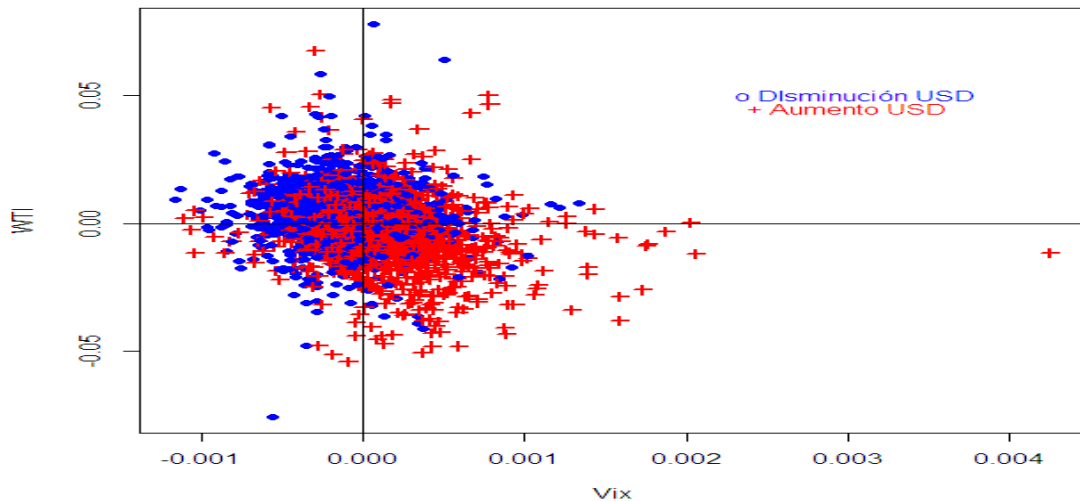
Gráfica 4.2 Relación S&P 500 - WTI



Fuente: Elaboración propia en el paquete estadístico RStudio

La relación del VIX-West Texas (Gráfica 4.3), muestra una agrupación en el cuarto cuadrante, sin embargo, tiene mayor dispersión entre cuadrantes. El clúster común indica que para una variación positiva del VIX y una variación Negativa del WTI, muestra una apreciación del dólar.

Gráfica 4.3 Relación VIX - WTI



Fuente: Elaboración propia en el paquete estadístico RStudio

Considerando todo lo anterior, los gráficos pueden mostrar los patrones de discriminación que se esperan que aprenda la red neuronal artificial en el entrenamiento de sus

parámetros. Además de la posibilidad de que las entradas de la red formen un polinomio si así se concluyera en otros análisis, pero no en el presente.

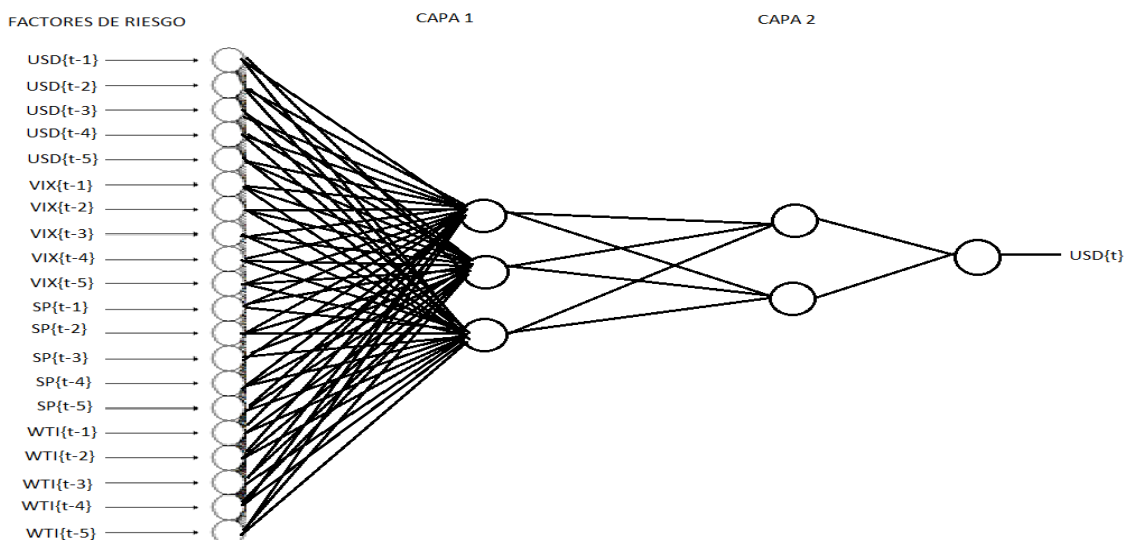
4.2. Estimación de los modelos dentro de la muestra

Como se mencionó anteriormente la estimación de los modelos dentro de la muestra se realiza utilizando los rendimientos diarios de la variable dependiente que es el tipo de cambio peso mexicano – dólar estadounidense y las variables independientes que son índice VIX, S&P500 y WTI para el periodo del 2 de enero de 2007 al 31 de diciembre de 2014.

4.2.1. Evidencia del modelo de Redes Neuronales Artificiales {ANN(10,10,10)}

El modelo de redes neuronales multicapa ANN(10,10,10) se calcula a través del paquete estadístico RStudio del que se obtienen los pesos sinápticos para cada una de las variables independientes. Tomando cada una de las bases correspondientes a los definidos factores globales de riesgo como serie de tiempo con una periodicidad diaria. Se consideraron los 5 últimos retrasos, justificados por la cantidad de días laborales en una semana. El constructo inicial de este trabajo para el modelo propuesto de Redes Neuronales se muestra en la Gráfica 4.1. Para este, se realizaron pruebas con diferentes funciones de activación y en la revisión de literatura como el trabajo de tesis de Pano (2015), demostró tener rendimiento satisfactorio una red con Tangente Hiperbólica y funciones lineales en modelos polinómicos.

Gráfica 4.4 Constructo inicial del modelo propuesto.



Fuente: Elaboración propia.

Pese a trabajos base como los de Pano, para el caso de estudio de esta tesis, quien mejores resultados arrojaron fue con la Tangente Hiperbólica de función de activación contra la logística y la lineal. Estas funciones son las soportadas por la función neuralnet de R. Acto siguiente se realizaron pruebas con un número de nodos y capas. Donde el modelo con 10 nodos y 3 capas ocultas fue un punto de inflexión donde el error comienza a converger. Es decir, agregar más nodos y más capas haría un sobreajuste del modelo, y disminuirlo aumenta el error. En conclusión, el modelo que más adelante se presentará, fue uno de los más parsimoniosos ubicados en las diferentes corridas realizadas.

En este sentido, dado el constructo inicial anterior en las siguientes tablas se muestran los pesos sinápticos de la red que tienen un valor de función de costos mínimo entre todos los entrenamientos siendo este valor de 0.01006.

$$USD_t = \tanh(\tanh(\tanh(\tan([USD_{t-j}, SP_{t-j}, VIX_{t-j}, WTI_{t-j}], \theta_1), \theta_2), \theta_3), \theta_4)) \quad (E 4.1)$$

Cuadro 4.1 Matriz de parámetros, capa 1

	1 Layer 1	1 Layer 2	1 Layer 3	1 Layer 4	1 Layer 5	1 Layer 6	1 Layer 7	1 Layer 8	1 Layer 9	1 Layer 10
<i>Intercept</i>	1.6956	-1.1507	1.1817	1.2847	-0.4566	-1.3418	-1.1988	0.1042	-0.6393	-0.9014
<i>USDMXN1</i>	-2.2289	0.0723	-1.9850	0.4912	1.6371	-2.3638	0.4985	-0.2588	-1.7133	-1.9024
<i>USDMXN2</i>	0.5338	-1.4614	-0.3622	-0.8454	-0.5771	-2.1285	1.1331	1.0643	-0.2821	0.4469
<i>USDMXN3</i>	0.5007	1.7095	2.0540	-0.1592	-0.2392	0.5714	0.8502	1.8016	-0.2700	-0.9294
<i>USDMXN4</i>	-0.2956	-0.7115	3.4775	-0.8641	0.0420	3.6496	0.2707	-1.2201	1.5810	-3.7659
<i>USDMXN5</i>	-0.4784	-2.6585	-0.8909	0.7687	-0.2656	0.9143	-1.5371	1.2701	0.0446	0.1921
<i>VIX1</i>	-4.4417	1.1097	-1.0002	4.9669	3.6350	0.4184	5.6115	-2.7136	-4.3529	-4.2355
<i>VIX2</i>	1.5615	-1.8155	-0.8467	-2.2764	-2.1373	-0.7585	-1.9905	2.1982	2.7546	3.4416
<i>VIX3</i>	-0.3770	1.2775	0.9487	0.5102	1.3000	3.9560	0.5447	-0.8281	0.9247	-1.5749
<i>VIX4</i>	0.1321	0.6576	0.3850	-2.3441	-0.1504	-1.0459	-0.1087	-0.1409	-0.2989	-1.4399
<i>VIX5</i>	0.2705	-2.5239	-1.2855	-0.0659	1.3384	-0.5272	-0.8630	0.1850	-0.1269	-0.4071
<i>SP5001</i>	0.4603	0.9124	0.9224	-2.2139	0.5561	1.7739	-0.6348	0.3129	-0.9800	-0.2258
<i>SP5002</i>	-1.8531	0.4239	0.5963	-0.2203	-0.8129	2.2070	0.0852	0.4764	0.3115	-0.0686
<i>SP5003</i>	-0.5550	-0.0317	-1.3856	1.5886	0.3129	0.5615	-1.4171	0.5773	-0.6769	-0.7353
<i>SP5004</i>	-0.8121	-1.2193	0.1594	0.0217	0.8108	-1.0035	0.6683	2.1134	1.5752	0.9290
<i>SP5005</i>	0.6940	1.9963	0.0764	0.3778	-0.1977	-1.2617	-0.3589	0.8077	0.0210	-1.7535
<i>WTI1</i>	-0.0039	-1.4741	-0.3385	-0.8718	0.7321	1.7122	-0.2847	0.2645	0.5217	-0.1286
<i>WTI2</i>	0.9010	-1.7388	0.6780	1.0435	0.6629	0.7985	-1.7265	0.9487	0.8287	-1.7299
<i>WTI3</i>	-0.9316	-0.7275	-3.1286	-0.4773	0.6690	1.2021	-1.2275	0.3752	0.7831	-0.3519
<i>WTI4</i>	1.6894	-0.7521	1.6249	-1.3303	0.4938	-1.7251	-0.8013	-0.3008	-0.7064	-0.5408
<i>WTI5</i>	1.3711	0.4831	-0.5740	-0.9291	0.5664	0.8910	-1.0292	-0.5344	-0.8870	1.8177

Fuente: Elaboración propia en el paquete estadístico RStudio

Cuadro 4.2 Matriz de parámetros, capa 2

	2 Layer 1	2 Layer 2	2 Layer 3	2 Layer 4	2 Layer 5	2 Layer 6	2 Layer 7	2 Layer 8	2 Layer 9	2 Layer 10
<i>Intercept</i>	0.4383	1.5294	2.1501	0.4015	-0.8472	-1.4775	-0.2646	-0.0117	-0.5829	0.7788
<i>1 Layer 1</i>	1.4433	-1.5399	1.5607	-0.2395	2.0010	0.0690	0.7532	-1.4742	2.2486	-0.7451
<i>1 Layer 2</i>	0.5695	-0.1393	0.1118	-0.4105	0.0190	-0.1925	-0.8543	-0.2806	0.5740	-0.5874
<i>1 Layer 3</i>	-0.1587	1.0666	2.0160	1.1358	-1.9556	0.0204	1.0418	0.2077	1.9185	-1.1123
<i>1 Layer 4</i>	-0.5292	-0.0147	0.8882	0.6551	0.7320	-0.2023	-1.2975	-0.6231	0.9283	-0.4705
<i>1 Layer 5</i>	-0.0498	1.8577	0.6046	-0.3079	0.2512	-0.5974	-0.7380	0.1307	0.7838	-0.6583
<i>1 Layer 6</i>	0.3987	0.6343	-1.3458	-0.5866	-0.7426	0.0892	-0.7515	-1.4742	-0.9781	-0.6676
<i>1 Layer 7</i>	-0.6504	1.3719	0.3632	-0.5348	1.1534	0.8859	-1.0034	-1.5127	-0.3086	0.6241
<i>1 Layer 8</i>	0.9944	-0.3527	0.9342	0.4962	1.3466	0.2828	0.0593	0.8541	0.9080	-0.1478
<i>1 Layer 9</i>	1.5032	-0.6729	-0.3775	1.2657	-0.0794	-0.2315	0.1525	-0.5513	0.7847	0.5091
<i>1 Layer 10</i>	1.0945	0.4367	-0.6319	1.2926	0.4874	1.1775	1.1127	0.0611	-2.4894	-0.3647

Fuente: Elaboración propia en el paquete estadístico RStudio

Cuadro 4.3 Matriz de parámetros, capa 3

	3 Layer 1	3 Layer 2	3 Layer 3	3 Layer 4	3 Layer 5	3 Layer 6	3 Layer 7	3 Layer 8	3 Layer 9	3 Layer 10
<i>Intercept</i>	1.3742	0.4484	0.9008	0.4692	0.9091	1.0351	0.0371	0.7538	-0.9387	0.8702
<i>2 Layer 1</i>	-1.9121	0.1703	-0.2225	1.0520	-1.1011	2.1986	0.5113	-0.1771	-0.3790	-0.5436
<i>2 Layer 2</i>	-0.6083	0.8973	0.8973	-0.5258	0.1125	-1.0468	-0.6214	-1.4275	0.5982	-0.4285
<i>2 Layer 3</i>	-2.2128	-0.9952	0.5554	1.3805	0.4841	-0.6960	0.1100	-1.3929	1.2563	-0.1701
<i>2 Layer 4</i>	1.7373	-0.2746	0.5126	0.3275	-0.4340	0.7845	-0.3536	-0.2075	1.2980	-0.6526
<i>2 Layer 5</i>	0.0155	2.1687	0.7406	1.8241	1.3467	0.5417	0.3430	-2.0736	0.7622	-0.2480
<i>2 Layer 6</i>	0.3990	-0.8637	-0.3912	-1.1051	0.4632	-0.4273	0.9899	-0.1393	0.9049	-1.8864
<i>2 Layer 7</i>	0.6512	-1.2532	-0.2208	-0.2275	2.1224	0.5092	2.4786	-0.4682	1.4450	-0.6285
<i>2 Layer 8</i>	-1.3230	-0.5207	0.7040	-0.2252	-0.0637	-0.1513	-0.1549	-0.7703	1.1628	-0.3084
<i>2 Layer 9</i>	0.7447	2.1491	1.2199	1.8473	0.4431	1.5694	-0.1159	-1.0911	-0.8731	-0.4854
<i>2 Layer 10</i>	-1.9544	0.8011	0.7561	0.8411	0.0604	0.3209	0.5576	-1.3303	-0.3466	-1.5558

Fuente: Elaboración propia en el paquete estadístico RStudio

Cuadro 4.4 Matriz de parámetros, capa 4

	<i>Intercept</i>	<i>3 Layer 1</i>	<i>3 Layer 2</i>	<i>3 Layer 3</i>	<i>3 Layer 4</i>	<i>3 Layer 5</i>	<i>3 Layer 6</i>	<i>3 Layer 7</i>	<i>3 Layer 8</i>	<i>3 Layer 9</i>	<i>3 Layer 10</i>
<i>USDMXN</i>	-0.3839	1.0810	-0.4380	0.6229	-1.3830	-1.1679	1.5520	-0.6449	-0.1720	-0.5229	0.2093

Fuente: Elaboración propia en el paquete estadístico RStudio

En cada una de las tablas anteriores el intercepto son los vectores de desviación que se agregan al modelo en cada una de las capas (layers). En tanto que la notación “a Layer b” indica la unidad “b” de la capa “a” dentro de la estructura de la red neuronal artificial.¹⁰ Estas matrices se ocuparán para analizar el desempeño de la red con los datos de prueba (fuera de la muestra).

Considerando la primera capa, podría pensarse que estos coeficientes sirven para reflejar un impacto sobre el tipo de cambio. En el cuadro 4.5 se muestran el porcentaje de efecto de cada una de las entradas sobre el tipo de cambio. Mostrando que el VIX tiene un efecto mayor por sobre todas las variables (Un efecto del 34%). Más específicamente el valor de apertura del día anterior con un peso del 14%. Tiene sentido al ser uno de los principales indicadores del riesgo, además el efecto del segundo retraso del VIX tiene también un efecto dominante. En segundo lugar, está el pasado de la misma serie de tiempo del dólar. Donde destacan principalmente el primer y cuarto retraso con un peso de 6% y 7% respectivamente. Quienes muestran un menor efecto sobre el tipo de cambio es el Standard and Poor's con un efecto del 20%.

En conclusión, las principales variables que muestran alto efecto en el modelado del tipo de cambio son el primer y segundo retraso del VIX y el cuarto retraso del dólar.

¹⁰ La tabla 4.4 fue transpuesta a fin de guardar espacio. A comparación de las demás no debe interpretarse que del nodo de USDMXN va a los nodos 3 Layer b.

Cuadro 4.5 Pesos de efecto de las variables de entrada.

Variable	Pesos por retraso individual	Peso por Factor de Riesgo
Intercepto	4%	4%
USD{t-1}	6%	25%
USD{t-2}	4%	
USD{t-3}	4%	
USD{t-4}	7%	
USD{t-5}	4%	
VIX{t-1}	14%	34%
VIX{t-2}	9%	
VIX{t-3}	5%	
VIX{t-4}	3%	
VIX{t-5}	3%	
S&P{t-1}	4%	17%
S&P{t-2}	3%	
S&P{t-3}	3%	
S&P{t-4}	4%	
S&P{t-5}	3%	
WTI{t-1}	3%	20%
WTI{t-2}	5%	
WTI{t-3}	4%	
WTI{t-4}	4%	
WTI{t-5}	4%	

Fuente: Elaboración propia

En la parte final de este capítulo se presentarán los estadísticos correspondientes tanto para el entrenamiento como para el conjunto de validación cruzada. Comparando el modelo de redes neuronales contra el modelo GARCH en la predicción de la volatilidad.

4.2.2. Evidencia del modelo EGARCH.

Para la estimación del modelo benchmark, se utilizó un modelo EGARCH(1,1) que fue estimado en el paquete estadístico S-Plus el cual proporciona los residuales estandarizados, la desviación estándar y la media de la muestra. A continuación, se reportarán los parámetros de dicho modelo, estos son estadísticamente significativos a un nivel de significancia del 1% para μ , el primer retardo de la media (λ_{1}), así como para la constante de la volatilidad (ω) y para α . Mientras que el segundo retardo de la media, el

retardo β y el coeficiente de asimetría (γ) también presentan un nivel de significancia del 10%.

Cuadro 4.6 Coeficientes modelo EGARCH(1,1)

$r_t = \mu + \lambda_1 r_{1t} + \lambda_2 r_{2t}$ (E 4.2)	
$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \alpha \frac{ \varepsilon_{t-1} }{\sigma_{t-1}} + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) + \gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + \phi_1 VIX_{t-1} + \phi_2 SP_{t-1} + \phi_3 WTI_{t-1}$	
Vi	Coeficiente
M	-0.0004609 *** (0.0001388)
$\lambda\{1\}$	-0.0902598 *** (0.0260399)
$\lambda\{2\}$	0.0108949 * (0.023928)
Ω	-0.4054541 *** (0.0656889)
A	0.1975091 *** (0.0248334)
B	0.9755953 * (0.0053353)
Γ	0.0965313 * (0.082964)
$\phi\{1\}$	2.2230121 (0.3560228)
$\phi\{2\}$	-1.2971039 * (1.5255469)
$\phi\{3\}$	-0.8261985 (0.7003192)

Fuente: Elaboración propia en el paquete estadístico S-Plus. Nota: *** Indica un nivel de significancia del 1%; ** Indica un nivel de significancia del 10%; * Indica un nivel de confianza de 5%. La cifra entre paréntesis es el error estándar del parámetro.

Los indicadores como el AIC y BIC dan como resultado -12,658.33 y -12,603.59 respectivamente. Ahora analizando la prueba de normalidad Jarque Bera y Shapiro-Wilk se muestran sus resultados en la siguiente tabla:

Cuadro 4.7 Prueba de normalidad

Jarque-Bera	P-value	Shapiro-Wilk	P-value
14.23	0.0008129	0.9975	0.006831

Fuente: Elaboración propia en el paquete estadístico RStudio

Cuadro 4.8 Prueba Ljung-Box para residuos estandarizados

Statistic	P-value	Chi ² -d.f.
9.736	0.6391	12

Fuente: Elaboración propia en el paquete estadístico RStudio

Cuadro 4.9 Prueba Ljung-Box para el cuadrado de los residuos estandarizados

Statistic	P-value	Chi ² -d.f.
16.05	0.1888	12

Fuente: Elaboración propia en el paquete estadístico RStudio

Las pruebas de normalidad de Jarque Bera indica no normalidad, al ser menor a 0.05, mientras que la prueba Ljung-box indica independencia de los residuos del modelo. Como consecuencia de los valores-p que rechazan la presencia de correlación serial en los residuales estandarizados simples a cualquier nivel de significancia. El parámetro de asimetría es positivo y significativo, este hallazgo muestra los efectos de apalancamiento. $\phi\{1\}$ representa el VIX y por los resultados esta variable tiene un efecto positivo sobre la volatilidad del tipo de cambio. $\phi\{2\}$ representa al Standard & Poor's y el modelo arroja que tiene un efecto negativo a la volatilidad del tipo de cambio. $\phi\{3\}$ que representa al West Texas, tiene poco impacto sobre a volatilidad cambiaria además de un impacto negativo.

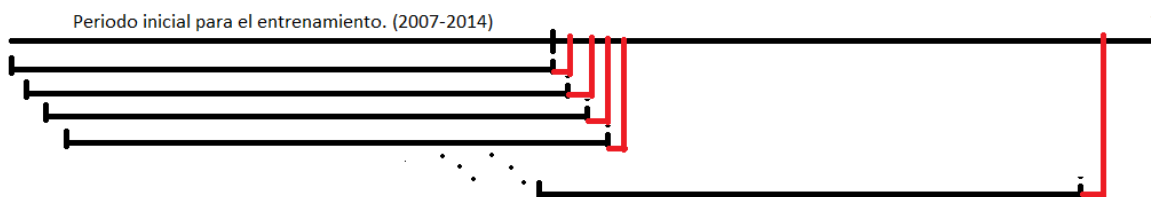
Aunque las variables exógenas no muestran significancia en el modelo propuesto, se conservan ya que el objetivo de la tesis es mostrar su efecto sobre la volatilidad del tipo de cambio.

4.3. Estimación de los modelos fuera de la muestra

Para estimar la volatilidad del tipo de cambio peso mexicano – dólar estadounidense fuera de la muestra correspondiente al periodo 2015-2018, se utilizó el periodo del 2 de enero de 2007 al 31 de diciembre de 2014 para predecir la volatilidad diaria a través de los modelos propuestos en la presente tesis, EGARCH(1,1) y ANN(10,10,10), a partir de una ventana móvil que mantiene el tamaño de la muestra al ir removiendo la observación más

antigua y agregando la observación más reciente de las cuatro series utilizadas en el presente trabajo del periodo 2007-2014, a fin de pronosticar la siguiente observación del tipo de cambio. En la gráfica 4.5 se muestra cómo fue el camino de la ventana desde el periodo inicial mencionado anteriormente hasta terminar con los datos fuera de la muestra.

Gráfica 4.5 Ventana móvil



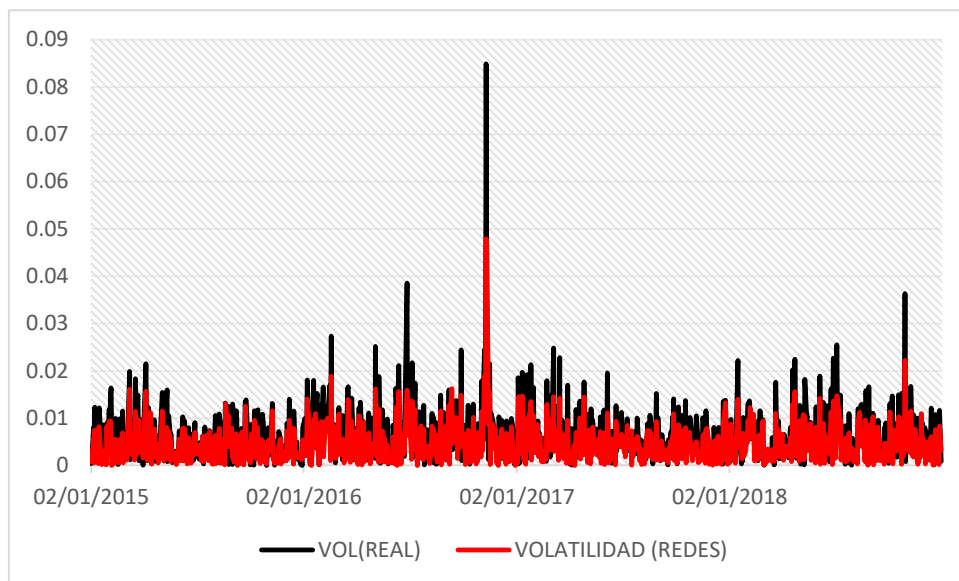
Fuente: Elaboración propia.

4.3.1. Evidencia del modelo de Redes Neuronales Artificiales {ANN(10,10,10)}.

En la gráfica 4.6 se muestran los resultados de la estimación dentro de la muestra con el modelo de redes neuronales multicapa. Mientras la serie real mostró un máximo de 0.084 el 10/11/2016, por su parte la red en la misma fecha presentó su punto máximo que fue de 0.047. si bien la red se quedó por debajo de valor real de la serie, cabe señalar que fue capaz de identificar un incremento en la volatilidad del tipo de cambio justo en esa fecha.

En tanto, el mínimo reportado en la serie original fue de 5.8×10^{-6} el 30/12/2015 mientras que la red registró un mínimo de 2.1×10^{-6} el 15/01/2016. El modelo de redes neuronales multicapa ANN(10,10,10) tiene una R^2 de 0.61 lo que significa que explica el comportamiento de la volatilidad del tipo de cambio peso mexicano – dólar estadounidense en un 61%.

Gráfica 4.6 Resultados dentro de la muestra ANN(10,10,10), 2015-2018



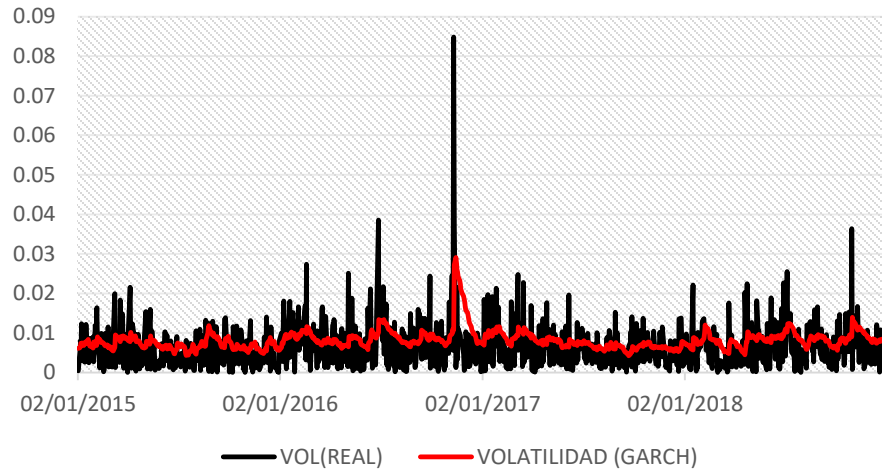
Fuente: Elaboración propia

4.3.2. Evidencia del modelo EGARCH(1,1)

Los resultados del modelo EGARCH(1,1) se muestran en la gráfica 4.7, en este sentido, mientras que la serie real como se mencionó anteriormente muestra un máximo de 0.084 el 10/11/2016 el EGARCH(1,1) tiene un máximo de 0.29 registrado el 14/11/2016, es decir, cuatro días después del máximo reportado en la serie original.

El modelo tiene un coeficiente de determinación (R^2) de 0.29, es decir, el modelo explica en un 29% a la variable real, en este caso la volatilidad del tipo de cambio peso mexicano – dólar estadounidense.

Gráfica 4.7 Resultados dentro de la muestra EGARCH(1,1), 2015-2018

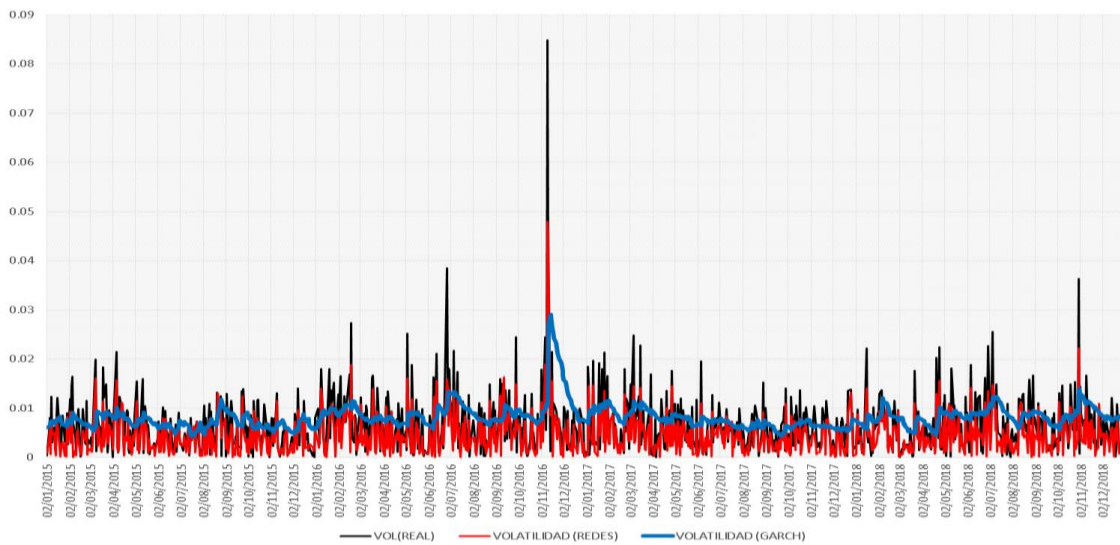


Fuente: Elaboración propia

4.4. Contraste de los modelos: ANN(10,10,10) e EGARCH(1,1)

Los resultados se muestran en la gráfica 4.8 donde es evidente que el modelo de redes es mejor al modelo EGARCH propuesto. El modelo benchmark logra captar los movimientos volátiles de la serie, pero el ajuste de las redes es más cercano a la serie real.

Gráfica 4.8 Volatilidad ANN (10,10,10) vs EGARCH(1,1)



Fuente: Elaboración propia

4.4.1. Estadísticos

A continuación, se muestran los principales estadísticos de prueba aplicados a ambos modelos versus la serie original.

Cuadro 4.10 Estadísticos

	<i>MSE</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAE</i>	<i>QLIKE</i>
<i>NNA(10,10,10)</i>	0.000031*	0.0056	0.0430	-5.67
<i>EGARCH(P,Q)</i>	0.000065*	0.0081	0.0764	-8.57

*Las cifras están multiplicadas por 1000 para tener visibilidad de los estadísticos.

Fuente: Elaboración propia.

El MSE que mide el error cuadrado medio de la estimación, refleja una mejor estimación por parte del modelo de redes neuronales multicapa. Mientras tanto, el error cuadrático medio (RMSE) también es menor para el modelo NNA(10,10,10), lo que indica que éste modelo explica mejor a la variable independiente que el modelo EGARCH(1,1).

El error absoluto medio (MAE) que no es tan sensible a los valores atípicos como el error cuadrático medio, también indica que el modelo de redes tiene un mejor desempeño que el modelo EGARCH. Finalmente, en el estadístico QLIKE tiene mejor desempeño el modelo de redes al ser su resultado más cercano a 0 a diferencia del GARCH. Este estimador de cuasi verosimilitud demuestra robustez a la hora de evaluar el poder predictivo de los modelos de volatilidad (Patton, 2011).

Conclusiones

Desde hace varias décadas, el hombre en su afán de adelantarse a los acontecimientos aleatorios de su entorno ha buscado herramientas y técnicas que le permitan prever el futuro. Con el fin de prepararse para cualquier escenario positivo o negativo que venga. La dificultad de esta tarea ha tenido a la humanidad ocupada e inmersa en la investigación de modelos predictivos capaces de recuperar la complejidad la realidad a la que nos enfrentamos. Durante las últimas décadas han surgido poderosas técnicas de predicción capaces de entender patrones de comportamiento, tal es el caso de las redes neuronales artificiales.

En el presente trabajo se propone el uso de dos técnicas, primeramente, un modelo GARCH asimétrico, que hasta el momento son los modelos utilizados por excelencia en la estimación de volatilidad. Y, por otro lado, una red neuronal multicapa, modelo que en la última década ha mostrado su eficiencia en la predicción de casos complejos. De esta forma se pudo concluir que se cumplió con el objetivo primordial de la presente tesis, el cual fue estimar la volatilidad del tipo de cambio peso mexicano - dólar estadounidense a través de estas dos técnicas.

Para el modelado de la volatilidad es importante destacar que en ambos modelos se incorporan factores de riesgo globales tales como los cambios en el petróleo WTI, la volatilidad implícita VIX y el índice accionario S&P 500, con fin de encontrar un efecto positivo que mejore la predicción de la volatilidad del tipo de cambio bajo 4 funciones de pérdidas. Los resultados empíricos muestran que el desempeño predictivo del modelo de redes neuronales artificiales proporciona mejores estimaciones de la volatilidad del tipo de cambio que el modelo GARCH bajo las funciones de pérdidas MAE, MSE, RMSE y QLIKE, lo que indica que los factores globales de riesgo tienen un efecto positivo en la predicción de la volatilidad.

En el análisis dentro de la muestra, la volatilidad del tipo de cambio estimada con el modelo EGARCH resulta ser conservador con respecto a la volatilidad registrada por la serie original mostrándose como una suavización de los efectos. Mientras que la red

neuronal multicapa mostró un mejor ajuste a los datos reales. Cabe señalar que ambos logran captar los periodos de alta volatilidad, sin embargo, los resultados estadísticos mostraron menores errores para las redes neuronales que para el modelo convencional propuesto.

Si bien el resultado fue favorable para nuestra investigación teniendo un MSE de 0.000031 para Redes Neuronales contra un 0.000065 del modelo EGARCH, indicando mejor ajuste con las redes neuronales que no sólo se limita a la volatilidad sino al precio del dólar al mismo tiempo. Dicho modelo de redes demostró no sobre ajustarse al entrenamiento y mantener un ajuste adecuado, no obstante, aún quedan puntos por detallar y mejorar en el modelo como lo es la capacidad de entrenarse con una estructura aún más sencilla con el objetivo de que el modelo sea fácilmente replicable. Otro caso fue la suavización de las series para lograr el mejor resultado de las redes y su acercamiento a la serie original. En este sentido, es importante señalar que el pronóstico se realizó sobre la serie suavizada del tipo de cambio, pero los resultados favorecieron más a su acercamiento a la serie real que a la serie suavizada. Estos detalles se dejan a investigadores posteriores que pretendan lograr un mejor modelo de predicción o bien se encuentre interesado en ahondar en el tema actual.

El uso de la inteligencia artificial en los procesos predictivos de las series temporales financieras es una herramienta que permite realizar análisis importantes. Actualmente existen numerosas implementaciones de dichas técnicas en la gestión empresarial tal como lo discute Sosa (2007) en su artículo "Inteligencia artificial en la gestión empresarial" con el uso de algoritmos genéticos. Si bien las técnicas utilizadas son diferentes en los múltiples estudios mencionados a lo largo del presente trabajo, el objetivo es el mismo: mejorar el desempeño financiero de la institución o las instituciones a las que pertenecen los indicadores. Ahora bien, aunque los indicadores financieros sean la parte más debatida en los trabajos nunca hay que perder de vista que la mejora en las condiciones financieras de una empresa o un país traerá consigo la mejora en la situación financiera de sus empleados o habitantes según sea el caso.

Es así como favoreciendo el ámbito económico, se favorece el ámbito social. En un ejemplo directo, está la optimización de las inversiones de fondos para el retiro,

obteniendo así mejores rendimientos para los futuros pensionados. Aunque es un tema que en los últimos años ha tenido un gran auge y ha sido motivo de numerosos debates. Aún existen personas que no ven tangible este problema ya que hasta 2022 será cuando se tenga a los primeros pensionados bajo este régimen.

La previsión de Banco de México para hacer frente a periodos de alta volatilidad que afecten la economía mexicana otorga un uso potencial a modelos de inteligencia artificial. En tanto le sea posible a Banxico prever los periodos de alta volatilidad del peso podrá elaborar estrategias más eficientes para contener la depreciación del peso y así cumplir con su objetivo primordial que es preservar el poder adquisitivo de la moneda local. Tal es el caso del periodo 2016-2017, a lo largo de 2016, el dólar alcanzó cotizaciones por arriba de los 20 y a inicios de 2017, tras el aumento del 20% en el precio de los combustibles, rebasó los 21 pesos por dólar. No obstante, después de alcanzar los 21.9 pesos por dólar el 20 de enero de 2017, comenzó una tendencia a la baja. Durante este periodo se presentó una inflación al alza, si en este periodo se hubiese tenido una estimación más precisa como la que brinda la red en 2016 (capítulo 4 sección 4.4, gráfica 4.8) acercándose mucho a la volatilidad que se presentó ese día se habrían podido tomar medidas al respecto para contener la depreciación del peso.

Ante periodos de alta volatilidad en los que el peso se deprecia, sobreviene un incremento a la inflación ya que las importaciones se encarecen para México y por supuesto este efecto lo absorbe la población teniendo que gastar más en la adquisición de los productos básicos. Este efecto es especialmente perjudicial para aquellos que realizan todas sus transacciones en efectivo, ya que no tienen forma, en la mayoría de los casos, de protegerse ante las fluctuaciones cambiarias y su poder adquisitivo se ve mermado. Por supuesto, es importante señalar que una moneda fuerte no es conveniente para los exportadores, es decir, ante la depreciación del peso el sector exportador se ve beneficiado.

Por otro lado, para PyMES que comercian con tipo de cambio, para realizar sus proyecciones de gastos a corto y mediano plazo les será de gran utilidad el modelo ya que recupera de una forma más eficiente los periodos de alta volatilidad. Así se podrán elaborar mejores estrategias financieras aún en periodos de inestabilidad en los

mercados financieros. Si bien es cierto que el modelo no es exacto, debe considerarse que proporciona una mejor aproximación de la que han mostrado los modelos convencionales.

De acuerdo con las hipótesis planteadas en este estudio se concluye que la hipótesis secundaria número 1 es aprobada, pues se pudo determinar que esta variable tiene un peso del 34% como factor de riesgo dentro de la volatilidad del tipo de cambio peso – dólar estadounidense (Ver Cuadro 4.5). En relación con las hipótesis secundarias número 2 y 3 que afirman que la variable con mayor efecto sobre el tipo de cambio es el S&P500 y WTI respectivamente, se rechazan. Ya que como se muestra en el cuadro 4.5 estas variables afectan en un 18% y 29% respectivamente. Finalmente, la hipótesis principal la cual afirma que la técnica de RNA tiene mayor capacidad de predecir el impacto que generan el VIX, S&P500 y WTI sobre la volatilidad del tipo de cambio peso – dólar estadounidense que los modelos GARCH es aprobada. De acuerdo con las funciones de pérdida la red neuronal tiene un mejor desempeño en la estimación de la volatilidad del tipo de cambio. En relación con

Cabe señalar que ambos modelos concordaron en la importancia del indicador de la volatilidad VIX del Chicago Board Exchange y su efecto sobre el tipo de cambio (Véase cuadro 4.5). Esto se dejará para posteriores investigaciones donde centren más su investigación sobre este indicador. Cabe mencionar como revelación post investigación, que los movimientos de las variables en el modelo redes neuronales no son tan tajantes en mostrar un efecto estrictamente positivo o negativo. Son más maleables en cuanto al patrón, es decir, muestran intervalos donde su efecto puede ser positivo o negativo sobre el tipo de cambio, esto dependerá del efecto y peso que tenga la variable en el modelo. Además, se alienta al lector a continuar con investigaciones de redes neuronales para tareas complejas que los modelos tradicionales no puedan lograr. Y si bien, se desea aplicar ignorando si es compleja o no la tarea, considerar si un modelo de redes neuronales más sencillo puede lograr los mismos o mejores resultados.

En la formación de un actuario la elaboración de modelos predictivos, así como el análisis de riesgos son elementos fundamentales. En el presente proyecto de investigación se recuperan ambas líneas de estudio, una como complemento o herramienta de la otra. Es

decir, se pretende que mediante el uso del modelo de redes neuronales se puedan desarrollar de manera más eficiente ciertos procesos dentro de los mercados financieros. Como son la elaboración de estrategias de cobertura por parte de Banxico o mejores estrategias de inversión en fondos para el retiro tratadas más a fondo dentro del proyecto.

Bibliografía

- Aguirre Botello, M. (Mayo de 2017). *Devaluación-Inflación México-U.S.A. Valuación mensual del peso mexicano respecto el U.S. Dólar 2008-2017*. Obtenido de <http://www.mexicomaxico.org/>
- Andersen, T. G. (03 de 1996). *Return Volatility and Trading Volume: An Information Flow Interpretation of Stochastic Volatility*. Obtenido de <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1996.tb05206.x>
- Argáez, S. J., Batún, C. J., Guerrero, L. E., Kantún, C. D., Medina, P. S., & Pantí, T. H. (14 de Febrero de 2014). *Un paseo por el modelo GARCH y sus variantes*. Recuperado el 25 de Noviembre de 2017, de [file:///C:/Users/admin/Downloads/Un paseo por el modelo GARCH y sus variantes.pdf](file:///C:/Users/admin/Downloads/Un+paseo+por+el+modelo+GARCH+y+sus+variantes.pdf)
- Bagella, M., Becchetti, L., & Hasan, I. (Abril de 2006). *Real effective exchange rate volatility and growth: A framework to measure advantages of flexibility vs. costs of volatility*. Obtenido de Journal of Banking & Finance : https://www.researchgate.net/publication/257211283_Real_effective_exchange_rate_volatility_and_growth_A_framework_to_measure_advantages_of_flexibility_vs_costs_of_volatility
- Banxico. (Septiembre de 2009). *Régimenes cambiarios en México a partir de 1954*. Obtenido de <http://www.banxico.org.mx/mercados/d/%7BC260B142-835E-2F6B-D7BD-3C9E182BB8B9%7D.pdf>
- Banxico. (18 de 09 de 2018). *BANXICO*. Obtenido de Efectode la política monetaria: <http://www.banxico.org.mx/politica-monetaria/d/%7BE0B64CFA-4903-B643-978E-AA348BC3C2CD%7D.pdf>
- Baron, D. P. (Septiembre de 1976). *Fluctuating Exchange Rates and the Pricing of Exports*. Obtenido de Economic Inquiry: <https://doi.org/10.1111/j.1465-7295.1976.tb00430.x>
- Barron, A. (Mayo de 1993). *IEEE Transactions On Information Theory*. Obtenido de Universal Approximation Bounds for Superpositions of a Sigmoidal Function: http://www.stat.yale.edu/~arb4/publications_files/UniversalApproximationBoundsForSuperpositionsOfASigmoidalFunction.pdf
- Basher, S., & Sadorsky, P. (2006). *Oil price risk and emerging stock markets*. Obtenido de Global Finance Journal: https://econpapers.repec.org/article/eeeglofin/v_3a17_3ay_3a2006_3ai_3a2_3ap_3a224-251.htm
- Baum, C., & Caglayan, M. (2010). *On the sensitivity of the volume and volatility of bilateral trade flows to exchange rate uncertainty*. Obtenido de Journal of

- International Money and Finance:
[http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0261-5606\(08\)00169-1](http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0261-5606(08)00169-1)
- BBVA. (2015). *Qué son los mercados Over The Counter (OTC)*. Obtenido de <https://www.bbva.com/es/bbva-research-revisa-al-alza-la-prevision-de-crecimiento-de-la-economia-catalana-hasta-el-32-para-2015/>
- BIS. (Octubre de 2013). *Bank for international settlements*. Obtenido de The exchange rate, real economy and financial markets:
<https://www.bis.org/publ/bppdf/bispap73.pdf>
- Bojorquez Mora, J. (Septiembre de 2011). *Uso de redes neuronales para estimar la respuesta sísmica de sistemas estructurales*. Obtenido de Universidad Autónoma del Estado de México:
<http://www.ptolomeo.unam.mx:8080/xmlui/bitstream/handle/132.248.52.100/4531/tesis.pdf?sequence=1>
- Bollerslev, T. (Febrero de 1986). *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*. Obtenido de https://public.econ.duke.edu/~boller/Published_Papers/joe_86.pdf
- Bordo, M., Einchegreen, B., Daniela, K., & Martinez-Peria, M. S. (2001 de). *Is the crisis Problem Growing more Severe?* Obtenido de https://siteresources.worldbank.org/DEC/Resources/cris_problem_more_severe.pdf
- Campos Ortiz, A. (Diciembre de 1998). *Proceso de distribución aplicando redes neuronales artificiales con supervisión*. Obtenido de Universidad Autónoma de Nuevo León: <http://eprints.uanl.mx/542/1/1020124770.PDF>
- CBOE. (2018). *Chicago Board Options Exchange Market Volatility Index*. Obtenido de <http://www.cboe.com/vix>
- CBOE. (2019). *Volatility Index*. Obtenido de <https://www.cboe.com/micro/vix/vixwhite.pdf>
- Chang Chuyes, G., & Lupú Figallo, J. F. (03 de 03 de 2011). *INTERVENCIÓN CAMBIARIA DEL BCRP*. Obtenido de https://pirhua.udel.edu.pe/bitstream/handle/11042/1330/ECO_035.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Chen, Y., Ding, X., Liu, H., & Yan, Y. (10 de 2013). *Comparison of oil production predicting models*. Obtenido de Scientific Research:
<http://dx.doi.org/10.4236/eng.2013.58076>
- Clark, H. H. (1973). *The Language-as-Fixed-Effect Fallacy: A Critique of Language Statistics in Psychological Research*. Obtenido de Stanford University:
https://web.stanford.edu/~clark/1970s/Clark,%20H.H.%20_Language%20as%20fixed%20effect%20fallacy_%201973.pdf

- Conti-Brown, P., & Lastra, R. M. (2018). *Research Handbook on Central Banking*. Cheltenham, UK: Edward Elgar Publishing.
- Cortes, C., & Vapnik, V. (Septiembre de 1995). *Machine Learning*. Obtenido de Support-Vector Networks: <https://link.springer.com/article/10.1023/A:1022627411411>
- Coudert, V., Couharde, C., & Mignon, V. (5 de Abril de 2011). *Exchange rate volatility across financial crises*. Obtenido de Journal of banking & Finance: <http://isiarticles.com/bundles/Article/pre/pdf/8405.pdf>
- Cushman, D. (1986). *Has exchange risk depressed international trade? The impact of third-country exchange risk*. Obtenido de Journal of International Money and Finance: [http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0261-5606\(86\)90035-5](http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0261-5606(86)90035-5)
- De Gregorio, J., & Wolf, H. C. (2000). *Terms of Trade, Productivity, and the Real Exchange Rate*. Obtenido de National Bureau of Economic Research: <https://www.nber.org/papers/w4807>
- De Jesús, R., & Ortiz, E. (07 de 11 de 2011). *El efecto de la volatilidad del peso mexicano en los rendimientos y riesgo de la Bolsa Mexicana de Valores*. Obtenido de Scielo: <http://www.scielo.org.mx/pdf/cya/v58n3/v58n3a5.pdf>
- De los Ríos, A. G., & Vidal-Abarca, A. o. (02-03 de 2001). *Crisis cambiarias en Latinoamérica: Factores específicos e internacionales*. Obtenido de http://www.revistasice.com/CachePDF/ICE_790_93-106__16940DE01C56DA7FE07C40CFD78C2442.pdf
- Di Persio, L., & Honchar, O. (2016). *Artificial Neural Networks architectures for stock price prediction: comparisons and applications*. Obtenido de INTERNATIONAL JOURNAL OF CIRCUITS, SYSTEMS AND SIGNAL PROCESSING: <https://pdfs.semanticscholar.org/4148/7776364a6dddee91f1e2d2b78f46d0b93499.pdf>
- Ding, Z. R. (1993). *A long memory property of stock market returns and a new model*. Obtenido de Journal of Empirical Finance: <http://stats.lse.ac.uk/q.yao/qyao.links/paper/pwy.pdf>
- Dornbusch, R., Goldfajn, I., & Valdés, R. (1995). *Brookings Papers on Economic Activity*. Obtenido de Currency Crises and Collapses: https://econpapers.repec.org/article/binbpeajo/v_3a26_3ay_3a1995_3ai_3a1995-2_3ap_3a219-294.htm
- Dreyfus, G. (2004). *Neural Networks: Methodology and Applications*.
- Du, K.-L., & Swamy, M. (2014). *Neural Networks and Statistical Learning*.
- Elmabrouk, S., Shirif, E., & Mayorga, R. (14 de Marzo de 2014). *Artificial Neural Network modeling for the prediction of Oil Production*. Obtenido de <http://dx.doi.org/10.1080/10916466.2011.605093>

- Engle, F. R. (2003). *Risk and Volatility: Econometric models and financial practice*. Obtenido de http://www.istiseo.org/pps/2011_Engle_presentation.pps
- Engle, R. F. (Julio de 1982). *STOR*. Recuperado el 24 de Enero de 2018, de <http://www.econ.uiuc.edu/~econ536/Papers/engle82.pdf>
- Engle, R., & Patton, A. (15 de Octubre de 2000). *Institute of Physics*. Obtenido de What good is a volatility Model?: <http://www.stern.nyu.edu/rengle/EnglePattonQF.pdf>
- Ethier, W. (Junio de 1973). *International Trade and the Forward Exchange Marke*. Obtenido de The American Economic Review: <http://www.jstor.org/stable/1914383>
- Figlewski, S. (24 de 04 de 1997). *Forecasting volatility, Financial Markets, Institutions and Instruments, Vol. 6 No. 2*. Obtenido de https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=8312
- Forextraders. (06 de 11 de 2016). *Volatility in the Forex Market*. Obtenido de <https://www.forextraders.com/forex-education/forex-strategy/volatility-in-the-forex-market/>
- Fryzlewicz, P. (18 de Julio de 2017). *Lecture notes: Financial time series, ARCH and GARCH*. Obtenido de <http://www.maths.bris.ac.uk/~mapzf/>
- Glosten, L. J. (1993). *Relationship between the expected value and volatility of the nominal excess returns on stocks*. Obtenido de Journal of finance: <https://pdfs.semanticscholar.org/ace4/f14590c05e50eb7df7baaffbf54f0a8cb8d6.pdf>
- González, M. T., & Novales, A. (09 de 2009). *Are volatility indices in international stock markets forward looking?* Obtenido de RACSAM - Revista de la Real Academia de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales. Serie A. Matemáticas: <https://link.springer.com/article/10.1007/BF03191911>
- Guzmán, M. d., Leyva, S. L., & Cárdenas, A. y. (2007). *La relación de causalidad entre el índice bursátil mexicano y el tipo de cambio spot*. Obtenido de Redalyc: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=41311486005>
- Hagan, M. T., Demuth, H. B., Beale, M. H., & De Jesús, O. (1996). *Neural Network design*. Obtenido de <http://hagan.okstate.edu/NNDesign.pdf>
- Hassan, A., & Bala, S. (2017). *Arabian Journal of Business and Management Review*. Obtenido de Exchange Rate and Stock Market Interactions: Evidence from Nigeria: <https://www.omicsonline.org/open-access/exchange-rate-and-stock-market-interactions-evidence-from-nigeria-98022.html>
- Havranek, T., & Irsova, Z. (2010). *Estimating vertical spillovers from FDI: Why results vary and what the true effect is*. Obtenido de Journal of International Economics: 10.1016/j.jinteco.2011.07.004

- InTech. (2011). *Artificial Neural Networks- Methodological Advances and Biomedical Applications*.
- Jiménez, R. H., Carrillo, S., & Bustamante, A. C. (24 de 10 de 2014). *El impacto de los tratados de libre comercio en la economía de México* . Obtenido de Asamblea General de ALAFEC:
<http://www.alafec.unam.mx/docs/asambleas/xiv/ponencias/8.01.pdf>
- Khan, K., & Ahmed, I. (2015). *Impact of Stock Prices on Macroeconomic Variables: Evidence from Pakistan*. Obtenido de KASBIT Business Journals (KBJ):
<https://ideas.repec.org/a/ksb/journal/v8y2015i1p42-59.html>
- Kozikouski, Z. (2013). *Finanzas Internacionales*. Obtenido de
<https://www.uv.mx/personal/clelanda/files/2016/03/Kozikowski-Z-2013-Finanzas-Internacionales.pdf>
- Krenker, A., Bešter, J., & Kos, A. (11 de Abril de 2011). *Introduction to the Artificial Neural Networks*. Obtenido de <https://www.intechopen.com/books/artificial-neural-networks-methodological-advances-and-biomedical-applications/introduction-to-the-artificial-neural-networks>
- Kriesel, D. (2005). *A brief Introduction to Neural Networks*. Obtenido de
http://www.dkriesel.com/en/science/neural_networks
- Liesenfeld, R. (02 de 2001). *A generalized bivariate mixture model for stock price volatility and trading volume*. Obtenido de Journal of Econometrics :
 10.1016/S0304-4076(01)00062-8
- Lu, X., Que, D., & Cao, G. (2016). *Volatility Forecast Based on the Hybrid Artificial Neural Network and GARCH-type Models*. Obtenido de Information Technology and Quantitative Management (ITQM 2016):
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050916313382>
- Minsky, M. L., & Papert, S. A. (1969). *Perceptrons*. Obtenido de An Introduction to Computational Geometry: <https://leon.bottou.org/publications/pdf/perceptrons-2017.pdf>
- Nelson, D. B. (1991). *Econometrica*. Obtenido de Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach:
https://econpapers.repec.org/article/ecmemetrp/v_3a59_3ay_3a1991_3ai_3a2_3ap_3a347-70.htm
- Obadan, M. (2007). *Exchange rate regimes for developing and emerging markets*. Obtenido de
<http://www.cbn.gov.ng/cbnat50/papers/session2/EXCHANGE%20RATE%20REGIMES%20FOR%20DEVELOPING%20AND%20EMERGING%20MARKETS-Obadan.doc>

- Orr, M. J. (Abril de 1996). *Introduction to Radial Basis Function Networks*. Obtenido de <https://www.cc.gatech.edu/~isbell/tutorials/rbf-intro.pdf>
- Pano Azucena, A. D. (Julio de 2015). *Realización FPGA de una Red Neuronal Artificial para reproducir el comportamiento caótico*. Obtenido de Instituto Nacional de Astrofísica Óptica y Electrónica: <https://inaoe.repositorioinstitucional.mx/jspui/bitstream/1009/94/1/PanoAAD.pdf>
- Patton, A. J. (2011). Volatility forecast comparison using imperfect volatility proxies. *Journal of econometrics*, 246-256. Obtenido de Volatility forecast comparison using imperfect volatility proxies.
- Peree, E., & Steinherr, A. (1989). *Exchange rate uncertainty and foreign trade*. Obtenido de European Economic Review: [http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0014-2921\(89\)90095-0](http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0014-2921(89)90095-0)
- Rankia. (16 de 03 de 2017). *Tipo de cambio: definición, clases y tipos*. Obtenido de <https://www.rankia.mx/blog/forex-mexico/3505883-tipo-cambio-definicion-clases-tipos>
- Reinhart, C., Goldstein, M., & Kaminsky, G. (26 de 02 de 2009). *Assessing financial vulnerability, an early warning system for emerging markets: Introduction*. Obtenido de University of Maryland, College Park, Department of Economics: https://mpira.ub.uni-muenchen.de/13629/1/MPRA_paper_13629.pdf
- Rojas, R. (1996). *Neural Networks: A systematic introduction*.
- Sercu, P., & Vanhulle, C. (Febrero de 1992). *Exchange rate volatility, international trade, and the value of exporting firms*. Obtenido de Journal of Banking & Finance: [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(92\)90083-C](https://doi.org/10.1016/0378-4266(92)90083-C)
- Sicilia, J., & Castillo, S. (19 de 07 de 2014). *La importancia del dólar*. Obtenido de <https://www.elmundo.es/economia/2014/07/19/53cab34d22601d581d8b4573.htm>
|
- Sierra J., B. E. (1995). *Sistemas Expertos en Contabilidad y Administración de empresas*. Obtenido de http://www.smie.org.mx/SMIE_Articulos/co/co_11/33.PDF
- Sosa Sierra, M. C. (Diciembre de 2007). *Inteligencia Artificial en la gestión empresarial*. Obtenido de <http://www.redalyc.org/pdf/646/64602370.pdf>
- Swissquote Europe Ltd. (07 de 2013). *Petróleo Brent – Factsheet*. Obtenido de <https://es.swissquote.eu/project-resources/pdf/es/BrentCrudeOil.pdf>
- Tauchen, G., & Pitts, M. (1983). *The Price Variability-Volume Relationship on Speculative Markets*. Obtenido de https://econpapers.repec.org/article/ecmemetrp/v_3a51_3ay_3a1983_3ai_3a2_3ap_3a485-505.htm

- Torres Gaytán, R. (2005). *Teoría del comercio internacional*. Obtenido de <https://books.google.com.mx/books?id=vWAEfcJWwqwC&pg=PA284&lpg=PA284&dq=el+tipo+de+cambio+tiene+su+origen+en+las+operaciones+comerciales++y+financieras+efectuadas+entre+economias+que+fincionan+con+relativa+independencia&source=bl&ots=f-oVYnfcF1&sig=ACfU3U>
- Torres, L. L., & Munguia, S. A. (2016). *Contraste entre modelos de Redes Neuronales Artificiales, GLM y GARCH en el pronóstico y análisis del tipo de cambio mexicano: 2000-2014*.
- Tsai, S.-C. (28 de Noviembre de 2014). *Journal of Business Finance & Accounting*. Obtenido de Individuals' Trading Prior to Earnings Announcements: <https://doi.org/10.1111/jbfa.12093>
- Tsay, R. (2010). *Analysis of Financial Time Series*. Obtenido de 3rd Edition New York, United States of America.
- Vargas, E. M. (Julio de 2010). *El poder de los tipos de cambio*. Obtenido de Redalyc: <http://www.redalyc.org/pdf/4259/425941230002.pdf>
- Velásquez, J. D., Gutiérrez, S., & Franco, C. J. (07 de 05 de 2013). *USING A DYNAMIC ARTIFICIAL NEURAL NETWORK FOR FORECASTING THE VOLATILITY OF A FINANCIAL TIME SERIES*. Obtenido de Revista Ingenierías Universidad de Medellín: https://www.researchgate.net/publication/256662799_Using_a_dynamic_artificial_neural_network_for_forecasting_the_volatility_of_a_financial_time_series
- Viaene, J.-M., & de Vries, C. G. (Agosto de 1992). *International trade and exchange rate volatility*. Obtenido de European Economic Review: [https://doi.org/10.1016/0014-2921\(92\)90035-U](https://doi.org/10.1016/0014-2921(92)90035-U)
- Zakoian, M. (1994). *Threshold Heteroscedatic Models*. Recuperado el 25 de Enero de 2018, de Journal of Economic Dynamics and Control.
- Zhu, Y. (2007). *Application of asymmetric Laplace laws in financial risk measures and time series analysis*. Obtenido de Dissertation for the degree of doctor of Philosophy.
- Zhu, Y. (15 de Marzo de 2016). *Crude Oil Prediction: A Nonparametric Approach*. Obtenido de <https://ssrn.com/abstract=2296902> ó <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2296902>
- Zurada, J. M. (1992). *Introduction to Artificial Neural Systems*. Obtenido de <https://es.scribd.com/doc/29721562/Zurada-Introduction-to-Artificial-Neural-Systems-WPC-1992>

Anexo 1. Metodología de los rendimientos y volatilidad.

Como breve introducción en los siguientes anexos se dará a conocer la metodología y tratamiento de los datos para la realización de esta investigación. Una aclarando que se trabajará como series de tiempo. Los anexos se dividen de la siguiente manera: en el anexo 1 se abordará la metodología del tratamiento de los datos para obtener los rendimientos y variables proxy para la estimación de la volatilidad de las variables. En el anexo 2 se presenta la metodología propuesta para tratar la información antes de someter la base de datos al modelado de redes neuronales (RNA). En el anexo tres se hace presentación de estadísticos para evaluar la capacidad predictiva y de ajuste de las técnicas como lo son las RNA y el modelo EGARCH. Finalmente, en los anexos 4 y 5 se presentan los resultados más sobresalientes de las corridas realizadas y el código de la red y EGARCH.

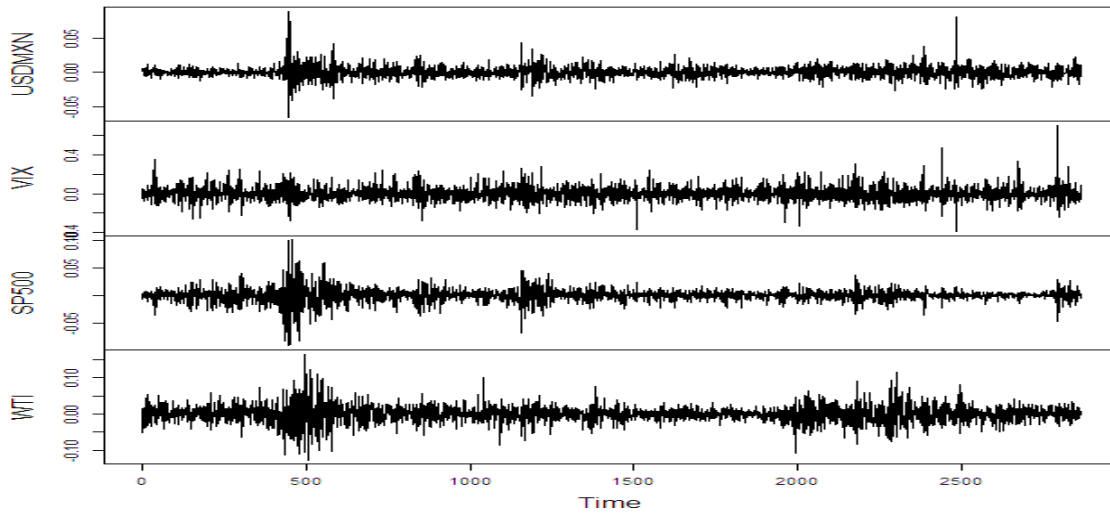
A continuación, se brindarán los elementos necesarios al lector para el cálculo matemático del rendimiento y la volatilidad. Primeramente, definiremos a la volatilidad como a las variaciones que contiene un conjunto de retorno de precios o bien la desviación estándar del retorno de precios en una ventana de tiempo determinado.

Sea P_t el precio de algún activo en el tiempo t , se define entonces:

$$r_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right); \quad (\text{A.1.1})$$

Donde r es el retorno del activo en el periodo ' t '. Haciendo muestra de la transformación a rendimientos se tiene la ilustración A1. Nótese en diferentes puntos de la ilustración un aumento de ruido agrupado que si bien se recuerde coinciden con las crisis de 2008 y 2012, entre las más representativas.

Ilustración A1 Rendimientos



Fuente:

Elaboración propia en el paquete estadístico RStudio

Sin embargo, como lo menciona Novales (2016), puede pensarse que con obtener mayor rendimiento y menor varianza cualquier activo puede ser atractivo a la inversión, dado que por la teoría de carteras optimas muestra que esa decisión puede no ser óptima de acuerdo con el signo y la magnitud de su correlación. Es por ello por lo que se hace uso de la desviación estándar, dado que esta puede ser interpretada aproximadamente como el tamaño medio de las desviaciones de una variable respecto a su esperanza o bien a alguna referencia. Esto es, el tamaño medio de las fluctuaciones respecto a un nivel de referencia.

Entrando en materia del cálculo de la volatilidad se tiene entonces los momentos condicionales.

$$m_t = E[r_t | F_{t-1}] = E_{t-1}[r_t]; \quad (\text{A.1.2})$$

$$h_t = E[(r_t - m_t)^2 | F_{t-1}] = E_{t-1}[(r_t - m_t)^2]; \quad (\text{A.1.3})$$

m_t es la media condicional y h_t la varianza condicional y F_{t-1} es un conjunto con información de retorno al tiempo 't-1'. Así también los momentos no condicionales:

$$\mu = E[r_t]; \quad (A.1.4)$$

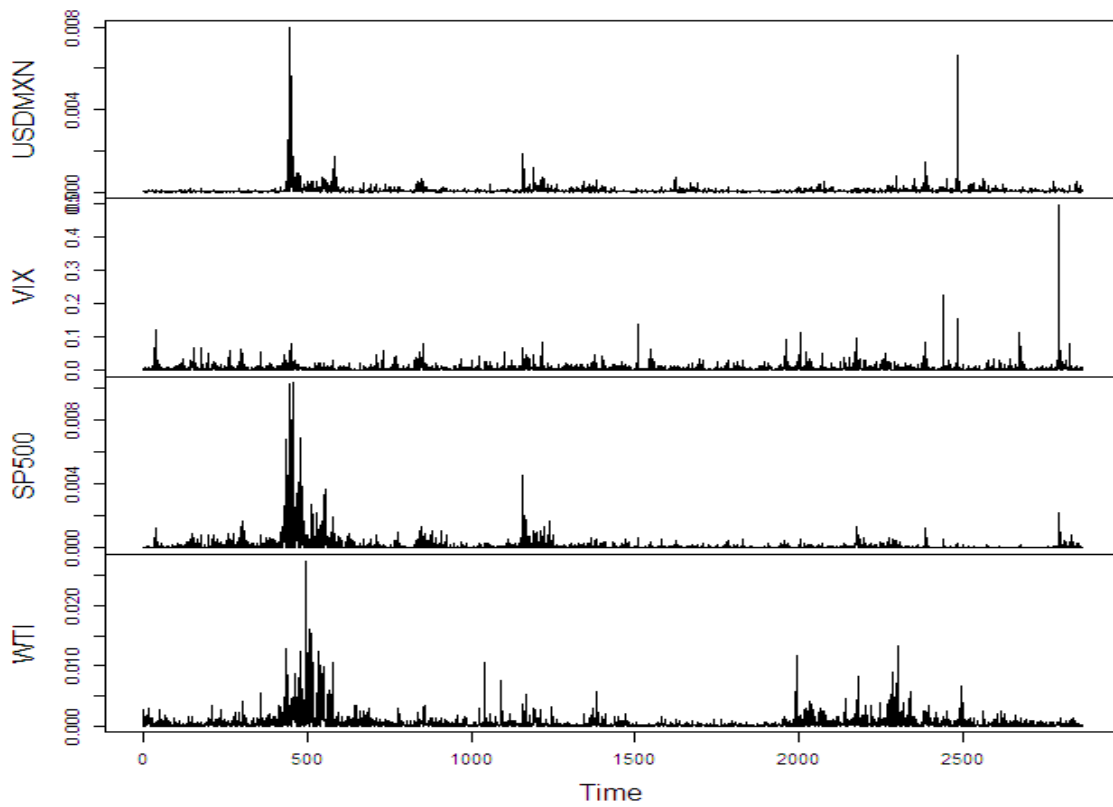
$$\sigma^2 = E[(r_t - m_t)^2]; \quad (A.1.5)$$

El uso de uno u otro se basa en el tipo de modelo que se desee ocupar. Los modelos de la familia de los GARCH ocupan los momentos condicionales, mientras que, los modelos de volatilidad estocástica ocupan los momentos no condicionales (Engle & Patton, 2000). Sin embargo, pese a la utilidad de la desviación típica, debe ser estimada de la siguiente forma:

$$\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T r_t^2 \quad (A.1.6)$$

Este es un estimador insesgado de la varianza poblacional. Ésta presenta problemas en las series financieras dado que es un estimador si la media y la varianza son constantes por lo que entonces se ocupa una ventana móvil para aminorar este efecto. Tomando el cuadrado de los rendimientos como variable proxy se puede apreciar en la ilustración A2 donde de la misma forma que en los rendimientos muestra un alza en algunos periodos de la serie de tiempo.

Ilustración A2 Rendimientos²



Fuente: Elaboración propia en el paquete estadístico RStudio

Anexo 2. Metodología propuesta para el tratamiento de los datos previo al modelado de redes neuronales.

Para trabajar con el modelo de redes neuronales se comienza por suavizar las series a fin de que la red identifique fácilmente los patrones que realizan las series sobre el tipo de cambio ya que con los datos sin trabajar un modelo de redes no resulta tan eficiente. Además de que se ocuparán las variaciones de los precios para el modelo del periodo de 2007 a 2013 como conjunto de entrenamiento.

Sea entonces los pesos de las ponderaciones para cada serie:

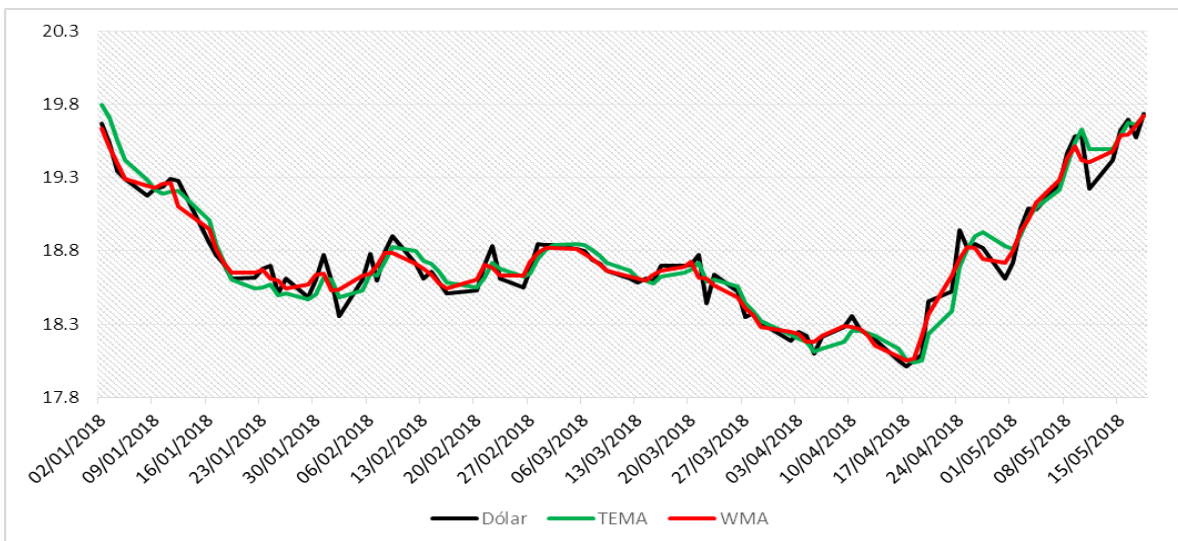
$$W_{USD} = \begin{bmatrix} 0.05 \\ 0.05 \\ 0.2 \\ 0.3 \\ 0.4 \end{bmatrix}; W_{SP} = \begin{bmatrix} 0.075 \\ 0.075 \\ 0.2 \\ 0.3 \\ 0.35 \end{bmatrix}; W_{VIX} = \begin{bmatrix} 0.075 \\ 0.075 \\ 0.2 \\ 0.3 \\ 0.35 \end{bmatrix}; W_{WTI} = \begin{bmatrix} 0.025 \\ 0.025 \\ 0.2 \\ 0.35 \\ 0.4 \end{bmatrix};$$

Nótese que la lectura de arriba hacia abajo va incrementando el peso, esto puede interpretarse como que las observaciones presentes tienen mayor peso que las pasadas. Cabe aclarar que la nueva serie será desplazada un periodo, lo cual, para completar la serie se utilizará una triple exponencial, teniendo un multiplicador de 0.2, o bien, se utiliza el último precio registrado a fin de acercarlo lo más posible a la serie suavizada a la real. El fin es lograr disminuir los picos de la serie. Recuerde que:

$$\text{multiplicador} = \frac{2}{1+n}, \text{ donde } n=9$$

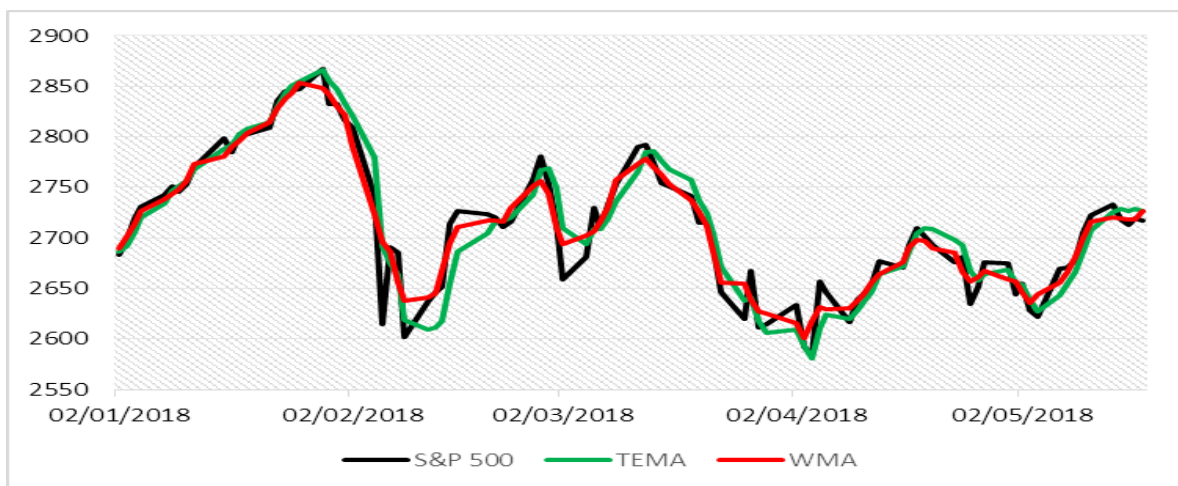
A continuación, se muestra las suavizaciones de cada serie suavizada tanto por ponderación como por la triple exponencial, sólo del periodo de enero de 2018 al 18 de mayo del mismo año, para que sea visible la suavización.

Gráfica A1 Suavización serie Tipo de cambio Peso - Dólar



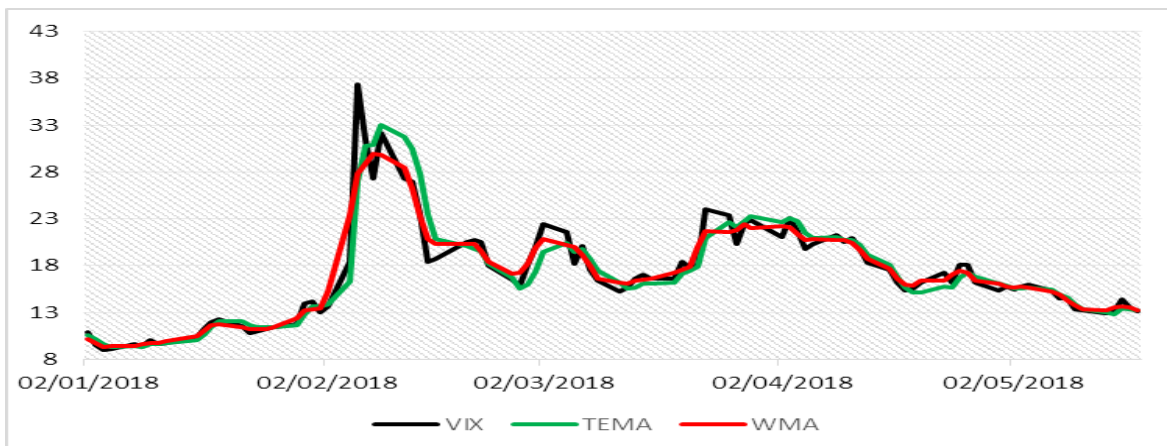
Fuente: Elaboración propia

Gráfica A2 Suavización serie S&P 500



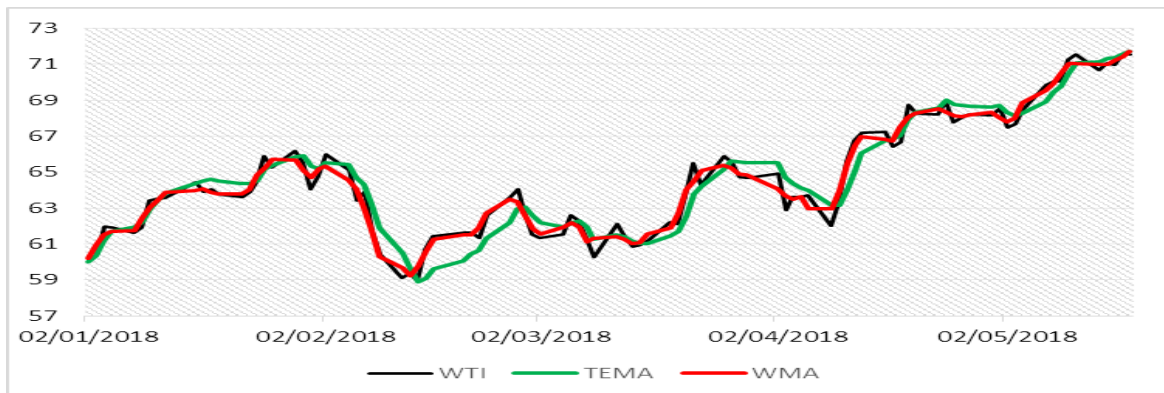
Fuente: Elaboración propia

Gráfica A3 Suavización serie VIX



Fuente: Elaboración propia

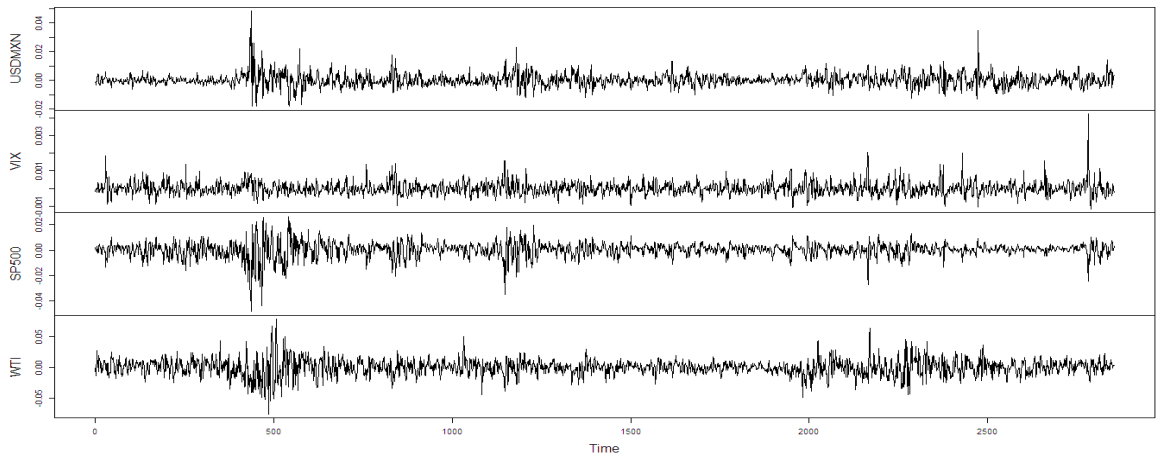
Gráfica A4 Suavización serie WTI



Fuente: Elaboración propia

Una vez suavizadas las series obtenemos los rendimientos. Por lo que ahora tenemos la ilustración A3, dónde se observa las variaciones del tipo de cambio, el VIX, S&P 500 y el WTI. Estas series conservan bastante bien los periodos de alta fluctuación.

Ilustración A3 Rendimientos



Fuente: Elaboración propia en el paquete estadístico RStudio

Tómese en cuenta también, que la autocorrelación de las variables indica que tienen una relación con los valores de su pasado por lo que para el análisis se ocuparon los últimos 5 valores anteriores a cada valor de las series al tiempo t , esto es:

$$Y_t, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}$$

$$S_t, S_{t-1}, S_{t-2}, S_{t-3}, S_{t-4}, S_{t-5}$$

$$V_t, V_{t-1}, V_{t-2}, V_{t-3}, V_{t-4}, V_{t-5}$$

$$O_t, O_{t-1}, O_{t-2}, O_{t-3}, O_{t-4}, O_{t-5}$$

Dónde Y_t es la variación en el tipo de cambio en el tiempo t ; S_t es la variación en el S&P 500 en el tiempo t ; V_t es la variación en el VIX en el tiempo t (Multiplicado por 1/100); O_t es la variación en el crudo en el tiempo t ;

Para este propósito se utilizará una red de tres capas ocultas con 10 unidades en cada una. Además, tendrá una tangente hiperbólica como función de transferencia ya que, para aproximar funciones no lineales, esta función es la más apropiada.

Sea:

$$E_t = \left[\begin{array}{cccccc} Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, S_{t-1}, S_{t-2}, S_{t-3}, S_{t-4}, S_{t-5}, \\ V_{t-1}, V_{t-2}, V_{t-3}, V_{t-4}, V_{t-5}, O_{t-1}, O_{t-2}, O_{t-3}, O_{t-4}, O_{t-5} \end{array} \right]$$

Dónde la matriz E será la matriz de entrada de datos de la red. Y sea $\omega^{(i)}$ la matriz de pesos sinápticos de la capa i y $\theta^{(i)}$ el vector de desviaciones para cada capa i. Tenemos entonces de manera matricial:

$$Y_t = \tanh \left(\left[\theta^{(4)}, \tanh \left(\left[\theta^{(3)}, \tanh \left(\theta^{(2)}, \left[\tanh \left(\left[\theta^{(1)}, E_t \right] * \omega^{(1)} \right) \right] * \omega^{(2)} \right) \right] * \omega^{(3)} \right) \right] * \omega^{(4)} \right) \quad (\text{A.1.7})$$

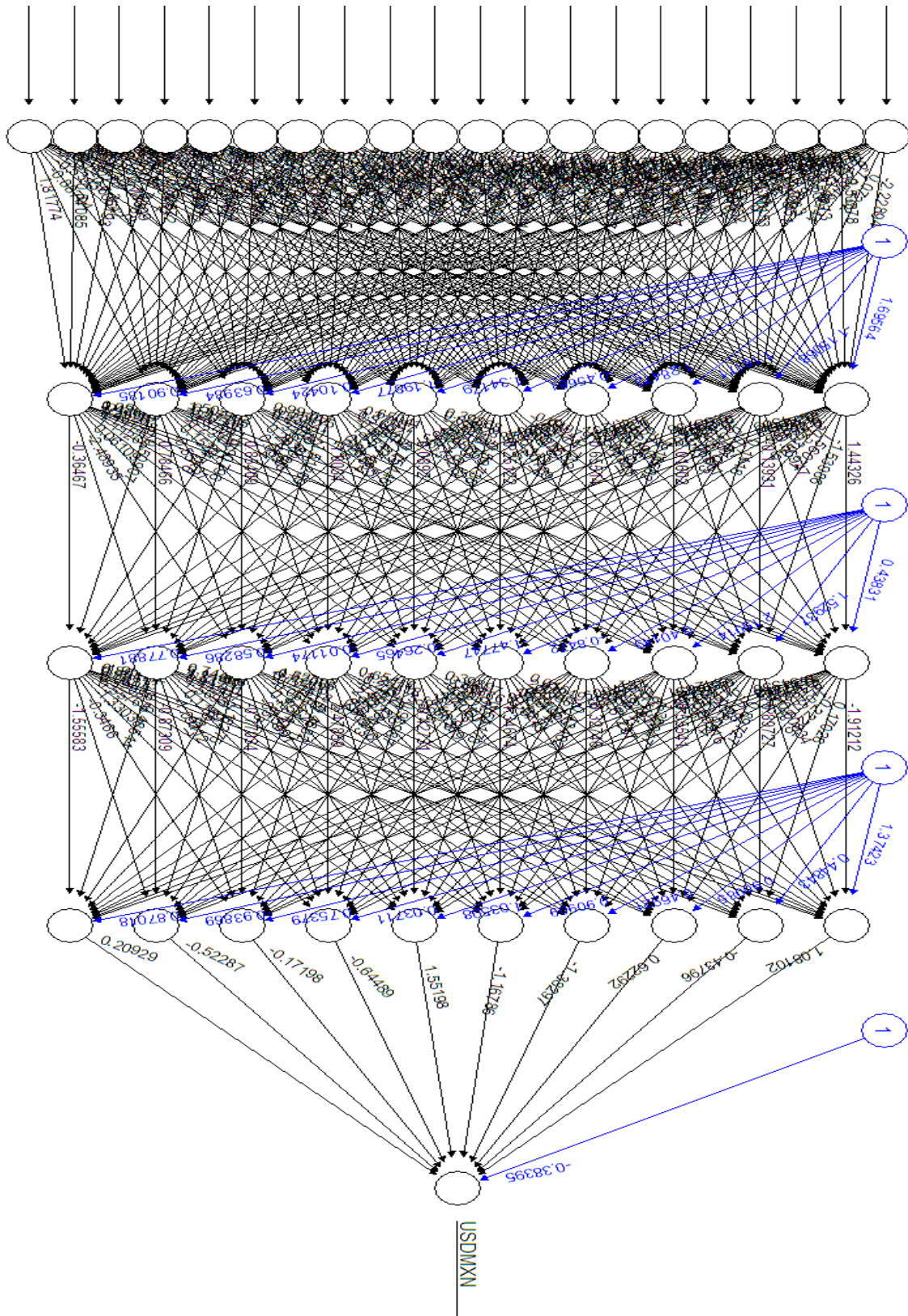
En esta matriz, los vectores $\theta^{(i)}$ son vectores de ‘unos’. Por lo que:

$$\theta^{(i)} * \omega_d^{(i)} = \omega_d^{(i)} \quad (\text{A.1.8})$$

Donde $\omega_d^{(i)}$ es el vector de la matriz de pesos que se destina a las desviaciones de cada capa.

A continuación, en la gráfica A5 se muestra la red con mejor ajuste entre los entrenamientos.

Gráfica A5 Estructura de la Red Neuronal Artificial



Fuente: Elaboración propia en el paquete estadístico RStudio

Anexo.3. Estadísticos.

A fin de establecer el mejor modelo entre el GARCH y el ANN, se analizará criterios de evaluación tales como el error cuadrático medio (MSE), el error absoluto medio (MAE) y el QLIKE.

$$QLIKE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(\ln(\sigma_{estimada, t}^2) + \frac{\sigma_{actual, t}^2}{\sigma_{estimada, t}^2} \right) \quad (A.1.8)$$

$$MSE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\sigma_{actual, t}^2 - \sigma_{estimada, t}^2)^2 \quad (A.1.8)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (A.1.8)$$

$$MAE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |\sigma_{actual, t}^2 - \sigma_{estimada, t}^2| \quad (A.1.8)$$

Aquí T es el número de observaciones dentro del conjunto de validación cruzada (o fuera de la muestra).

Anexo 4. Matriz de pesos de los entrenamientos de la RNA.

	E 1	E 2	E 3	E 4	E 5	E 6	E 7	E 8	E 9	E 10
Error	0.012	0.011	0.012	0.011	0.011	0.011.	0.013	0.011	0.010	0.013
reached.threshold	0.009	0.008	0.007	0.007	0.009	0.007	0.008	0.008	0.009	0.005
Steps	49	53	42	43	56	55	55	56	65	97
Intercept.to.1layhid1	-1.318	-0.872	-0.392	1.742	0.457	0.257	3.073	0.272	1.696	2.128
USDMXN1.to.1layhid1	0.415	1.923	0.975	3.383	-0.335	-0.488	-1.985	1.403	-2.229	-0.814
USDMXN2.to.1layhid1	1.034	1.832	-1.169	-0.642	0.202	-0.961	-0.463	-0.789	0.534	-1.448
USDMXN3.to.1layhid1	-0.897	0.427	-0.811	-0.148	-0.839	-0.384	1.332	-1.297	0.501	-0.898
USDMXN4.to.1layhid1	0.668	2.597	1.298	-2.143	-1.277	-0.439	-0.461	0.389	-0.296	-1.403
USDMXN5.to.1layhid1	1.064	-0.745	0.278	-1.763	-1.559	-2.115	-0.114	0.585	-0.478	-0.645
VIX1.to.1layhid1	-3.374	-0.821	1.573	2.643	-0.172	-0.983	0.411	0.961	-4.442	-0.686
VIX2.to.1layhid1	0.946	-0.763	0.211	-0.669	-1.822	0.138	-0.321	-0.425	1.561	0.036
VIX3.to.1layhid1	-1.391	0.081	-0.568	-0.027	-1.750	-0.296	-0.071	-1.097	-0.377	0.427
VIX4.to.1layhid1	-0.413	1.700	-0.523	-0.827	1.969	0.942	0.784	0.821	0.132	-1.751
VIX5.to.1layhid1	-0.431	0.886	-1.468	-1.286	0.728	0.191	-0.306	-1.337	0.270	-1.025
SP5001.to.1layhid1	1.029	0.652	-0.692	-2.645	-0.925	0.139	-0.420	0.100	0.460	-1.174
SP5002.to.1layhid1	1.379	-1.334	-0.806	1.427	0.055	0.617	-0.784	-0.019	-1.853	-0.507
SP5003.to.1layhid1	0.184	-0.717	0.497	0.507	-0.851	-1.206	-1.898	0.095	-0.555	-0.739
SP5004.to.1layhid1	-0.719	0.250	0.096	-2.535	-0.632	0.147	-1.783	-0.614	-0.812	1.929
SP5005.to.1layhid1	1.032	-0.861	1.210	-0.738	0.230	-0.918	1.715	0.100	0.694	0.250
WTI1.to.1layhid1	1.978	-0.136	0.288	-0.102	1.094	-1.163	1.413	-0.113	-0.004	1.355
WTI2.to.1layhid1	-2.285	-0.676	-0.533	0.531	0.827	-1.387	1.914	-0.526	0.901	3.344
WTI3.to.1layhid1	0.868	0.836	0.717	0.463	-0.190	0.412	0.265	0.353	-0.932	-2.484
WTI4.to.1layhid1	0.780	0.794	-1.049	0.721	-0.628	-0.295	-1.209	-1.542	1.689	0.411
WTI5.to.1layhid1	2.049	-0.230	-0.131	-0.391	1.584	-0.589	-0.616	-0.460	1.371	-1.322
Intercept.to.1layhid2	-0.976	1.533	-0.715	0.166	-1.596	0.789	0.189	-1.093	-1.151	0.778
USDMXN1.to.1layhid2	-1.593	0.247	1.058	-2.613	0.384	0.801	-0.013	0.122	0.072	-0.817
USDMXN2.to.1layhid2	-0.909	-1.501	-0.715	-0.189	1.282	0.335	0.653	-1.577	-1.461	-0.551
USDMXN3.to.1layhid2	-0.194	1.015	-2.744	-1.454	0.838	-0.072	1.225	-0.282	1.710	-0.894
USDMXN4.to.1layhid2	-1.300	-1.207	-0.358	-1.163	0.782	0.674	0.742	-1.372	-0.712	1.370
USDMXN5.to.1layhid2	-1.145	0.045	-0.220	0.279	1.234	-1.459	0.221	-1.237	-2.659	-1.288
VIX1.to.1layhid2	1.471	-2.367	-1.778	-1.937	-2.345	0.538	-0.852	2.740	1.110	-2.085
VIX2.to.1layhid2	0.239	-0.503	0.457	-0.579	2.116	-0.707	1.800	-1.214	-1.815	-0.241
VIX3.to.1layhid2	1.952	-0.157	0.409	-0.348	-0.749	-0.096	-0.222	-1.098	1.278	-0.203
VIX4.to.1layhid2	1.137	-0.267	1.942	-0.635	1.156	0.355	-1.009	-1.182	0.658	1.419
VIX5.to.1layhid2	-1.722	-1.413	0.203	-0.721	-0.988	-0.046	-0.790	-1.294	-2.524	0.059
SP5001.to.1layhid2	0.943	-0.288	0.413	0.055	1.031	1.490	-2.395	-1.581	0.912	-0.319
SP5002.to.1layhid2	0.699	-0.524	-0.831	-0.490	0.431	1.241	-0.714	-0.798	0.424	1.756
SP5003.to.1layhid2	-0.324	0.183	-1.175	0.340	0.045	-1.097	-0.538	1.046	-0.032	1.098
SP5004.to.1layhid2	0.087	-1.120	-1.121	0.246	0.889	1.139	-0.067	3.575	-1.219	0.773

SP5005.to.1layhid2	1.245	0.329	-0.725	0.062	-2.272	-1.136	0.199	1.674	1.996	-0.600
WTI1.to.1layhid2	-0.790	-1.335	-0.159	0.078	-0.623	-0.540	-0.842	0.363	-1.474	-0.475
WTI2.to.1layhid2	0.414	-1.778	0.319	0.639	0.197	-1.547	-0.049	-1.229	-1.739	-1.527
WTI3.to.1layhid2	1.264	-0.972	1.267	0.312	1.224	1.297	-0.924	-1.102	-0.728	-0.345
WTI4.to.1layhid2	2.628	0.372	0.188	-0.045	-0.526	1.418	0.701	1.057	-0.752	0.131
WTI5.to.1layhid2	0.560	0.297	0.689	-1.725	-0.379	-1.843	0.312	0.185	0.483	-0.132
Intercept.to.1layhid3	-1.340	1.038	1.638	0.031	2.813	-1.053	1.431	0.902	1.182	-1.542
USDMXN1.to.1layhid3	1.019	-0.088	1.226	1.743	0.519	0.069	0.930	0.387	-1.985	3.296
USDMXN2.to.1layhid3	-1.202	0.016	-0.547	-0.584	-1.408	0.669	1.432	-0.410	-0.362	0.543
USDMXN3.to.1layhid3	0.272	-0.014	-1.112	1.613	0.782	0.790	0.454	0.606	2.054	1.238
USDMXN4.to.1layhid3	0.738	0.598	0.113	1.716	-0.408	-0.854	-1.260	0.291	3.478	-0.764
USDMXN5.to.1layhid3	1.335	-3.363	-0.588	2.464	-0.742	-2.068	0.953	-1.634	-0.891	1.898
VIX1.to.1layhid3	2.707	2.863	-0.234	-1.359	0.440	0.457	1.374	-0.769	-1.000	0.486
VIX2.to.1layhid3	1.518	-0.554	1.404	-0.645	-0.550	-1.229	-0.204	0.301	-0.847	0.109
VIX3.to.1layhid3	0.464	0.955	-0.589	0.802	0.398	-1.193	-1.591	1.492	0.949	-0.055
VIX4.to.1layhid3	-0.826	-0.115	-1.057	3.146	0.883	1.283	0.054	0.090	0.385	0.287
VIX5.to.1layhid3	0.522	1.011	0.216	1.810	-0.041	0.539	3.095	-0.076	-1.285	0.452
SP5001.to.1layhid3	0.498	1.196	0.529	-1.609	-0.253	-0.982	-0.243	-0.647	0.922	0.703
SP5002.to.1layhid3	0.528	2.399	-1.048	1.396	1.781	-0.472	0.044	-1.182	0.596	-2.116
SP5003.to.1layhid3	0.447	-0.766	-0.548	-0.243	1.134	0.441	-1.107	0.048	-1.386	-0.925
SP5004.to.1layhid3	-0.087	0.492	0.217	0.062	-0.124	-2.186	-0.254	-0.044	0.159	1.809
SP5005.to.1layhid3	-1.028	-0.369	0.233	-1.637	-0.487	-0.425	0.611	0.937	0.076	0.860
WTI1.to.1layhid3	-1.322	0.221	2.045	0.065	0.338	0.777	-0.964	0.535	-0.339	0.467
WTI2.to.1layhid3	2.282	-1.376	-0.831	0.394	-0.778	1.059	-0.635	-0.198	0.678	1.498
WTI3.to.1layhid3	1.550	0.976	0.696	-0.563	0.377	-0.154	-0.329	0.113	-3.129	-1.484
WTI4.to.1layhid3	0.813	-1.287	-0.294	0.436	0.444	-2.377	-0.291	-0.645	1.625	-1.019
WTI5.to.1layhid3	1.674	-1.865	-0.739	2.047	0.195	1.028	-1.584	-0.119	-0.574	0.336
Intercept.to.1layhid4	0.556	0.524	-0.369	-1.365	1.908	-1.234	-0.139	-0.440	1.285	0.556
USDMXN1.to.1layhid4	0.678	2.126	-0.463	1.422	-1.653	0.233	3.068	1.321	0.491	0.160
USDMXN2.to.1layhid4	0.258	-0.134	-0.320	-0.350	-0.713	0.718	0.694	-0.301	-0.845	0.275
USDMXN3.to.1layhid4	-2.187	1.355	-0.261	-2.526	-2.211	-1.480	-0.621	0.063	-0.159	-0.171
USDMXN4.to.1layhid4	-0.906	-1.027	2.058	-0.823	0.873	-0.500	0.807	0.308	-0.864	-1.259
USDMXN5.to.1layhid4	0.389	0.718	-1.373	-1.279	-0.878	-1.785	-0.360	0.998	0.769	0.315
VIX1.to.1layhid4	0.943	-2.274	-1.519	3.833	-2.068	-0.427	2.372	1.579	4.967	0.026
VIX2.to.1layhid4	-2.206	-0.665	1.779	2.381	1.360	0.974	-1.164	-0.231	-2.276	1.509
VIX3.to.1layhid4	1.714	0.306	-0.837	-2.624	1.569	0.175	-0.778	0.793	0.510	1.200
VIX4.to.1layhid4	-0.253	1.134	-1.936	-0.554	0.432	1.298	-0.072	0.273	-2.344	0.434
VIX5.to.1layhid4	-0.567	-0.942	1.056	-3.237	0.794	0.746	-0.287	1.029	-0.066	1.652
SP5001.to.1layhid4	1.188	0.427	0.434	-1.647	-0.367	-0.362	-0.769	0.049	-2.214	-0.736
SP5002.to.1layhid4	2.037	0.217	0.361	1.104	-0.612	-0.943	-0.883	1.730	-0.220	-0.646
SP5003.to.1layhid4	0.279	1.502	2.096	2.318	0.177	0.289	0.343	0.570	1.589	1.199
SP5004.to.1layhid4	0.030	-0.992	0.491	1.743	0.915	1.128	0.137	0.943	0.022	0.552

SP5005.to.1layhid4	0.317	2.201	1.029	0.025	0.959	2.122	0.157	0.603	0.378	0.116
WTI1.to.1layhid4	0.667	-0.599	0.318	0.021	-0.131	-0.430	-1.559	0.513	-0.872	1.703
WTI2.to.1layhid4	1.602	-0.542	0.344	0.311	-0.088	0.291	-0.809	0.124	1.043	-0.882
WTI3.to.1layhid4	0.218	1.467	0.937	0.956	-1.750	-1.993	0.031	0.088	-0.477	-0.349
WTI4.to.1layhid4	-0.320	0.723	0.582	1.625	0.176	2.028	1.315	-2.366	-1.330	-0.557
WTI5.to.1layhid4	0.661	-0.272	-2.273	-1.200	0.012	1.523	0.909	0.106	-0.929	-0.506
Intercept.to.1layhid5	0.718	1.256	-0.834	-0.737	1.644	-0.202	0.115	1.055	-0.457	-0.025
USDMXN1.to.1layhid5	-0.675	-0.767	-2.267	-2.271	1.275	-1.288	0.996	1.490	1.637	0.817
USDMXN2.to.1layhid5	-1.381	0.103	-0.736	-1.310	1.942	0.148	-0.345	-1.081	-0.577	0.745
USDMXN3.to.1layhid5	0.089	-0.153	-1.995	0.260	-0.358	-1.931	0.554	-1.476	-0.239	-0.886
USDMXN4.to.1layhid5	-1.073	0.127	-0.278	1.151	-0.341	-1.826	-1.020	-0.260	0.042	-1.188
USDMXN5.to.1layhid5	1.221	-0.436	-0.925	-0.366	-0.453	-1.058	0.071	0.224	-0.266	1.208
VIX1.to.1layhid5	-0.486	-1.148	-1.565	-1.911	2.117	-0.368	-1.268	1.486	3.635	0.662
VIX2.to.1layhid5	-0.958	1.290	0.881	1.105	-0.695	0.202	0.466	0.735	-2.137	0.876
VIX3.to.1layhid5	0.931	-0.106	-0.708	0.535	1.286	-1.257	1.475	1.434	1.300	-0.615
VIX4.to.1layhid5	1.252	0.788	1.013	0.483	0.224	0.577	-0.694	-1.269	-0.150	-1.105
VIX5.to.1layhid5	-0.219	3.636	-0.992	0.435	0.782	0.161	-1.332	1.567	1.338	-2.749
SP5001.to.1layhid5	-1.061	1.586	-0.607	-0.905	1.755	0.326	0.277	1.309	0.556	0.416
SP5002.to.1layhid5	0.463	0.884	-0.142	-0.664	-0.629	-1.188	0.217	4.102	-0.813	2.546
SP5003.to.1layhid5	0.424	0.013	-0.492	1.687	-0.498	0.553	-0.111	-0.280	0.313	-1.287
SP5004.to.1layhid5	0.558	-1.863	-1.228	0.568	0.879	-0.138	-0.713	-1.012	0.811	0.359
SP5005.to.1layhid5	-0.739	1.265	1.027	0.801	-1.870	0.227	2.646	-1.108	-0.198	-0.272
WTI1.to.1layhid5	1.132	0.793	0.651	-0.999	-1.746	-0.469	-1.608	0.933	0.732	-0.390
WTI2.to.1layhid5	0.676	0.061	-0.607	-0.994	-0.777	0.096	0.206	-0.523	0.663	0.547
WTI3.to.1layhid5	0.157	0.577	0.842	-1.333	0.269	-0.640	-1.619	-0.390	0.669	-0.278
WTI4.to.1layhid5	0.518	2.442	-0.912	0.047	-0.723	-1.765	2.104	-1.000	0.494	0.554
WTI5.to.1layhid5	0.362	-0.865	0.330	0.595	-0.031	0.503	2.868	-2.042	0.566	0.444
Intercept.to.1layhid6	1.058	0.745	-0.128	-0.892	0.113	0.682	-0.594	1.998	-1.342	-0.978
USDMXN1.to.1layhid6	-0.741	-0.108	1.499	1.189	-1.292	1.998	0.765	1.311	-2.364	0.676
USDMXN2.to.1layhid6	-0.502	0.200	-0.152	-0.182	-0.158	0.847	1.452	-2.682	-2.129	0.721
USDMXN3.to.1layhid6	0.400	-0.507	-0.351	-2.086	-1.489	0.813	-0.004	-1.540	0.571	-0.676
USDMXN4.to.1layhid6	-0.922	-0.238	-0.170	-0.495	-0.170	0.296	-0.489	-0.264	3.650	-1.043
USDMXN5.to.1layhid6	0.241	-0.380	0.516	1.390	0.021	-0.423	1.742	-0.766	0.914	0.959
VIX1.to.1layhid6	-0.519	2.619	-0.629	1.921	-1.405	3.208	-3.154	2.908	0.418	0.629
VIX2.to.1layhid6	-1.075	1.039	-1.233	-0.109	-1.014	-0.014	0.415	-0.861	-0.758	0.440
VIX3.to.1layhid6	-0.638	0.530	-1.984	1.229	0.621	0.600	-0.059	0.808	3.956	0.571
VIX4.to.1layhid6	-1.160	0.496	-0.123	-1.107	1.562	1.545	1.992	2.443	-1.046	1.194
VIX5.to.1layhid6	-0.497	0.716	-0.011	-1.937	0.030	0.194	-0.486	1.298	-0.527	1.224
SP5001.to.1layhid6	0.431	-0.643	1.589	1.258	-0.239	-2.221	0.792	1.374	1.774	-0.585
SP5002.to.1layhid6	0.340	-2.483	0.094	1.357	0.051	-0.020	-1.785	1.506	2.207	0.126
SP5003.to.1layhid6	1.018	-0.250	2.858	1.467	1.098	-0.859	1.552	2.017	0.561	0.026
SP5004.to.1layhid6	-0.574	-0.337	-0.226	-2.364	1.055	-1.577	0.988	-0.140	-1.004	0.198

SP5005.to.1layhid6	-1.117	-0.308	0.640	-2.165	-0.496	-2.380	-1.284	-0.715	-1.262	-0.427
WTI1.to.1layhid6	0.265	-1.085	-0.032	-0.031	1.643	1.108	-0.537	0.148	1.712	-0.781
WTI2.to.1layhid6	1.238	0.864	0.360	-1.018	0.435	-0.338	-0.986	-1.500	0.799	1.453
WTI3.to.1layhid6	1.129	1.320	-0.369	0.804	1.967	0.975	1.441	-0.838	1.202	0.056
WTI4.to.1layhid6	0.584	-2.362	0.069	0.594	0.885	-1.389	0.705	-0.312	-1.725	-0.693
WTI5.to.1layhid6	1.744	-0.158	0.379	0.064	1.267	-0.860	-0.760	-1.711	0.891	-0.628
Intercept.to.1layhid7	-0.393	-0.268	-0.110	0.206	1.801	-1.312	1.406	0.016	-1.199	0.066
USDMXN1.to.1layhid7	1.325	-0.306	0.407	-0.457	2.387	-1.621	1.506	-1.590	0.498	-0.341
USDMXN2.to.1layhid7	0.366	-0.443	0.205	1.191	0.033	-2.385	-0.062	0.375	1.133	-0.943
USDMXN3.to.1layhid7	0.179	0.101	0.611	-0.313	1.417	0.125	1.133	-0.765	0.850	-0.288
USDMXN4.to.1layhid7	-0.109	1.517	0.300	-0.020	1.705	1.531	-1.399	-0.314	0.271	1.548
USDMXN5.to.1layhid7	-0.661	1.098	0.380	0.335	5.054	-1.333	-1.258	0.941	-1.537	-1.179
VIX1.to.1layhid7	1.516	-0.490	0.494	2.651	0.377	-2.434	-2.067	-0.861	5.612	1.269
VIX2.to.1layhid7	-0.018	-0.428	-0.799	0.830	0.366	1.104	-0.707	-1.066	-1.991	-2.750
VIX3.to.1layhid7	1.352	-0.355	0.579	-0.736	-0.712	0.020	0.137	-0.414	0.545	0.347
VIX4.to.1layhid7	-0.172	-1.357	-0.796	0.934	1.814	0.679	-2.562	1.079	-0.109	-0.116
VIX5.to.1layhid7	-0.476	-2.692	0.605	0.008	3.104	0.534	-1.704	0.779	-0.863	1.262
SP5001.to.1layhid7	-0.840	2.039	-0.367	-2.190	0.028	0.238	0.189	0.555	-0.635	-0.534
SP5002.to.1layhid7	0.191	0.412	-0.916	-2.584	-0.317	-1.256	-0.839	0.913	0.085	-0.162
SP5003.to.1layhid7	-0.369	0.745	-1.064	0.081	-1.082	-2.289	1.705	-0.542	-1.417	-0.171
SP5004.to.1layhid7	1.245	-1.553	-0.743	-1.564	-1.726	-1.268	0.106	0.751	0.668	-0.521
SP5005.to.1layhid7	-0.461	2.680	-0.994	-0.794	1.627	-1.542	-1.338	0.232	-0.359	-0.600
WTI1.to.1layhid7	-0.645	-0.476	0.486	0.395	-0.780	0.168	0.352	0.500	-0.285	-1.244
WTI2.to.1layhid7	-1.454	-0.009	-1.164	1.160	0.552	2.390	-0.235	-0.826	-1.727	-0.340
WTI3.to.1layhid7	-0.501	0.545	0.504	-0.273	0.673	0.730	0.049	0.869	-1.227	0.363
WTI4.to.1layhid7	0.087	1.348	0.248	0.142	-1.839	0.731	-0.361	-1.634	-0.801	-0.297
WTI5.to.1layhid7	0.316	0.423	0.664	-1.459	-1.068	-2.129	2.145	-1.099	-1.029	0.031
Intercept.to.1layhid8	-0.547	-0.145	0.299	0.377	0.553	-0.230	1.692	1.479	0.104	-0.325
USDMXN1.to.1layhid8	1.470	-1.919	-0.239	-4.204	2.074	-0.596	2.776	1.456	-0.259	-1.021
USDMXN2.to.1layhid8	-0.940	0.396	-0.190	1.695	1.796	0.923	3.025	0.897	1.064	0.971
USDMXN3.to.1layhid8	0.941	-0.201	0.742	0.613	-1.488	0.405	0.012	0.675	1.802	0.117
USDMXN4.to.1layhid8	0.500	0.151	0.420	0.875	-0.200	-0.574	-0.005	-0.321	-1.220	-1.065
USDMXN5.to.1layhid8	1.714	-1.171	1.459	0.442	0.346	1.067	-1.572	0.571	1.270	-1.294
VIX1.to.1layhid8	2.749	-0.925	-1.963	-0.396	0.219	-3.365	0.338	2.847	-2.714	-1.107
VIX2.to.1layhid8	0.059	-0.549	-0.373	2.399	-0.026	1.240	-1.363	0.279	2.198	0.694
VIX3.to.1layhid8	1.566	1.076	-2.565	-0.399	-1.733	1.743	0.036	1.397	-0.828	-2.652
VIX4.to.1layhid8	-0.665	1.165	-1.767	-0.381	-1.403	-0.769	0.005	0.331	-0.141	-1.658
VIX5.to.1layhid8	2.725	-0.623	-0.814	0.036	-1.095	0.316	-0.342	0.665	0.185	0.237
SP5001.to.1layhid8	-0.166	-0.108	0.559	0.854	0.840	-1.618	0.532	-0.013	0.313	-0.760
SP5002.to.1layhid8	-1.358	-1.781	-0.593	-0.756	-0.764	1.884	-0.137	1.497	0.476	0.197
SP5003.to.1layhid8	-2.760	0.212	1.845	0.252	0.385	-0.445	0.454	-0.506	0.577	-1.308
SP5004.to.1layhid8	0.611	-0.342	0.764	-1.887	0.879	1.540	-0.243	-0.800	2.113	-0.545

SP5005.to.1layhid8	-0.659	-0.806	0.925	0.103	-0.242	-0.038	1.213	-0.206	0.808	-1.577
WTI1.to.1layhid8	0.403	0.688	-0.148	-0.475	1.964	0.047	-0.173	0.421	0.265	1.224
WTI2.to.1layhid8	-1.366	1.284	-1.247	-0.311	1.839	-0.492	-2.457	0.625	0.949	-1.059
WTI3.to.1layhid8	0.053	0.277	0.160	-0.609	1.897	-0.295	0.623	-1.817	0.375	-0.022
WTI4.to.1layhid8	0.496	-0.049	0.612	1.716	0.103	-0.533	1.586	0.563	-0.301	0.590
WTI5.to.1layhid8	0.475	-0.246	-0.469	1.292	1.847	0.915	0.748	1.889	-0.534	-0.564
Intercept.to.1layhid9	0.030	0.700	1.472	1.089	0.184	0.070	-0.249	-0.899	-0.639	0.942
USDMXN1.to.1layhid9	-0.900	-0.324	0.486	-2.439	0.065	0.355	-0.830	-0.052	-1.713	0.006
USDMXN2.to.1layhid9	-1.922	-0.425	0.794	0.261	0.457	-0.803	-0.045	-0.055	-0.282	-1.955
USDMXN3.to.1layhid9	0.854	-0.360	1.826	-1.517	-0.365	-0.637	1.734	-0.460	-0.270	-0.440
USDMXN4.to.1layhid9	0.186	0.305	-1.984	0.900	-0.672	-0.382	0.767	0.325	1.581	0.565
USDMXN5.to.1layhid9	-1.643	0.994	-0.506	0.248	0.515	-0.910	0.448	-0.801	0.045	-0.458
VIX1.to.1layhid9	2.827	-2.435	2.397	0.501	-1.569	2.074	2.027	-3.489	-4.353	0.004
VIX2.to.1layhid9	0.357	1.690	-0.756	-1.447	0.702	0.658	0.483	-1.277	2.755	-1.174
VIX3.to.1layhid9	-1.121	-1.168	1.365	-1.088	-1.250	1.615	0.113	0.629	0.925	0.031
VIX4.to.1layhid9	-0.288	0.128	-1.197	-0.679	0.676	-1.332	-0.604	1.473	-0.299	0.245
VIX5.to.1layhid9	0.336	0.382	1.961	0.183	-1.519	-0.487	0.174	0.266	-0.127	-0.705
SP5001.to.1layhid9	1.363	0.432	-0.185	0.369	0.880	0.190	-0.483	0.352	-0.980	-1.839
SP5002.to.1layhid9	-1.222	1.342	0.476	0.855	0.485	0.651	-0.482	-1.945	0.312	-0.266
SP5003.to.1layhid9	0.817	-1.208	-1.468	0.749	0.301	-1.435	-0.332	-2.282	-0.677	0.150
SP5004.to.1layhid9	0.166	0.548	0.327	-1.126	-0.638	1.576	0.791	0.018	1.575	0.400
SP5005.to.1layhid9	0.231	0.345	-0.452	0.221	0.981	0.885	0.226	0.953	0.021	-0.183
WTI1.to.1layhid9	2.387	-1.692	0.097	-0.547	-0.423	-0.283	0.809	-0.447	0.522	1.651
WTI2.to.1layhid9	-0.803	-0.712	-2.025	1.588	0.134	-1.690	0.691	0.900	0.829	-3.012
WTI3.to.1layhid9	0.938	0.217	-0.724	-0.056	-0.010	-0.216	-1.009	0.478	0.783	-0.917
WTI4.to.1layhid9	0.356	-1.674	2.241	-0.468	-0.095	-0.648	0.611	0.330	-0.706	-0.737
WTI5.to.1layhid9	-0.941	0.144	-1.526	-0.778	0.366	0.660	1.126	0.729	-0.887	0.865
Intercept.to.1layhid10	-0.551	-1.519	1.411	1.226	0.986	0.424	-0.907	-0.032	-0.901	0.904
USDMXN1.to.1layhid10	0.399	-1.069	-0.550	0.322	-1.919	-0.832	-0.296	2.289	-1.902	1.330
USDMXN2.to.1layhid10	0.386	-0.635	-0.494	0.883	0.292	0.459	0.254	1.858	0.447	3.665
USDMXN3.to.1layhid10	-0.638	0.190	0.607	-0.030	2.085	1.524	0.574	-0.380	-0.929	-0.163
USDMXN4.to.1layhid10	-1.263	-1.732	-1.153	0.947	0.298	0.156	1.630	0.093	-3.766	1.029
USDMXN5.to.1layhid10	0.751	-3.614	0.742	-0.075	-0.420	0.708	-1.382	-1.557	0.192	1.624
VIX1.to.1layhid10	-2.183	-0.172	0.299	0.331	-4.286	-2.282	1.434	0.590	-4.235	3.143
VIX2.to.1layhid10	-2.263	-0.018	1.566	-0.404	0.889	-1.582	-0.122	0.503	3.442	2.195
VIX3.to.1layhid10	-1.927	-0.968	-0.804	1.585	1.530	-2.204	0.854	1.067	-1.575	-0.851
VIX4.to.1layhid10	0.808	-0.058	-0.295	-1.411	-1.232	-0.310	1.790	-2.586	-1.440	1.222
VIX5.to.1layhid10	-0.036	-1.240	0.948	2.305	2.049	-1.233	0.176	0.412	-0.407	0.614
SP5001.to.1layhid10	0.592	2.210	-0.163	1.391	-0.517	1.127	-1.822	1.517	-0.226	-0.529
SP5002.to.1layhid10	1.294	-0.582	0.166	-0.978	-1.001	-0.396	-1.753	-1.185	-0.069	-2.436
SP5003.to.1layhid10	-1.965	1.175	0.978	1.172	-1.668	-0.508	-0.923	-0.986	-0.735	1.047
SP5004.to.1layhid10	1.821	-1.328	-0.938	0.029	0.969	-0.017	-0.146	0.197	0.929	-1.016

SP5005.to.1layhid10	0.474	0.819	0.265	0.525	-1.205	0.573	0.210	0.403	-1.753	-0.421
WTI1.to.1layhid10	-1.473	-0.534	0.608	0.179	-1.066	1.045	-0.389	0.616	-0.129	0.909
WTI2.to.1layhid10	0.270	1.747	-1.153	0.276	-0.593	-1.353	-0.123	0.024	-1.730	1.142
WTI3.to.1layhid10	-0.137	-0.494	0.537	0.632	-1.256	1.104	-0.967	1.026	-0.352	-0.683
WTI4.to.1layhid10	-0.836	2.258	-0.650	1.215	-0.629	0.145	-0.863	1.338	-0.541	0.024
WTI5.to.1layhid10	-0.095	0.375	-0.052	-1.828	-1.221	-0.551	-0.211	-1.124	1.818	-0.348
Intercept.to.2layhid1	0.601	2.085	-0.420	1.870	-0.867	1.292	0.457	-0.619	0.438	-0.549
1layhid.1.to.2layhid1	1.594	-0.197	0.687	-0.928	-0.642	1.599	1.666	-0.578	1.443	-1.100
1layhid.2.to.2layhid1	-0.377	-0.813	-1.495	-0.226	-0.977	0.559	-1.838	-0.005	0.569	0.191
1layhid.3.to.2layhid1	-0.891	-0.116	-0.397	-0.217	1.256	1.323	1.306	-0.542	-0.159	1.064
1layhid.4.to.2layhid1	0.940	1.886	-0.812	0.581	-0.103	0.351	1.130	-0.693	-0.529	-1.109
1layhid.5.to.2layhid1	-1.418	1.479	-0.673	-0.745	-2.563	-0.211	-0.078	0.629	-0.050	-0.293
1layhid.6.to.2layhid1	1.203	-1.505	-1.573	-2.483	1.101	0.632	0.897	3.540	0.399	0.963
1layhid.7.to.2layhid1	-1.031	-1.727	0.249	-1.881	1.447	-0.028	-2.186	2.268	-0.650	-1.578
1layhid.8.to.2layhid1	0.772	-0.507	-1.612	0.209	-0.749	-0.885	-1.380	1.636	0.994	-0.082
1layhid.9.to.2layhid1	1.560	1.348	-2.692	-0.705	-0.833	-0.523	0.543	1.644	1.503	0.281
1layhid.10.to.2layhid1	-1.138	-2.129	0.305	0.202	0.918	-0.185	0.076	-0.479	1.094	-1.197
Intercept.to.2layhid2	-0.387	-1.251	-0.572	0.183	-0.401	-1.591	-0.060	0.356	1.529	-1.148
1layhid.1.to.2layhid2	0.449	-0.445	-0.682	0.034	1.690	0.229	-0.087	1.564	-1.540	-0.927
1layhid.2.to.2layhid2	0.608	-1.068	-0.369	1.096	-0.524	0.994	-0.366	-1.472	-0.139	0.046
1layhid.3.to.2layhid2	-0.393	0.838	0.297	-0.048	1.280	1.620	-1.368	2.400	1.067	1.089
1layhid.4.to.2layhid2	0.111	-0.155	0.322	-0.745	-0.178	0.935	0.573	-1.034	-0.015	-0.631
1layhid.5.to.2layhid2	0.240	1.780	-1.503	0.943	-1.067	0.417	0.087	0.144	1.858	0.812
1layhid.6.to.2layhid2	0.055	0.362	-0.400	1.262	0.645	-1.102	0.041	0.138	0.634	0.455
1layhid.7.to.2layhid2	-0.398	0.291	0.058	0.302	-0.682	0.226	-0.696	-1.252	1.372	0.571
1layhid.8.to.2layhid2	-0.471	-0.512	-0.351	0.705	0.124	0.597	0.437	-1.273	-0.353	1.508
1layhid.9.to.2layhid2	0.782	0.682	-0.662	0.703	0.166	0.228	-0.421	-1.674	-0.673	-0.162
1layhid.10.to.2layhid2	-0.545	-1.061	1.242	1.153	-0.851	0.369	-0.842	0.071	0.437	0.298
Intercept.to.2layhid3	0.545	-1.138	0.122	0.400	-0.005	-1.687	4.169	0.308	2.150	0.526
1layhid.1.to.2layhid3	-1.069	-0.540	0.211	1.661	-1.102	0.732	0.571	1.409	1.561	-0.358
1layhid.2.to.2layhid3	0.582	-1.330	0.653	1.729	1.534	-0.073	-0.605	-0.117	0.112	0.128
1layhid.3.to.2layhid3	-0.732	-1.421	0.393	1.285	-0.730	0.181	-0.371	0.021	2.016	0.307
1layhid.4.to.2layhid3	-1.491	1.325	-0.315	0.762	0.940	1.323	-0.233	1.183	0.888	-1.211
1layhid.5.to.2layhid3	1.904	-1.154	-0.368	-0.942	-0.044	-1.674	0.690	0.449	0.605	1.471
1layhid.6.to.2layhid3	1.388	-0.703	0.014	-0.685	-0.965	0.620	-0.675	0.652	-1.346	2.309
1layhid.7.to.2layhid3	-0.599	0.728	-0.723	0.019	-0.519	0.714	-0.503	-1.983	0.363	-0.085
1layhid.8.to.2layhid3	-0.016	-0.403	-0.255	2.990	0.728	-0.151	0.543	0.066	0.934	-0.308
1layhid.9.to.2layhid3	-0.548	-1.251	-0.206	1.756	0.912	-1.652	-1.187	-0.374	-0.377	-0.595
1layhid.10.to.2layhid3	-0.299	-0.625	-1.823	2.157	1.454	-1.332	0.519	0.720	-0.632	0.049
Intercept.to.2layhid4	-1.037	-0.001	0.724	1.389	0.695	-0.785	0.599	-0.364	0.401	1.184
1layhid.1.to.2layhid4	1.063	-0.803	-0.750	-0.588	0.282	-1.130	-1.823	0.106	-0.239	-0.549
1layhid.2.to.2layhid4	-0.187	-0.672	0.181	-0.157	-1.259	0.455	-0.534	1.352	-0.411	0.274

1layhid.3.to.2layhid4	-0.657	-0.311	0.790	-0.718	-1.483	1.552	0.161	-0.322	1.136	-0.455
1layhid.4.to.2layhid4	-0.184	1.691	-0.805	0.742	-1.043	0.478	0.155	-1.289	0.655	-0.876
1layhid.5.to.2layhid4	-1.340	0.393	1.045	-0.494	-0.880	-0.021	0.735	-0.879	-0.308	-0.492
1layhid.6.to.2layhid4	0.250	0.588	-0.811	-0.296	-0.160	0.129	1.594	-0.171	-0.587	1.150
1layhid.7.to.2layhid4	-0.525	0.015	0.813	1.690	-0.076	-0.670	1.732	0.382	-0.535	-0.641
1layhid.8.to.2layhid4	0.427	-0.538	1.196	1.413	0.140	0.145	0.697	-0.158	0.496	-0.008
1layhid.9.to.2layhid4	0.413	0.458	1.174	-1.004	2.056	1.931	-0.122	-1.137	1.266	0.477
1layhid.10.to.2layhid4	-0.154	1.643	-1.128	0.047	-0.336	-0.602	0.843	0.694	1.293	-0.107
Intercept.to.2layhid5	1.683	-0.843	-0.600	-2.557	-0.817	-0.842	-1.717	-0.253	-0.847	-2.510
1layhid.1.to.2layhid5	-3.922	-0.160	0.931	-0.428	-0.587	0.543	-0.087	-2.491	2.001	0.677
1layhid.2.to.2layhid5	-3.338	-0.577	0.901	1.313	-2.314	0.744	-0.403	0.355	0.019	-0.244
1layhid.3.to.2layhid5	-1.823	0.664	-0.568	-1.718	1.040	0.313	1.571	0.439	-1.956	-0.715
1layhid.4.to.2layhid5	4.312	1.531	0.236	0.635	-0.783	-1.073	1.790	-0.934	0.732	-0.328
1layhid.5.to.2layhid5	2.095	1.030	-0.749	0.674	0.488	-0.531	0.362	-0.143	0.251	-0.728
1layhid.6.to.2layhid5	3.148	1.356	-0.694	0.046	-0.929	0.587	-0.716	0.548	-0.743	0.297
1layhid.7.to.2layhid5	-0.694	-0.525	0.401	0.645	-0.285	0.498	-0.468	1.391	1.153	1.929
1layhid.8.to.2layhid5	-4.320	1.486	-1.617	-1.976	-0.290	1.548	-0.032	-1.780	1.347	-2.568
1layhid.9.to.2layhid5	-1.661	-0.624	0.593	0.745	-1.744	0.733	0.492	0.523	-0.079	-0.409
1layhid.10.to.2layhid5	-1.387	-1.341	0.154	-1.346	-0.504	-0.729	-0.406	-0.404	0.487	0.552
Intercept.to.2layhid6	-0.847	1.724	0.384	-1.278	0.835	0.403	-0.504	-0.327	-1.477	1.461
1layhid.1.to.2layhid6	0.661	0.836	0.913	-0.063	0.958	-0.649	0.860	0.129	0.069	-0.447
1layhid.2.to.2layhid6	-0.255	-0.810	-0.597	1.880	-1.102	1.019	-0.327	0.007	-0.193	0.087
1layhid.3.to.2layhid6	-1.434	-0.805	-1.418	0.419	2.457	0.133	-1.618	1.480	0.020	-0.581
1layhid.4.to.2layhid6	-1.038	-0.294	0.749	-0.816	0.965	-1.414	-0.533	0.611	-0.202	-0.430
1layhid.5.to.2layhid6	1.870	1.213	-0.348	-0.049	0.345	-1.662	-1.231	-0.629	-0.597	0.301
1layhid.6.to.2layhid6	0.027	0.706	1.079	-0.401	1.374	0.065	-0.902	-0.631	0.089	-1.545
1layhid.7.to.2layhid6	-0.982	-0.101	0.769	0.238	-0.104	-0.452	1.081	-1.171	0.886	-1.629
1layhid.8.to.2layhid6	-0.732	-1.203	0.609	1.207	-0.416	-0.552	-0.641	-1.773	0.283	-0.153
1layhid.9.to.2layhid6	-0.105	-0.411	1.221	-0.324	0.772	-0.373	0.140	1.671	-0.232	-0.521
1layhid.10.to.2layhid6	1.087	0.360	-0.920	-0.393	-0.743	0.477	0.946	1.714	1.177	1.303
Intercept.to.2layhid7	-0.247	1.255	0.209	-0.554	-1.559	0.129	-2.589	0.598	-0.265	0.040
1layhid.1.to.2layhid7	-1.136	-0.059	-1.346	-0.325	-1.035	-0.314	-1.169	0.549	0.753	0.279
1layhid.2.to.2layhid7	-0.616	0.866	0.397	1.438	0.371	0.448	0.150	-0.312	-0.854	2.102
1layhid.3.to.2layhid7	0.987	0.417	0.242	0.187	2.503	-0.755	-0.517	0.965	1.042	-0.700
1layhid.4.to.2layhid7	1.053	0.467	1.444	1.126	-0.957	0.733	0.571	0.092	-1.297	-0.545
1layhid.5.to.2layhid7	0.929	-2.286	1.441	-0.388	-2.073	-0.022	0.380	-0.143	-0.738	-0.387
1layhid.6.to.2layhid7	-0.711	-1.129	-0.097	1.252	-0.214	0.582	-0.148	-0.515	-0.751	-0.896
1layhid.7.to.2layhid7	1.284	0.597	2.041	3.040	0.447	-1.411	-0.096	0.193	-1.003	0.958
1layhid.8.to.2layhid7	-0.226	-0.326	-0.018	-2.761	1.819	3.235	-1.111	1.034	0.059	-1.135
1layhid.9.to.2layhid7	-0.917	-1.569	-0.520	-0.303	0.461	-0.945	1.294	-1.457	0.152	-1.691
1layhid.10.to.2layhid7	0.759	-1.837	-0.571	-0.380	-1.748	2.328	-0.392	-0.301	1.113	-0.024
Intercept.to.2layhid8	-0.097	-0.907	-0.199	-1.842	0.522	-0.192	1.655	-0.911	-0.012	-1.765

1layhid.1.to.2layhid8	-0.845	-0.963	0.504	0.375	1.294	0.032	1.868	-0.298	-1.474	1.480
1layhid.2.to.2layhid8	0.529	0.460	0.342	-0.932	1.073	-1.231	-0.090	0.633	-0.281	-1.333
1layhid.3.to.2layhid8	0.651	-0.697	-1.023	-0.687	0.433	0.455	0.002	0.644	0.208	0.837
1layhid.4.to.2layhid8	1.476	2.539	0.368	0.695	-0.332	1.584	-1.046	-0.564	-0.623	-2.304
1layhid.5.to.2layhid8	-1.028	1.446	-0.169	1.564	0.371	0.656	-0.580	-0.211	0.131	-0.465
1layhid.6.to.2layhid8	-1.404	-0.196	0.528	0.561	1.241	0.554	-0.587	0.835	-1.474	-0.103
1layhid.7.to.2layhid8	0.312	-0.550	1.400	1.694	-0.152	1.020	-0.021	-0.170	-1.513	-1.289
1layhid.8.to.2layhid8	0.611	1.247	-0.193	-0.521	1.954	0.481	-0.917	-0.341	0.854	-1.267
1layhid.9.to.2layhid8	0.231	-0.254	-0.316	-1.149	1.488	0.857	0.746	-0.662	-0.551	1.399
1layhid.10.to.2layhid8	-1.692	-1.454	0.336	0.693	-2.376	-0.453	-3.052	-0.620	0.061	0.438
Intercept.to.2layhid9	1.687	0.024	-1.228	0.487	-1.581	0.861	1.613	1.146	-0.583	-0.177
1layhid.1.to.2layhid9	0.128	1.577	0.160	0.097	0.040	0.800	-0.898	1.733	2.249	0.620
1layhid.2.to.2layhid9	-0.443	1.622	-1.318	0.414	1.209	-0.623	-1.594	0.392	0.574	0.965
1layhid.3.to.2layhid9	0.579	-1.695	1.526	0.491	-0.414	-0.030	-1.991	-1.507	1.918	-0.244
1layhid.4.to.2layhid9	0.595	0.474	0.445	1.862	-0.551	-0.873	-0.794	0.341	0.928	1.095
1layhid.5.to.2layhid9	0.273	0.579	-0.008	1.571	-0.877	0.002	1.414	-1.128	0.784	0.651
1layhid.6.to.2layhid9	-1.175	-1.456	1.856	0.365	-0.315	-0.582	0.825	-0.309	-0.978	-1.500
1layhid.7.to.2layhid9	-0.148	-0.770	0.428	-1.828	-1.241	2.023	0.444	-0.311	-0.309	-0.999
1layhid.8.to.2layhid9	0.146	0.033	0.351	-1.313	-2.444	0.772	2.652	1.644	0.908	-0.344
1layhid.9.to.2layhid9	1.518	0.083	-0.119	-0.750	-0.585	0.453	0.772	0.331	0.785	0.601
1layhid.10.to.2layhid9	-0.412	-0.773	2.204	-0.510	0.422	-0.607	-1.381	0.140	-2.489	-1.320
Intercept.to.2layhid10	-0.526	0.569	-0.229	-1.304	0.664	-0.385	0.610	-0.426	0.779	-2.212
1layhid.1.to.2layhid10	0.785	0.398	-1.193	1.374	0.859	-1.078	1.140	-0.766	-0.745	-0.121
1layhid.2.to.2layhid10	1.514	1.170	-0.041	0.377	-0.153	0.692	0.402	0.589	-0.587	-0.686
1layhid.3.to.2layhid10	-1.160	-1.002	0.779	-0.311	2.818	-0.340	-0.463	0.379	-1.112	0.518
1layhid.4.to.2layhid10	-0.510	0.186	-0.251	0.188	2.715	-1.879	-0.776	-0.045	-0.470	-0.244
1layhid.5.to.2layhid10	0.243	-0.912	-1.376	-1.092	1.047	0.121	-1.289	-1.782	-0.658	-1.435
1layhid.6.to.2layhid10	0.682	-0.908	0.558	-0.999	0.513	1.686	0.024	-1.101	-0.668	-1.174
1layhid.7.to.2layhid10	-2.456	0.276	-0.326	0.434	3.245	-1.659	2.416	0.234	0.624	1.414
1layhid.8.to.2layhid10	2.518	0.864	-2.643	1.710	0.316	-0.429	-0.491	0.393	-0.148	-0.326
1layhid.9.to.2layhid10	-0.036	0.627	0.772	-1.608	1.200	0.646	-0.976	0.528	0.509	-0.241
1layhid.10.to.2layhid10	0.517	-0.773	-0.308	1.363	2.293	0.778	-1.194	1.144	-0.365	-0.487
Intercept.to.3layhid1	1.308	1.258	0.500	-0.351	2.134	0.021	1.656	-0.411	1.374	0.589
2layhid.1.to.3layhid1	1.274	-1.157	0.519	-0.019	-2.235	-2.516	0.107	-0.111	-1.912	-0.039
2layhid.2.to.3layhid1	0.284	-1.021	-0.225	1.977	-0.723	-0.316	1.066	1.611	-0.608	0.852
2layhid.3.to.3layhid1	1.109	0.903	0.688	-0.301	-1.763	-0.640	-1.483	-0.629	-2.213	1.245
2layhid.4.to.3layhid1	1.225	0.173	1.144	1.990	-0.784	-0.165	-1.584	-1.175	1.737	-1.260
2layhid.5.to.3layhid1	-0.682	-0.877	0.745	-1.740	-0.820	0.763	1.262	0.246	0.015	0.420
2layhid.6.to.3layhid1	-0.625	0.850	-1.137	-0.041	0.195	0.413	0.791	0.108	0.399	-0.234
2layhid.7.to.3layhid1	0.223	-0.318	-0.769	-0.530	-0.165	0.703	-1.095	-0.020	0.651	-0.954
2layhid.8.to.3layhid1	0.276	1.139	-0.986	0.201	-0.612	0.235	-0.625	-0.088	-1.323	-0.540
2layhid.9.to.3layhid1	0.021	-0.346	1.276	-1.104	0.618	1.470	-0.724	1.484	0.745	0.106

2layhid.10.to.3layhid1	-0.595	0.071	-1.537	1.919	-1.082	0.091	0.449	0.185	-1.954	-2.554
Intercept.to.3layhid2	0.109	-1.317	1.165	0.529	0.369	-0.051	-0.532	1.262	0.448	-1.750
2layhid.1.to.3layhid2	-1.427	-1.243	-1.307	-1.142	-0.850	1.023	-0.797	-0.968	0.170	-0.931
2layhid.2.to.3layhid2	0.506	0.173	1.236	-0.707	0.762	0.376	0.847	1.425	0.897	0.279
2layhid.3.to.3layhid2	1.878	0.225	0.165	0.565	-0.919	-0.203	0.019	-2.397	-0.995	0.259
2layhid.4.to.3layhid2	-0.759	1.364	0.040	0.600	0.244	0.058	-0.801	0.468	-0.275	1.701
2layhid.5.to.3layhid2	0.586	1.342	-1.194	-0.226	-0.187	-0.836	0.220	-0.031	2.169	-1.163
2layhid.6.to.3layhid2	-0.070	2.106	-0.668	0.386	0.008	-0.839	-1.214	0.125	-0.864	0.808
2layhid.7.to.3layhid2	4.666	2.349	1.064	0.472	0.583	-0.679	0.668	1.435	-1.253	-0.216
2layhid.8.to.3layhid2	0.741	0.222	0.275	0.740	1.963	0.073	-0.902	0.441	-0.521	-0.514
2layhid.9.to.3layhid2	0.448	0.402	-1.455	-0.894	-0.473	1.238	-0.883	-0.440	2.149	0.700
2layhid.10.to.3layhid2	-1.019	-1.146	1.476	-0.643	-0.486	-0.646	0.826	0.516	0.801	-1.821
Intercept.to.3layhid3	-0.390	0.486	0.403	-0.336	0.665	0.305	-0.038	1.027	0.901	-0.423
2layhid.1.to.3layhid3	-3.154	-0.841	-1.796	1.151	0.172	0.207	-0.267	-0.543	-0.222	0.237
2layhid.2.to.3layhid3	0.443	-0.840	-0.240	0.508	0.864	0.080	-0.011	1.455	0.897	0.380
2layhid.3.to.3layhid3	-1.132	1.316	-0.336	-1.085	0.553	-0.709	0.928	0.373	0.555	-1.245
2layhid.4.to.3layhid3	-1.648	-0.208	-1.357	0.023	-0.237	0.082	-0.144	0.935	0.513	-0.384
2layhid.5.to.3layhid3	0.142	0.655	-0.151	-0.301	-1.637	0.155	0.598	-0.252	0.741	-0.826
2layhid.6.to.3layhid3	-0.617	-1.695	0.587	0.589	-0.689	-0.668	0.078	-0.427	-0.391	0.948
2layhid.7.to.3layhid3	1.076	-0.445	-0.502	-0.538	-0.736	2.232	-1.432	0.015	-0.221	1.101
2layhid.8.to.3layhid3	-2.125	0.734	-0.359	1.033	-0.766	-0.569	-0.465	1.538	0.704	0.416
2layhid.9.to.3layhid3	-0.232	-0.025	0.442	0.726	0.256	-0.427	-0.256	-1.043	1.220	1.516
2layhid.10.to.3layhid3	2.028	-0.579	0.325	-0.056	-1.121	0.759	-1.835	0.121	0.756	-0.756
Intercept.to.3layhid4	-2.023	-0.260	0.668	-1.273	-0.249	-0.361	0.962	0.841	0.469	-0.305
2layhid.1.to.3layhid4	1.896	-0.508	0.781	1.094	-0.830	-2.156	0.067	-1.072	1.052	1.110
2layhid.2.to.3layhid4	-0.049	0.993	-0.333	1.145	-1.062	-0.496	0.312	-0.230	-0.526	1.198
2layhid.3.to.3layhid4	-0.265	-1.329	-0.515	-0.433	1.816	0.900	-0.523	-1.501	1.380	-1.037
2layhid.4.to.3layhid4	0.868	0.284	-0.273	1.183	-0.756	0.508	-0.582	0.012	0.327	1.058
2layhid.5.to.3layhid4	0.117	0.641	-1.269	0.267	-1.880	-0.220	-0.275	0.634	1.824	-0.248
2layhid.6.to.3layhid4	-0.462	1.863	-0.519	-0.306	-0.586	-1.280	-0.271	0.415	-1.105	0.728
2layhid.7.to.3layhid4	-0.177	-0.137	-0.583	-1.329	1.505	0.017	-0.653	-0.287	-0.228	0.296
2layhid.8.to.3layhid4	0.549	0.988	-0.485	0.014	1.144	-0.608	1.782	-0.755	-0.225	0.241
2layhid.9.to.3layhid4	-0.494	0.306	0.280	0.723	1.217	-1.352	-0.704	0.819	1.847	-0.291
2layhid.10.to.3layhid4	1.088	-0.976	1.150	1.388	-1.200	0.428	1.670	-1.699	0.841	-1.521
Intercept.to.3layhid5	1.070	-0.092	-2.374	-1.384	-1.175	-0.046	-0.341	-0.180	0.909	-0.116
2layhid.1.to.3layhid5	0.216	-1.318	-0.568	-0.280	0.169	1.387	0.614	1.932	-1.101	1.075
2layhid.2.to.3layhid5	0.549	0.340	-1.384	0.616	-0.034	-0.230	0.137	-1.306	0.112	0.288
2layhid.3.to.3layhid5	0.879	0.922	-0.989	0.574	0.856	-1.483	0.320	1.089	0.484	-1.906
2layhid.4.to.3layhid5	1.065	-1.181	0.452	-0.525	1.152	0.220	0.074	0.802	-0.434	0.295
2layhid.5.to.3layhid5	1.292	0.083	1.265	0.333	-0.269	-0.227	-1.373	-1.076	1.347	-0.477
2layhid.6.to.3layhid5	0.193	-0.571	0.829	1.113	-1.785	0.374	0.636	1.227	0.463	-0.085
2layhid.7.to.3layhid5	1.994	-0.483	-1.365	-0.704	-0.205	-1.030	0.159	2.087	2.122	-2.481

2layhid.8.to.3layhid5	-0.124	-0.844	-0.150	0.901	0.499	-0.606	-0.162	-0.138	-0.064	0.159
2layhid.9.to.3layhid5	-0.272	-0.638	1.475	0.648	0.413	-0.307	0.543	0.203	0.443	-0.323
2layhid.10.to.3layhid5	0.619	-0.400	1.875	-3.214	0.706	-0.688	-0.411	-2.145	0.060	0.584
Intercept.to.3layhid6	0.076	-0.139	0.177	-1.130	-1.131	-1.201	-0.729	1.118	1.035	-0.844
2layhid.1.to.3layhid6	1.493	1.829	-0.965	-0.682	-1.444	-0.529	0.328	-0.910	2.199	0.996
2layhid.2.to.3layhid6	0.021	-0.736	-0.090	0.317	1.974	0.531	-1.051	0.952	-1.047	1.461
2layhid.3.to.3layhid6	0.331	-1.455	-0.489	1.652	-0.396	0.899	-1.027	1.299	-0.696	-1.212
2layhid.4.to.3layhid6	0.370	0.992	0.895	1.350	0.461	1.486	0.808	-0.925	0.785	-0.914
2layhid.5.to.3layhid6	-1.526	0.010	-0.507	0.022	-0.171	0.435	0.904	-2.211	0.542	-1.087
2layhid.6.to.3layhid6	-0.387	-0.401	-1.601	-1.864	1.551	-0.150	0.149	0.514	-0.427	-0.149
2layhid.7.to.3layhid6	-0.291	0.320	0.095	-0.128	0.322	0.487	0.400	0.495	0.509	-1.676
2layhid.8.to.3layhid6	-1.625	0.255	0.693	-0.825	-0.483	-0.329	0.246	-2.139	-0.151	1.427
2layhid.9.to.3layhid6	0.172	-0.035	1.036	-1.041	0.895	-0.939	-0.457	0.632	1.569	0.946
2layhid.10.to.3layhid6	-1.475	0.555	-0.136	-1.132	1.234	-0.220	0.199	3.334	0.321	-0.219
Intercept.to.3layhid7	0.916	-1.254	2.728	0.407	-0.779	0.862	-0.369	2.441	0.037	0.246
2layhid.1.to.3layhid7	0.247	-1.497	-0.845	0.812	0.933	0.849	1.571	-1.036	0.511	1.306
2layhid.2.to.3layhid7	0.362	-0.033	0.158	-0.644	0.218	0.398	0.190	-1.068	-0.621	-1.981
2layhid.3.to.3layhid7	-0.721	0.281	-2.377	1.114	-1.715	-0.323	0.945	0.013	0.110	0.492
2layhid.4.to.3layhid7	2.251	-1.872	2.030	1.847	-0.123	-0.082	-1.795	-0.181	-0.354	-0.570
2layhid.5.to.3layhid7	-0.524	1.091	0.309	-0.370	-0.266	-0.354	-0.501	-1.509	0.343	2.220
2layhid.6.to.3layhid7	-1.347	-2.218	-1.295	0.471	2.438	-1.122	2.213	0.453	0.990	-1.442
2layhid.7.to.3layhid7	-0.564	-0.536	0.400	-1.157	-0.330	-0.083	0.024	1.127	2.479	0.205
2layhid.8.to.3layhid7	-1.397	0.747	-0.850	-2.661	-1.179	-0.036	-1.373	0.390	-0.155	-0.090
2layhid.9.to.3layhid7	0.439	-0.003	1.460	0.859	-0.245	0.287	-0.456	-0.758	-0.116	-0.424
2layhid.10.to.3layhid7	-0.471	0.469	2.350	-0.412	-0.990	-0.805	0.858	-0.128	0.558	1.068
Intercept.to.3layhid8	-0.825	-1.339	0.692	-0.616	1.648	-0.550	-1.153	0.698	0.754	1.599
2layhid.1.to.3layhid8	-0.068	-0.996	-0.921	0.024	0.866	0.208	1.455	0.253	-0.177	0.769
2layhid.2.to.3layhid8	0.873	-1.764	1.845	-0.885	-0.958	0.802	1.060	-1.969	-1.427	1.273
2layhid.3.to.3layhid8	-0.748	-0.396	0.099	1.389	0.913	-0.562	0.422	0.740	-1.393	0.501
2layhid.4.to.3layhid8	-1.260	0.667	-0.709	0.446	-1.663	0.318	1.030	1.118	-0.208	-0.613
2layhid.5.to.3layhid8	0.526	2.331	1.466	0.988	-0.249	-0.062	-0.073	0.862	-2.074	-2.878
2layhid.6.to.3layhid8	0.895	0.268	1.262	0.328	0.081	1.638	0.875	0.129	-0.139	0.685
2layhid.7.to.3layhid8	0.286	0.099	-1.534	1.466	-0.917	-1.502	-0.275	-0.413	-0.468	1.082
2layhid.8.to.3layhid8	0.637	0.103	-1.342	0.329	-1.013	-0.172	0.629	0.526	-0.770	1.114
2layhid.9.to.3layhid8	-0.689	0.170	0.667	-0.091	-1.110	-0.583	0.485	-1.142	-1.091	-1.415
2layhid.10.to.3layhid8	1.261	-1.508	-0.175	-1.600	-0.268	-0.335	-1.985	0.284	-1.330	-0.213
Intercept.to.3layhid9	-0.585	1.040	0.120	0.445	0.616	1.407	-0.238	0.490	-0.939	0.023
2layhid.1.to.3layhid9	-0.266	-0.116	-0.381	-1.606	-0.160	0.680	0.689	0.176	-0.379	-1.219
2layhid.2.to.3layhid9	1.059	-0.612	-0.110	-0.319	-1.627	-1.997	1.419	-1.117	0.598	-0.132
2layhid.3.to.3layhid9	-0.769	-1.683	1.807	1.984	-1.988	-1.112	0.083	0.275	1.256	-0.890
2layhid.4.to.3layhid9	-1.800	-1.506	1.521	1.180	0.209	0.520	0.055	0.873	1.298	-0.485
2layhid.5.to.3layhid9	0.370	-1.202	-0.134	-0.410	0.630	-1.122	0.593	-0.415	0.762	-1.105

2layhid.6.to.3layhid9	-1.959	0.822	0.788	0.273	0.693	0.484	-0.771	0.522	0.905	0.295
2layhid.7.to.3layhid9	-0.102	-1.186	-0.254	0.441	1.628	0.328	-0.446	0.239	1.445	0.417
2layhid.8.to.3layhid9	0.325	-1.068	-1.169	-0.303	0.151	-0.180	1.107	-0.786	1.163	2.004
2layhid.9.to.3layhid9	0.282	-1.498	0.218	-0.201	0.945	0.727	0.025	1.184	-0.873	0.080
2layhid.10.to.3layhid9	-0.680	-0.140	1.209	0.057	-1.949	0.338	1.554	-1.730	-0.347	-0.307
Intercept.to.3layhid10	-1.368	0.232	1.405	0.389	-1.211	0.437	-1.516	1.722	0.870	1.048
2layhid.1.to.3layhid10	0.863	-1.305	-0.374	-1.068	-1.067	-0.930	-1.609	0.507	-0.544	-0.734
2layhid.2.to.3layhid10	-0.447	-0.314	-0.898	-1.183	0.654	-0.110	-0.025	-0.331	-0.429	-1.445
2layhid.3.to.3layhid10	0.577	-0.106	0.619	0.517	-0.433	0.588	-0.184	0.529	-0.170	-1.193
2layhid.4.to.3layhid10	-0.612	-0.495	-0.452	-1.254	-0.167	-1.366	0.270	1.235	-0.653	-1.040
2layhid.5.to.3layhid10	-0.005	-2.259	0.665	-0.652	0.294	-1.270	-2.528	-1.042	-0.248	1.154
2layhid.6.to.3layhid10	2.249	0.060	2.383	-0.867	0.464	-0.052	-0.009	0.583	-1.886	-0.117
2layhid.7.to.3layhid10	-0.496	1.221	-1.836	0.031	-0.092	0.584	0.409	-1.276	-0.629	-1.698
2layhid.8.to.3layhid10	0.304	1.552	-3.014	-1.156	-0.546	-2.132	-0.771	0.292	-0.308	-0.338
2layhid.9.to.3layhid10	-1.643	0.368	-0.274	0.148	0.317	0.169	0.584	0.333	-0.485	1.260
2layhid.10.to.3layhid10	0.753	-1.044	-0.065	-0.392	0.489	-0.494	-1.600	-0.690	-1.556	-0.037
Intercept.to.USDMXN	1.092	-0.436	-0.409	0.494	1.039	-0.960	0.186	-0.748	-0.384	0.160
3layhid.1.to.USDMXN	0.206	1.503	1.111	-0.972	-0.240	0.494	0.357	-0.026	1.081	-0.218
3layhid.2.to.USDMXN	0.083	-0.093	-0.151	-0.116	-0.008	-0.505	-0.438	0.084	-0.438	1.935
3layhid.3.to.USDMXN	-0.836	0.419	0.680	-0.392	-1.091	-0.209	-0.311	-1.429	0.623	-0.916
3layhid.4.to.USDMXN	1.150	1.713	-0.150	1.261	-0.255	0.178	0.960	-1.416	-1.383	-3.500
3layhid.5.to.USDMXN	-1.172	-0.121	1.240	-0.381	-0.435	1.112	0.022	-0.411	-1.168	-0.726
3layhid.6.to.USDMXN	-0.556	-0.299	-0.847	-0.564	0.030	-1.469	0.429	0.449	1.552	1.339
3layhid.7.to.USDMXN	-0.698	-1.980	-0.415	-0.136	-0.453	-0.203	-0.364	-1.148	-0.645	-2.208
3layhid.8.to.USDMXN	0.047	-0.088	-0.651	1.382	-1.668	1.056	1.094	-1.517	-0.172	0.080
3layhid.9.to.USDMXN	-0.018	-0.004	-0.511	0.573	0.437	0.284	-0.860	0.193	-0.523	-0.361
3layhid.10.to.USDMXN	-0.171	1.614	0.369	0.001	0.060	-1.248	-0.786	0.432	0.209	-0.144

Anexo 5. Redes Neuronales Artificiales.

```
install.packages("neuralnet")
install.packages("quantmod")
install.packages(c("psych", "PerformanceAnalytics", "fitdistrplus"))
install.packages("rmutil")
require(rmutil)
require(psych)
require(fitdistrplus)
require(PerformanceAnalytics)
set.seed(1)
dataredes <- data.frame(read.csv("C://Users//toshiba//Desktop//dataredes.csv"))
nomen <- c("USDMXN", "VIX", "SP500", "WTI",
           "USDMXN1", "USDMXN2", "USDMXN3", "USDMXN4", "USDMXN5",
           "VIX1", "VIX2", "VIX3", "VIX4", "VIX5",
           "SP5001", "SP5002", "SP5003", "SP5004", "SP5005",
           "WTI1", "WTI2", "WTI3", "WTI4", "WTI5")
x11();plot(ts(dataredes[,2:5]), dataredes[,1], main = "Precios")
x11();plot(ts(diff(log(ts(dataredes[,2:5])))), dataredes[,1], main = "Rendimientos")
x11();plot(ts((diff(log(ts(dataredes[,2:5]))))^2), dataredes[,1], main = "Rendimientos^2")
#####
par(mfrow = c(2,2))
hist(ts(diff(log(ts(dataredes$USDMXN)))), freq = FALSE, main = "Dólar", ylab =
"Densidad", xlab = "", col = "green")
lines(density(diff(log(ts(dataredes$USDMXN)))), col= "red", lwd = 3)
hist(ts(diff(log(ts(dataredes$VIX)))), freq = FALSE, main = "VIX", ylab = "Densidad", xlab
= "", col = "green")
lines(density(diff(log(ts(dataredes$VIX)))), col= "red", lwd = 3)
hist(ts(diff(log(ts(dataredes$SP500)))), freq = FALSE, main = "S&P500", ylab =
"Densidad", xlab = "", col = "green")
lines(density(diff(log(ts(dataredes$SP500)))), col= "red", lwd = 3)
```

```

hist(ts(diff(log(ts(dataredes$WTI))), freq = FALSE, main = "WTI", ylab = "Densidad",
xlab = "", col = "green")

lines(density(diff(log(ts(dataredes$WTI))), col= "red", lwd = 3)

par(mfrow =c(1,1))

par(mfrow =c(2,2))

chart.QQPlot(ts(diff(log(ts(dataredes$USDMXN))), distribution = "norm", envelope =
.95, main ="QQ Plot Dólar", ylab = "Cuantiles Empíricos", xlab = "Cuantiles Normales")

chart.QQPlot(ts(diff(log(ts(dataredes$VIX))), distribution = "norm", envelope = .95, main
="QQ Plot VIX", ylab = "Cuantiles Empíricos", xlab = "Cuantiles Normales")

chart.QQPlot(ts(diff(log(ts(dataredes$SP500))), distribution = "norm", envelope = .95,
main ="QQ Plot S&P500", ylab = "Cuantiles Empíricos", xlab = "Cuantiles Normales")

chart.QQPlot(ts(diff(log(ts(dataredes$WTI))), distribution = "norm", envelope = .95,
main ="QQ Plot WTI", ylab = "Cuantiles Empíricos", xlab = "Cuantiles Normales")

par(mfrow =c(1,1))

fitusd.log <- fitdist(as.vector(diff(log(ts(dataredes$USDMXN))), distr = "logis")

fitusd.lap <- fitdist(as.vector(diff(log(ts(dataredes$USDMXN))), distr = "laplace")

X11();plot(density(diff(log(ts(dataredes$USDMXN))),main = "Distribución
Dólar",ylab="Densidad", lwd = 3)

lines(density(rlogis(nrow(dataredes), fitusd.log$estimate[[1]], (fitusd.log$estimate[[2]]-
0.0003))), col = "blue", lwd=2)

lines(density(rlaplace(nrow(dataredes), fitusd.log$estimate[[1]],
(fitusd.log$estimate[[2]]+0.002))), col = "green", lwd=2)

x11();chart.QQPlot(diff(log(ts(dataredes$WTI))), "logis", envelope = .99, pch = 6, main =
"Logistica")

x11();chart.QQPlot(diff(log(ts(dataredes$WTI))), "laplace", envelope = .99, pch = 5, main
= "Laplace")

datos.usd <- Suavemawe(dataredes[,2],c(0.05,0.05,0.2,0.3,0.4), 9)
datos.vix <- Suavemawe(dataredes[,3],c(0.075,0.075,0.2,0.3,0.35), 9)
datos.sp <- Suavemawe(dataredes[,4],c(0.075,0.075,0.2,0.3,0.35), 9)

```

```

datos.wti <- Suavemwe(dataredes[,5],c(0.025,0.025,0.2,0.35,0.4), 9)
usd.r <- constrlag(diff(log(ts(datos.usd$WEMA))),5)
vix.r <- constrlag((diff(log(ts(datos.vix$WEMA)))/100),5)
sp.r <- constrlag(diff(log(ts(datos.sp$WEMA))),5)
wti.r <- constrlag(diff(log(ts(datos.wti$WEMA))),5)

datar <-
data.frame(usd.r[,1],vix.r[,1],sp.r[,1],wti.r[,1],usd.r[,2:6],vix.r[,2:6],sp.r[,2:6],wti.r[,2:6])
names(datar) <- nomen

corrr <- cor(datar)

plotiden(datar$USDMXN, datar$VIX, datar$SP500,"Relación VIX-SP500",
"Vix","SP500")

abline(h=0)
abline(v=0)

text(c(0.003, 0.003), c(0.015, 0.02), labels = c("+ Aumento USD", " o DIsminución
USD"), col =c("red", "blue"))

plotiden(datar$USDMXN, datar$VIX, datar$WTI,"Relación VIX-WTI", "Vix","WTI")

abline(h=0)
abline(v=0)

text(c(0.003, 0.003), c(0.045, 0.05), labels = c("+ Aumento USD", " o DIsminución
USD"), col =c("red", "blue"))

plotiden(datar$USDMXN, datar$SP500, datar$WTI,"Relación SP500-WTI","SP500",
"WTI")

abline(h=0)
abline(v=0)

text(c(-0.04, -0.04), c(0.045, 0.05), labels = c("+ Aumento USD", " o DIsminución
USD"), col =c("red", "blue"))

x11();plot(ts(datar[,1:4]),main = "Rendimientos")
x11();plot(ts(abs(datar[,1:4])),main = "|Rendimientos|")

r<-
USDMXN~USDMXN1+USDMXN2+USDMXN3+USDMN4+USDMXN5+VIX1+VIX2+VIX
3+VIX4+VI5+SP5001+SP5002+SP5003+SP5004+SP5005+WTI1+WTI2+WTI3+WTI4+
WTI5

```

```

e<- c("USDMXN1", "USDMXN2", "USDMXN3", "USDMN4", "USDMXN5",
      "VIX1", "VIX2", "VIX3", "VIX4", "VIX5",
      "SP5001", "SP5002", "SP5003", "SP5004", "SP5005",
      "WTI1", "WTI2", "WTI3", "WTI4", "WT5")
trr <- 1103 #2014 en adelante
redmia <- entrena(r, datar,c(10,10,10),10,"tanh",trr,nomen,e)
plot(redmia$Red, rep = "best")
serie.redes <- data.frame(convrvr(datos.usd$WEMA,redmia$Seriefinal,5))
serie.pronos <-
data.frame(convrvar(datos.usd$WEMA,redmia$Pronostico,(5+nrow(serie.redes))))
ser.comple <- data.frame(completasere(serie.redes,serie.pronos))
da.usd <- data.frame(dataredes[,2])
da.wema<-data.frame(datos.usd$WEMA)
error.usd <- data.frame(dataredes[(nrow(dataredes)-
nrow(ser.comple)+1):nrow(dataredes),2]-ser.comple)
plotpronos(da.usd, ser.comple,"Pronóstico","No. Periodo","Precio", "Real"," Redes",
           trr,FALSE,50,c(10,10),c(19, 19.5),TRUE,error.usd,.03)
plotpronos(da.usd, ser.comple,"Pronóstico","No. Periodo","Precio", "Real"," Redes",
           trr,TRUE,50,c(2850,2850),c(19.3, 19.5),TRUE,error.usd,.05)
lines(ts(da.wema[(nrow(da.wema)-50):nrow(da.wema),1]),col="BLue",lwd = 3)

volatilidad <- data.frame((diff(log(ts(ser.comple))))^2)
x11();plot(ts((diff(log(ts(dataredes[1962:nrow(dataredes),2]))))^2), ylab = "Y^2", lwd = 3)
lines(ts(volatilidad[1952:nrow(volatilidad),1]), col = "red", lwd =3)

volatilidad1 <- data.frame(abs(diff(log(ts(ser.comple))))))
x11();plot(ts(abs(diff(log(ts(dataredes[1962:nrow(dataredes),2]))))), ylab = "|Y|", lwd = 3)
lines(ts(volatilidad1[1952:nrow(volatilidad1),1]), col = "red", lwd =3)

```

Anexo 6. Funciones creadas.

6.1. Suavizamiento de series

```
Savemawe <- function(x, y, z){
  serie <- data.frame(x)    #Serie a suavizar
  weigths <- data.frame(y)  #pesos para ponderacion
  nmult <- z                #Multiplicador para EMA's
  if (sum(weigths)==1) {
    ser.we <- matrix(0, nrow = (nrow(serie)-nrow(weigths)+1),1)
    for (i in 1:nrow(ser.we)) {
      indexo = 0
      for (k in 1:nrow(weigths)) {
        indexo <- indexo + serie[(k+i-1),1]*weigths[k,1]
      }
      ser.we[i,1] <- indexo
    }
    #head(ser.we)
    mult <- 2/(nmult+1)
    ser.ema <- matrix(0, nrow = (nrow(serie)-nmult+1),1)
    ser.eema <- matrix(0, nrow = (nrow(ser.ema)-nmult+1),1)
    ser.ema[1,1] <- mean(serie[(1:nmult),1])
    for (i in 2:(nrow(ser.ema))) {
      ser.ema[i,1] <- ((serie[(nmult+i-1),1]-ser.ema[(i-1),1])*mult)+ser.ema[(i-1),1]
    }
    #head(ser.ema)
    ser.eema[1,1] <- mean(ser.ema[(1:nmult),1])
  }
}
```



```

for (i in 2:(nrow(ser.eema))) {
  ser.eema[i,1] <- ((ser.ema[(nmult+i-1),1]-ser.eema[(i-1),1])*mult)+ser.eema[(i-1),1]
}

#head(ser.eema)

ser.dema <- 2*ser.ema[(nrow(ser.ema)-nrow(ser.eema)+1):nrow(ser.ema)]-ser.eema

#head(ser.dema)

ser.error <- serie[(nrow(serie)-nrow(ser.dema)+1):nrow(serie),1] - ser.dema

#head(ser.error)

ser.derror <- matrix(0, nrow = (nrow(ser.error)-nmult+1),1)

ser.derror[1,1] <- mean(ser.error[(1:nmult),1])

#nrow(ser.derror)

for (i in 2:(nrow(ser.derror))) {
  ser.derror[i,1] <- ((ser.error[(nmult+i-1),1]-ser.derror[(i-1),1])*mult)+ser.derror[(i-1),1]
}

ser.tema <- ser.dema[(nmult:nrow(ser.dema)),1]+ser.derror

#head(ser.tema)

ser.tema <- data.frame(ser.tema)

ser.we <- data.frame(ser.we)

final <- rbind(ser.we, ser.tema[nrow(ser.tema),1])

#tail(final)

fatal <- list(EMA = data.frame(ser.ema[(nrow(ser.ema)-
nrow(ser.tema)+1):nrow(ser.ema),1]),

            DEMA = data.frame(ser.dema[(nrow(ser.dema)-
nrow(ser.tema)+1):nrow(ser.dema),1]),

            TEMA = data.frame(ser.tema[,1]),WEMA = final)

return(fatal)

```

```

    }
    print("Los pesos no suman 1")
}

```

6.2. *Generador de Lags.*

```

contrulag <- function(x, y){
  #X serie
  #y número de lags
  lagora <- matrix(0, nrow = (nrow(x)-y),(y+1))
  for (i in 1:(y+1)) {
    lagor[,i] <- x[(y-i+2):(nrow(x)-i+1),1]
  }
  return(data.frame(lagora))
}

```

6.3. *Chart de relaciones.*

```

plotiden <- function(x,y,z,a,b,c) {
  x <- data.frame(x)      #Serie de comparaciones
  y <- data.frame(y)      #Serie X
  z <- data.frame(z)      #Serie y
  #a                       #Encabezado del plot
  #b                       #Xlab
  #c                       #ylab
  x11()
  plot(ts(y),ts(z),main = a, xlab = b, ylab = c, col = "white")
  #u <- par("usr")
  for (i in 1:nrow(x)) {
    if (x[i,1] > 0) {
      points(y[i,1], z[i,1], pch =3, col = "red", lwd = 2)
    }
  }
}

```

```

if (x[i,1]<=0) {
  points(y[i,1], z[i,1], pch =19, col = "BLue")
}
}
}

```

6.4. Red Neuronal Artificial automatizada.

```

entrena <- function(x,y,z,w,a,b,c,d){
  equat <- x          #Ecuacion de red
  da <- data.frame(y)  #Base de datos
  estru <- z          #La estructura de la red
  repp <- w           #repeticiones de entrenamiento
  funt <- a           #Función de transferencia que usará
  entre <- b          #Resto de serie para pronóstico
  nomeni <- c         #Encabezados de la serie
  nomtra <- d         #Encabezados para el pronostico
  #####
  en.entre <- data.frame(da[1:(nrow(da)-entre),])
  remanente <- data.frame(da[(nrow(da)-entre+1):nrow(da),])
  names(en.entre) <- nomeni
  names(remanente) <- nomeni
  red <- neuralnet(equat, data = en.entre, hidden = estru, rep = repp, act.fct = funt)
  reslma <- data.frame(red1$result.matrix)
  mejor <- 100
  for (k in 1:ncol(reslma)) {
    if (reslma[1,k]<mejor) {

```

```

mejor <- reslma[1,k]
ite <- k
}
}
medita <- matrix(0, nrow = nrow(en.entre),repp)
for (i in 1:repp) {
  medita[,i] <- red1$net.result[[i]]
}
medita <- data.frame(medita)
trabest <- data.frame(medita[,ite])
medmean <- rowMeans(medita)
trata <- matrix(0, nrow = nrow(remanente), repp)
for (i in 1:repp) {
  red2 <- compute(red1, covariate = remanente[, d], rep =i)
  trata[,i] <- red2$net.result
}
trata <- data.frame(trata)
resultfin <- data.frame(rowMeans(trata))
rebest <- data.frame(trata[,ite])
#opcional
for (i in 1:nrow(resultfin)) {
  if (abs(resultfin[i,1])>0.036) {
    resultfin[i,1] <- resultfin[i,1]/10
  }
}
}

```

```

resred <- list(REMANENTE = remanente, Entrenamientos = medita,
              Seriefinal = medmean, Serie = en.entre, Red = red1,
              PronRep = trata, Pronostico = resulfin, SerBest = trabest,
              PronBest = resbest)

return(resred)
}

```

6.5. Convertir a precios.

```

convervar <- function(x,y,z){
  x <- data.frame(x)    #Serie Original a usar
  y <- data.frame(y)    #Serie a convertir
  #z                    #Número de lags

  sercon <- matrix(0, nrow = nrow(y), 1)
  for (i in 1:nrow(y)) {
    sercon[i,1] <- x[(z+i),1]*exp(y[i,1])
  }
  return(convervar<-sercon)
}

```

6.6. Unir matrices.

```

completaserie <- function(x,y){
  x <- data.frame(x)
  y <- data.frame(y)
  Ser.complexy <- matrix(0, nrow = (nrow(x)+nrow(y)), 1)

  for (i in 1:(nrow(x)+nrow(y))) {

```

```
if (i<(nrow(x)+1)) {  
  Ser.complexy[i,1] <- x[i,1]  
}  
else{  
  Ser.complexy[i,1] <- y[(i-nrow(x)), 1]  
}  
}  
Ser.complexy <- data.matrix(Ser.complexy)  
return(Ser.complexy)  
}
```

Anexo 7. Modelo GARCH(1,1)

```
install.packages("rugarch")
install.packages("quantmod")
install.packages("FNN")
install.packages("multicool")
install.packages("mime")
require(mime)
require(quantmod)
require(rugarch)
require(FNN)
require(multicool)

setwd("C:/Users/lupit/Desktop/Libros/Tesis/GARCH")
datos_diarios <- read.csv("datosdiariosgarc.csv")
entrenainicio <- 1
entrenafin <- 2011
seriefin <- 3017
bt <- 1:(seriefin - entrenafin)
while(entrenafin < seriefin) {
  tipo.cambio <- datos_diarios$i..USDMXN[entrenainicio:entrenafin]
  tc3 <- ugarchpec(variance.model=list(model="sGARCH", garhOrder=c(1,1)),
                  mean.model=list(armaOrder=c(1,1)), distribution.model="std")
  tcGarch3 <- ugarchfit(spec = tc3, data = tipo.cambio)
  forecast <- ugarchforecast(tcGarch3, n.ahead = 1)
  bt[entrenainicio] <- head(fitted(forecast))
}
```

```
entrenainicio <- entrenainicio+1  
entrenafin <- entrenafin+1  
}  
write.csv(bt, file = "resultados20190709.csv")
```