



Universidad Nacional Autónoma de México
Programa de Posgrado en Ciencias de la Administración

**El Tipo de Cambio Peso-Dólar y sus Determinantes:
Análisis de Sensibilidad con Redes Neuronales Artificiales**

T e s i s

Presentada para optar por el grado de:

Maestra en Finanzas

Presenta:

Stephanie Aracely Valdivia Enríquez

Tutor:

Dr. Arturo Morales Castro
Facultad de Contaduría y Administración

Ciudad de México, diciembre de 2016



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Agradecimientos

Al Dr. Arturo Morales, mi Tutor y Director de Tesis, por su invaluable guía durante mis estudios y sus aportes, comentarios y sugerencias al desarrollo de esta investigación.

A los miembros del jurado por su exhaustiva revisión y apreciadas sugerencias que contribuyeron a mejorar el presente documento.

A mis distinguidos maestros, que con gran dedicación me brindaron sus conocimientos y experiencias.

A mis compañeros pues encontré en ellos verdaderos amigos y recorrimos juntos este camino hacia la obtención del grado de maestros.

A mi familia y amigos que me han apoyado y acompañado en todo momento.

.

Índice

Introducción	6
Capítulo 1. El Tipo de Cambio y su Evolución Histórica	12
1.1 Regímenes Cambiarios.....	12
1.1.1 Régimen de Paridad Fija	13
1.1.2 Sistema de Flotación Controlada.....	13
1.1.5 Control de cambios	14
1.1.6 Flotación regulada.....	14
1.1.7 Bandas con desliz controlado	14
1.1.8. Régimen Cambiario en Libre Flotación.	14
1.2 Modelos y teorías.....	15
1.2.1 Teoría de la Paridad del Poder Adquisitivo.....	15
1.2.2 Teoría de la Paridad del Poder Adquisitivo Absoluta	16
1.2.3 Teoría de la Paridad del Poder Adquisitivo Relativa	16
1.2.4 Modelo de Paridad de Tasas de Interés.....	17
1.2.5 Modelo monetario	18
1.3 Resumen Capitular	19
Capítulo 2. Factores Determinantes del Tipo de Cambio	20
2.1 Inflación.....	20
2.2 Movimientos Accionarios.....	22
2.3 Tasa de Interés.....	25
2.3 Reservas Internacionales.....	27
2.4 Oferta monetaria.....	29
2.5 Resumen Capitular	31
Capítulo 3. Redes Neuronales Artificiales	33
3.1 Modelado de una Red Neuronal Artificial.....	35
3.2 Paradigmas de Aprendizaje.....	38
3.3 Algoritmos de entrenamiento.....	41
3.4 Tipos de Arquitectura.....	44
3.5 Resumen Capitular	46

Capítulo 4. Análisis de Sensibilidad	47
4.1 Perturbación de entradas.....	47
4.2 Algoritmo de Lek.....	48
4.3. Algoritmo de Garson.....	49
4.4. Pesos de Conexión	50
4.4. Resumen Capitular	51
Capítulo 5. Construcción del Modelo.....	52
5.1 Arquitectura del modelo.....	54
5.2. Bondad de Ajuste	56
Capítulo 6. Resultados.....	58
Pesos de conexión.....	59
Algoritmo de Garson.....	60
Contribución Relativa	60
Capítulo 7. Discusión de Resultados.....	64
Capítulo 8. Conclusiones	66
Referencias.....	67

El Tipo de Cambio Peso-Dólar y sus Determinantes: Análisis de Sensibilidad con Redes Neuronales Artificiales

RESUMEN

Se realizó una investigación que tuvo como propósito plantear, diseñar e implementar una red neuronal artificial para modelar el comportamiento del tipo de cambio peso-dólar. El tipo de investigación estuvo centrado en la revisión, consulta y análisis de fuentes documentales relacionadas con el tipo de cambio peso dólar y las variables que determinan su comportamiento. En tal sentido, se modela el tipo de cambio fix mensual en el periodo 2000.01-2015.10 utilizando la metodología de Redes Neuronales Artificiales, implementando el algoritmo de Levenberg-Marquardt. Se realiza el análisis de sensibilidad de las variables propuestas como determinantes del tipo de cambio peso-dólar mediante los algoritmos Garson y Pesos de Conexión para determinar el impacto de cada una en el nivel del tipo de cambio peso-dólar. En relación con lo expuesto, se concluye que las reservas internacionales, los CETES y el IPC tienen los más altos grados de significancia.

Palabras Clave: Tipo de Cambio, RNA, Levenberg-Marquardt, Análisis de sensibilidad.

Introducción

Una de las variables claves para la economía de cualquier país es el tipo de cambio de su moneda oficial en relación con monedas extranjeras, un indicador macroeconómico del cual depende la capacidad competitiva de los bienes y servicios producidos para ser comercializados internacionalmente. En México, la necesidad de comprender la dinámica cambiaria se acentúa debido a la gran dependencia con la economía estadounidense, que se ha fortalecido desde el establecimiento del Tratado de Libre Comercio de América del Norte.

Actualmente, en la nación mexicana, el tipo de cambio peso-dólar es calculado diariamente por el Banco de México, en base al promedio de cotizaciones del mercado. Para estimar estas cotizaciones, los analistas financieros toman en cuenta diversos factores macroeconómicos, tanto de México como de Estados Unidos, dentro de ellos se encuentran: la inflación, las tasas de interés, el nivel de las reservas internacionales, el precio del petróleo, entre otros.

En este orden de ideas, si ocurriera una devaluación de la moneda se produciría un fenómeno inflacionario que provocaría un decremento en el poder adquisitivo, con todas las consecuencias que esto implica, como la demanda de aumentos salariales y, por ende, un aumento en los costos de producción. Por otra parte, produciría una fuga importante de capital al extranjero y una disminución en la inversión de proyectos productivos en el país, lo cual afectaría el sistema de crédito.

Sin embargo, pronosticar el tipo de cambio no es algo sencillo, su modelado se dificulta por el gran número de factores involucrados. Las fluctuaciones en el tipo de cambio son resultado de la oferta y demanda en los mercados de divisas, políticas monetarias y cambiarias, variables económico financieras, como inflación, tasa de

interés, precio del petróleo y reservas internacionales; así como, de otros eventos, entre ellos, crisis financieras o especulaciones en el mercado de valores.

Tomando en cuenta lo anterior y bajo la base de un gran número de estudios relacionados con la temática, se ha planteado como propósito explicar las causas que provocaron estas fluctuaciones; sin embargo, son pocos los que están dedicados a determinar las variables que influyen en estos movimientos.

Los siguientes artículos se realizaron con el propósito de explicar las causas que provocan las fluctuaciones en el tipo de cambio:

Werner (1997) estudia el comportamiento del tipo de cambio en México durante el período 1995-1996 analizando las propiedades estadísticas de las fluctuaciones diarias del peso, encontró un efecto significativo de las tasas de interés nacionales y externas sobre el tipo de cambio.

Morales (2002) analizó la relación entre los principales factores que de acuerdo con la teoría económica pueden considerarse como determinantes del tipo de cambio peso-dólar en el periodo 1986-2000. Concluye que el tipo de cambio está determinado a largo plazo por el diferencial entre la inflación interna con respecto a la de Estados Unidos, mientras que sus movimientos a corto y mediano plazo están determinados por un efecto de tasa de interés y de la gran acumulación de reservas internacionales.

Castillo y Herrera (2005) concluyeron que un modelo de caminata aleatoria ofrece un pronóstico eficiente de la dinámica del tipo de cambio, encontraron que existe una relación positiva entre el tipo de cambio nominal y las variables correspondientes a las tasas de interés y la producción, por lo que argumentan que la expectativa inflacionaria como factor determinante de los movimientos en el tipo de cambio tiene una relevancia significativa.

Guzmán (2006) construye un modelo para predecir el comportamiento del tipo de cambio spot en el periodo 1996-2005, basado en la metodología econométrica de Engle y Granger (1987). Del modelo de largo plazo concluye que el tipo de cambio spot depende en el largo plazo de la oferta monetaria de México y de EUA, del índice de la producción industrial del primero, de la tasa de interés de los CETES a 91 días y de la tasa de interés de los Fondos Gubernamentales de los EUA a tres meses. Del modelo de corto plazo concluye que el tipo de cambio spot de México depende en el corto plazo de oferta monetaria de México, del índice de la producción industrial de EUA y de su primer rezago, de la tasa interés de largo plazo de EUA, del índice de precios y cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores, del índice del tipo de cambio real y del primer rezago del tipo de cambio spot.

Torre (2009) analiza las relaciones de causalidad entre el tipo de cambio peso dólar en el periodo 1995-2008 y las variables que los modelos monetarios identifican como determinantes de la paridad. Concluye que las variables determinantes de la paridad peso/dólar son el diferencial de tasas de interés, el diferencial de ingreso, el diferencial de tasas de inflación y el diferencial de ofertas monetarias. En el Cuadro 1 se presenta un resumen de los estudios mencionados.

Cuadro 1. Variables determinantes del tipo de cambio

Año	Autor	Variables Determinantes
1997	Werner	Tasa de interés interna y externa.
2002	Morales	Inflación, tasa de interés y reservas internacionales.
2005	Castillo y Herrera	Tasa de interés, producción e inflación.
2006	Guzmán	Oferta monetaria, tasa de interés, DJIA e IPC.
2009	Torre	Tasa de interés, ingreso, inflación y oferta monetaria.

Fuente: Valdivia (2016)

Bajo el análisis de los precedentes artículos, se plantea la contribución de estas investigaciones para identificar las variables fundamentales que influyen en el comportamiento del tipo de cambio peso – dólar y sus determinantes, dentro de

ellos se considera preciso tomar en cuenta la Sensibilidad con Redes Neuronales Artificiales para evaluar el nivel de asociación que presentan con el tipo de cambio, las cuales se describen a continuación:

- Índice Promedio Industrial Dow Jones (DJIA). Media aritmética simple de los precios de treinta acciones industriales de empresas norteamericanas.
- Índice de Precios al Consumidor (IPC). Medida del promedio de los precios que pagan los consumidores por una canasta de bienes y servicios de consumo.
- Índice Nacional de Precios al Consumidor (INPC). Mide la inflación como ritmo de crecimiento de los precios de los bienes de consumo.
- Consumer Price Index (CPI). Índice de precios al consumidor de Estados Unidos. La teoría de la paridad del poder adquisitivo afirma que el tipo de cambio entre las monedas de dos países es igual a la relación entre los niveles de precios de los mismos.
- Reservas Internacionales (RI). Activos financieros que el banco central invierte en el exterior y que pueden ser fácilmente convertidos en medios de pago.
- Rendimientos de los Certificados de la Tesorería (CETES). Títulos de crédito al portador emitidos por el Gobierno Federal, se paga su valor nominal al vencimiento. Se utilizará la tasa de rendimiento correspondiente a 28 días.
- Agregado Monetario M1. Incluye el efectivo en manos del público más el dinero depositado en las cuentas corrientes.

Por otro lado, cabe mencionar recientemente se ha incrementado el uso de la inteligencia artificial para modelar el comportamiento de variables económico financieras. Uno de estos métodos son las redes neuronales artificiales, modelos

computacionales que tratan de replicar de manera simplificada el funcionamiento del cerebro. Son modelos no paramétricos, lo que representa una gran ventaja, ya que las variables antes mencionadas no son lineales y no se puede asegurar que su comportamiento se aproxime a una distribución normal.

En el presente trabajo se utiliza un enfoque con redes neuronales artificiales para realizar el análisis de sensibilidad en las variables determinantes del tipo de cambio. En el Cuadro 2 se plantean las preguntas que forman la línea base para desarrollar la investigación, con sus correspondientes objetivos e hipótesis.

Cuadro 2. Matriz de congruencia

Pregunta de investigación	Objetivo	Hipótesis
¿Es posible modelar el comportamiento del tipo de cambio peso-dólar utilizando redes neuronales artificiales?	Plantear, diseñar e implementar una red neuronal artificial que permita modelar el comportamiento del tipo de cambio peso-dólar.	La metodología de redes neuronales artificiales permite modelar el comportamiento del tipo de cambio peso-dólar.
¿De qué manera es posible obtener de el nivel de significancia de los determinantes del tipo de cambio peso-dólar a partir de un modelo de redes neuronales artificiales?	Obtener el nivel de significancia de los determinantes del tipo de cambio peso-dólar a partir de un modelo de redes neuronales artificiales.	La metodología de redes neuronales artificiales permite obtener el nivel de significancia de los determinantes del tipo de cambio peso-dólar.

Este documento se divide en ocho capítulos. En el primer capítulo, se realiza una breve descripción de evolución histórica de los regímenes cambiarios que se han implementado para controlar las fluctuaciones del tipo de cambio. También, se describen los principales modelos y teorías que se han desarrollado en el intento de explicar el funcionamiento de la dinámica cambiaria.

En el segundo capítulo, se presenta una descripción general de los factores determinantes del tipo de cambio que se utilizaron como entrada para el modelo, analizando la relación de cada una de ellas con el tipo de cambio.

En el tercer capítulo, se aborda la definición y contexto de las redes neuronales artificiales y de los principales elementos que se toman en cuenta al realizar este tipo de modelado.

En el cuarto capítulo, se realiza la implementación del modelo en MATLAB, se analiza la eficiencia del modelo y se comprueba la correlación entre las variables propuestas como entrada y salida.

En el capítulo cinco, se desarrollan y explican los algoritmos que se utilizan para realizar el análisis de sensibilidad a partir de los pesos sinápticos obtenidos de la red neuronal artificial. En el capítulo seis, se resumen y comparan los resultados obtenidos por cada uno de los algoritmos aplicados.

En el capítulo siete, se realiza la discusión de los resultados de esta investigación en comparación con estudios previos. Finalmente, en el capítulo ocho se explican las conclusiones obtenidas.

Capítulo 1. El Tipo de Cambio y su Evolución Histórica

El tipo de cambio es el precio al que se valúa la moneda nacional con relación a una moneda extranjera. Su comportamiento es influenciado por los cambios en las condiciones de la economía del país, así como por fenómenos políticos y sociales. Ocupa una posición central en la política monetaria, en la que puede servir como un objetivo, un instrumento o simplemente un indicador. (Latter, 1995)

El término política monetaria se refiere a las acciones realizadas por el Banco Central para controlar la disponibilidad, costo del dinero y del crédito. Existen diferentes regímenes de tipo de cambio, que en general difieren en la forma en que el Banco Central puede o no realizar acciones para modificar el valor del tipo de cambio.

1.1 Regímenes Cambiarios

En relación al tipo de cambio peso/dólar, éste ha transitado por diversos esquemas cambiarios que van desde un régimen de tipo de cambio fijo a hasta el régimen de flotación libre, que es el actualmente usado. En el Cuadro 2 se observa la evolución histórica de los regímenes cambiarios en México.

Cuadro 2. Regímenes cambiarios en México

Régimen cambiario	Fecha Inicio	Fecha Fin
Régimen de paridad fija	Abril-1954	Agosto-1976
Sistema de flotación controlada	Septiembre-1976	Agosto-1982
Sistema cambiario múltiple	Agosto-1982	Agosto-1982
Control generalizado de cambios	Septiembre-1982	Diciembre-1982
Control de cambios	Diciembre-1982	Agosto-1985
Flotación regulada	Agosto-1985	Noviembre-1991
Bandas con desliz controlado (Modelo con tipo de cambio controlado)	Noviembre-1991	Diciembre-1994
Modelo con tipo de cambio de Libre flotación	Diciembre-1994	Actualidad

Fuente: Valdivia (2016), con datos del Banco de México (2009).

1.1.1 Régimen de Paridad Fija

La autoridad monetaria fija el tipo de cambio con referencia en otra moneda o canasta de moneda, de tal manera que éste es más o menos uno por ciento alrededor de la tasa central. Establecer una paridad fija implica que las autoridades se comprometen a limitar el grado de fluctuación del tipo de cambio, con el propósito de controlar las expectativas privadas con respecto a la evolución del tipo de cambio nominal.

1.1.2 Sistema de Flotación Controlada

En este régimen el tipo de cambio se determina principalmente en el mercado, pero la autoridad monetaria puede intervenir para influir sobre el nivel del tipo de cambio, sin tener necesariamente una meta para la tasa cambiaria; generalmente, estas intervenciones se dan para intentar suavizar fluctuaciones muy bruscas.

1.1.3 Sistema Cambiario Múltiple

Se establece un sistema cambiario múltiple en el cual se fija un tipo de cambio preferencial para la importación de bienes prioritarios y el pago de las obligaciones del sistema bancario con el exterior. El tipo de cambio general por otra parte, se determina por el libre juego de la oferta y demanda de divisas.

1.1.4 Control generalizado de cambios

Se trata de un sistema dual en el cual por medio de un decreto de la autoridad monetaria se establece en qué casos se aplicará un tipo de cambio preferencial y en qué otros un tipo de cambio ordinario.

1.1.5 Control de cambios

En este régimen existen tres tipos de sistema en el tipo de cambio: un mercado controlado y un mercado libre dependiendo el tipo de transacción a efectuar, y además un tipo de cambio especial estipulado para pagos de deuda.

1.1.6 Flotación regulada

En este sistema se establece que el tipo de cambio puede modificarse diariamente por montos que no necesariamente sean uniformes, pero tampoco en forma abrupta.

1.1.7 Bandas con desliz controlado

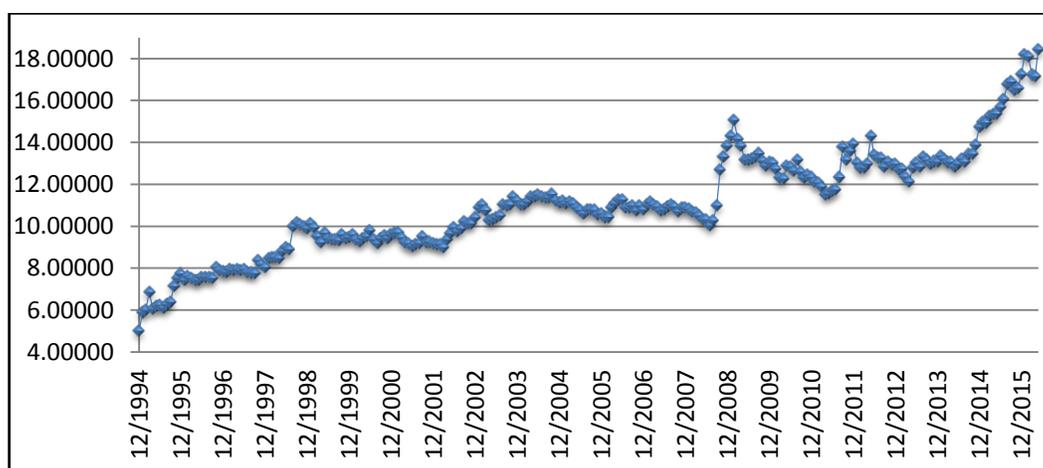
En este régimen se estipulan explícitamente los márgenes dentro de los que se permite fluctuar al tipo de cambio. Cuando este valor está cerca o rebasa las bandas se toman acciones para que vuelva a estar dentro de la zona objetivo.

1.1.8. Régimen Cambiario en Libre Flotación.

En el régimen cambiario flexible el gobierno no interfiere en el nivel del tipo de cambio nominal de su moneda en relación con la moneda de otro país. Las condiciones del mercado determinarán, por sí solas, la relación de intercambio entre monedas a partir de la situación relativa de las economías entre ambos países.

Actualmente, bajo el régimen de libre flotación, el tipo de cambio es calculado diariamente por el Banco de México, con base en el promedio de cotizaciones del mercado. Para estimar estas cotizaciones, los analistas financieros toman en cuenta diversos factores macroeconómicos, tanto de México como de Estados Unidos, como son: la inflación, las tasas de interés, el nivel de las reservas internacionales, el precio del petróleo, etc. En la Gráfica 1 se muestra el comportamiento del tipo de cambio durante el régimen de libre flotación.

Gráfica 1. Tipo de cambio en México durante el régimen de libre flotación



Fuente: Valdivia (2016) con datos del Banco de México (2016).

1.2 Modelos y teorías

1.2.1 Teoría de la Paridad del Poder Adquisitivo

Esta teoría establece una relación entre la variación relativa entre dos monedas en periodos determinados y la tasa de variación de los precios entre dichos países. Se basa en la Ley del Precio Único, que establece que en un mercado en condiciones perfectas (todos los participantes saben lo que sucede en cualquier parte del mundo y existe libertad tanto de comercio como de circulación de capitales) todos los bienes y servicios iguales tendrán el mismo precio en cualquier país donde se vendan.

Sugiere que a medida que el nivel de precios de un país se eleve con respecto al nivel de precios de otro, su moneda se depreciará mientras que la del otro país se apreciará. Sin embargo, se ha comprobado que aunque esta teoría, permite tener una buena aproximación del nivel del tipos de cambio, no siempre se cumple, ya que existen factores que afectan este equilibrio, tales como la preferencia de los consumidores de las mercancías nacionales a las extranjeras, el cobro de cuotas y aranceles o la productividad misma de cada país.

1.2.2 Teoría de la Paridad del Poder Adquisitivo Absoluta

La versión absoluta de la Paridad del Poder Adquisitivo surge en el intento de generalizar la teoría a un grupo amplio de bienes. Postula que cuanto mayor sea el nivel de precios nacional en relación al nivel de precios extranjero, mayor debe de ser el tipo de cambio relativo, es decir, se requiere un tipo de cambio relativamente depreciado para mantener el poder adquisitivo de la moneda nacional.

De igual forma, cuanto menor sea el nivel de precios nacional en relación al nivel de precios extranjero, menor debe ser el tipo de cambio relativo, por lo que se necesita un tipo de cambio relativamente apreciado para mantener el poder adquisitivo de la moneda nacional.

1.2.3 Teoría de la Paridad del Poder Adquisitivo Relativa

Una versión más general de la Paridad del Poder Adquisitivo es la Teoría Relativa, la cual acepta que el tipo de cambio entre las monedas de dos países no sea exactamente igual a la relación entre los precios de dichos países. Utiliza una constante que refleja la existencia de impedimentos al comercio internacional o los costos de transporte, de manera que algunos supuestos no necesariamente tienen que cumplirse.

En este caso, las variaciones del tipo de cambio se deben compensar por las variaciones en los niveles de precios entre los países. Se establece que si la tasa de inflación nacional es mayor que la extranjera, se requiere un aumento del tipo de cambio para mantener el poder de compra de la moneda nacional. Lo mismo en el caso contrario, si la tasa de inflación nacional está por debajo de la extranjera, es necesario una reducción del tipo de cambio para mantener el poder adquisitivo de la moneda nacional.

1.2.4 Modelo de Paridad de Tasas de Interés

El tipo de cambio a corto plazo depende de los flujos internacionales de capital, los cuales dependen de los diferenciales de los tipos de interés, las expectativas del mercado y la especulación.

La paridad en la tasa de interés se basa en la ley del precio único, pero aplicada a los mercados de activos financieros. Explica la relación que mantienen los tipos de cambio y las tasas de interés. Las transacciones en el mercado internacional de activos financieros hace que el precio de las divisas y el nivel de las tasas de interés estén relacionados.

Consiste en el establecimiento de un factor llamado prima adelantada, definido como el valor presente del diferencial de los tipos de interés nacional e internacional, proyectando al tipo de cambio a su valor teórico en un futuro con base en el cálculo de dicha prima. En forma de ecuación se expresa:

$$r = r^* + \frac{E^e - E}{E}$$

donde r y r^* son las tasas de interés nacional e internacional; E^e es el tipo de cambio esperado, y E el tipo de cambio spot.

Postula que si aumenta la tasa de interés en alguno de los países y dado el caso que el tipo de cambio esperado se mantenga constante, los inversores utilizarán para sus transacciones la moneda del país que tuvo el aumento. Por ejemplo, si r es la tasa de rendimiento de los bonos de México, y r^* es la tasa de rendimiento de los bonos de Estados Unidos, un aumento en r^* ocasiona que salga capital de México hacia Estados Unidos, en consecuencia, la venta de pesos para comprar dólares produce que el dólar se aprecie.

1.2.5 Modelo monetario

El modelo monetario de la determinación del tipo de cambio es una especie de combinación y una sofisticación del principio de paridad del poder adquisitivo y de la balanza de pagos. Postula que el tipo de cambio no es el resultado de la razón entre los precios internos y externos de una canasta de bienes, sino del precio relativo de las monedas de los países involucrados. Este precio es fijado dentro de cada país como resultado de la interacción de la oferta y la demanda.

Este modelo establece que los movimientos en los agregados monetarios determinan los precios y, por lo tanto, el tipo de cambio nominal. También, sostiene que la clave para explicar el comportamiento del tipo de cambio es la demanda, esto a su vez tiene una relación positiva con el ingreso, es decir, cuando el ingreso nacional aumenta la demanda también aumenta y como la oferta se mantiene constante entonces la tasa de interés tiende a subir. Esto implica que el tipo de cambio se aprecie, ya que una tasa de interés a la alza atrae capital extranjero. (Villar C. M., 2013)

Además, este modelo también postula que las distorsiones que se originan en el mercado monetario, van a tener efectos en tres variables: reservas internacionales, tipo de cambio y precios domésticos.

1.3 Resumen Capitular

En este capítulo se describen los diferentes regímenes de tipo de cambio, que determinan la forma en que el Banco Central puede o no realizar acciones para intervenir en el nivel del tipo de cambio. En México, desde Diciembre de 1994 hasta la actualidad, el tipo de cambio se establece bajo el régimen de libre flotación, en el cual el tipo de cambio es calculado diariamente por el Banco de México, con base en el promedio de cotizaciones del mercado. Para estimar estas cotizaciones, los analistas financieros toman en cuenta diversos factores macroeconómicos como la inflación, las tasas de interés, el nivel de las reservas internacionales, el precio del petróleo, etc. Además se revisan diversas teorías acerca del funcionamiento del mercado monetario, que relacionan el comportamiento del tipo de cambio con las variables económicas que se analizan en el siguiente capítulo.

Capítulo 2. Factores Determinantes del Tipo de Cambio

Como se menciona en el Capítulo 1, bajo el régimen de libre flotación, el tipo de cambio es calculado con base en el promedio de cotizaciones del mercado, que son afectadas por diversos factores macroeconómicos. En consecuencia, las variaciones en dichos factores tiene un impacto directo en el nivel del tipo de cambio, a continuación se analizan cada uno de estos factores.

2.1 Inflación

La inflación en una economía es el aumento de su nivel general de precios de los bienes y servicios en un periodo de tiempo dado, se mide utilizando las variaciones del Índice Nacional de Precios al Consumidor (INPC). Este índice es un ponderado de acuerdo con el consumo que una unidad familiar media realiza y mide el nivel general de precios con respecto a un período anterior.

En México el INPC se publica quincenalmente. La información para medir la importancia relativa de los genéricos dentro de la canasta de INPC se obtiene a partir de una encuesta realizada por el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) en los hogares y que tiene cobertura nacional.

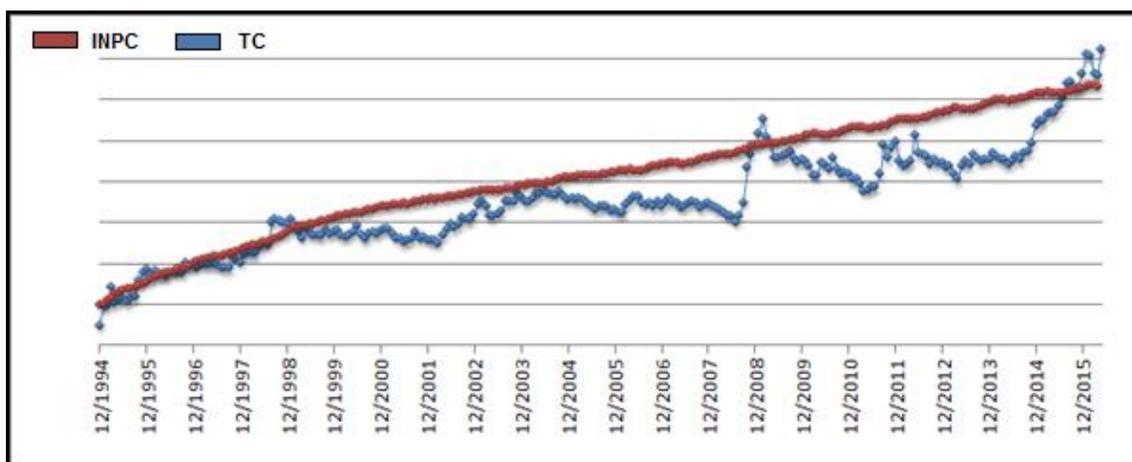
Los principales componentes del INPC se agrupan en ocho categorías, de acuerdo con la forma en que los consumidores distribuyen su gasto: (a) Alimentos, bebidas y tabaco; (b) Ropa, calzado y accesorios; (c) Vivienda; (d) Muebles, aparatos y accesorios domésticos; (e) Salud y cuidado personal; (f) Transporte; (g) Educación y esparcimiento; y (h) Otros servicios.

El Índice de Precios de Consumo de Estados Unidos (Consumer Price Index o CPI) es un indicador económico que mide la variación de los precios de una cesta representativa de bienes y servicios. Es también conocido como *Cost of Living Index* (índice del coste de vida) o *Retail Price Index*.

El fenómeno de inflación tiene efectos importantes en la economía, cuando se presenta la moneda se deprecia, pues se disminuye su poder de compra a la hora de realizar el intercambio por bienes y servicios. Con el aumento de precios, disminuyen las exportaciones, provocando que haya menor demanda de la moneda nacional; por el contrario, se incrementen las importaciones, ya que será más barato comprar en el extranjero. (Díaz C. M., Vergara G. R., 2012).

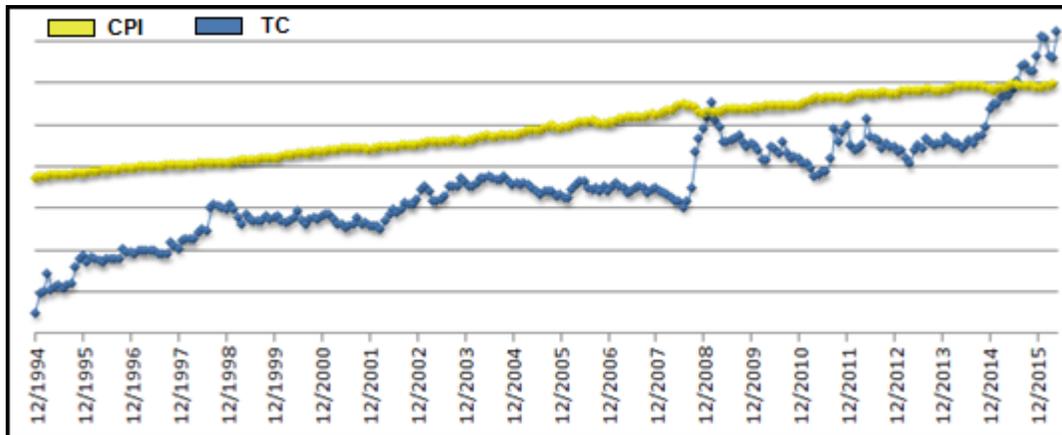
En las Gráficas 2 y 3, se aprecia la evolución histórica del tipo de cambio y la inflación bajo el régimen de libre flotación, comparando con el INPC y el CPI respectivamente.

Gráfica 2. Tendencias del INPC y Tipo de Cambio de 1994 a 2016



Fuente: Valdivia (2016). Con datos del INEGI (2016) y Banco de México (2016).

Gráfica 3. Tendencias del CPI y Tipo de Cambio de 1994 a 2016



Fuente: Valdivia (2016). Con datos del INEGI (2016) y <http://www.dlt.ri.gov/lmi/business/cpi.htm>.

2.2 Movimientos Accionarios

Para medir la actividad accionaria existen los índices bursátiles, que tratan de reflejar el comportamiento de todos los valores que cotizan en la bolsa tomados en conjunto, como si fuera una sola unidad. Los índices pueden ser globales o sectoriales, siendo los sectoriales una parte de los globales.

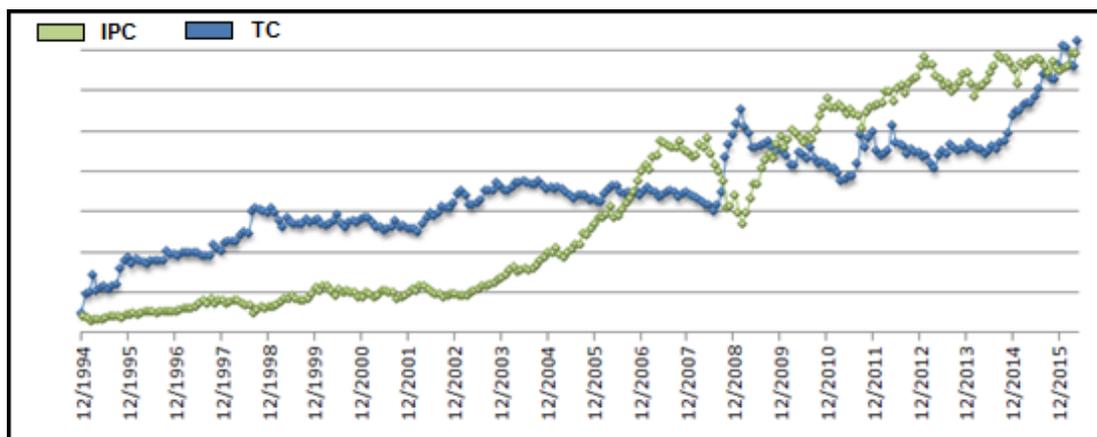
Técnicamente son números índices temporales complejos y, en la mayoría de los casos, ponderados. La finalidad de los índices bursátiles es reflejar la evolución en el tiempo de los precios de los títulos admitidos a cotización en Bolsa.

El Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) es el principal índice de la Bolsa Mexicana de Valores, expresa el rendimiento del mercado accionario, en función de las variaciones de precios de una muestra balanceada, ponderada y representativa del conjunto de acciones cotizadas en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV). La muestra empleada para su cálculo se integra por emisoras de distintos sectores de la

economía y se revisa semestralmente, considerando 35 series accionarias clasificadas como de alta y media bursatilidad, es decir, las más negociadas del mercado, tanto por volumen como por importe.

A diferencia de otros índices de este tipo, el valor del IPC se relaciona con el día anterior y no con el valor de la fecha base, debido a que la muestra es revisada periódicamente con el objeto de considerar a las emisoras líderes, y no permitir que ésta se vuelva improcedente y obsoleta, perdiendo consecuentemente su representatividad.

Gráfica 4. Tendencias del IPC y Tipo de Cambio de 1994 a 2016



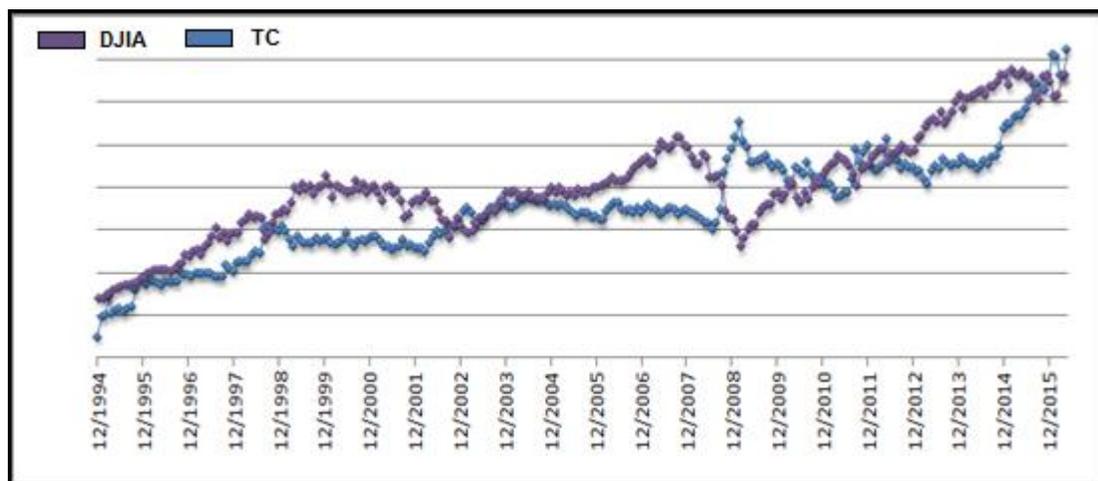
Fuente: Valdivia (2016). Con datos de Banco de México (2016).

En la Gráfica 4 se aprecia la evolución histórica del IPC y el tipo de cambio bajo el régimen de libre flotación.

El Índice Promedio Industrial Dow Jones (DJIA) es el índice más utilizado para medir la actividad accionaria en los Estados Unidos, mide el comportamiento de una canasta de 30 acciones de las empresas más representativas de la Bolsa de Nueva York.

Anteriormente se calculaba dividiendo la suma total en dinero del valor de las acciones y esto se dividía por el número de acciones existentes. Sin embargo, para hacerlo más representativo esto se modificó y se pasó a dividir el total del valor de las acciones por una fórmula matemática que otorga mayor peso a las empresas de mayor tamaño. En la Gráfica 4 se aprecia la evolución histórica del DJIA y el tipo de cambio.

Gráfica 5. Tendencias del DJIA y Tipo de Cambio de 1994 a 2016



Fuente: Valdivia (2016). Con datos de Banco de México (2016) y <http://mx.investing.com/indices/us-30-historical-data>.

2.3 Tasa de Interés

La tasa de interés es el rendimiento porcentual que se paga por un préstamo, es decir, el monto que debe cobrarse o pagarse por prestar o pedir dinero prestado.

La tasa de interés real se determina por la demanda de inversión y oferta de ahorro en el mercado de capital. La tasa de interés nominal se determina por la oferta y la demanda de dinero en el mercado monetario de cada país.

Los Certificados de la Tesorería de la Federación (CETES) son el instrumento más comercializado en el mercado de dinero de México. Se emiten a plazos de 28, 91 y 182 días, aunque ha habido emisiones a otros plazos que ya no se manejan. Su valor nominal es de \$10.00, y pueden ser adquiridos por personas físicas o morales sin restricción de nacionalidad.

La tasa de descuento de los CETES la determina el mercado en función de los rendimientos de otros instrumentos de inversión y de la oferta y demanda de los mismos que se expresa en porcentaje anual.

Para determinar el porcentaje de rendimiento se realizan los siguientes pasos:

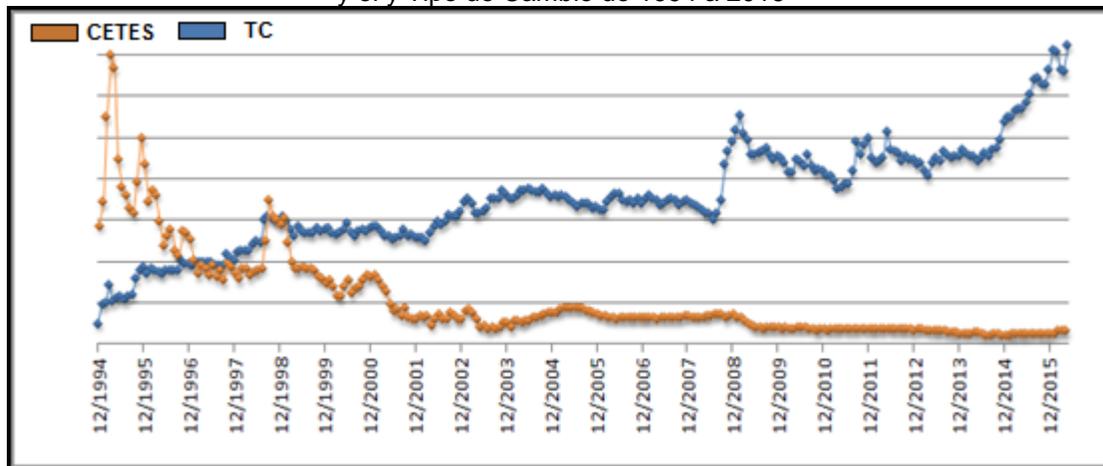
- Se calcula la diferencia entre el precio de venta menos el precio de compra para obtener la utilidad de la inversión.
- Se divide la utilidad entre el número de días que se mantuvo dicha inversión para saber la utilidad diaria que generó la inversión en cuestión.
- El resultado anterior se multiplica por 360 días, para determinar la utilidad que se hubiera alcanzado con la inversión en cuestión en un año, reinvertido el capital

- Por último, se divide el resultado entre la inversión original para llegar al rendimiento anual.

En la teoría de la Paridad de Intereses, un aumento de la tasa de interés interna, provoca que los capitales fluyan al país doméstico haciendo que el tipo de cambio se aprecie y lo contrario sucede con una disminución de dicha tasa. (Guzmán, 2006)

En la Gráfica 6 se observa la tendencia que presenta la tasa de descuento CETES a 28 días y el Tipo de Cambio.

Gráfica 6. Tendencias de la tasa de descuento CETES a 28 días y el y Tipo de Cambio de 1994 a 2016



Fuente: Valdivia (2016). Con datos de Banco de México (2016)

2.3 Reservas Internacionales

Son activos financieros que el banco central invierte en el exterior y que pueden ser fácilmente convertidos en medios de pago. Su característica principal es la liquidez; es decir, la capacidad de los activos que la integran para liquidar, de manera rápida, obligaciones de pago fuera del país.

Son propiedad del Banco de México y su objetivo es mantener a la estabilidad del poder adquisitivo de la moneda nacional mediante la compensación de desequilibrios en la balanza de pagos; es decir, diferencias entre los ingresos y egresos de divisas al país.

Son una especie de seguro para afrontar contingencias que podrían reflejarse en un deterioro de los flujos comerciales o de capital de la balanza de pagos, generados principalmente por desequilibrios macroeconómicos y financieros.

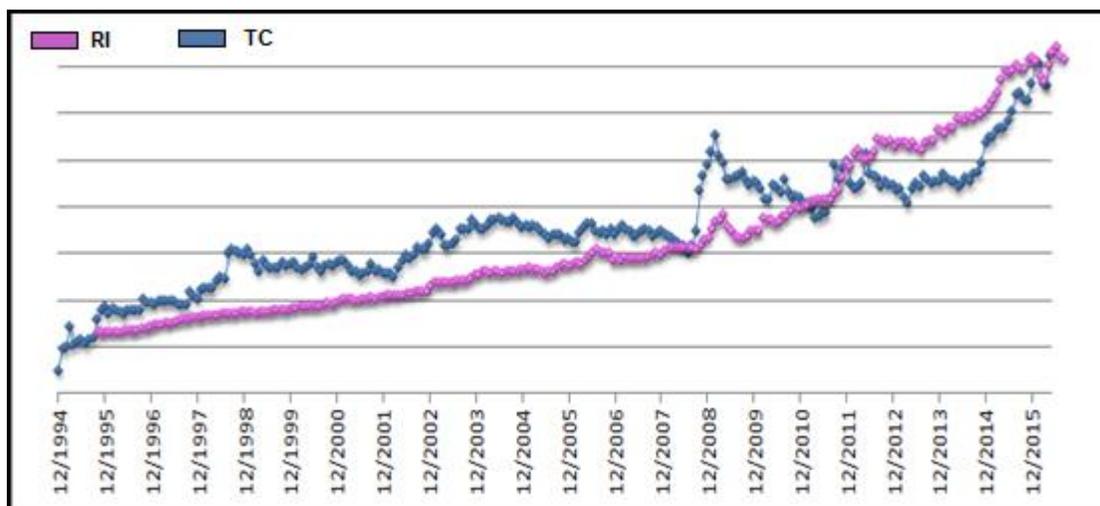
Las divisas que pueden formar parte de la reserva son:

- Billetes y monedas metálicas extranjeros
- Depósitos, títulos y valores pagaderos fuera del territorio nacional, considerados de primer orden en los mercados internacionales y de amplia liquidez, denominados en moneda extranjera y a cargo de gobiernos de países distintos a México, de organismos financieros internacionales o de entidades del exterior, siempre que sean exigibles a plazo no mayor de seis meses o de amplia liquidez
- Créditos a cargo de bancos centrales, exigibles a plazo no mayor de seis meses, cuyo servicio esté al corriente
- Derechos especiales de giro (DEG) del Fondo Monetario Internacional.

Esto implica que la reserva internacional del Banco de México se integra por activos financieros denominados en las divisas de mayor importancia en los mercados internacionales, tales como dólares de los E.U.A., euros o yenes japoneses, entre otras.

En la Gráfica 7 se muestra la tendencia del tipo de cambio y el monto de las reservas internacionales.

Gráfica 7. Tendencias de las Reservas Internacionales y Tipo de Cambio de 1994 a 2016



Fuente: Valdivia (2016). Con datos de Banco de México (2016)

2.4 Oferta monetaria

La oferta monetaria es la cantidad de dinero que hay en circulación en una economía. No sólo incluye el dinero líquido o efectivo, es decir billetes y monedas, sino que además incluye el dinero bancario. Depende del coeficiente del dinero legal mantenido por el público en relación al dinero total, del coeficiente de caja efectivamente mantenido por el sistema bancario y de la base monetaria u oferta de efectivo bajo control por la autoridad monetaria.

La base monetaria está formada por los billetes y monedas en circulación y por el saldo de las cuentas corrientes que las instituciones de crédito mantienen en el Banco Central. En México, el comportamiento de la base monetaria es muy similar al de los billetes y monedas en circulación debido a que los bancos no intentan mantener saldos positivos en sus cuentas en el instituto emisor.

La cantidad de billetes y monedas que demandan los actores económicos depende de varios factores como el número de transacciones que planean llevar a cabo en un día determinado y el precio de los artículos o servicios a adquirir, así como de las facilidades que existan para obtener billetes suficientes en el momento en que éstos van a ser utilizados.

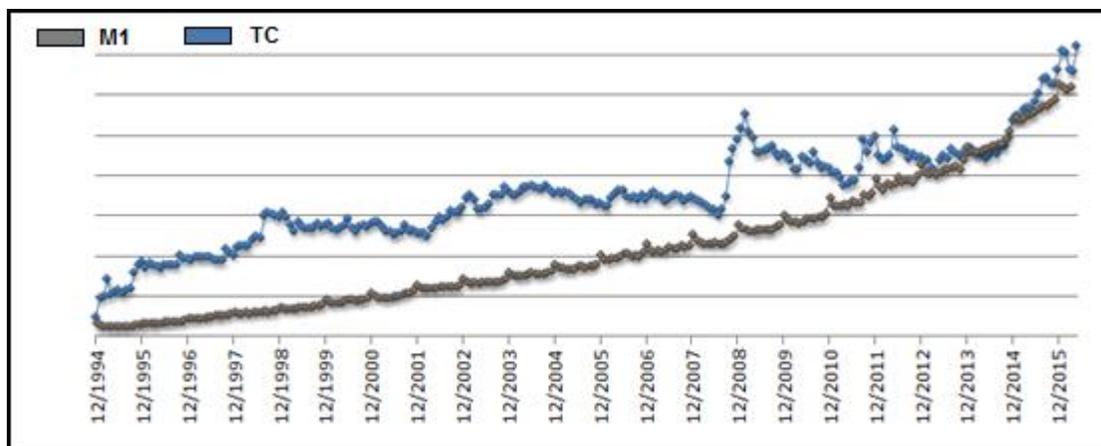
El Banco Central utiliza agregados monetarios para poder controlar el grado de liquidez. Los más utilizados son:

- M1. Incluye a los billetes y monedas en poder del público; a las cuentas de cheques en monedas nacional y extranjera en poder de los residentes en el país; y, a los depósitos en cuenta corriente con interés en moneda nacional.

- M2. Incluye todo lo contenido en M1, más la tenencia de activos financieros internos por parte del sector privado residente en el país.
- M3. Incluye todo lo contenido en M2, más la tenencia de activos financieros internos en poder de no residentes.
- M4. Incluye también la captación que realiza la banca mexicana a través de sus agencias en el exterior, ya sea que provenga de residentes o de no residentes.

Estas presentaciones de los agregados incluyen solamente al ahorro del sector privado, por tener éste un comportamiento que responde en mayor medida a señales económicas de ingreso y de precios. En la Gráfica 7 se observa la tendencia que presenta el agregado monetario M1 y el tipo de cambio.

Gráfica 7. Tendencias de la Oferta Monetaria y Tipo de Cambio de 1994 a 2016

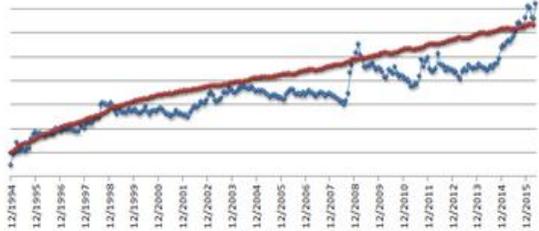
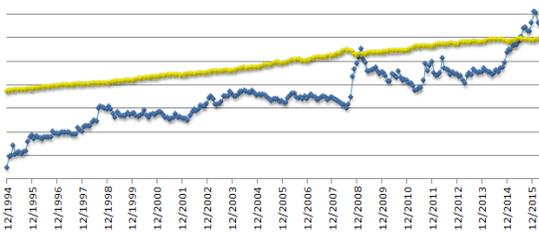
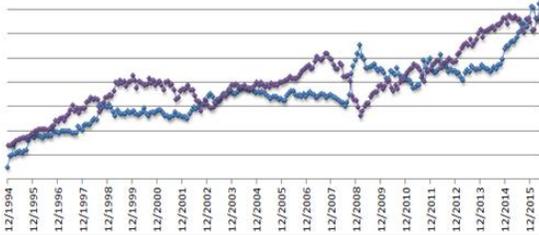
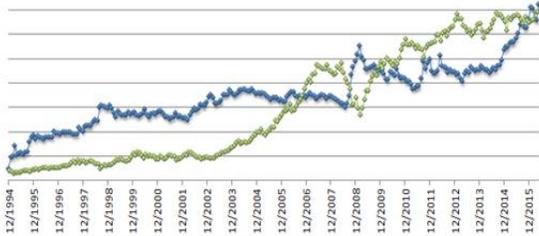
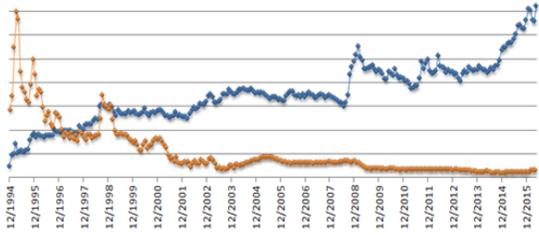


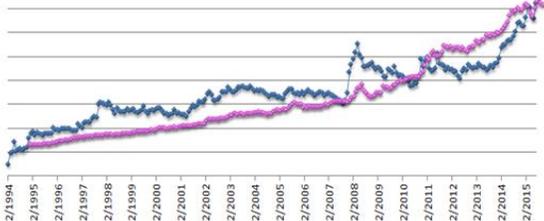
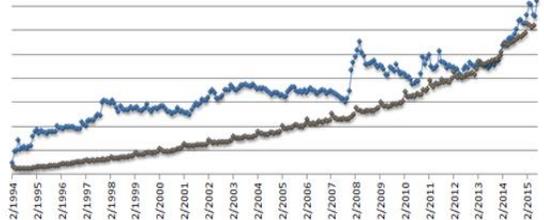
Fuente: Valdivia (2016). Con datos de Banco de México (2016)

2.5 Resumen Capítular

En este capítulo se realiza una descripción de cada uno de los factores considerados como determinantes del tipo de cambio que se utilizan como entrada para el modelo. En el Cuadro 3 podemos observar el resumen de cada una de las variables analizadas.

Cuadro 3. Variables determinantes del tipo de cambio

Variable	Tendencia con el Tipo de Cambio
<p>INPC. Índice ponderado de acuerdo con el consumo que una unidad familiar media realiza y mide el nivel general de precios con respecto a un período anterior.</p>	
<p>CPI. Indicador económico que mide la variación de los precios de una cesta representativa de bienes y servicios.</p>	
<p>DJIA. Es el índice más utilizado para medir la actividad accionaria en los Estados Unidos, mide el comportamiento de una canasta de 30 acciones de las empresas más representativas de la Bolsa de Nueva York.</p>	
<p>IPC. Principal índice de la BMV, expresa el rendimiento del mercado accionario, en función de las variaciones de precios de una muestra balanceada, ponderada y representativa del conjunto de acciones cotizadas.</p>	
<p>CETES28. Instrumento más comercializado en el mercado de dinero emitido a 28 días. Su valor nominal es de \$10.00, y pueden ser adquiridos por personas físicas o morales.</p>	

<p>Reservas internacionales. Son activos financieros que el banco central invierte en el exterior en medios de pago. Su característica principal es la liquidez y su objetivo es mantener la estabilidad del poder adquisitivo de la moneda nacional.</p>	 <p>The chart displays two data series: a blue line representing international reserves and a pink line representing the monetary aggregate M1. Both series show a general upward trend from 1994 to 2015. The blue line (reserves) starts at approximately 10% of GDP in 1994 and reaches about 25% by 2015. The pink line (M1) starts at approximately 5% of GDP in 1994 and reaches about 15% by 2015. Both series show a significant dip around 2008-2009, followed by a sharp recovery.</p>
<p>Agregado Monetario M1. Incluye billetes y monedas en poder del público; cuentas de cheques en poder de los residentes en el país; y depósitos en cuenta corriente.</p>	 <p>The chart displays two data series: a blue line representing international reserves and a brown line representing the monetary aggregate M1. Both series show a general upward trend from 1994 to 2015. The blue line (reserves) starts at approximately 10% of GDP in 1994 and reaches about 25% by 2015. The brown line (M1) starts at approximately 5% of GDP in 1994 and reaches about 15% by 2015. Both series show a significant dip around 2008-2009, followed by a sharp recovery.</p>

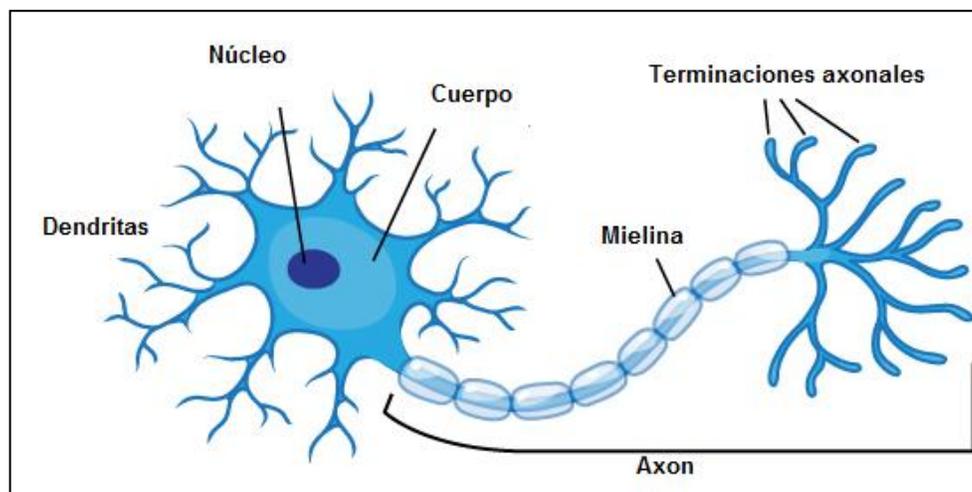
Fuente: Valdivia (2016)

Capítulo 3. Redes Neuronales Artificiales

Las redes neuronales artificiales (RNA) están inspiradas en las redes neuronales biológicas, tratan de emular la estructura y el comportamiento del cerebro para buscar una solución a diferentes problemas.

La neurona es la unidad fundamental del sistema nervioso, cada neurona es una unidad procesadora que recibe y combina señales desde y hacia otras neuronas. El cerebro consiste en uno o varios billones de neuronas densamente interconectadas. En la Figura 1 se pueden observar los principales elementos de una neurona.

Figura 1. Componentes de una neurona biológica



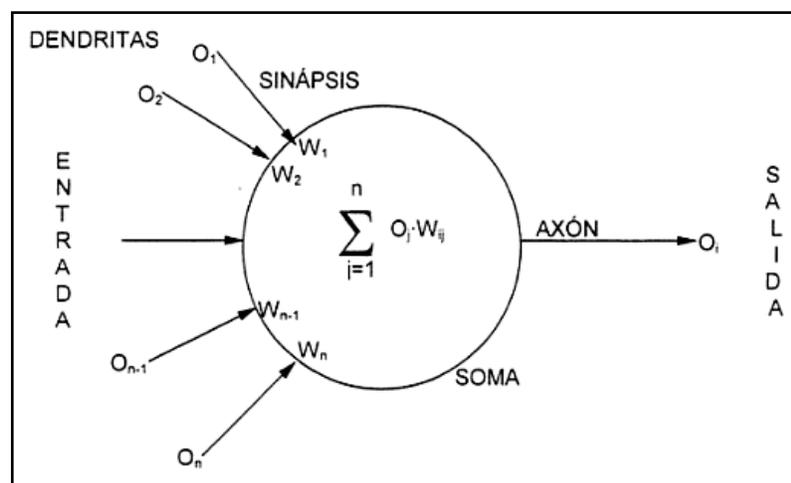
Fuente: Valdivia (2016) en base a <https://askabiologist.asu.edu/neuron-anatomy>

El axón (salida) de la neurona se ramifica, está conectada a las dendritas (entradas) de otras neuronas a través de uniones llamadas sinapsis. La eficacia de la sinapsis es modificable durante el proceso de aprendizaje de la red.

Se puede definir a una red neuronal artificial como un procesador masivamente distribuido y paralelo, es decir, un sistema capaz de realizar múltiples tareas de forma simultánea.

Las unidades de procesamiento del modelo son llamadas neuronas, son una especie de procesador muy simple que transforma una o varias señales de entrada en una única salida, la misma se transmite a otras neuronas o funciona como salida de la red. Cada entrada tiene un peso asociado que se va modificando en el proceso de aprendizaje. En la Figura 2 se muestra gráficamente la estructura de una neurona en una red neuronal artificial.

Figura 2. Modelo de Neurona Artificial



Fuente: Pino, D. R. et. al. (2001) "Introducción a la inteligencia artificial: sistemas expertos, redes neuronales artificiales y computación evolutiva"

Las neuronas se dividen en "visibles" y "ocultas". Las visibles son las entradas (variables exógenas) y las salidas del modelo (variables endógenas), mientras que las ocultas se utilizan para realizar representaciones internas de los datos.

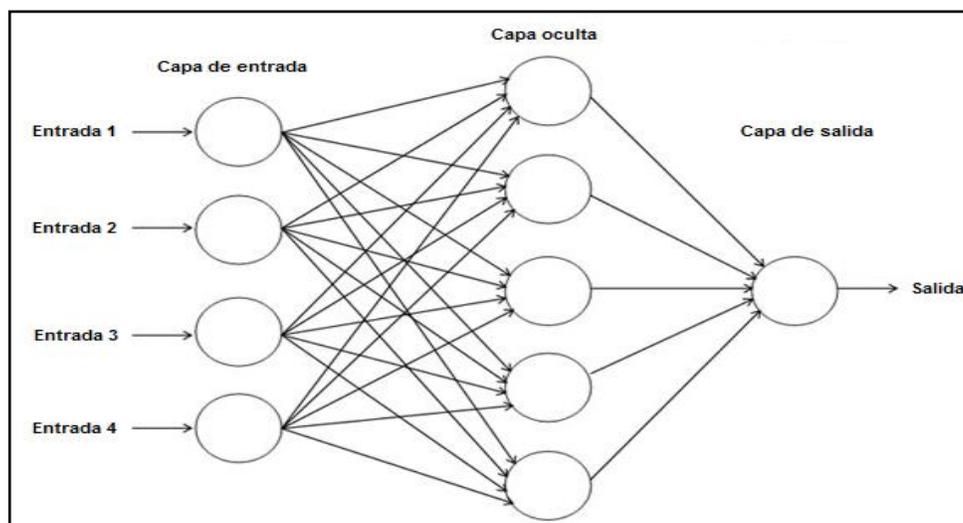
El funcionamiento de las redes neuronales artificiales consiste en encontrar la relación funcional entre los elementos de entrada y salida mediante un conjunto de

algoritmos matemáticos que encuentran las relaciones no lineales entre conjuntos de datos. Suelen ser utilizadas como herramientas para la predicción de tendencias; así como, para clasificar y determinar el nivel de asociación entre conjuntos de datos.

3.1 Modelado de una Red Neuronal Artificial

La arquitectura de una red neuronal artificial se refiere a la organización de las neuronas en la red formando capas interconectadas entre sí. Depende de cuatro aspectos principales: número de capas, número de neuronas por capa, grado de conectividad entre las neuronas y tipo de conexiones entre ellas. Generalmente, las redes neuronales artificiales tienen una capa de entrada, una o varias ocultas y una capa de salida. En la Figura 3 se muestra una arquitectura básica de red neuronal artificial.

Figura 3. Arquitectura de una red neuronal artificial



Fuente: Pino, D. R. et. al. (2001) "Introducción a la inteligencia artificial: sistemas expertos, redes neuronales artificiales y computación evolutiva"

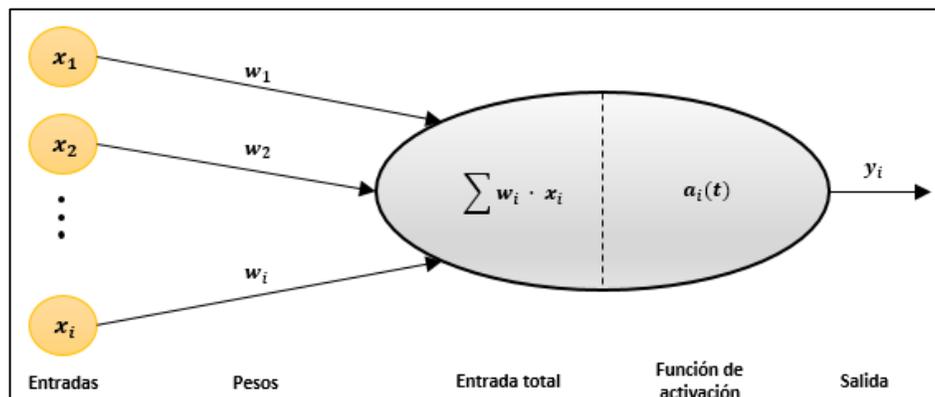
La capa de entrada es el primer nivel de la red, recibe la información desde fuentes externas y las lleva al próximo nivel. Esta capa no procesa la información, sólo se encarga de transmitirla hacia la capa oculta.

En las capas ocultas se lleva a cabo el proceso de la información, una vez procesada la envían a la capa de salida después de efectuarse una función de activación. Las capas ocultas pueden estar interconectadas entre ellas de diferentes maneras, secuencial o paralelamente.

Por último, la capa de salida recibe la información proveniente de las capas ocultas y la arroja como respuesta de la red.

En la Figura 4 se muestran de forma esquemática los elementos de un modelo de red neuronal artificial.

Figura 4. Elementos de un modelo de RNA



Fuente: Valdivia (2016). Con datos de Flórez L. R., Fernández F. J. (2008).

“Las redes neuronales artificiales. Fundamentos teóricos y aplicaciones prácticas”

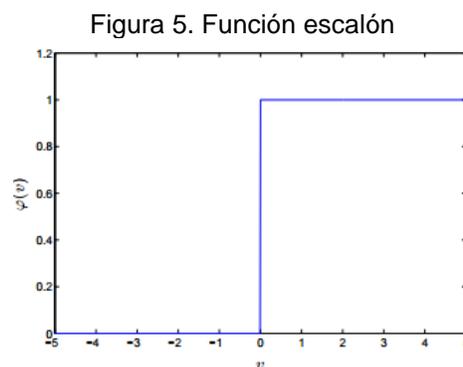
Los pesos sinápticos representan el vínculo entre las variables de entrada y la salida. Las contribuciones relativas de las variables independientes dependen principalmente de la magnitud y dirección de los pesos de conexión.

Las neuronas con mayores pesos de conexión representan mayores intensidades de transferencia de la señal y, por lo tanto, son las más significativas, en comparación con las variables de pesos más pequeños. Se inicializan con un valor aleatorio y se van ajustando durante la fase de aprendizaje. Su principal aplicación es encontrar el nivel de asociación entre un conjunto de variables de entrada y la variable de salida.

La función de transferencia es una función matemática sobre las entradas y los rangos de salida, calcula el nivel de activación de la neurona en función de la entrada total, también denota la salida de la neurona limitándola de tal manera que los resultados no sean demasiado grandes. Esta proporciona la característica de no linealidad a la red neuronal artificial. Las funciones de transferencia más utilizadas son las siguientes:

La función escalón, debido a su salida binaria, es utilizada para realizar la clasificación entre dos clases. Se define en la Ecuación 1 y se representa en la Figura 5.

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & \text{si } v \geq 0 \\ 0 & \text{si } v < 0 \end{cases} \quad (1)$$

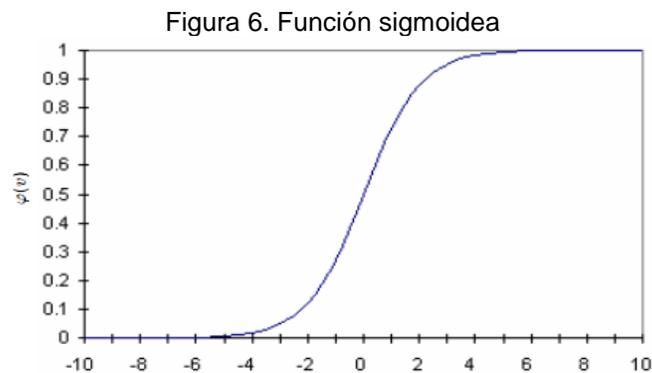


Fuente: Valdivia (2016).

La función sigmoidea es la más utilizada, es una función continua, creciente y no lineal, está dada en forma de “s”. Se define en la Ecuación 2 y se representa en la Figura 6.

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-(\sum w_i x_i + w_0)}} \quad (2)$$

Donde i es el índice de las entradas a la neurona, x_i la entrada a la neurona, w_i el peso asignado a dicha entrada, y w_0 el sesgo de la neurona.



Fuente: Valdivia (2016).

3.2 Paradigmas de Aprendizaje

Una de las principales características de las redes neuronales artificiales es su capacidad de aprendizaje. El aprendizaje es el proceso por el cual una red neuronal modifica sus pesos en respuesta a una información de entrada, los cambios que se producen durante el mismo se reducen a la destrucción, modificación y creación de conexiones entre las neuronas

En los sistemas biológicos existe una continua destrucción y creación de conexiones entre las neuronas. En los modelos de redes neuronales artificiales, la creación de una nueva conexión implica que el peso de la misma pasa a tener un

valor distinto de cero. De la misma manera, una conexión se destruye cuando su peso pasa a ser cero.

Durante el proceso de aprendizaje, los pesos de las conexiones convergen gradualmente hacia los valores que hacen que cada entrada produzca el vector de salida deseado; por lo tanto, se puede afirmar que este proceso ha terminado cuando los valores de los pesos permanecen estables.

El objetivo del entrenamiento de una red neuronal artificial es conseguir que una aplicación determinada, para un conjunto de entradas, produzca el conjunto de salidas deseadas o mínimamente consistentes.

Existen tres fases en el desarrollo de modelos con redes neuronales:

- Fase de entrenamiento. Se usa un conjunto de datos o patrones de entrenamiento para determinar los pesos (parámetros) que definen el modelo de red neuronal. Se calculan de manera iterativa, de acuerdo con los valores de los valores de entrenamiento, con el objeto de minimizar el error cometido entre la salida obtenida por la red neuronal y la salida deseada.
- Fase de validación o prueba. En la fase de entrenamiento, el modelo puede que se ajuste demasiado a las particularidades presentes en los patrones de entrenamiento, perdiendo su habilidad de generalizar su aprendizaje a casos nuevos (sobreajuste). Para evitar el problema del sobreajuste, es aconsejable utilizar un segundo grupo de datos diferentes a los de entrenamiento, el grupo de validación, que permita controlar el proceso de aprendizaje.
- Fase de test. Una vez elegida la red definitiva que procesará los inputs, ésta resultará operativa, y es entonces cuando la arquitectura, número de neuronas, conexiones y pesos quedan fijos y la red está lista para funcionar. Es en este

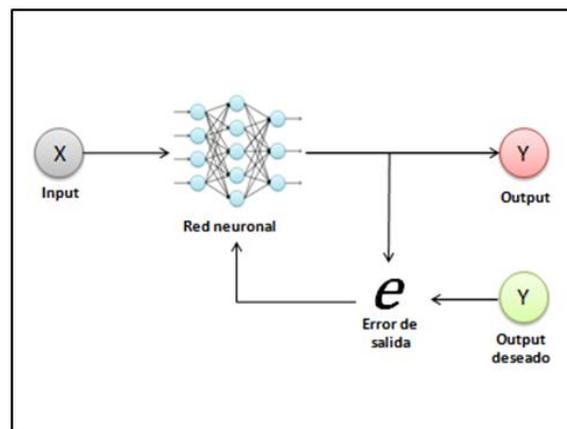
momento cuando se realiza la fase de test donde, se presenta a la red, un patrón de entradas nunca visto antes por ella, con el fin de obtener una predicción o clasificación insesgada de los datos. Se evalúa así, una vez comparada la respuesta real y la estimada, la precisión del modelo para la resolución del problema planteado.

A su vez, existen diferentes paradigmas de aprendizaje: supervisado, no supervisado y reforzado.

El paradigma denominado aprendizaje supervisado es aquél en el que ya se conoce el resultado deseado, entonces el aprendizaje se lleva a cabo por corrección de error, ajustando los pesos de las conexiones de la red en función de la diferencia entre los valores deseados y los valores obtenidos.

En este paradigma, las parejas de vectores del conjunto de entrenamiento se aplican secuencialmente y de forma cíclica; posteriormente, se calcula el error y el ajuste de los pesos por cada pareja hasta que el error, para el conjunto de entrenamiento entero, sea un valor pequeño y aceptable. En la Figura 7 se muestra este proceso en forma gráfica.

Figura 7. Aprendizaje Supervisado



Fuente: Elaboración propia con base en: Torra P. S., Monte M. E. (2013). "Modelos Neuronales Aplicados en Economía: Casos Prácticos mediante Mathematica"

El aprendizaje no supervisado fue desarrollado por Kohonen (1984), las redes neuronales artificiales con este paradigma no necesitan un asesor externo para realizar su aprendizaje. La red no recibe información por parte del entorno que le indique si la salida generada en respuesta a una entrada es o no correcta.

El aprendizaje no supervisado consiste en que la red descubra por sí misma características, regularidades, correlaciones o categorías en los datos de entrada y se obtengan de forma codificada en la salida.

En algunos casos, la salida representa el grado de similitud entre la información que se le está presentado en la entrada y la que se le ha mostrado en el pasado. En otro caso, podría establecer categorías, indicando con la salida de la red a qué categoría pertenece la información presentada como entrada, siendo la red quien deba encontrar las categorías apropiadas a partir de correlaciones en las entradas presentadas.

El aprendizaje reforzado es un intermedio entre el paradigma supervisado y el no supervisado. En este caso, el supervisor se limita a indicar si la salida ofrecida por la red es correcta o incorrecta, pero ni se le indica el tamaño del error, ni el valor de la respuesta que debería dar.

3.3 Algoritmos de entrenamiento

El algoritmo de entrenamiento determina la forma de actualización de los pesos sinápticos de la red. Los algoritmos de aprendizaje son métodos iterativos; es decir, los pesos sinápticos se actualizan sucesivamente hasta que la RNA alcanza el rendimiento deseado (error máximo permitido) o hasta que se ha ejecutado determinado número de iteraciones.

3.3.1 Levenberg-Marquardt

El algoritmo Levenberg-Marquardt fue diseñado para encontrar las raíces de funciones formadas por la suma de los cuadrados de funciones no lineales, es una variación del método iterativo de Newton para encontrar las raíces de una función.

En el caso de las redes neuronales artificiales la función es el error cuadrático medio de las salidas de la red y las raíces son los valores que se asignarán a los pesos sinápticos. (Castro G. J., 2006)

El algoritmo se calcula mediante la Ecuación 3.

$$w(n+1) = w(n) - \alpha \cdot w(n-1) - \frac{J^T \cdot e}{J^T \cdot J + \mu \cdot I} \quad (3)$$

Donde w es la matriz de pesos sinápticos, I es la matriz identidad, J la matriz Jacobiana de los errores de la neurona de salida formada por las primeras derivadas de los errores, con respecto a los pesos sinápticos y umbrales de los que son función, J^T es la transpuesta de la matriz Jacobiana, μ es la constante equivalente a la tasa de aprendizaje y α la *momentum constant*. (Rodríguez P. H., 2004)

Aunque es el algoritmo más rápido, su principal desventaja es que requiere almacenar las matrices Jacobianas que, para ciertos conjuntos de datos, pueden ser muy grandes, lo que significa que utiliza una gran cantidad de memoria.

3.3.1 Algoritmo *backpropagation*

Este algoritmo propuesto por Werbos (1974), también conocido como regla delta generalizada, consiste en “propagar el error hacia atrás”, es decir, de la capa de salida hacia la capa de entrada pasando por las capas ocultas intermedias y

ajustando los pasos de las conexiones con el fin de reducir el error. El algoritmo backpropagation consta de tres pasos:

1. Inicialización: Se asigna aleatoriamente a la red un vector de pesos uniformemente distribuidos cuyo rango depende del usuario, pero que generalmente se establece en el intervalo $[-0.5, +0.5]$.
2. Propagación: Se presenta a la red un vector de entrada. Esta información se va propagando a través de todas las capas hasta obtener el vector salida global de la red.
3. Comprobación del error cometido: A continuación la red compara la salida obtenida por ella con lo deseado.

Dado el p-ésimo vector de entrenamiento, el error cometido por la unidad k-ésima perteneciente a la capa de salida está dado por la Ecuación 4.

$$\varepsilon_{pk} = d_{pk} - y_{pk} \quad (4)$$

Donde d_{pk} es el vector de salida y y_{pk} es el vector deseado. La regla delta generalizada trata de minimizar la suma de los cuadrados de los errores de todas las unidades de salida, la cual se presenta en la Ecuación 5.

$$\varepsilon_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M \varepsilon_{pk}^2 \quad (5)$$

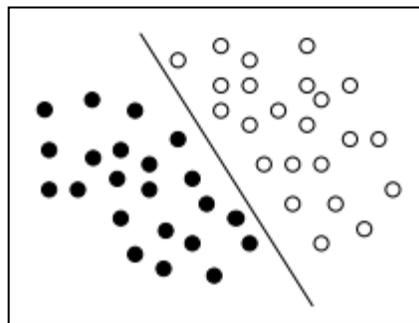
Donde multiplicar por $\frac{1}{2}$ sólo se hace por razones de conveniencia para simplificar el cálculo de las derivadas.

3.4 Tipos de Arquitectura

3.4.1 Perceptrón Simple

El primer modelo de redes neuronales artificiales capaz de asociar patrones fue el Perceptrón Simple, propuesto Rosenblatt (1958). Este tiene la limitante de que sólo puede clasificar entre conjuntos linealmente separables (Figura 8).

Figura 8. Regiones linealmente separables



Fuente: Valdivia (2016).

Un perceptrón simple se compone por una única neurona. Básicamente, la función que realiza es mapear un vector de entrada $x \in \mathbb{R}^d$ produce un valor de salida binario por medio de la Ecuación 6.

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } w \cdot x + b > 0 \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (6)$$

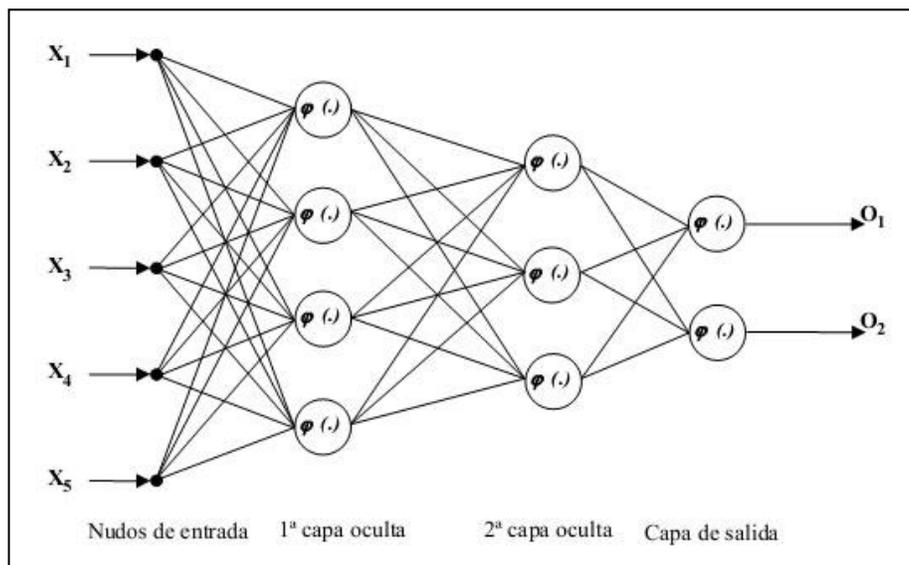
Donde $w \in \mathbb{R}^d$ es el vector pesos y $w \cdot x$ es el producto escalar. Como su salida binaria implica que el perceptrón simple sólo se puede usar para clasificar una muestra en dos posibles clases; posteriormente, es necesario perfeccionar el perceptrón simple en un perceptrón multicapa, mediante la introducción de capas ocultas.

3.4.2 Perceptrón Multicapa

El perceptrón multicapa (MLP) es una red neuronal no lineal que contiene una o más capas ocultas de neuronas. Se compone por una capa de entrada, una o varias capas ocultas y una capa de salida.

En la Figura 9 se observa la arquitectura del perceptrón multicapa, el cual está totalmente interconectado; es decir, cada neurona de una capa tiene una conexión a cada neurona de la anterior capa y de la siguiente; sin embargo, existen casos en que existe interconexión parcial. También, es posible la conexión entre neuronas de una misma capa, en lo que se conoce como redes competitivas, o incluso la realimentación de la señal de salida a las entradas, en redes llamadas recurrentes.

Figura 9. Arquitectura Perceptrón Multicapa



Fuente: Villada et. Al (2014). "Pronóstico del Precio del Petróleo mediante Redes Neuronales Artificiales"

El teorema Universal Approximation Theorem establece que cualquier función continua puede aproximarse mediante un Perceptrón Multicapa con una capa oculta. Generalmente, entre más grande sea el número de neuronas en esta capa,

mejor es la aproximación obtenida; sin embargo, este número no se debe exagerar ya que puede provocar inestabilidad y que el tiempo de entrenamiento aumente. (Haykin, S., 1999).

3.5 Resumen Capitular

En este capítulo se estudian los conceptos principales de los modelos de redes neuronales artificiales (RNA), que están inspiradas en las redes neuronales biológicas y tratan de emular la estructura y el comportamiento del cerebro para buscar una solución a diferentes problemas. Suelen ser utilizadas como herramientas para la predicción de tendencias; así como, para clasificar y determinar el nivel de asociación entre conjuntos de datos.

El objetivo del entrenamiento de una red neuronal artificial es conseguir que una aplicación determinada, para un conjunto de entradas, produzca el conjunto de salidas deseadas o mínimamente consistentes. El algoritmo de entrenamiento más utilizado es el Levenberg-Marquardt, la función para implementarlo consta del error cuadrático medio de las salidas de la red y las raíces son los valores que se asignarán a los pesos sinápticos.

Existen diferentes arquitecturas para implementar un modelo de RNA, una de ellas es el perceptrón multicapa (MLP), una red neuronal no lineal que contiene una o más capas ocultas de neuronas. Se compone por una capa de entrada, una o varias capas ocultas y una capa de salida, lo que le da la característica de no linealidad ya que no conecta directamente la entrada con la salida. El teorema Universal Approximation Theorem establece que cualquier función continua puede aproximarse mediante esta arquitectura.

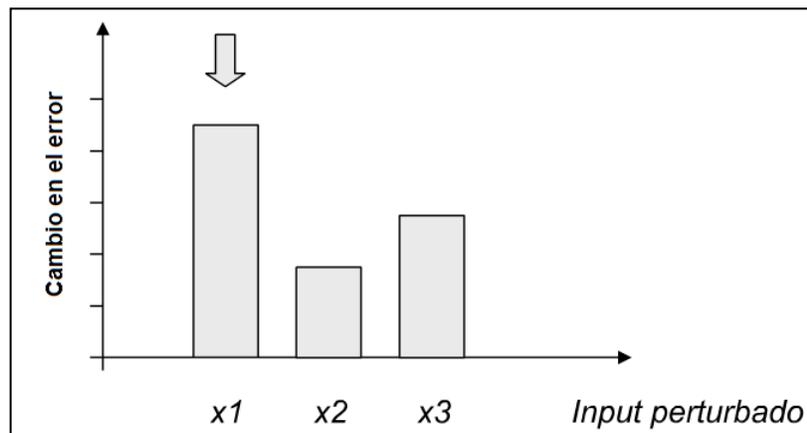
Capítulo 4. Análisis de Sensibilidad

El análisis de sensibilidad es utilizado para estudiar las contribuciones de las variables de entrada dentro de las redes neuronales. Existen diferentes algoritmos para determinar el nivel de significancia de las variables de entrada a partir de los valores de salida de una red neuronal artificial.

4.1 Perturbación de entradas.

Este método consiste en evaluar el efecto sobre el error de salida de la red al realizar variaciones porcentuales para cada variable de entrada dejando las demás constantes. En la Figura 14 se observa el método gráficamente.

Figura 14. Perturbación de entradas



Fuente: Valdivia (2016).

A mayor cambio en el error producido por la variación en la variable de entrada mayor es el nivel de contribución de dicha la variable.

4.2 Algoritmo de Lek.

Scardi y Harding (1999) añadieron variaciones para cada variable de entrada para examinar los cambios resultantes en la salida. El análisis implicaba alterar cada variable de entrada en toda su área de distribución, mientras que las demás permanecen constantes; para de esta manera evaluar el impacto individual de cada variable de entrada. Sin embargo, este enfoque es demasiado exhaustivo, porque puede haber un gran número de combinaciones de variables para examinar.

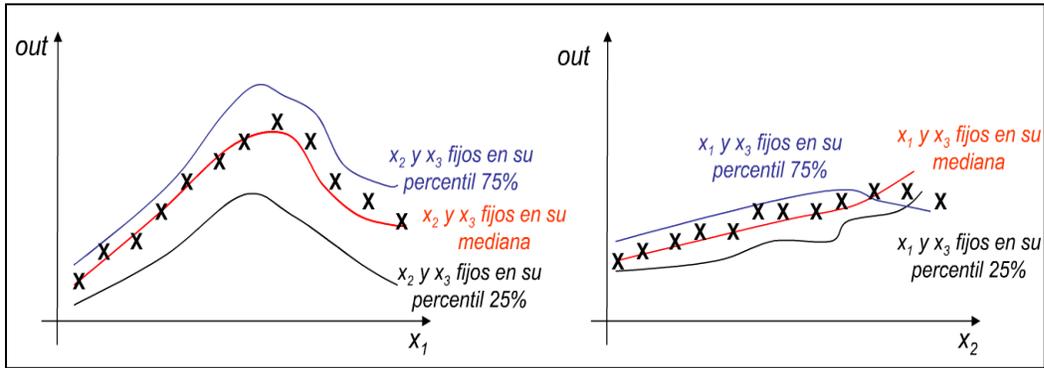
Como resultado, es común calcular primero una serie de medidas de resumen para cada una de las variables de entrada (por ejemplo, mínimo, máximo, cuartiles, percentiles), y entonces variar cada variable de entrada de su mínimo al valor máximo, a su vez, mientras que todas las otras variables se mantienen constantes en cada una de estas medidas. (Özesmi y Özesmi, 1999)

De esta forma pueden ser examinadas las respuestas entre cada variable de entrada y cada medida de resumen. Mantener las variables de entrada constantes a un pequeño número de valores proporciona un análisis de sensibilidad más manejable, pero aún así requiere una gran cantidad de tiempo, ya que cada valor de la variable de entrada debe ser examinada.

Por esta razón, Lek et al. (1995) sugiere examinar sólo 12 valores de datos que delimitan 11 iguales intervalos en el rango variable en lugar de examinar todo su rango, esto ha sido denominado “Algoritmo de Lek”, aunque también se le conoce como método de perfiles.

En la Figura 15 se muestra de manera gráfica la interpretación de este método. El perfil de variación de cada variable de entrada es construido calculando y graficando la mediana de la variable de entrada a través de los valores de las variables de entrada que permanecen constantes.

Figura 15. Algoritmo de Lek

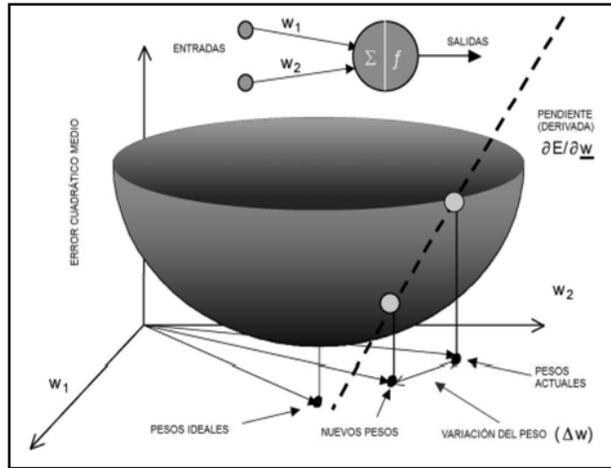


Fuente: Valdivia (2016).

4.3. Algoritmo de Garson

Como se explica en el Capítulo 3, los pesos sinápticos representan el vínculo entre las variables de entrada y la salida, estos se inicializan con un valor aleatorio y se van ajustando durante la fase de aprendizaje. En la Figura 16 se muestra gráficamente el proceso de este algoritmo.

Figura 16. Metodología de determinación de asociación



Fuente: Priddy K. L., Keller P. E. (2005). Monte M. E. Neural Networks: An Introduction". SPIE Press

Las neuronas con mayores pesos de conexión son las más significativas, en comparación con las variables de pesos más pequeños. El algoritmo propuesto por Garson (1991), consiste en encontrar todas las conexiones que tiene una variable

dentro de la red neuronal y ponderarlas. De esta manera, se obtiene un valor único que describe el grado de asociación de la variable dependiente con cada una de las variables independientes.

Este algoritmo calcula la contribución relativa de cada variable mediante el producto de los pesos obtenidos de la capa de entrada a la oculta y los pesos de la capa oculta a la salida.

Está definido por la ecuación:

$$CR_p = \frac{\sum_{j=1}^n \frac{|w_{jp}| |v_j|}{\sum_{k=1}^I |w_{jk}|}}{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^n \frac{|w_{jp}| |v_j|}{\sum_{k=1}^I |w_{jk}|}}$$

Donde p es la entrada de la cual se desea conocer la contribución relativa, n es el número de neuronas en la capa oculta, j es la j -ésima neurona oculta, I es el número de entradas de la RNA, w_{jp} es el peso sináptico de la entrada p a la neurona j , v_j es el peso sináptico de la neurona j hacia la salida y w_{jk} el peso sináptico de la entrada k hacia la neurona j . (Mateo J. F., 2012)

4.4. Pesos de Conexión

Este algoritmo fue propuesto por Olden et al. (2004). Se calcula como la suma de los productos entre los pesos de la capa de entrada a la capa oculta y los pesos de la capa oculta a la capa de salida. Este algoritmo es similar al propuesto por Garson, con la diferencia de que toma en cuenta el signo de los pesos de conexión, lo que le da la ventaja de identificar si la relación entre la variable de entrada y la de salida es directa o inversa.

4.4. Resumen Capitular

En este capítulo se describen diferentes algoritmos para obtener el análisis de sensibilidad a partir de los resultados obtenidos como salida de una red neuronal:

- Perturbación de entradas. Consiste en evaluar el efecto sobre el error de salida de la red al realizar variaciones porcentuales para cada variable de entrada manteniendo las demás constantes.
- Algoritmo de Lek. También conocido como método de perfiles. El perfil de variación de cada variable de entrada es construido calculando y graficando la mediana de la variable de entrada a través de los valores de las variables de entrada que permanecen constantes.
- Algoritmo de Garson. Consiste en encontrar todas las conexiones que tiene una variable dentro de la red neuronal y ponderarlas. De esta manera, se obtiene un valor único que describe el grado de asociación de la variable dependiente con cada una de las variables independientes.
- Pesos de conexión. Se calcula como la suma de los productos entre los pesos de la capa de entrada a la capa oculta y los pesos de la capa oculta a la capa de salida

Estos algoritmos permiten determinar el nivel de significancia de las variables de entrada.

Capítulo 5. Construcción del Modelo.

El desarrollo de este capítulo consiste en explicar la metodología utilizada para la implementación del modelo de red neural artificial. La construcción de una red neuronal artificial pasa por varias etapas:

1. Identificación de la variable objetivo. En este caso, se explica que se va a modelar el comportamiento del tipo de cambio a través de las variables propuestas como factores determinantes.

2. Construcción del conjunto de datos que permitirán activar el proceso de aprendizaje de la Red Neuronal Artificial. Este punto incluye los siguientes aspectos:

- Selección de variables de entrada.
- Recolección de datos.

Las variables de entrada fueron seleccionadas a partir de los modelos, teorías y estudios para determinar los factores determinantes del tipo de cambio:

- Índice Promedio Industrial Dow Jones (DJIA)
- Índice de Precios al Consumidor (IPC)
- Índice Nacional de Precios al Consumidor (INPC)
- Consumer Price Index (CPI)
- Reservas Internacionales (RI)
- Rendimientos de los Certificados de la Tesorería (CETES28)
- Agregado Monetario M1

Para la recolección de datos se utilizan series mensuales. Los valores de las variables con los que se alimenta el modelo se encuentran en distintos órdenes de magnitud, esto puede afectar el desempeño de la red neuronal. Para evitar este problema, los datos deben someterse a dos transformaciones:

- Normalización, para lo cual se utiliza la Ecuación 7.

$$D_{N_i} = \frac{D_i}{D_{m\acute{a}ximo}} \quad (7)$$

Donde D_{N_i} es el dato normalizado, D_i es el dato original y $D_{m\acute{a}ximo}$ es el valor máximo de la serie.

- Estandarización, para lo cual se utiliza la Ecuación 8.

$$D_{E_i} = \frac{D_i - x}{s} \quad (8)$$

Donde D_E es el dato estandarizado, D_i es el dato original, x la media y s la desviación estándar de la serie.

3. División de los datos en conjuntos de entrenamiento, validación y prueba.

La base de datos se divide de la siguiente forma:

- 70% para la fase de entrenamiento. Corresponde a los datos comprendidos entre Diciembre 1995 y Marzo de 2010.
- 30% para la fase de validación. Corresponde a los datos comprendidos entre Abril 2010 y Abril 2016.

5.1 Arquitectura del modelo

El modelo se implementa en la plataforma MATLAB de la compañía MathWorks, una herramienta de software matemático con un lenguaje de programación propio que cuenta con un entorno interactivo para la construcción de redes neuronales.

Se utiliza una arquitectura de tipo Perceptrón Multicapa. Los criterios más utilizados para seleccionar el número de neuronas en la capa oculta son: el doble de las neuronas de la capa de salida más uno, la mitad de la suma del número de entradas con el número de neuronas en la capa de salida o el número de neuronas en la capa de salida multiplicado por diez.

Debido a que no se ha comprobado cual es el criterio más adecuado para la selección del número de neuronas en la capa oculta, se realizaron diferentes ensayos sobre la plataforma de MATLAB, con la finalidad de encontrar el número óptimo de neuronas en la capa oculta. En la Tabla 1 se muestran los resultados obtenidos para cada arquitectura. Se concluye que la arquitectura óptima es un perceptrón multicapa con 8 neuronas en la capa oculta, ya que con esta se obtiene el coeficiente de correlación más cercano a la unidad.

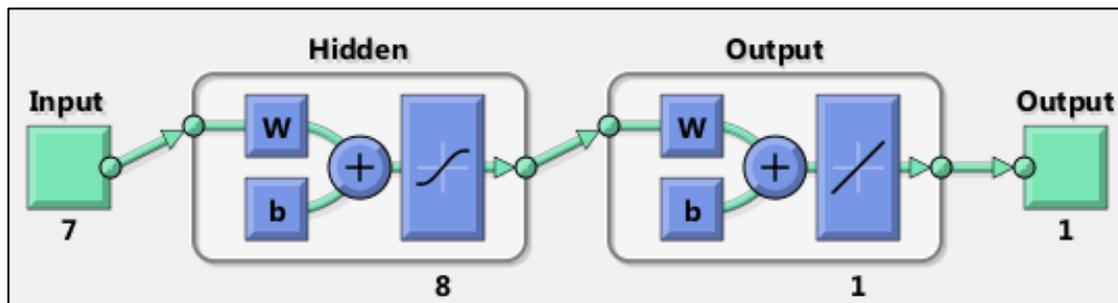
Tabla 1. Índice de correlación por fase

Neuronas en la capa oculta	Coeficiente de correlación R			
	Entrenamiento	Validación	Prueba	Total
1	0.98713	0.97527	0.98463	0.98465
2	0.9956	0.99391	0.99498	0.99513
3	0.99731	0.99463	0.99634	0.99693
4	0.99789	0.99431	0.99563	0.99703
5	0.99752	0.99594	0.99362	0.99648
6	0.99656	0.99778	0.99406	0.99641
7	0.9972	0.99705	0.99361	0.99676
8	0.99878	0.99738	0.99757	0.99839
9	0.99791	0.99586	0.99661	0.99733
10	0.99803	0.99788	0.99648	0.99769

Fuente: Valdivia (2016).

En la Figura 10, se muestra la representación gráfica de la arquitectura de la red, la cual se compone de 7 neuronas en la capa de entrada, 8 neuronas en la capa oculta y una neurona en la capa de salida.

Figura 10. Arquitectura del perceptrón multicapa



Fuente: Valdivia (2016). Obtenida del software MATLAB.

Para realizar el entrenamiento de la red se utiliza el algoritmo Levenberg-Marquardt, el cual se describe en el Capítulo 3. Su función es el error cuadrático medio de las salidas de la red y las raíces son los valores que se asignarán a los pesos sinápticos:

$$w(n+1) = w(n) - \alpha \cdot w(n-1) - \frac{J^T \cdot e}{J^T \cdot J + \mu \cdot I}$$

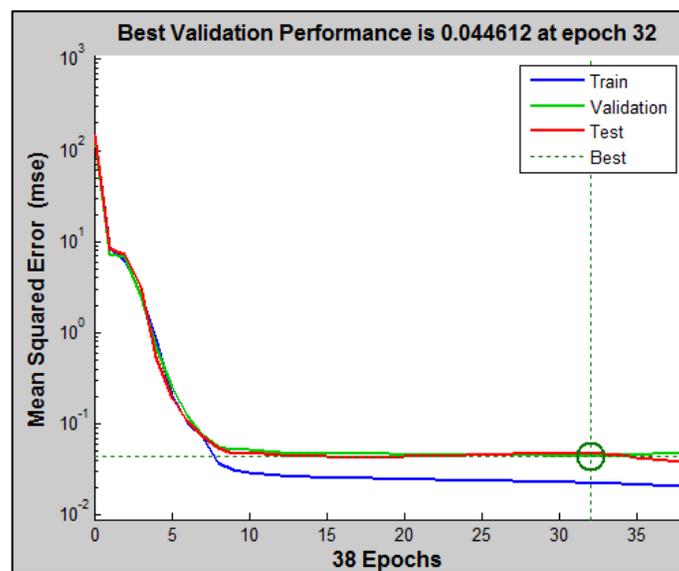
En cuanto a la función de transferencia se utiliza la función sigmoidea, puesto que es una función continua, creciente y no lineal. Se define por la siguiente ecuación:

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-(\sum w_i x_i + w_0)}}$$

5.2. Bondad de Ajuste

El análisis de bondad de ajuste de cada fase permite, mediante el coeficiente de correlación, identificar el modelo con la mejor aproximación. En la Figura 11 se observa que la red logra minimizar el error dentro de las primeras diez iteraciones, deteniendo su entrenamiento en la iteración 38, que es donde la validación alcanza el mínimo error, siendo éste de 0.044612.

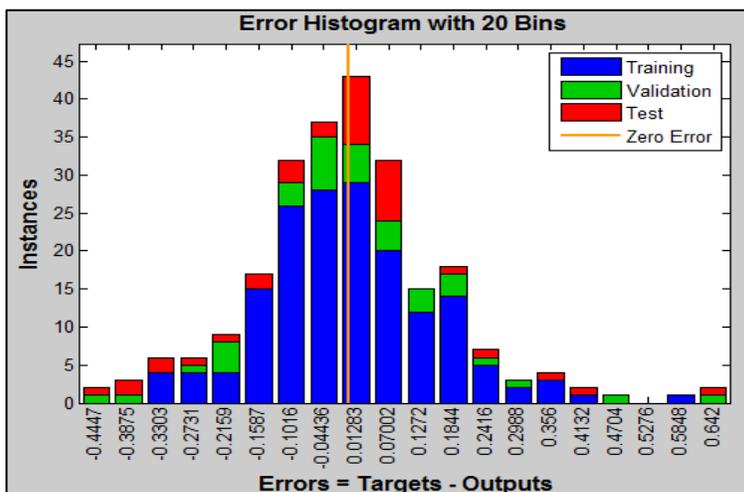
Figura 11. Evolución del rendimiento



Fuente: Valdivia (2016). Obtenida del software MATLAB.

Se obtiene el histograma de los errores (Figura 12), el cual prueba la efectividad del modelo al indicar que la mayoría de las observaciones se agrupan alrededor del cero.

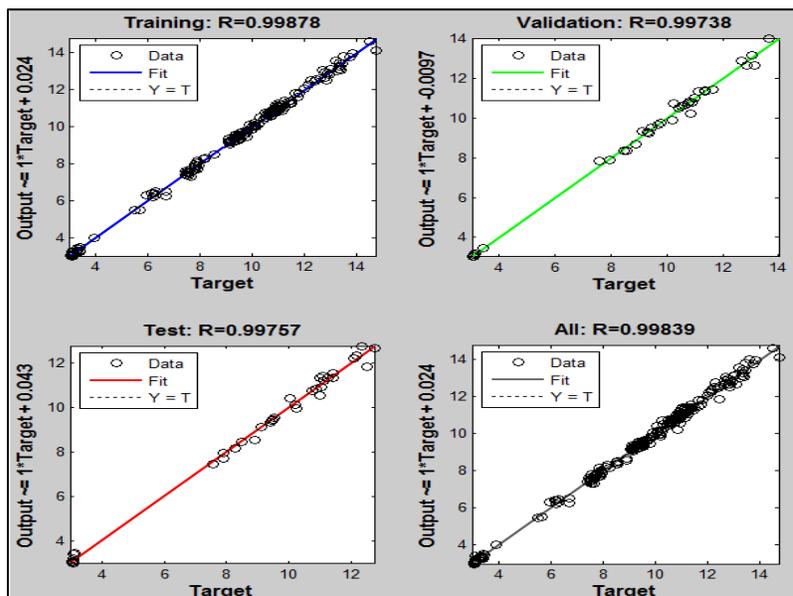
Figura 12. Histograma de errores



Fuente: Valdivia (2016). Obtenida del software MATLAB.

En la Figura 13 se muestra la bondad de ajuste de los datos en cada una de las etapas: entrenamiento, validación, prueba y total. Se observa que el modelo tiene un ajuste de correlación global de 0.99839, esto indica que existe una fuerte relación entre las variables de entrada y la variable de salida.

Figura 13. Bondad de ajuste



Fuente: Valdivia (2016). Obtenida del software MATLAB.

Capítulo 6. Resultados

En las Tablas 2 y 3 se resumen los valores de los pesos sinápticos obtenidos del perceptrón multicapa con ocho neuronas en la capa oculta, el cual se representa gráficamente en la Figura 17.

Tabla 2. Peso de las conexiones entre las variables de entrada y la capa oculta.

Entrada	Neurona								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Reservas Internacionales (RI)	0.27	2.22	-1.06	0.17	-0.78	1.49	0.92	-1.93	-0.09
Agregado Monetario M1	-0.90	-0.08	0.43	-0.41	0.71	-0.12	0.58	0.45	-0.79
Índice Promedio Industrial Dow Jones (DJIA)	-0.41	-0.48	0.06	0.14	1.02	-0.30	0.63	1.04	0.41
Rtos. de Certificados de la Tesorería (CETES)	0.87	0.33	-0.58	-1.00	2.39	-1.02	-0.51	0.23	1.07
Índice Nacional de Precios al Consumidor (INPC)	-0.23	1.27	2.22	-0.03	1.63	-0.47	0.78	-0.59	1.13
Consumer Price Index (CPI)	0.74	0.36	2.15	-0.49	1.39	0.38	-0.11	-0.80	-1.39
Índice de Precios al Consumidor (IPC)	-0.27	-0.08	-0.09	1.30	-0.40	0.75	1.30	1.23	-0.45

Fuente: Valdivia (2016).

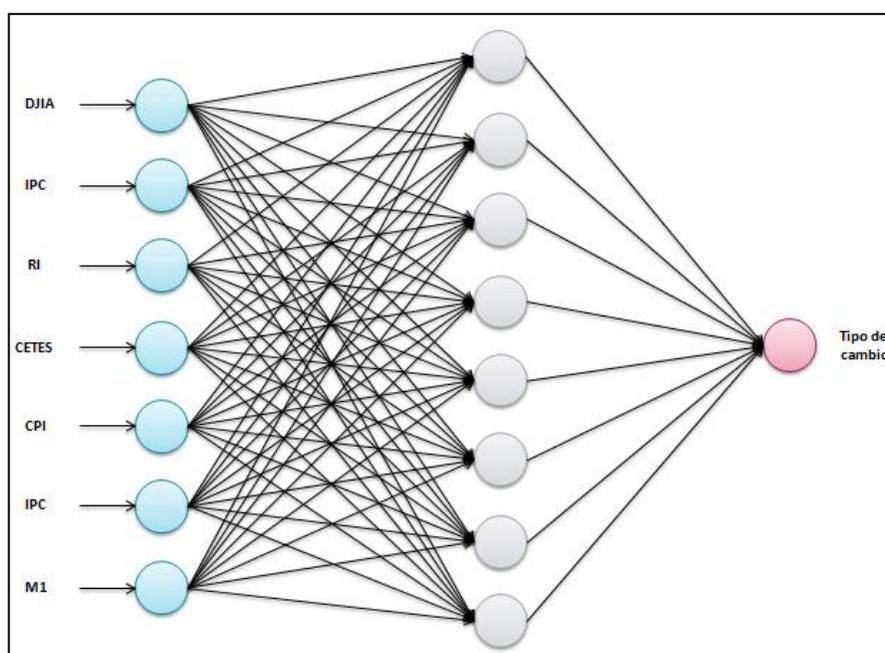
Cada peso representa la intensidad de transferencia de la señal entre una neurona y otra, por lo que se tiene un valor por cada conexión establecida entre las capas de la red.

Tabla 3. Peso de las conexiones entre la capa oculta y la variable de salida.

Salida	Neurona								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Tipo de Cambio	-0.25	1.07	0.32	-0.63	-0.64	1.16	-0.48	1.32	0.04

Fuente: Valdivia (2016).

Figura 17. Modelo de la RNA, cada línea representa una conexión, la cual está ponderada mediante los pesos sinápticos.



Fuente: Valdivia (2016).

Pesos de conexión

Se calcula como la suma de los productos entre los pesos de la capa de entrada a la capa oculta y los pesos de la capa oculta a la capa de salida. En la Tabla 4 se muestran los resultados de realizar dicho cálculo.

Tabla 4. Resultados del algoritmo Pesos de Conexión.

Entrada	Neurona 1	Neurona 2	Neurona 3	Neurona 4	Neurona 5	Neurona 6	Neurona 7	Neurona 8	Neurona 9	Pesos
RI	-0.07	2.38	-0.33	-0.11	0.50	1.74	-0.44	-2.55	-0.00	1.11
M1	0.23	-0.08	0.14	0.26	-0.46	-0.14	-0.28	0.59	-0.03	0.21
DJIA	0.10	-0.52	0.02	-0.09	-0.65	-0.35	-0.30	1.37	0.02	-0.40
CETES	-0.22	0.35	-0.18	0.63	-1.53	-1.19	0.24	0.31	0.05	-1.55
INPC	0.06	1.37	0.70	0.02	-1.04	-0.54	-0.37	-0.78	0.05	-0.54
CPI	-0.19	0.39	0.68	0.31	-0.89	0.44	0.05	-1.06	-0.06	-0.33
IPC	0.07	-0.08	-0.03	-0.81	0.26	0.88	-0.62	1.62	-0.02	1.26

Fuente: Valdivia (2016).

Algoritmo de Garson

Consiste en encontrar todas las conexiones que tiene una variable dentro de la red neuronal y ponderarlas. De esta manera se obtiene un valor único que describe el grado de asociación de la variable dependiente con cada una de las variables independientes. Los resultados del cálculo se muestran en la Tabla 5.

Tabla 5. Resultados del algoritmo de Garson.

Entrada \ Neurona	1	2	3	4	5	6	7	8	Suma
Índice Promedio Industrial Dow Jones (DJIA)	-0.16	-0.07	0.04	1.32	0.63	-0.83	-0.86	0.91	0.91
Índice de Precios al Consumidor (IPC)	-1.20	-0.29	-0.12	1.49	-0.55	-0.53	0.42	0.35	0.35
Reservas Internacionales (RI)	-1.46	-0.09	0.41	1.34	0.79	-1.01	0.93	-1.04	-1.04
Rtos. de Certificados de la Tesorería (CETES)	-1.02	-0.09	-0.21	0.74	0.63	0.41	-0.84	-0.42	-0.42
Consumer Price Index (CPI)	-0.16	-0.13	0.30	0.07	0.13	-0.80	-0.59	0.26	0.26
Índice Nacional de Precios al Consumidor (INPC)	-0.21	-0.09	-0.07	-1.49	-0.51	2.07	1.00	-0.19	-0.19
Agregado Monetario M1	1.03	-0.04	0.18	-1.28	-0.25	1.02	-0.61	2.64	2.64

Fuente: Valdivia (2016).

Contribución Relativa

Una vez obtenida la contribución relativa de acuerdo a cada algoritmo, para cada uno se calcula el nivel de significancia mediante la Ecuación 9.

$$NS_i = \frac{\sum_{j=1}^n |CR_{ij}|}{\sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^n |CR_{ij}|} \quad (9)$$

Resumen de resultados

En la Tabla 6 se presentan los resultados de los algoritmos aplicados. Como se puede observar, el resultado de ambos algoritmos es similar.

Tabla 6. Resumen de resultados.

Variable económica financiera	Algoritmo de Garson		Pesos de Conexión	
	Relative Importance (%)	Ranking	Relative Importance (%)	Ranking
RI	18.67	1	20.61	3
M1	9.95	6	3.88	7
DJIA	9.12	7	7.44	5
CETES	17.02	2	28.65	1
INPC	15.99	3	10.07	4
CPI	15.59	4	6.09	6
IPC	13.67	5	23.27	2

Fuente: Valdivia (2016).

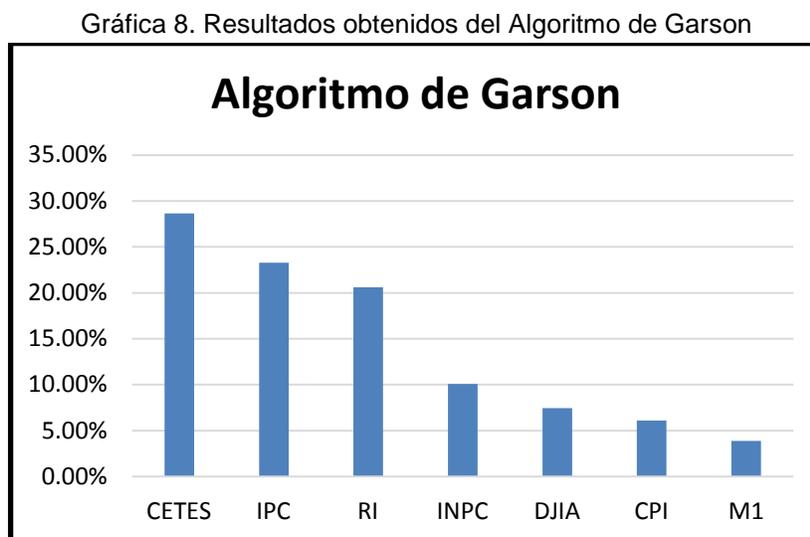
Los resultados del cuadro se interpretan de la siguiente forma: Si ocurre un aumento de un punto porcentual en la variable económica financiera, se producirá un incremento en el tipo de cambio del tamaño de la importancia de la variable.

El algoritmo Garson nos indica que:

- Un aumento de un punto porcentual en las reservas internacionales produce una variación de 18.67% en el tipo de cambio.
- Un aumento de un punto porcentual en los CETES produce una variación de 17.02% en el tipo de cambio
- Un aumento de un punto porcentual en el INPC produce una variación de 15.99% en el tipo de cambio.
- Un aumento de un punto porcentual en el CPI produce una variación de 15.59% en el tipo de cambio
- Un aumento de un punto porcentual en el IPC produce una variación de 13.67% en el tipo de cambio

- Un aumento de un punto porcentual en el agregado monetario M1 produce una variación de 9.95% en el tipo de cambio.
- Un aumento de un punto porcentual en el índice DJIA produce una variación de 9.12% en el tipo de cambio.

Estos resultados se observan en la Gráfica 8.



Fuente: Valdivia (2016).

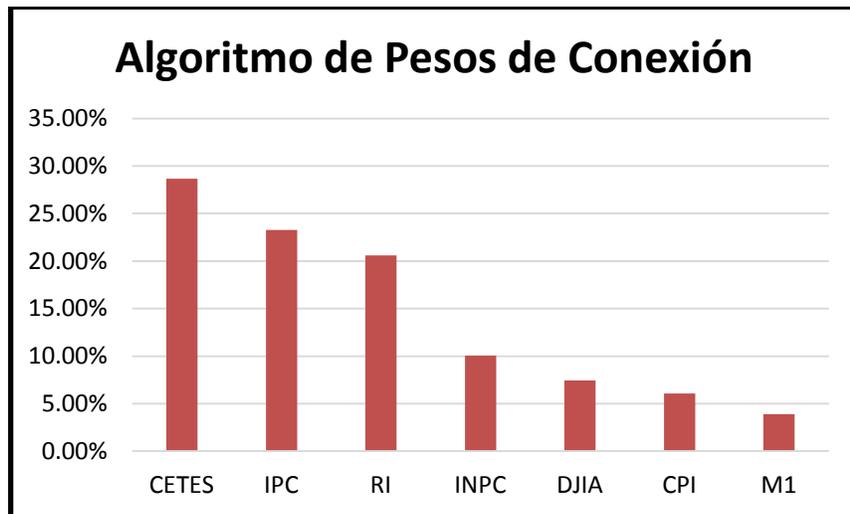
Por otra parte el algoritmo de Pesos de conexión nos indica que:

- Un aumento de un punto porcentual en los CETES produce una variación de 28.65% en el tipo de cambio.
- Un aumento de un punto porcentual en el IPC produce una variación de 23.27% en el tipo de cambio.
- Un aumento de un punto porcentual en las reservas internacionales produce una variación de 20.61% en el tipo de cambio.
- Un aumento de un punto porcentual en el INPC produce una variación de 10.07 % en el tipo de cambio.
- Un aumento de un punto porcentual en el índice DJIA produce una variación de 7.44% en el tipo de cambio.

- Un aumento de un punto porcentual en el CPI produce una variación de 6.09% en el tipo de cambio.
- Un aumento de un punto porcentual en el agregado monetario M1 produce una variación de 3.88% en el tipo de cambio.

Estos resultados se observan en la Gráfica 9.

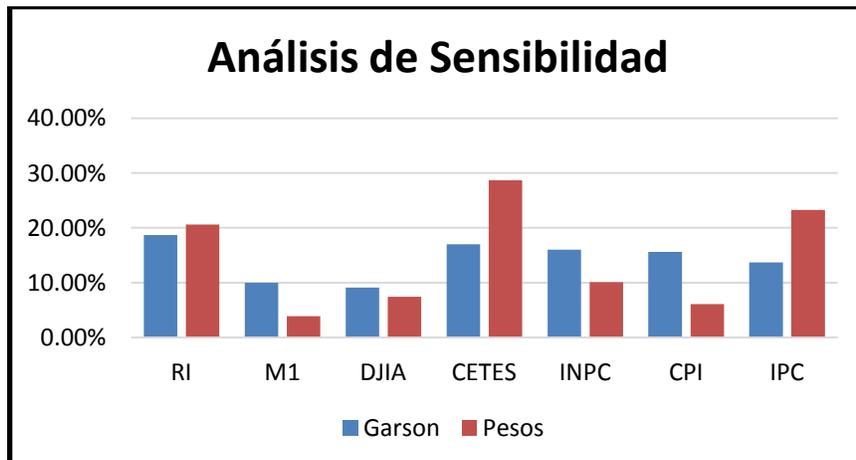
Gráfica 9. Resultados obtenidos del algoritmo de Pesos de Conexión



Fuente: Valdivia (2016).

En la Gráfica 10 se presenta un comparativo de los dos algoritmos aplicados.

Gráfica 10. Análisis de sensibilidad: Algoritmos de Garson y Pesos de Conexión



Fuente: Valdivia (2016).

Capítulo 7. Discusión de Resultados

La presente investigación tuvo como objetivo identificar y analizar las variables económico financieras que influyen en el comportamiento del tipo de cambio peso – dólar, con el fin de elaborar un modelo basado en redes neuronales artificiales para determinar el impacto de cada una de estas variables en los niveles del tipo de cambio.

Se consideraron las siguientes variables como entradas del modelo:

- Índice Promedio Industrial Dow Jones (DJIA).
- Índice de Precios al Consumidor (IPC).
- Índice Nacional de Precios al Consumidor (INPC).
- Consumer Price Index (CPI).
- Reservas Internacionales (RI).
- Rendimientos de los Certificados de la Tesorería (CETES).
- Agregado Monetario M1.

Con el análisis de sensibilidad se logró identificar la importancia relativa de cada una de las variables. Se concluyó que las reservas internacionales, los CETES y el IPC tienen los más altos grados de significancia en el comportamiento del tipo de cambio. Esto significa que una variación en estas variables causará una variación mayor en el tipo de cambio en comparación con variables con significancia menor.

Los resultados de esta investigación coinciden con los siguientes estudios:

- Werner (1997), Morales (2002), Castillo y Herrera (2005), Guzmán (2006) y Torre (2009) concluyeron que la tasa de interés es uno de los factores determinantes del tipo de cambio.
- Morales (2002) concluye que las reservas internacionales son uno de los factores determinantes del tipo de cambio.
- Guzmán (2006) concluye que el IPC es uno de los factores determinantes del tipo de cambio.

Capítulo 8. Conclusiones

Este estudio presenta una metodología neuronal artificial para determinar el nivel de asociación entre las variables determinantes del tipo de cambio. Se encuentra que el modelo de RNA Perceptrón Multicapa ajusta eficientemente los datos, siendo la arquitectura con ocho neuronas en la capa oculta la de mejor aproximación.

Se obtiene que el comportamiento del tipo de cambio está mayormente determinado por las reservas internacionales, los CETES y el IPC, lo que coincide con los estudios realizados por Werner (1997), Morales (2002), Castillo y Herrera (2005), Guzmán (2006) y Torre (2009).

Se logra un resultado satisfactorio al comprobar que las redes neuronales constituyen una excelente herramienta para el modelado de variables económico financieras.

En este orden de ideas, se comprueba la hipótesis de que la metodología de redes neuronales artificiales permite modelar el comportamiento del tipo de cambio peso-dólar y obtener el nivel de significancia de cada una de las variables del modelo.

Referencias

- Abolfazi S. A.; Bagher A. M.; Hoseinabadi A. (2005). "Modified Levenberg-Marquardt Method for Neural Networks Training". World Academy of Science, Engineering and Technology, Vol. 6. pp 46-48.
- Ávila G. R., Rodríguez P. V., Hernández C. E. (2012) "Predicción del rendimiento de un cultivo de plátano mediante redes neuronales artificiales de regresión generalizada". Publicaciones en Ciencias y Tecnología, Vol. 6.1 pp 31-40
- Basilio H. F. (2014) "Las redes neuronales con un enfoque organizacional". Monografía para obtener el título de Licenciado en Sistemas Computacionales Administrativos, Facultad de Contaduría y Administración, Universidad Veracruzana.
- Bojorquez M. J. (2011). "Uso de redes neuronales artificiales para estimar la respuesta sísmica de sistemas estructurales". Tesis para obtener el grado de Maestro en Ingeniería, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional Autónoma de México.
- Castro G. J. (2006). "Fundamentos para la implementación de red neuronal perceptrón multicapa mediante software", Trabajo para obtener el grado de Ingeniero Electrónico, Facultad de Ingeniería, Universidad de San Carlos de Guatemala.
- Castellano M.M. (2009). Modelización estadística con Redes Neuronales. Aplicaciones a la Hidrología, Aerobiología y Modelización de Procesos. Tesis de doctorado. Universidad de La Coruña, La Coruña, España
- Castellanos P. L. (2013). "Algoritmos para minería de datos con redes de neuronas", Tesis doctoral, Facultad de Informática, Universidad Politécnica de Madrid.
- Castillo P. R., Herrera H. J., (2005). "Factores determinantes del tipo de cambio peso-dólar durante el periodo de libre flotación", Comercio Exterior, Vol. 55, N. 11.
- Flórez L. R., Fernández F. J. (2008). "Las redes neuronales artificiales. Fundamentos teóricos y aplicaciones prácticas", Gesbiblo S.L España.
- Garson G. D. (1998). "Neuronal Networks: An Introductory Guide for Social Scientists", SAGE Publications London.

- Guzmán P. M (2006). "Un modelo de predicción del tipo de cambio spot para la economía mexicana", *Análisis Económico*, vol. XXI, núm. 47, pp 95-129.
- Harris, L. (1985). "Teoría monetaria", Ed. Fondo de Cultura Económica, México.
- Haykin, S. (1999). "Neuronal Networks: A comprehensive foundation", McMaster University, Prentice Hall International Ontario.
- Kohonen, T. (1984): *Self-Organization and Associative Memory*, Berlin. Springer.
- Krugman R. P., Obstfeld M., (2006). "Economía Internacional. Teoría y política", Pearson, España.
- Leyva S. G. (2008). "Implementación de una red neuronal autoajustable en un FPGA para un servomotor". Tesis para obtener el grado de Maestro en Ciencias, Facultad de Ingeniería, Universidad Autónoma de Querétaro.
- López H. F., et al., (2011). "Volatilidad estocástica del tipo de cambio peso-dólar: el régimen flotante en México Investigación Económica", *Investigación Económica*, vol. LXX, núm. 276, pp. 19-50.
- Mateo L. F (2012). "Redes neuronales y preprocesado de variables para modelos y sensores en bioingeniería", Tesis doctoral, Universidad Politécnica de Valencia, Departamento de Ingeniería Electrónica.
- McClelland J. (2014). *Explorations in Parallel Distributed, Processing: A Handbook of Models, Programs, and Exercises. Second Edition, DRAFT*
- Moctezuma E. J., et al., (2006). "Implementación hardware de funciones de transferencia para redes neuronales artificiales", Facultad de Ciencias de la Computación, Benemérita Universidad Autónoma de Puebla, México
- Morales C. A (2002). "Análisis de sensibilidad de los determinantes del tipo de cambio peso mexicano-dólar estadounidense", Tesis para obtener el grado de Maestro en Finanzas, Facultad de Contaduría y Administración, Universidad Nacional Autónoma de México.
- Morales C. A (2009). "Determinantes económico-financieros del tipo de cambio peso-dólar México: 1999-2007", Tesis para obtener el grado de Doctor en Ciencias de la Administración, Facultad de Contaduría y Administración, Universidad Nacional Autónoma de México.

- Olden, J. D., Jackson D. A. (2002). "Illuminating the "black box": a randomization approach for understanding variable contributions in artificial neural networks", *Ecological Modelling* 154, 135–150.
- Pérez R. F., Fernández C. H. (2007). "Las redes neuronales y la evaluación del riesgo de crédito", *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, Vol.6 No.10.
- Priddy K. L., Keller P. E. (2005). "Artificial Neural Networks: An Introduction", SPIE Press, Technology & Engineering.
- Ramírez, J. A., y Chacón, M. I. (2011). Redes neuronales artificiales para el procesamiento de imágenes, una revisión de la última década. *Revista de ingeniería eléctrica, electrónica y computación*, 9, 7-15
- Rodríguez P. H (2004). "Perceptrón multicapa para reconocimiento de objetos sobre planos", Tesis para obtener el grado de Licenciado en Ingeniería en Electrónica y Comunicaciones, Departamento de ingeniería Electrónica, Universidad de las Américas Puebla.
- Rogers S. K., Kabrisky M. (1991). "Introduction to Biological and Artificial Neural Networks for Pattern Recognition", Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Washington.
- Rosenblatt F. (1958). "The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain". *Psych. Rev.*, 65:386–408.
- Rumelhart, D. E.; Mc Clelland, J.L. (1986). "Parallel Distributed Processing: Explorations on the Microstructure of Cognition, vol. I Foundations", MIT Press, Cambridge, MA
- Santín G. D. (2003). "Eficiencia técnica y redes neuronales: Un modelo para el cálculo del valor añadido en educación". Memoria para optar al grado de Doctor, Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, Universidad Complutense de Madrid.
- Sosvilla R. S. (2011). "Teorías del Tipo de Cambio y Nuevos Desarrollos de la Teoría Económica", *El dinero: la teoría, la política y las instituciones*, UNAM, No. 858 ICE 37
- Torra P. S., Monte M. E. (2013). "Modelos Neuronales Aplicados en Economía: Casos Prácticos mediante Mathematica", Addlink Software Científico Barcelona.
- Vidaurre S. Y. (2012). "Aplicación de las redes neuronales artificiales para el pronóstico de la demanda de agua potable en la empresa Epsel S. A. de la ciudad de Lambayeque". Tesis para obtener el título de Ingeniero de Sistemas y

Computación, Facultad de Ingeniería, Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo”.

Villada F., Arroyave D., Villada M. (2014), “Pronóstico del Precio del Petróleo mediante Redes Neuronales Artificiales”, Información Tecnológica. Vol. 25.3

Villar C. M. (2013). “Pronóstico del Tipo de Cambio Peso-Dólar Utilizando Redes Neuronales Artificiales”, Tesis para obtener el grado de Maestro en Finanzas, Facultad de Contaduría y Administración, Universidad Nacional Autónoma de México.

Werbos, P.J. (1974): “Beyond Regression: New tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences”. Harvard University. Department of Applied Mathematics

Werner, Alejandro (1997) "Un Estudio Estadístico sobre el Comportamiento de la Cotización del Peso Mexicano Frente al Dólar y de su Volatilidad". Banco de México, Documento de Trabajo No. 9701