

**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN**  
**FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA**



**MEJORA DEL DESEMPEÑO DE LA DISTRIBUCIÓN  
LOGÍSTICA DE MERCANCÍAS**

**POR**

**JACKELINE LIZALDA IBARGUEN**

**COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE  
MAESTRÍA EN LOGÍSTICA Y CADENA DE SUMINISTRO**

**JULIO, 2019**

**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN**  
**FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA**  
**SUBDIRECCIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO**



**MEJORA DEL DESEMPEÑO DE LA DISTRIBUCIÓN  
LOGÍSTICA DE MERCANCÍAS**

**POR**

**JACKELINE LIZALDA IBARGUEN**

**COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE  
MAESTRÍA EN LOGÍSTICA Y CADENA DE SUMINISTRO**

**JULIO, 2019**

Universidad Autónoma de Nuevo León  
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica  
Subdirección de Estudios de Posgrado

Los miembros del Comité de Tesis recomendamos que la Tesis «Mejora del desempeño de la distribución logística de mercancías», realizada por el alumno Jacqueline Lizalda Ibarguen, con número de matrícula 1887509, sea aceptada para su defensa como requisito parcial para obtener el grado de Maestría en Logística y Cadena de Suministro .

El Comité de Tesis



Dr. Tomás Eloy Salais Fierro

Asesor



Dr. Romeo Sánchez Nigenda

Revisor



MLyCS. Enrique Mastretta López

Revisor

Vo. Bo.



Dr. Simón Martínez Martínez

Subdirector de Estudios de Posgrado



San Nicolás de los Garza, Nuevo León, julio 2019

*En honor a mi difundo padre y dedicada a mi madre, quien lucha contra una  
horrible enfermedad.*

# ÍNDICE GENERAL

---

<b>Agradecimientos</b>	<b>xv</b>
<b>Resumen</b>	<b>xvii</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Descripción del problema . . . . .	2
1.2. Objetivo . . . . .	4
1.2.1. Objetivos específicos . . . . .	4
1.3. Hipótesis . . . . .	5
1.4. Justificación . . . . .	5
1.5. Metodología . . . . .	7
1.6. Estructura de la tesis . . . . .	8
<b>2. Antecedentes</b>	<b>9</b>
2.1. Logística y transporte . . . . .	10
2.2. Tecnologías, reducción de costos de transporte y eficiencia de la cadena de suministro . . . . .	14

---

2.3. Sistemas para la Gestión del Transporte . . . . .	16
2.3.1. Manejo de datos y mejoras de los TMS . . . . .	24
2.4. Pronóstico y transporte . . . . .	27
2.5. Evaluación de pronósticos . . . . .	34
2.5.1. Pronóstico, <i>Data Mining</i> y <i>Machine Learning</i> . . . . .	35
2.6. Pronósticos y Redes Neuronales Artificiales . . . . .	43
2.7. Pronósticos con MATLAB . . . . .	56
2.8. Conclusiones de los antecedentes . . . . .	69
<b>3. Metodología</b>	<b>77</b>
3.1. Descripción de la metodología . . . . .	78
3.1.1. Fase I: Análisis de la información. . . . .	78
3.1.2. Fase II: Diseño de la herramienta . . . . .	81
3.1.3. Fase III: Implementación . . . . .	88
3.1.4. Fase IV: Evaluación . . . . .	90
3.2. Conclusión metodología . . . . .	90
<b>4. Caso de estudio</b>	<b>91</b>
4.1. Proceso de transporte en la empresa caso de estudio . . . . .	91
4.2. TMS en la empresa caso de estudio . . . . .	95
4.2.1. OTM en la empresa . . . . .	95
4.2.2. OTM: Interfaces – Transmisión de información . . . . .	96

---

4.2.3. Relación ERP, OTM y Transportista . . . . .	97
4.3. Oportunidades de Mejora . . . . .	98
4.4. Conclusión caso de estudio . . . . .	100
<b>5. Implementación y resultados</b>	<b>101</b>
5.1. Fase I: Análisis de la información . . . . .	101
5.1.1. Caracterización de la entidad a partir de los elementos rele- vantes para el pronóstico . . . . .	101
5.1.2. Selección del producto y(o) servicio para el pronóstico . . . . .	102
5.1.3. Recopilación de los datos necesarios para elaborar el pronóstico	103
5.2. Fase II: Diseño del instrumento para el pronóstico . . . . .	103
5.2.1. Requerimientos . . . . .	103
5.2.2. Preparación de datos y selección de variables . . . . .	104
5.2.3. Modelado . . . . .	105
5.3. Fase III: Implementación . . . . .	107
5.3.1. Pronóstico con métodos tradicionales . . . . .	108
5.3.2. Pronóstico con modelo híbrido: Método tradicional + RNA . .	119
5.3.3. Pronóstico con RNA . . . . .	130
5.3.4. Fase IV: Evaluación . . . . .	141
5.4. Conclusión de implementación y resultados . . . . .	145
<b>6. Conclusiones</b>	<b>146</b>

---

6.1. Contribuciones . . . . .	147
6.2. Trabajo futuro . . . . .	147
6.3. Recomendaciones . . . . .	149
<b>A. Abreviaturas</b>	<b>150</b>
<b>B. Código MATLAB</b>	<b>155</b>
B.1. Red tipo NARX . . . . .	155
B.2. Red tipo NAR . . . . .	161



# ÍNDICE DE FIGURAS

---

1.1. Tipo de decisiones . . . . .	3
2.1. Red de la cadena de suministro . . . . .	13
2.2. Transporte en la cadena de suministro . . . . .	14
2.3. Costos logísticos . . . . .	15
2.4. Ahorros al usar un TMS . . . . .	18
2.5. Adopción del TMS . . . . .	19
2.6. Satisfacción en relación al TMS . . . . .	20
2.7. Funciones de un TMS . . . . .	20
2.8. Modelo y dominios de referencia funcional de un TMS . . . . .	22
2.9. Modelo de TMS seleccionado por Cai y Ying (2012) . . . . .	23
2.10. Pasos para hacer un pronóstico . . . . .	29
2.11. Principales pasos para el pronóstico . . . . .	30
2.12. Enfoques de pronósticos . . . . .	34
2.13. Diagrama de Venn – Relación de herramientas . . . . .	36
2.14. RNA en algunas áreas de gestión . . . . .	44

---

2.15. Neurona biológica . . . . .	47
2.16. Comparación entre una neurona biológica y una neurona artificial . .	48
2.17. Estructura de una neurona de una RNA. . . . .	50
2.18. Diseño de una RNA básica . . . . .	51
2.19. Modelación de la metodología propuesta por Raheli <i>et al.</i> (2017) . . .	54
2.20. Procedimiento para el pronóstico de la demanda a través de RNA . .	55
2.21. Desarrollo del proyecto de Rodríguez (2016) . . . . .	68
2.22. Diagrama de antecedentes . . . . .	70
3.1. Metodología propuesta . . . . .	79
4.1. Integración de la cadena de suministro . . . . .	92
4.2. Flujo de transporte de la empresa caso de estudio . . . . .	92
4.3. Utilidades del OTM . . . . .	95
4.4. OTM - Transmisión de información . . . . .	97
4.5. Diagrama de flujo: ERP - OTM - Transportista . . . . .	98
5.1. Serie de tiempo (demanda de transporte) . . . . .	108
5.2. Cálculos para obtener el coeficiente de autocorrelación . . . . .	109
5.3. Función de autocorrelación . . . . .	110
5.4. Función de autocorrelación parcial . . . . .	111
5.5. Gráfica de secuencia de tiempo para la demanda de la camioneta 3.5 en el Noreste mexicano . . . . .	116

---

5.6. Gráfica pronóstico para la demanda de la camioneta 3.5 en el Noreste mexicano . . . . .	116
5.7. Correlograma de residuales después de usar el modelo de pronóstico ARIMA (2,0,2) sobre la serie temporal de la demanda de transporte .	117
5.8. Autocorrelaciones de residuos parciales para la demanda de la camioneta 3.5 en el Noreste mexicano . . . . .	118
5.9. Gráfica de probabilidad normal para residuos . . . . .	118
5.10. Esquema de la red NARX. . . . .	121
5.11. Gráfica de respuesta de series de tiempo del modelo de red NARX . .	122
5.12. Mejor desempeño de validación del modelo de red NARX . . . . .	125
5.13. Curvas de regresión del modelo de red NARX . . . . .	126
5.14. Histograma del error del modelo de red NARX . . . . .	127
5.15. Error de autocorrelación del modelo de red NARX . . . . .	128
5.16. Correlación del error del modelo de red NARX . . . . .	128
5.17. Esquema de la red NARX bucle cerrado . . . . .	129
5.18. Esquema de la red NARX con predicción . . . . .	129
5.19. Esquema de la red NAR . . . . .	131
5.20. Gráfica de la respuesta al entrenamiento del modelo de red NAR . . .	135
5.21. Mejor desempeño de validación del modelo de red NAR . . . . .	136
5.22. Curvas de regresión del modelo de red NAR . . . . .	137
5.23. Histograma del error del modelo de red NAR . . . . .	138

---

5.24. Error de autocorrelación del modelo de red NAR . . . . .	139
5.25. Correlación del error del modelo de red NAR . . . . .	139
5.26. Esquema de la red NAR bucle cerrado . . . . .	140
5.27. Esquema de la red NAR con predicción . . . . .	140
5.28. Pronóstico períodos futuros (camioneta 3.5 Noreste de México) - Com- paración de modelos . . . . .	144

# ÍNDICE DE TABLAS

---

2.1. Metodología de revisión de literatura . . . . .	11
2.2. Horizontes de tiempo del pronóstico . . . . .	29
2.3. Pronósticos con diferentes métodos . . . . .	31
2.4. Resumen de los problemas de modelado de pronósticos con RNAs . .	45
2.5. Resumen de antecedentes . . . . .	70
3.1. Variables y pronósticos . . . . .	82
4.1. Tiempos de proceso antes y después del OTM . . . . .	98
5.1. Comparación de Modelos . . . . .	113
5.2. Pronóstico de la serie temporal de demanda de transporte, para los tiempos en donde se tiene información disponible . . . . .	114
5.3. Pronóstico de 6 períodos futuros para la demanda de transporte . . .	115
5.4. Demanda real versus demanda pronosticada . . . . .	119
5.5. Pronóstico híbrido (ARIMA-NARX) para los tiempos en donde se tiene información disponible . . . . .	122
5.6. Pronóstico de 6 períodos futuros - Red tipo NARX . . . . .	125

---

5.7. Pronóstico con RNA, para los tiempos en donde se tiene información disponible . . . . .	132
5.8. Pronóstico de 6 períodos futuros - Red tipo NARX . . . . .	135
5.9. Comparación de resultados . . . . .	141
5.10. Comparación de pronóstico de 6 períodos futuros . . . . .	143
A.1. Abreviaturas . . . . .	150

# AGRADECIMIENTOS

---

A mis ancestros y ancestras que labraron el camino para hoy poder estar aquí, de igual manera, a la fuerza suprema que nos permite continuar avanzando.

A mi madre por su fortaleza, aferrarse a la vida me ayuda a ver lo importante que es luchar por nuestros sueños.

A mi hermana, al resto de mi familia, a mis amigos y a mis amigas en Colombia, por su apoyo constante; especialmente a Natalia Ocoró, quien me impulsó a dar este importante paso.

A Gloria Ramos, gracias por confiar en mi y por su motivación; a Diana Jiménez por su colaboración; a Julio Valenzuela por su apoyo, y a todas las personas en CIAT que de una u otra manera hicieron parte de mi proceso.

A mis amigos, amigas, compañeros y compañeras en México, llenaron de amor esta experiencia, fue lindo compartir con ustedes; especialmente a Nayeli Hernández y a Gabriela Villareal, y a todas mis «familias adoptivas» mexicanas.

A mis profesores y profesoras, empezando con Vivian Suárez en Colombia, su orientación fue fundamental para iniciar esta etapa. A los maestros y doctores de la maestría, recordaré cada aprendizaje; el conocimiento enriquece nuestras vidas.

Al Dr. Tomás Salais por su paciencia, tiempo y esfuerzo, valoro mucho su colaboración y dirección. A mi comité de tesis por reforzar la investigación y a la empresa caso de estudio por permitir esa conexión entre la academia y la universidad,

---

gracias a las personas del área por su acogida; especialmente al director de la cadena de suministro, al gerente de logística y al líder del proyecto (mi revisor de tesis).

A la Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica y al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología por ser el bastión fundamental de este logro, sin su soporte no hubiese sido posible.

A todas las personas que de manera directa o indirecta aportaron algo para poder concluir esta «aventura», si me pusieran a repartir el diploma que obtendré a cada uno de ustedes, seguramente, el pedazo con el que me quedaría sería realmente pequeño.

De corazón, ¡mil gracias!



# RESUMEN

---

Jackeline Lizalda Ibarguen.

Candidato para obtener el grado de Maestría en Logística y Cadena de Suministro .

Universidad Autónoma de Nuevo León.

Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica.

Título del estudio: MEJORA DEL DESEMPEÑO DE LA DISTRIBUCIÓN LOGÍSTICA DE MERCANCÍAS.

Número de páginas: 179.

**OBJETIVOS Y MÉTODO DE ESTUDIO:** La presente investigación contiene una propuesta de análisis de la información almacenada por tecnologías de la información como el Sistema para la Gestión del Transporte o TMS por su nombre en inglés (*Transportation Management System*), utilizando técnicas de pronósticos tradicionales como el modelo autorregresivo integrado de media móvil o ARIMA por su nombre en inglés (*Autoregressive Integrated Moving Average*) y herramientas de análisis de datos como *Machine Learning* (ML), a través de las Redes Neuronales Artificiales (RNA), con el fin de obtener predicciones de la demanda de transporte que permitan combatir la incertidumbre de los mercados dinámicos actuales.

La metodología del estudio fue dividida en 3 secciones, empezando por la revisión de literatura para posteriormente realizar la propuesta metodológica, que finalmente

fue evaluada con datos reales y con una comparación de los métodos usados para desarrollarla.

**CONTRIBUCIONES Y CONCLUSIONES:** El uso de manera eficiente de información almacenada en diferentes bases de datos, contribuye a la toma de decisiones estratégicas, tácticas y operativas, es por ende, que tener pronósticos lo más exactos posibles, va a permitir hacerle frente al futuro incierto, al estar preparados con los recursos que se van a requerir.

Esta investigación permitió construir una metodología para el aprovechamiento de datos generados por un TMS, por medio de un pronóstico de la demanda de transporte de mercancías para mejorar el desempeño logístico de distribución y contribuir a la toma de decisiones.

Con esta tesis se concluye que las Redes Neuronales Artificiales son un herramienta prometedora en el campo logístico, debido a que pueden mejorar los pronósticos realizados con métodos tradicionales como ARIMA y además porque por si solas producen buenos resultados de predicción.

Firma del asesor:



Dr. Tomás Eloy Salais Fierro

## CAPÍTULO 1

# INTRODUCCIÓN

---

La competencia internacional actual ya no se realiza entre empresas, es el rendimiento de las cadenas de suministro, las que permiten evaluar los procesos logísticos, así que trabajar como silos independientes no es una opción. Con clientes cada vez más exigentes se debe buscar la mejor manera de lograr su satisfacción incurriendo en los menores costos posibles. Las frecuentes innovaciones tecnológicas se han convertido prácticamente en una obligación para los actores logísticos, más que en una ventaja competitiva, es por ende, que conceptos como Inteligencia Artificial (IA), Aprendizaje Automático o ML (*Machine Learning*), Industria 4.0, Internet de las Cosas, Macro Datos o BD (*Big Data*), Minería de Datos o DM (*Data Mining*), entre otros, están cada vez más presentes en el mundo empresarial.

En la búsqueda de la satisfacción de los clientes, el transporte tiene un papel esencial, debido a que garantiza la entrega del producto en tiempo y forma requerido. Los movimientos que implican la entrega de esos productos al cliente generan costos y tiempos que se tratan de disminuir para conseguir un proceso más eficiente, es por ende, que el transporte es un tema importante dentro de las cadenas de suministro, ya es un factor clave para la mejora de la gestión logística.

Muchas soluciones se han propuesto para resolver los problemas de transporte que se presentan en el mundo actual, los Sistemas para la gestión del transporte o

TMS por su nombre en inglés (*Transportation Management System*) han sido una herramienta muy utilizada ya que permiten ahorros de costos, selección de las mejores rutas, toma de decisiones, entre otros, con el objetivo de responder de manera ágil a los requerimientos de talla mundial. Con los TMS se demuestra como las tecnologías de la información (TICs) son fundamentales para «sobrevivir» en mercados que evolucionan de manera rápida y para responder a clientes con mayores requerimientos, asegurando el rendimiento económico de la compañía.

Por su parte, los métodos numéricos siempre han sido una buena herramienta para resolver los problemas de transporte y es, por ende, que la IA se vuelve estratégica en este campo. Con algoritmos matemáticos y a través de técnicas de ML y/o de DM se pueden crear modelos interesantes que permitan la mejora de los procesos logísticos, por medio del análisis de grandes datos y usando diferentes herramientas, como los software MATLAB, R, Weka entre otros.

Teniendo en cuenta la utilidad de los TMS y su función de almacenamiento de datos, en esta investigación, serán transformados en información valiosa que sirva para la toma de decisiones. Se compararán diferentes métodos para determinar cual produce resultados más precisos en el pronóstico de la demanda de transporte de mercancías, al tener como caso de estudio a una empresa manufactura que necesita mejorar su proceso de transporte. Así que, se usarán las Redes Neuronales (RNA) para tratar de mejorar y superar los resultados que se obtengan con una técnica tradicional de predicción de series de tiempo.

Después de tener un contexto de esta investigación, en la siguiente sección plantea el problema que da origen al desarrollo de esta tesis.

## 1.1 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

TICs como el TMS, son herramientas que contribuyen a la eficiencia de la cadena de suministro debido a que permiten la optimización del transporte y ahorro

de costos, además de servir como base de almacenamiento de datos útiles que pueden ser analizados de manera «inteligente», contribuyendo a estar preparados a sucesos futuros, teniendo en cuenta eventos pasados.

El análisis de datos aprovechando la información almacenada en el TMS, es de vital importancia en el sector de transporte ya que permitirá tener procesos eficientes que respondan de manera ágil, oportuna y eficaz a los requerimientos que se presenten. La respuesta a las necesidades de transporte de mercancías entre plantas y/o sucursales y hacia el cliente final y en reversa, se vuelve un factor crítico dentro de las compañías. Atender rápidamente a la demanda de movimiento desde un punto A al B crea la necesidad de tener pronósticos que permitan estar preparados para responder a los requerimientos planeados y no planeados, además de soportar la toma eficiente de decisiones estratégicas, tácticas y operativas, las cuales se pueden observar en la figura 1.1 y serán explicadas a continuación:



Figura 1.1: Tipo de decisiones

Fuente: Elaboración propia

- Decisiones estratégicas:

Constituyen la toma de decisiones de transporte que afectan a toda la cadena de suministro, abarcando plazos de un año o más. Son cruciales para prepararse para cumplir con los requerimientos de demanda de transporte a largo plazo.

- Decisiones tácticas:

Es el establecimiento de tiempos promedios de transporte que permitan la evaluación de desempeño de la cadena de suministro, desde el movimiento

de mercancías entre plantas y/o hacia el cliente final, teniendo en cuenta la demanda de transporte a mediano plazo, es decir, contemplado períodos de meses y/o semanas.

- Decisiones operativas:

Se reflejan en la respuesta a los requerimientos del día a día y el manejo de urgencias. Constituyen la demanda a corto plazo del transporte de mercancía hacia plantas y/o hacia clientes finales.

Con la información anterior como contexto, se observa una oportunidad de mejora en relación al aprovechamiento de los datos almacenados por el TMS, debido a que no son utilizados para realizar pronósticos de demanda de transporte de mercancías entre plantas y/o sucursales y hacia el cliente final, los cuales permitan aumentar el rendimiento del desempeño de la distribución logística y estar preparados a la incertidumbre de los mercados actuales, contribuyendo al proceso de toma de decisiones.

Teniendo claridad del problema, la siguiente sección presenta los objetivos que se proponen alcanzar con esta investigación.

## 1.2 OBJETIVO

Mejorar los pronósticos de la demanda de transporte de mercancías, mediante la aplicación de técnicas de análisis de datos almacenados en un TMS, como ML, en comparación a los generados con métodos estadísticos tradicionales.

### 1.2.1 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Realizar una revisión de literatura que permita identificar las herramientas que sean útiles para realizar pronósticos.

- Determinar la información necesaria del TMS, que requieran las herramientas seleccionadas para realizar pronósticos.
- Diseñar una metodología que permita realizar el pronóstico deseado y comparar los resultados generados por diferentes métodos.
- Analizar mediante un caso de estudio la efectividad de la propuesta planeada en esta investigación.

Teniendo claridad del problema y de los objetivos que se desean alcanzar, en la siguiente sección se presenta la hipótesis a comprobar con esta investigación.

### 1.3 HIPÓTESIS

Mediante técnicas de *Machine Learning* que permitan analizar los datos almacenados en un TMS, se mejorarán los pronósticos de la demanda de transporte de mercancías en comparación a los generados con métodos estadísticos tradicionales.

Comprendiendo la hipótesis planteada, en la siguiente sección se presenta la justificación de la investigación.

### 1.4 JUSTIFICACIÓN

El análisis de datos se ha convertido en una estrategia para generar valor en las cadenas de suministro. Analizar datos subutilizados y convertirlos en información valiosa, se vuelve crucial para la eficiencia de los procesos logísticos. Es ahí, en donde las tecnologías ocupan un papel importante, al servir como fuente de almacenamiento de esos datos que posteriormente serán usados para el proceso de toma de decisiones.

Las TICs son relevantes para crear ventajas competitivas en los mercados internacionales, para volver más eficiente el flujo de la información y optimizar procesos,

son las exigencias actuales para hacer frente a la competencia global y lograr la tan anhelada satisfacción del cliente, sin sacrificar los costos y obteniendo la rentabilidad deseada.

Esas tecnologías de la información se vuelven claves para procesos tan importantes como el transporte de mercancía, cuyos costos logísticos pueden representar una ventaja competitiva para las organizaciones o significar pérdidas considerables para las mismas. Es así, como la búsqueda de la disminución de los costos incurridos por el transporte y el ahorro de tiempo de traslado de la mercancía son sumamente importantes dentro de los mercados internacionales actuales y se convierten en un reto para los profesionales logísticos.

Por otra parte, el desconocimiento futuro de la demanda del transporte no permite que las empresas estén preparadas para responder de manera eficiente a los requerimientos de las plantas y/o clientes finales, lo cual puede causar pérdida de rendimiento, retrasos de entregas, cuellos de botellas y aumento considerable de costos por urgencias de entrega, entre otros factores que van a derivar en la insatisfacción del cliente final y en posibles disminuciones de ventas. Lo anterior, demuestra la importancia de contar con soluciones que contribuyan al proceso de toma de decisiones para responder de manera ágil a los respectivos requerimientos de transporte, haciendo frente a los problemas que la incertidumbre puede provocar y por ende, mejorando el desempeño de la distribución logística.

Teniendo en cuenta la información anterior, los pronósticos se convierten en estrategias cruciales para conocer la tendencia futura de variables, con el fin de que las empresas estén preparadas a mercados inciertos contribuyendo a la toma de decisiones (Gutiérrez, 2013), es por ende, que son considerados como un requerimiento de la cadena de suministro (Ballou, 2004) para lograr la alineación de la red con las necesidades de los clientes (Ross, 2015).

Después de entender la justificación de esta tesis, en la siguiente sección se da paso a la propuesta de la metodología para alcanzar los objetivos planteados.



## 1.5 METODOLOGÍA

El desarrollo de esta investigación se llevará a cabo por medio de las tres fases siguientes:

1. Revisión de literatura:

Se investigará información pertinente, útil y de fuente confiable que tenga relación con TMS y con herramientas para el pronóstico de la demanda, ya sea de productos o de transporte directamente, haciendo especial énfasis en el análisis de datos con el fin de ser transformados en información útil que contribuya a la mejora de la cadena de suministro. En esta fase se obtendrá una metodología que permita solucionar el problema planteado anteriormente.

2. Metodología de solución:

De acuerdo con la información obtenida de la fase anterior, se desarrollará una propuesta de solución al problema planteado anteriormente a través de diferentes métodos que serán comparados entre sí, los cuales permitirán aprovechar los datos almacenados por el TMS al crear pronósticos de la demanda de transporte de mercancía entre plantas y/o sucursales y hacia el cliente final. De esta fase se obtendrá una herramienta que será comprobada en la fase siguiente.

3. Validación de la metodología de solución:

Con una empresa manufactura como caso de estudio, se comprobará si la metodología de solución propuesta cumple con lo hipótesis planteada anteriormente. Con esta fase finalizará la investigación, permitiendo dar una conclusión de la tesis propuesta.

En la próxima sección, se podrá observar la secuencia que lleva esta tesis, es decir, cómo será estructurada.

## 1.6 ESTRUCTURA DE LA TESIS

Este trabajo de investigación está dividido en seis capítulos ordenados de la siguiente manera:

En el capítulo uno se dará una breve introducción con respecto a la mejora de la distribución logística de mercancías, por medio del análisis de datos que permita generar pronósticos de la demanda de transporte y contribuir a la toma eficiente de decisiones. Aquí se abordará la introducción y generalidades de este documento, dando a conocer el problema, los objetivos planteados, la hipótesis, la justificación y la respectiva metodología de la investigación.

A través de una revisión sistemática de literatura, por medio del capítulo dos, se busca introducir al lector a los conceptos involucrados con el análisis de datos y la mejora en el proceso de transporte de mercancía, haciendo especial mención en la elaboración de pronósticos de demanda como técnica para crear ventaja competitiva, y en las herramientas utilizadas por otros investigadores que han permitido lograr objetivos similares al planteado en esta tesis.

De acuerdo con la revisión de literatura, el capítulo tres, permite conocer la metodología propuesta para dar solución al problema de investigación planeado anteriormente, la cual será aplicada en el caso de estudio que se describe en el capítulo cuatro. En el capítulo cinco, se desarrollará la metodología propuesta teniendo en cuenta el caso de estudio seleccionado y se presentarán los resultados respectivos.

Finalmente, en el capítulo seis se presentarán las conclusiones de la investigación, haciendo énfasis en la contribución realizada y alusión a lo que será definido como trabajo futuro o pendiente por realizar.

Según esta estructura, a continuación será abordado el capítulo de antecedentes.

## CAPÍTULO 2

# ANTECEDENTES

---

Este capítulo presenta información acerca de la importancia del transporte en la cadena de suministro, resaltando la relevancia de TICs como el TMS, debido a que han sido claves para mejorar la logística en ese sector.

Adicionalmente, muestra el uso de pronósticos como un factor determinante para resolver problemas de incertidumbre en la demanda de transporte. Se propone herramientas de ML para resolver ese tipo de problemas, específicamente, se plantea utilizar RNA desarrolladas en el software MATLAB.

Con respecto a la metodología utilizada para realizar los antecedentes que se presentarán a continuación, en la tabla 2.1 se puede observar las fases que se siguieron para poder estructurar de manera ordenada los hallazgos encontrados, principalmente en la base de datos de la Universidad Autónoma de Nuevo León y por medio del buscador Google Académico, en donde se utilizaron palabras claves como «Sistema para la Gestión del Transporte», «*Machine Learning*», «pronóstico de la demanda», «series de tiempo», «redes neuronales artificiales» tanto en inglés como en español, la cuales además fueron combinadas entre sí con la ayuda de los operadores booleanos como «and», «not», «xor» y «or». Algunas de las revistas consultadas fueron:

- Elsevier (<https://www.elsevier.com/>)

- Springer (<http://www.springer.com>)
- Emerald ([www.emeraldinsight.com](http://www.emeraldinsight.com))
- IEEE Xplore (<http://ieeexplore.ieee.org>)

En las próximas secciones se contextualizará al lector sobre el tema que aborda esta tesis, haciendo relación con investigaciones realizadas por diferentes autores, empezando con información general hasta llegar a puntos específicos. Este capítulo será finalizado con las conclusiones de los antecedentes, lo que permitirá aclarar y resaltar los aportes encontrados que serán útiles para plantear la metodología de este estudio.

## 2.1 LOGÍSTICA Y TRANSPORTE

Como se ha venido argumentado, el uso de TICs ha sido clave para la mejora de procesos logísticos. En el campo del transporte de mercancía, se han presentado varias soluciones en búsqueda de realizar los traslados de manera estratégica, asegurando a los clientes un producto en tiempo y forma que implique menor costo posible para las empresas. Por lo tanto, mover mercancías y personas de un lugar a otro ha sido un punto crítico para el desarrollo político, económico y social. El transporte está inmerso en las actividades que se realizan en el día a día, ya que se requiere una manera de trasladarse desde un punto A hacia un punto B, buscando constantemente acortar distancias y disminuir costos que se podrían generar por el desplazamiento deseado.

Islas y Zaragoza (2007), después de analizar varios conceptos sobre transporte, concluyeron que es un fenómeno tanto económico como social, que pretende trasladar cosas y/o personas hacia el lugar en donde tendrán más utilidad. Algunos años después, en el 2010, otros investigadores parecen ratificar el argumento anterior, al plasmar en su libro, que el transporte es de gran importancia en la sociedad

Tabla 2.1: Metodología de revisión de literatura

		DESCRIPCIÓN DE FASE	
		Características	Objetivo
F A S E  D E  I N V E S T I G A C I Ó N	<b>Recolección de datos</b>	Incluye artículos relacionados a los siguientes temas: 1. Optimización de transporte 2. TMS 3. Pronósticos 4. RNA	Recopilación de información relacionada con el objetivo de esta investigación
	<b>Estrategia de muestreo</b>	Discriminativo y análisis descriptivo	Teniendo en cuenta que las investigaciones de pronósticos no son tema nuevo, se tuvieron en consideración documentos desde el 2004, pero la mayor información se obtuvo a partir del 2012
	<b>Selección de categorías</b>	La búsqueda fue realizada por categorías y subcategorías, las cuales se relacionaron entre sí	Visualizar las investigaciones que se han realizado con el objetivo de mejorar la distribución logística de mercancías y con respecto al aprovechamiento de tecnologías como el TMS
	<b>Evaluación del material</b>	Se ordenó y estructuró de acuerdo al tema y a la fecha de publicación	Conocer los diferentes aportes con relación a la mejora de la distribución logística de mercancías por medio de análisis de datos

Fuente: Adaptada de Lara (2018)

ya que afecta directa o indirectamente a cada individuo, al permitirles tener los bienes y/o servicios que requieren por medio de la transportación (Coyle *et al.*, 2010). En el 2017, Rodrigue *et al.* (2017) continúan con el concepto de transporte desde una perspectiva social y económica, manifestando el incremento en el nivel de dependencia de la sociedad hacia sus sistemas de transportes, haciendo énfasis en que superar las restricciones físicas y humanas es su objetivo fundamental.

Abordando el transporte desde una perspectiva económica útil para el movimiento de mercancías, pero que incide en el ámbito social, debido a que permite que el cliente final obtenga el producto que requiere tal y como lo necesita, se tiene una concepción directa entre este, cadena de suministro y logística. Teniendo en cuenta el concepto de las 8Cs logísticas, más conocidas como 8Rs logísticas por su nombre en inglés (*8 rights of logistics*), propuesta por el Instituto Profesional de Logística y Transporte; CITL (The Chartered Institute of Logistics and Transport) en Reino Unido, logística implica tener el producto correcto, en el lugar correcto, en el tiempo correcto, en la cantidad correcta, en las condiciones correctas y al costo correcto, lo que permite evidenciar la importancia del transporte en la cadena de suministro, debido a que garantizará cumplir con las entregas acordadas.

Jiménez (2004), plantea al transporte como un factor crítico para el éxito de la cadena de suministro, describiéndolo como una estrategia potencial para generar ventajas competitivas, que se traducen en la agregación de valor al producto. Para la logística, la creación de valor es un factor determinante debido a que un producto solo adquiere valor hasta que se encuentre en manos del cliente final (Ballou, 2004). Es así, como la demanda del transporte ocupa un lugar importante en la administración de la cadena de suministro.

Como se puede observar en la figura 2.1, la cadena de suministro puede ser vista como una red en donde las líneas verdes y azules representan la conexión entre los diferentes involucrados en la logística de entrada y la de salida (Veluscek, 2016), por ende Rodrigue *et al.* (2017) argumentan, que el transporte de mercancía

es una demanda derivada directa ya que la necesidad de usarlo no surge de manera espontánea, sino que es producto de actividades económicas sin las cuales no tendría lugar. A medida que surquen esas actividades económicas, se necesitará al transporte como punto conector entre un lugar y otro, contribuyendo en el flujo de información, mercancía y recursos que se requieran para presar un servicio.

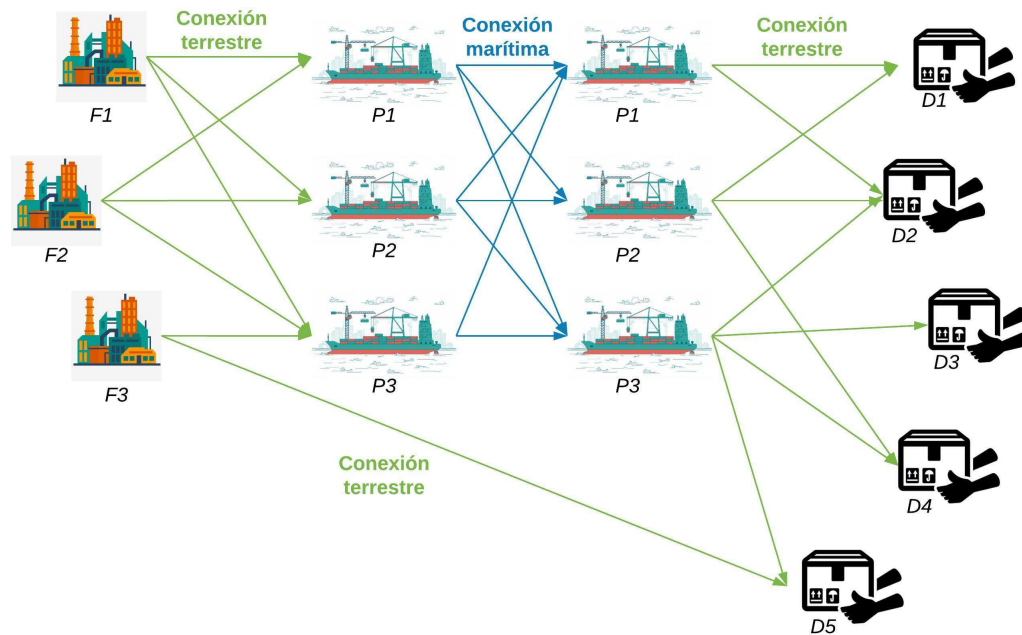


Figura 2.1: Red de la cadena de suministro

Fuente: Basada en Veluscek (2016) - Iconos tomados de es.pngtree.com y www.freepik.es

Según lo anterior, se puede concluir que el transporte es transversal a todas las actividades de la cadena de suministro ya que permite una conexión entre todos los eslabones que la componen, lo cual se puede ver representado en la figura 2.2.

Dentro de esa red de la cadena de suministro se incurrirán en costos de inventarios, laborales, entre otros, que se tratarán de disminuir en la búsqueda de la eficiencia logística. Es así como, seleccionar un modo de transporte adecuado se convierte en una estrategia para reducir costos logísticos que pueden llegar a representar un 10 % del costo total del producto y que corresponden prácticamente a la mitad

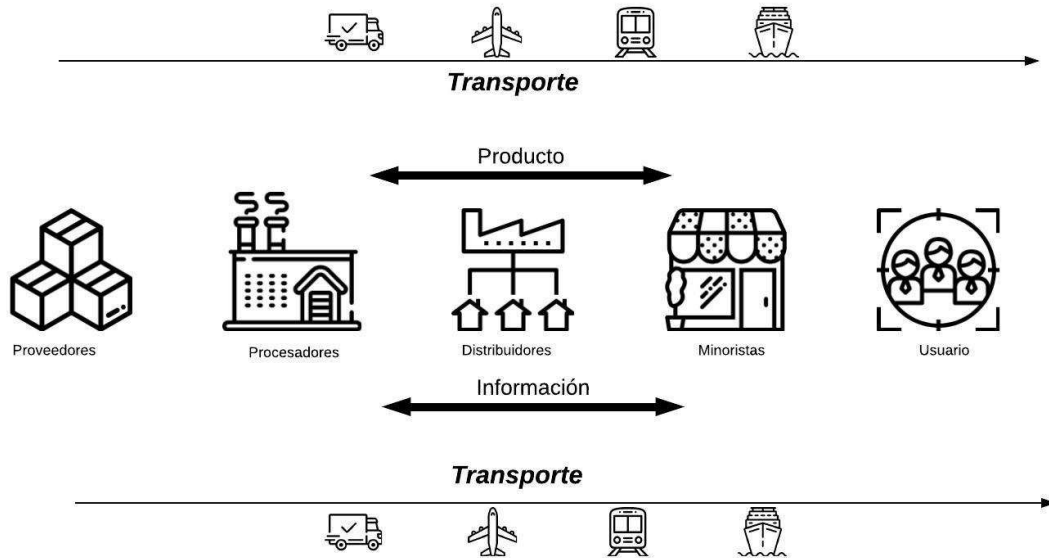


Figura 2.2: Transporte en la cadena de suministro

Fuente: Elaboración propia - Iconos tomados de [www.flaticon.com](http://www.flaticon.com).

de esos costos (50.3%), seguido por el costo de inventario (21.8%) y por los costos laborales (9.5%) relacionados al manejo físico de los bienes, incluidas tareas como el embalaje y etiquetado (Rodrigue *et al.*, 2017). La figura 2.3, muestra con claridad ese desglose logístico de costos.

## 2.2 TECNOLOGÍAS, REDUCCIÓN DE COSTOS DE TRANSPORTE Y EFICIENCIA DE LA CADENA DE SUMINISTRO

Las TICs han representado un papel central en la búsqueda de ahorros y de mejora de la cadena de suministro, al reducir considerablemente el tiempo y el costo para el procesamiento de un pedido y al mejorar el flujo de la información, lo que ha contribuido en volver más eficientes los procesos logísticos (Cachon y Fisher, 2000;



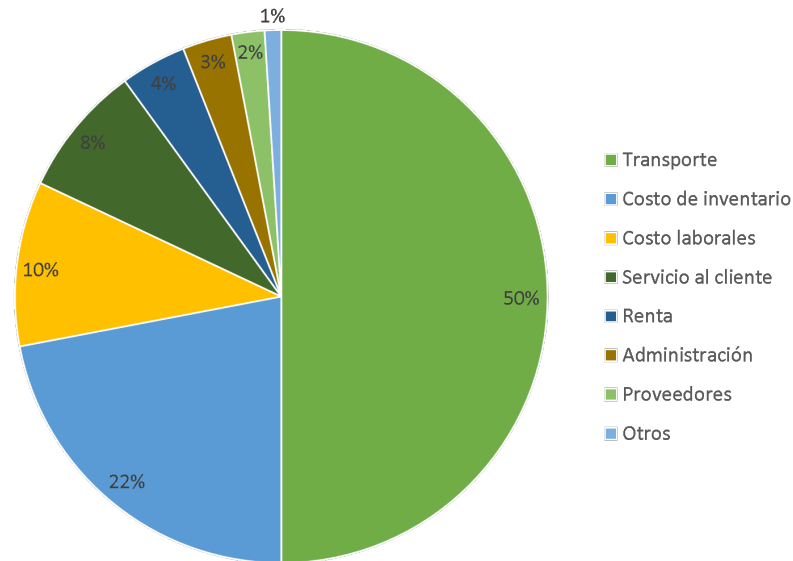


Figura 2.3: Costos logísticos

Fuente: Basada en Rodrigue, Comtois y Slack (2017)

Espinal y Gómez, 2008). Espinal y Gómez (2008), divide en tres grupos las TICs aplicadas a la gestión de la cadena de suministro; las que pertenecen a la logística de entrada o de aprovisionamiento, las que hacen parte de la logística interna o de producción, y las que se utilizan para la logística de salida o de distribución.

En la logística de entrada, se pueden encontrar TICs como: EDI (*Electronic Document Procurement*), *e-procurement*, VMI (*Vendor Managed Inventory*), CRP (*Continuous Replenishment Program*), *e-sourcing*, Internet/correos electrónicos y sistema de administración de la demanda (*forecast*); en la logística interna: ERP (*Enterprise Resource Planning*), WMS (*Warehouse Management System*), LMS (*Labor Management System*), código de barras, RFID (*Radio Frequency Identification*), MRP I-II (*Material Requirement Planning*), EPC (*Electronic Product Code*) y *Pick to Light-Voice*; y en la logística de salida: CRM (*Consumer Relationship Management*), TMS, ECR (*Efficient Consumer Response*), EPC (*Electronic Product Code*), GPS (*Global Position System*) y *C-Commerce (Collaborative commerce)*.

Con el transcurrir de los años más soluciones tecnológicas se han presentado, por ejemplo, Lemus *et al.* (2016), mencionan dos herramientas que tienen relación directa con la gestión del transporte; Waze, que se utiliza para la administración del tráfico en tiempo real, y RS (*Routing System*,) usada para el enrutamiento de vehículos. Es decir, que existen una variedad de herramientas tecnológicas para dar solución a diversos problemas logísticos.

Debido al buen desempeño de las herramientas logísticas, se ha aumentado su adopción en la cadena de suministro. Lo anterior se ve comprobado con los resultados de la encuesta realizada por Lemus *et al.* (2016) en Bogotá, Colombia a 50 empresas, en donde se determinó que el 82% de las áreas logísticas tienen TICs, mientras que el resto no las utilizan, concluyendo que de ese porcentaje, la más empleada es el ERP, mientras el TMS se encuentra en el último lugar, comparadas con herramientas como GPS, EPC, Waze, WMS y otras.

### 2.3 SISTEMAS PARA LA GESTIÓN DEL TRANSPORTE

Como se pudo observar en la sección anterior, dentro de las TICs existen herramientas para la mejora del transporte de mercancías, como el TMS, el cual es utilizado en la logística de salida para planificar y controlar los procesos de distribución de productos, manteniendo una relación con la logística interna (Espinal y Gómez, 2008). El TMS surgió en la década de los 90, por la necesidad de soluciones para atender complejas cadenas de transportes, debido a la complejidad de cadenas de suministro globales y estrechamente vinculadas (Nettsträters *et al.*, 2015), ha evolucionado con el pasar de los años, y como consecuencia, es una de las herramientas de transporte más utilizada por diversas empresas, ya que permite el control de costos de fletes, la integración con otras tecnologías de información y la interacción con clientes, socios comerciales y operadores (Peerless Research Group, 2014). Es decir, que se ha convertido en una herramienta útil para la toma de decisiones, permitiendo disminuir costos, y contribuyendo a la optimización del transporte. Por lo tanto, un

TMS es una solución de transporte que contribuye en la obtención de ahorros de tiempo y en la mejora de la productividad (Ross, 2016).

Los beneficios del uso del TMS se pueden evidenciar en artículos como el de Ballesteros *et al.* (2015), mediante el cual se realizó un diseño, desarrollo y validación del sistema de información de transporte y mensajería de Audifarma S.A (SITA), cuyo objetivo se enfocó en mejorar los niveles de control, seguimiento y trazabilidad de los envíos, en la eliminación de actividades manuales requeridas para gestionarlos y en la minimización de errores por procedimientos automatizados a través del SITA.

Las ventajas que ofrece un TMS son ideales para competir en los mercados actuales tan competitivos. En su artículo, Barreto *et al.* (2017), recomiendan el uso del TMS como una tecnología que no puede faltar en la búsqueda de eficiencia a través de la Industria 4.0., «TMS en la nube», con el fin de lograr una mayor eficiencia y eficacia en los procesos logísticos. Llegaron a la conclusión de que permite la localización de vehículos, monitorear el movimiento de la carga, negociar con los transportistas, consolidar envíos, entre otros, además de admitir la integración con Sistemas Inteligentes de Transporte o ITS por su nombre en inglés (*Intelligent Transportation Systems*).

Adicionalmente a los beneficios del TMS mencionados anteriormente, esa herramienta presenta retornos de inversión relativamente rápido en comparación con otras TICs, pues ofrece muchos caminos para hacerlo por medio de la optimización del transporte (Griffis y Goldsby, 2007).

En su tesis de maestría, Da Silva (2016) logró evidenciar los impactos de un TMS en una industria brasileña de bebidas, por medio de un estudio de caso utilizando las siguientes herramientas de investigación: observación, entrevista semi-estructurada al gerente de Logística y Suministro y al gerente de TICs, y uso de cuestionario. Con la investigación se determinó que a pesar de que se requiere una inversión para poder implementar un TMS, esta se ve retribuida por los beneficios que la herramienta ofrece, por ejemplo, ahorro de costos, monitoreo de los camiones,

brindar información para alimentar la ERP, ayudar en la toma de decisiones, etc. Se concluye que el TMS proporciona gestión y control del sistema de transporte de la empresa.

Con respecto al ahorro de costos, McCREA (2014) cita un estudio de la firma ARC, en donde el 40 % de los encuestados dijeron que si se ven forzados a dejar de usar su TMS, sus costos totales de fletes sufrirían un aumento entre un 5 % a un 10 %, y presenta la figura 2.4 que muestra los resultados a su pregunta: «en comparación con los procesos manuales, ¿qué cree que ahorra, como un porcentaje de los costos de flete, al usar un TMS?»

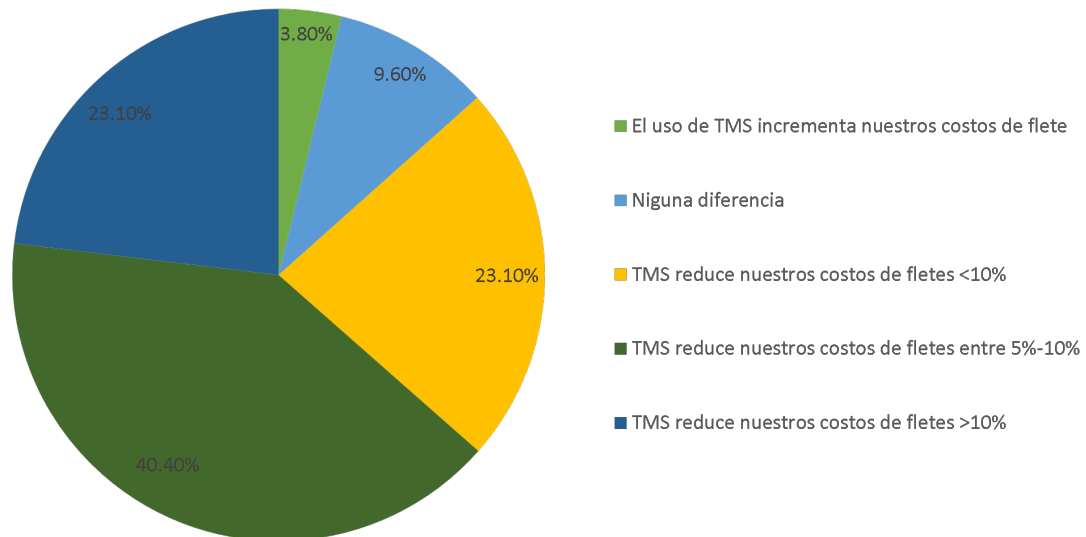


Figura 2.4: Ahorros al usar un TMS

Fuente: Basada en McCREA (2014)

Con relación al uso de los TMS, a continuación se muestra parte de los resultados de la encuesta virtual realizada por Peerless Research Group (PRG) entre diciembre de 2013 y enero de 2014 a los suscriptores de las revistas Supply Chain Management Review y Logistics Management. En la figura 2.5 se puede observar que con respecto a la adopción de TMS, el 33 % de los encuestados está ejecutan-

do esa herramienta mientras un 37 % no planea hacerlo. Por otra parte, el 14 % de los encuestados tiene contemplado realizar alguna inversión durante los próximos 12 meses en búsqueda de mejorar la aplicación que tiene actualmente, y un 10 % está evaluando la posibilidad de adoptar la herramienta durante ese mismo tiempo. De esos 33 % de encuestados que están ejecutando actualmente el TMS, en la figura 2.6 se puede observar que el 40 % se siente algo satisfecho, mientras el 14 % no se siente satisfecho y el porcentaje restante (46 %) se siente muy satisfecho.

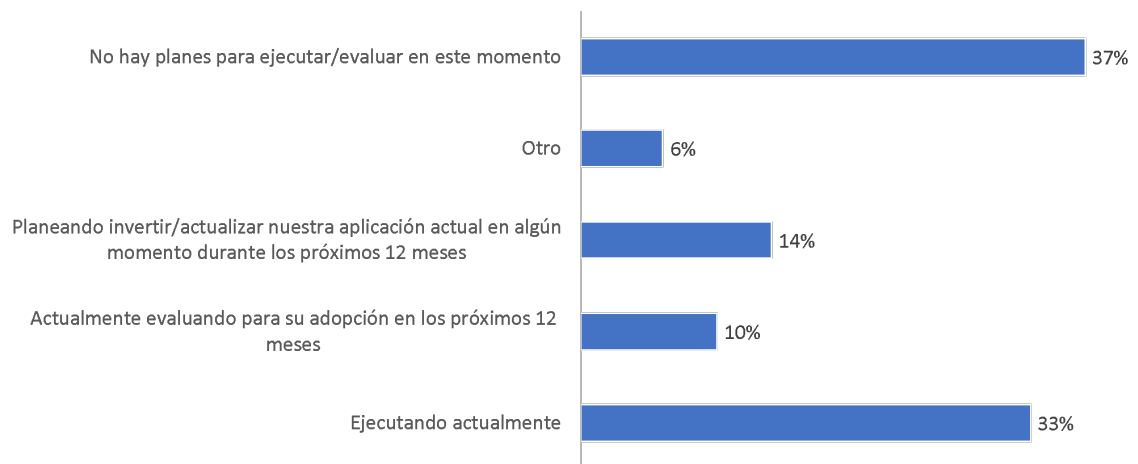


Figura 2.5: Adopción del TMS

Fuente: Basada en Peerless Research Group (2014)

La satisfacción de los usuarios de los TMS se deriva de las funciones que posee esta herramienta, en muchas investigaciones se aborda ese tema y la figura 2.7 de Ross (2015) las enlista de manera clara. Así que, diseño de redes, planificación de envíos, enrutamiento, combinación de cargas, clasificación de fletes, manifiesto, programación de entrega, seguimiento y liquidación, herramientas de visibilidad y análisis postenvío son las principales funcionalidades que ofrece un TMS.

Para aprovechar al máximo las funciones que ofrece un TMS, su desarrollo se deberá estructurar pensando de manera holística, táctica, estratégica y operativa. Con la figura 2.8, en el 2011 la consultora internacional experta en TICs, Capgemini Consulting, da a conocer un modelo funcional para el desarrollo de un TMS, en donde

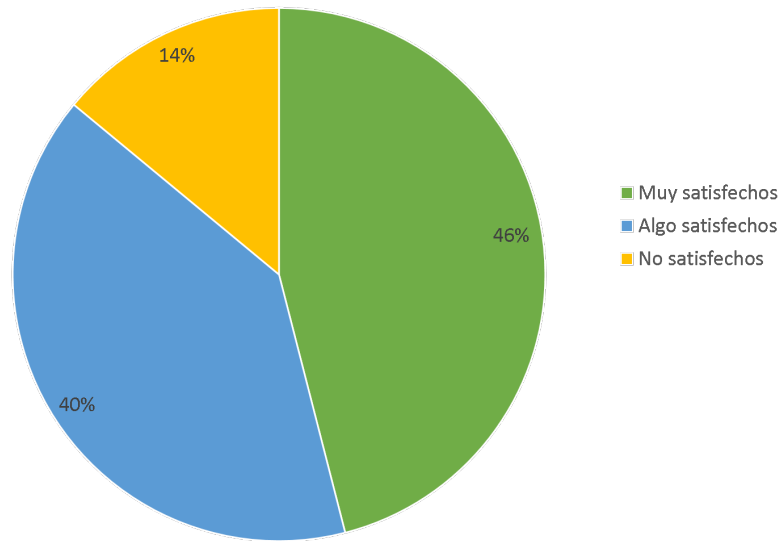


Figura 2.6: Satisfacción en relación al TMS

Fuente: Elaboración propia con información de Peerless Research Group (2014)

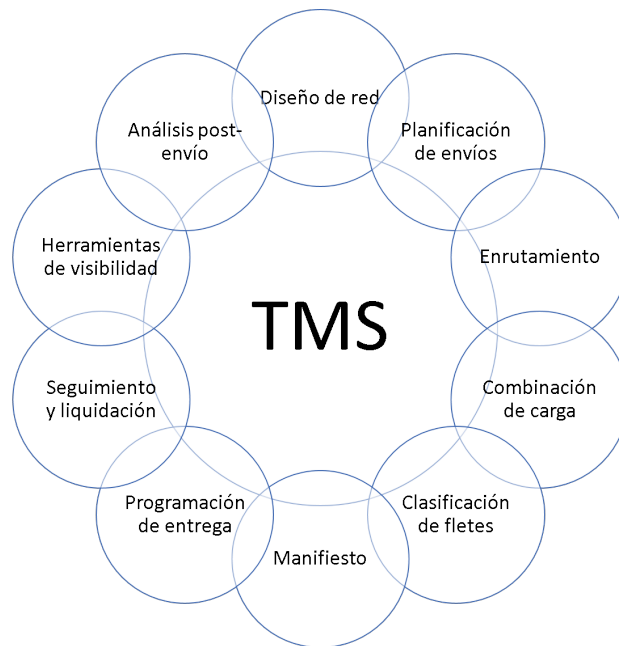


Figura 2.7: Funciones de un TMS

Fuente: Basada en Ross (2015)

muestra una relación entre la toma de decisiones estratégicas, tácticas, operativas, y la planeación, ejecución, medios de transporte y temas financieros.

Partiendo del documento publicado por Capgemini Consulting, en la figura 2.9, Cai y Ying (2012) establecen categorías de un modelo funcional de TMS adaptado a la investigación que la consultora realizó, en donde comparan el TMS de una empresa local China con el de una multinacional como UPS, demostrando la utilidad de esa herramienta con respecto a la administración del transporte.

De acuerdo a la información anterior, se puede afirmar que los TMS proporcionan una variedad de beneficios para la cadena de suministro. Según McCREA (2014), el TMS es una herramienta muy útil, pero a la misma vez poco aprovechada, y es que «operar una instalación de fabricación, distribución o venta minorista de clase mundial en el competitivo entorno empresarial actual, requiere sistemas de tecnología robustos y de última generación diseñados para el éxito y listos para servir» (Peerless Research Group, 2014).

En búsqueda de aprovechar al máximo los beneficios que ofrece un TMS, no se puede ignorar su capacidad de recopilación de datos de transporte, que pueden ser transformados de manera gerencial y sirven para apoyar la toma de decisiones (Martel y Klibi, 2016), además brinda la oportunidad de realizar reportes que aseguran la satisfacción de los clientes debido a que permiten conocer el comportamiento del transporte en el pasado para poder decidir sobre eventos futuros, por lo que, la información se convierte en un recurso valioso para garantizar el cumplimiento a los consumidores (Kisin *et al.*, 2016).

Considerando lo mencionado anteriormente, se puede afirmar que el TMS es una base de datos relacionada con el movimiento de mercancías que almacena información desordenada, como: tipo de vehículo, ubicaciones de parada, tiempos de parada para cargar y descarga, etc., permitiendo planear envíos gracias a reglas de decisión o algoritmos que posee la herramienta (Ballou, 2004). Así que, es claro que con el TMS se puede hacer planeación, pero a acorto plazo, destacándose tres aspec-

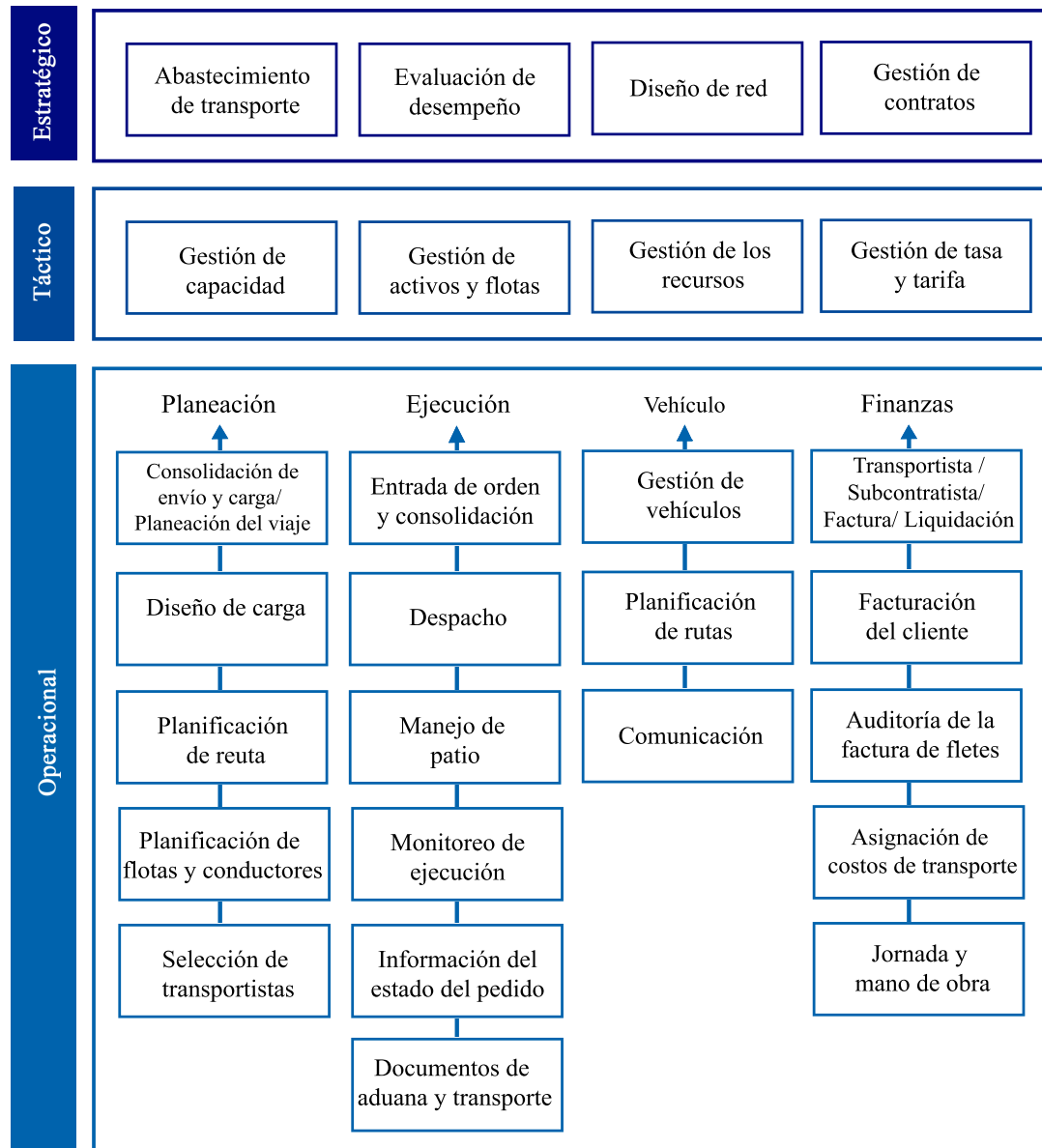


Figura 2.8: Modelo y dominios de referencia funcional de un TMS

Fuente: Basada en Capgemini Consulting (2011)



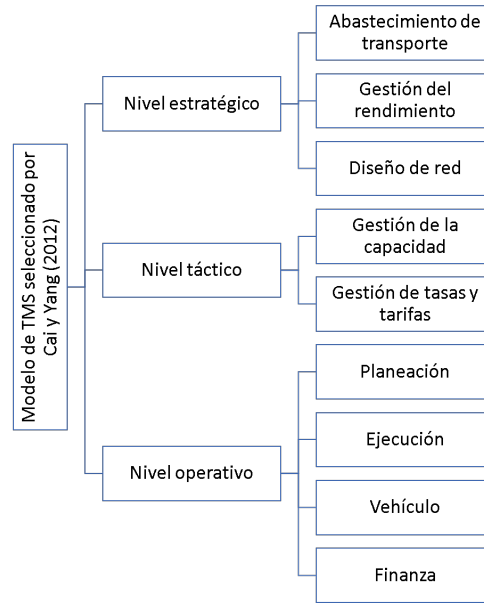


Figura 2.9: Modelo de TMS seleccionado por Cai y Ying (2012)

Fuente: Basada en Cai y Ying (2012)

tos importantes que posea para la eficiencia del sistema de transporte: planificación a corto plazo y decisión, seguimiento del transporte, y medición (Bowersox *et al.*, 2002). Por lo tanto, el uso de ese tipo de herramientas tecnológicas contribuye a la toma de decisiones de los gestores de tráfico, proporcionándoles predicción de la demanda de carga futura, lo cual les permitirá estar preparados para atenderla (Ross, 2015).

Lo anterior permite concluir que el manejo de los datos recopilados por un TMS es estratégico para la predicción de demandas futuras considerando comportamientos pasados sobre el movimiento de mercancías, teniendo en cuenta que no se realiza pronóstico de ese tipo de evento, lo cual conlleva a resaltar que los pronósticos de demanda de transporte sirven para estar preparados para satisfacer la demanda en términos de cantidad y calidad con el menor consumo de recursos posible, recursos que generalmente son desperdiciados al intentar mover tanto mercancía como pasajeros de un lugar a otro (Dragu *et al.*, 2017).

### 2.3.1 MANEJO DE DATOS Y MEJORAS DE LOS TMS

La investigación que se realizará en este documento se centra en la propuesta de mejora de la funcionalidad del TMS, por medio del pronóstico de la demanda de transporte y aprovechando los datos que almacena esa herramienta, teniendo en cuenta, que con respecto al movimiento de mercancías, información y/o personas, el análisis de datos ha sido investigado por múltiples autores y constantemente utilizado en diferentes empresas (Karlaftis y Vlahogianni, 2011). Por su parte, el pronóstico de la demanda de transporte permite estar preparados con las capacidades requeridas, y de esa manera poder satisfacer tal demanda que podrá ser derivada de la producción y/o de las necesidades del cliente final. Con esta tesis se busca aprovechar la información almacenada en el TMS utilizando técnicas de ML.

Al revisar la literatura con respecto al TMS se encuentran las siguientes investigaciones que van muy relacionadas con el objetivo de esta tesis:

Drebler *et al.* (2015) propusieron un sistema integrado de planificación y control del transporte que junto con los TMS ataquen las ineficiencias del transporte en las redes de producción y suministro. Plantean 3 fases de la planificación del TMS Integrado:

1. Planificación estimada:

En esta fase se pronostica la demanda futura de transporte (demanda inducida por la producción y por el cliente) para un período de tiempo determinado y se hace una estimación de la demanda de capacidad de transporte que se requiere en dicho período.

2. Dos conceptos:

- a) Planificación detallada: Programación y asignación de las órdenes de transporte (inducidas tanto por la producción como por el cliente) a proveedores de servicios.

- b) Procedimiento de planificación fina: Plan para los proveedores de servicios de transporte con información detallada sobre cuando estar en el sitio de carga e información detallada para los puntos de carga relacionada a los tiempos de llegada de los camiones internos y externos.

3. *Manejo de la interrupción*:

Es transversal a todas las fases, consiste en la detección de eventos inesperados que puedan afectar al servicio de transporte. Se realiza la gestión de interrupción de componentes del TMS integrado a través del análisis, teniendo en cuenta la base de datos de interrupción, planificación que se ejecuta por medio de simulación, y evaluación por medio de estabilidad y salida del plan.

El TMS integrado es útil para la previsión de la demanda de transporte, la planificación integrada de la capacidad y la gestión de interrupciones, ya se argumenta que un TMS por sí solo no contempla capacidades de transporte a nivel de red o gestión de interrupciones, así que lo propuesto sirve para (Drebler *et al.*, 2015):

- La planificación a largo y corto plazo.
- El respaldo de la ejecución del transporte. Detectar a tiempo los cuellos de botella que se presentan en el proceso de transporte.

Por otra parte, en el libro *Colaboración en un mundo hiperconectado: 17ª Conferencia de trabajo IFIP WG 5.5 sobre empresas virtuales, PRO-VE 2016, Oporto, Portugal, 3-5 de octubre de 2016, Actas 1*, se encuentran los siguientes artículos relacionados con el tema de investigación que se aborda en este documento.

1. «Hacia un sistema para la gestión del transporte hiperconectado: Aplicación a la logística de sangre», en donde Schoen *et al.* (2016), proponen un innovador TMS basado en eventos para la agilidad en la toma de decisiones de enrutamiento en

tiempo real, teniendo como referencia el conocimiento generado por los dispositivos y sistemas conectados, cuyos beneficios fueron comprobados por medio del caso de estudio de la cadena de suministro de la sangre. La idea central es:

- El uso de un TMS con arquitectura hiperconectada.
- Comparar el proceso actual con el esperado.

La justificación central de esa investigación va dirigida a que hay pocos estudios enfocados en utilizar los datos que producen los sistemas de información (como ERP y WMS) para soportar la toma de decisiones, y que se requiere una propuesta para dar a los usuarios información importante en tiempo real y presentar algún comportamiento que se pueda adaptar a cada situación particular. Pretenden ayudar al profesional de salud en la toma de decisiones considerando de una mejor manera la disrupción, la variabilidad y el riesgo para garantizar el transporte óptimo de la sangre, teniendo en cuenta sus características especiales para su conservación. Concluyen que la hiperconexión es una solución para diseñar y controlar las rutas de transporte y que el sistema permite mejorar la relación de todos los eslabones de la cadena (embarcadores, transportistas y clientes).

2. “Análisis colaborativo de datos en hiperconexión”, en donde Zarmehri y Soares (2016), proponen *Metalearning* para la selección del nivel correcto de jerarquía de los datos recopilados, para determinar cuándo y con quién compartirlos y para la selección del algoritmo adecuado que permita obtener el rendimiento esperado.

Un Proyecto DRIVE IN (*Distributed Routing and Infotainment Through Vehicular Inter-networking*) o enrutamiento distribuido e infoentretenimiento a través de la interconexión de redes vehiculares, se utilizó para la recopilación de datos para llevar a cabo el *Metalearning* y posteriormente aplicarles ML (máquinas de vectores de soporte - SVM, árbol de decisión de bosque aleatorio y regresión lineal).

Los autores informan que la propuesta de usar sistemas inteligentes hiperconectados puede ser utilizada en la gestión de la cadena de suministro para la fabricación

de productos por medio de la predicción de su demanda, de la mejor ruta para las flotas, entre otras. Determinaron los siguientes objetivos centrales en su investigación:

- Mejorar la utilización del taxi y aumentar la satisfacción de los clientes.
- Predicción de la duración del viaje en taxi utilizando ML.
- Encontrar la mejor ruta para los viajes.

Lo anterior se puede lograr por medio de una red hiperconectada que permita recolectar datos de manera colaborativa entre taxis, lo que demuestra la importancia del manejo de los datos para la mejora de proceso.

Con esa investigación se concluyó:

- El *metalearning* ayuda a la selección del algoritmo que permita mejor rendimiento.
- El *metalearning* pronostica la duración del viaje en taxi con una tasa de error inferior al 5%.

Con lo expuesto anteriormente, se puede concluir esta sección argumentando que el TMS permite obtener datos que pueden ser analizados de forma correcta para la generación de información útil que contribuyan a la toma de decisiones. En esta tesis se propone darle valor a esos datos por medio de pronósticos de transporte que sirvan para a la mejora logística de la distribución de mercancías.

## 2.4 PRONÓSTICO Y TRANSPORTE

Teniendo como premisa que el análisis de datos es de vital importancia para mejorar las operaciones logísticas, y que un TMS es una buena fuente para recolectarlos, los pronósticos se convierten en una estrategia para agregar valor a la cadena de

suministro. Los pronósticos son herramientas estratégicas que contribuyen a la toma de decisiones, debido a que permiten realizar la planeación organizacional, formulación de estrategias corporativas, desarrollo de previsión, entre otros (Makridakis, 1996). Se realizan con el objetivo de disminuir la incertidumbre que trae el futuro, así que, entre más precisos estos sean, mayor control de recursos van a permitir, ya que se podrá estar preparados para afrontar situaciones previamente predichas. Es decir que, a pesar de que un pronóstico no asegura la predicción exacta de eventos futuros, si se puede acercar tanto como sea posible a la realidad, por ende, entre más acertados sean, mucho mejor será (Toro *et al.*, 2004). Por lo tanto, la precisión de los pronósticos es fundamental para la gestión empresarial, debido a que permite planificar, organizar, implementar y controlar actividades o procesos con el fin de alcanzar la eficiencia logística (Lao *et al.*, 2017)

La 15.<sup>a</sup> edición del diccionario de APICS (American Production and Inventory Control Society) define la palabra pronosticar como «la función comercial que intenta predecir las ventas y el uso de los productos para que puedan comprarse o fabricarse en cantidades apropiadas con anticipación», mientras, Heizer y Render (2009), afirman que es «el arte y la ciencia de predecir los eventos futuros» y argumentan que a pesar de que existen diferentes métodos para realizar predicciones no hay uno mejor que otro, debido a que los resultados pueden variar de un empresa o área a otra, y por lo general no resultan ser perfectos. Adicionalmente, informan que las organizaciones emplean principalmente tres tipos de pronósticos; económicos, tecnológicos y de la demanda, que deben tener en cuenta los horizontes de tiempos que se muestran en la tabla 2.2 para su diseño, y que los pronósticos a corto plazo tienden a ser más precisos que los que se realizan a largo plazo. La figura 2.10 permite observar los siete pasos que presentaron para iniciar, diseñar e implementar un sistema de pronósticos.

Los pasos presentados por Heizer y Render (2009), se pueden complementar con los que planea Ghazali *et al.* (2012) en la figura 2.11, en donde se muestran diferentes modelos en la búsqueda de la predicción de eventos futuros.

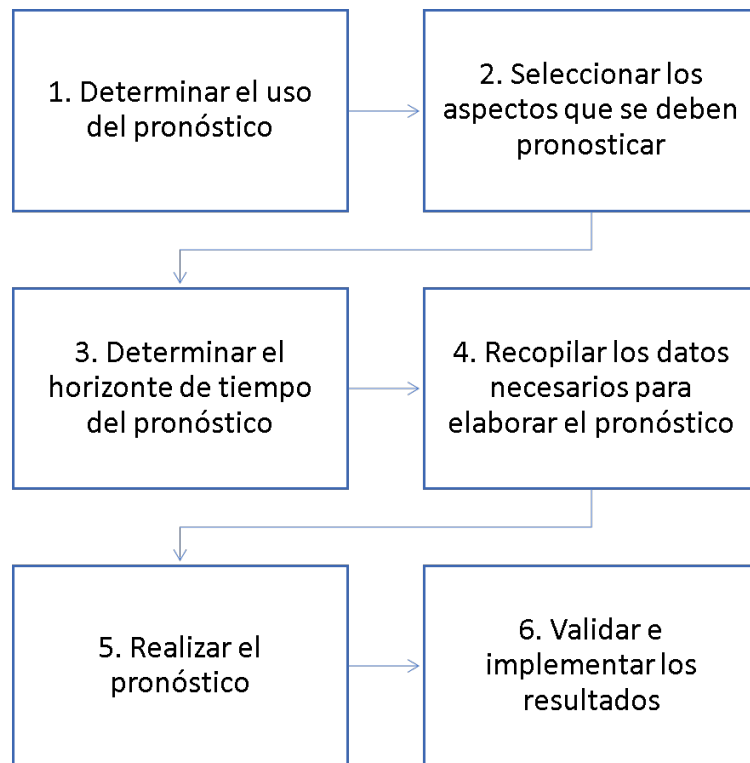


Figura 2.10: Pasos para hacer un pronóstico

Fuente: Elaboración propia basada en información tomada de Heizer y Render (2009)

Tabla 2.2: Horizontes de tiempo del pronóstico

<b>Horizontes de tiempo del pronóstico</b>	<b>Extensión de tiempo</b>	<b>Tipo de Decisiones</b>
A corto plazo	Menos de 3 meses (con extensión de hasta 1 año)	Operativas
A mediano plazo	3 meses - 3 años	Tácticas
A largo plazo	3 años o más	Estratégica

Fuente: Elaboración propia basada en información tomada de Heizer y Render (2009)

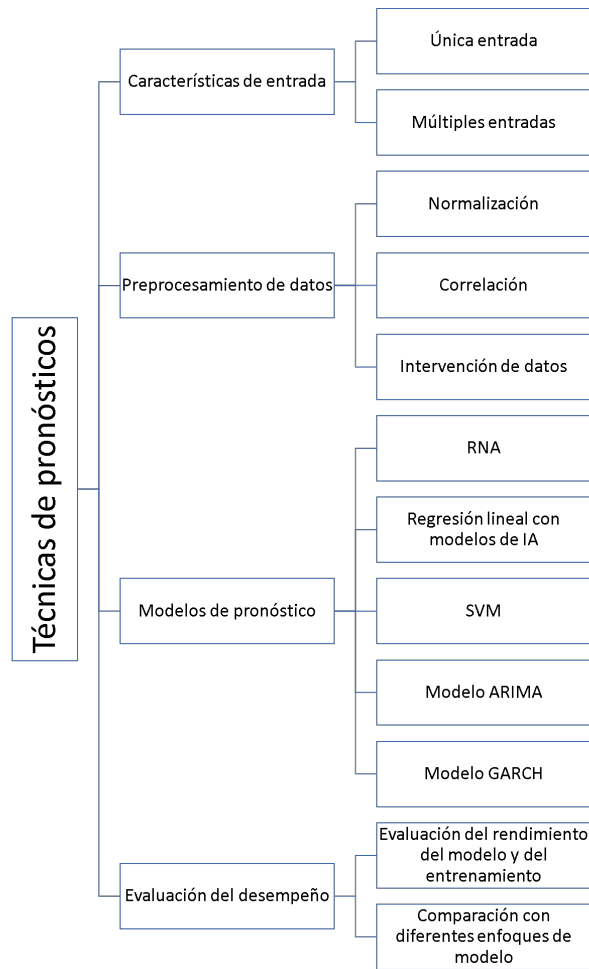


Figura 2.11: Principales pasos para el pronóstico

Fuente: Basada en Ghazali *et al.* (2012)



Los pronósticos se pueden realizar con un enfoque cuantitativo, es decir, a través de herramientas matemáticas, o con uso de técnicas cualitativas que se basan principalmente en la subjetividad. Heizer y Render (2009), aseguran que una combinación de ambos enfoques vuelve más efectivo a los pronósticos. La figura 2.12 muestra diferentes soluciones dependiendo del enfoque a utilizar. Esta tesis estará enfocada en modelos de series de tiempo a intervalos regulares (días, meses, años), teniendo en cuenta que una serie de tiempo es todo lo que se puede observar de manera secuencial durante un período de tiempo (Hyndman y Athanasopoulos, 2018) con el propósito de predecir eventos futuros. Es decir, que este tipo de modelos generan pronósticos por medio de la extrapolación del comportamiento de datos históricos de alguna variable en particular (Eppen *et al.*, 2000). Adicionalmente a los modelos presentados por Heizer y Render (2009), Eppen *et al.* (2000) y Hyndman y Athanasopoulos (2018), mencionan los siguientes: Ajuste de curvas, modelo de Holt (ponderación exponencial con tendencia), modelos de descomposición y modelos ARIMA. Por su parte, San Miguel Salas (2016) informa que métodos heurísticos han sido utilizados para predecir el consumo de energía y resalta el uso de redes neuronales artificiales conocido como un método no tradicional de predicción, el cual también se puede ver enlistado en la figura 2.11.

Con respecto a pronósticos teniendo en cuenta una serie de tiempo, se han hecho muchas investigaciones, la tabla 2.3, nos presenta el resumen de algunas, principalmente relacionadas con predicción de la demanda. Más adelante se ahondará más sobre ciertas investigaciones en las cuales RNA fue usado como método de solución.

Tabla 2.3: Pronósticos con diferentes métodos

<b>Autor</b>	<b>Propósito</b>	<b>Métodos</b>
Lim y McAleer (2002)	Demanda de viajes internacionales	ARIMA

Table 2.3 continúa de la página anterior

<b>Autor</b>	<b>Propósito</b>	<b>Métodos</b>
Sebastian et al. (2003)	Ventas de petróleo	RNA vs. 12 métodos clásicos*
Castro y Torres (2008)	Tendencia del Certificado de Tesorería en México	ARIMA vs. RNA
Xu et al. (2010)	Demanda después de desastres naturales	Híbrido (EMD-ARIMA)
Ortiz (2012)	Oferta de madera en México	ARIMA vs. NAR, ARMAX vs. NARX
Narváez et al. (2013)	Demanda del fijador dinámico interespinoso	Híbrido (ARIMA-RNA)
Jiménez (2013)	De llamadas en los Call Center	3 métodos clásicos* vs. RNA
Pereira et al. (2014)	Demanda de productos lácteos	HW vs. ARIMA
Babu y Reddy (2014)	Datos de series de tiempo de diversas áreas	ARIMA vs. RNA vs. Híbrido (ARIMA-RNA)
Ruelas y Laguna (2014)	Venta de productos alimentos	3 métodos estadística vs. RNA
Venkatesh et al. (2014)	Demanda de efectivo en cajeros automáticos	RNA
Ikeda y Matsumoto (2015)	Demanda de productos remanufacturados	Suavizado Exponencial
Szoplik (2015)	Consumo de gas natural	RNA

Table 2.3 continúa de la página anterior

Autor	Propósito	Métodos
Amini et al. (2016)	Demanda de carga eléctrica convencional y de carga de estaciones de vehículos eléctricos	ARIMA
Cheng et al. (2016)	Demanda de suministros médico	SMA v.s Híbrido (Croston-SES)
Tsai y Huang (2017)	Del flujo de contenedores	RNA

Fuente: Elaboración propia

\*12 métodos clásicos = Porcentaje sobre las ventas del año anterior, porcentaje calculado sobre el año pasado, ventas del año anterior, promedio móvil, aproximación lineal, regresión de cuadrados mínimos, aproximación de segundo grado, método flexible, promedio móvil ponderado, decaimiento lineal, decaimiento exponencial y decaimiento exponencial con tendencia y estacionalidad.

\*3 métodos tradicionales = Metodología de descomposición de serie de tiempo, método de ajuste exponencial de Winter, método de Box-Jenkins (ARIMA).

\*3 métodos estadísticos = Método de Holt, Winters y metodología Box Jenkins (ARIMA).

Se debe resaltar que los pronósticos también aplican para el sector servicios, implicando a su vez un reto el hacerlos (Heizer y Render, 2009). Es ese reto de hacer pronósticos en el sector transporte el que se abordará en esta investigación. Se propone pronosticar la demanda del servicio de transporte entre plantas/sucursales de una compañía y hacia los clientes finales, lo que les permitirá estar preparados con los recursos tangibles que se necesitan para no obstaculizar su objetivo de satisfacción al cliente final, por ejemplo, tener los camiones necesarios disponibles, el personal, etc.

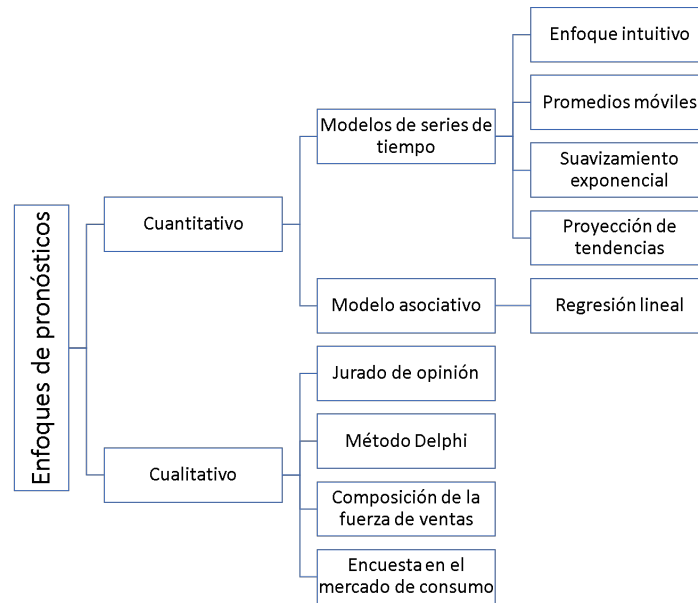


Figura 2.12: Enfoques de pronósticos

Fuente: Elaboración propia con información tomada de Heizer y Render (2009)

## 2.5 EVALUACIÓN DE PRONÓSTICOS

Es importante estar seguros de la exactitud del método de pronóstico seleccionado, así que, las mediciones de su error ocupan un lugar clave para poder garantizar precisión en los resultados generados, por lo que, diferentes medidas son utilizadas para comprobar su desempeño. Básicamente, se compara la información real contra los resultados de la respectiva predicción.

Desviación absoluta media o MAD (*Mean Absolute Deviation*), error cuadrático medio o MSE (*Mean Squared Error*), raíz del error cuadrático medio o RMSE (*Root Mean Squared Error*) y error porcentual absoluto medio o MAPE (*Mean Absolute Percent Error*), son los indicadores más utilizadas para comprobar la exactitud de los modelos de pronósticos. En la literatura se encontró que los datos generados por MSE son fáciles de interpretar, es utilizado constantemente en muchas investigaciones, elimina los valores negativos de los datos y penaliza los errores grandes

frente a los pequeños (Pérez, 2009), es por ende, que ese será el que se usará en esta tesis para comparar los pronósticos obtenidos con los diferentes métodos que se van a usar.

### Formulas:

\*n= Número de períodos

$$MAD = \frac{\Sigma(Real - Pronóstico)}{n} \quad (2.1)$$

$$MSE = \frac{\Sigma(Real - Pronóstico)^2}{n} \quad (2.2)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (2.3)$$

$$MAPE = \frac{\Sigma_{i=1}^n (100(Real_i - Pronóstico_i)) / Real_i}{n} \quad (2.4)$$

#### 2.5.1 PRONÓSTICO, *Data Mining* Y *Machine Learning*

*Data Mining* y *Machine Learning* son herramientas para la extracción de información útil para la toma de decisiones, su principal diferencia radica en que la primera tiene como punto fuerte la predicción de resultados por medio del aprendizaje<sup>1</sup>, mientras la segunda se enfoca en encontrar los rasgos desconocidos en el conjunto de datos. Es decir, que DM extrae conocimiento desconocido utilizando técnicas de ML (Trujillo Fernández, 2017).

ML y DM son herramientas útiles que contribuyen en la toma de decisiones logísticas y que interactúan con otras herramientas. Como se puede observar, la

<sup>1</sup>«Se dice que un programa de computadora aprende de la experiencia E con respecto a alguna clase de tarea T y la medida de rendimiento P, si su desempeño en tareas en T, medido por P, mejora con la Experiencia E»(Mitchell, 1997)

figura 2.13 muestra la relación existente entre estadística, patrones, IA, ML, RNA, DL (Deep Learning), BD y DM; ML hace parte de las herramientas de IA, RNA viene de ML y DL se centra en una de sus técnicas, mientras IA y estadística comparten relaciones por medio del trabajo con patrones de datos y DM se relaciona con todos los ámbitos en búsqueda de dar respuesta a problemas complejos (Trujillo Fernández, 2017).

Como se mencionó anteriormente, IA y estadística tienen una relación estrecha, específicamente ML y los modelos estadísticos clásicos ya que comparten varias similitudes relacionadas con el aprendizaje de datos, aunque poseen una notable diferencia debido a las metodologías que utilizan para el tratamiento de dichos datos y los modelos que generan (Trujillo Fernández, 2017).

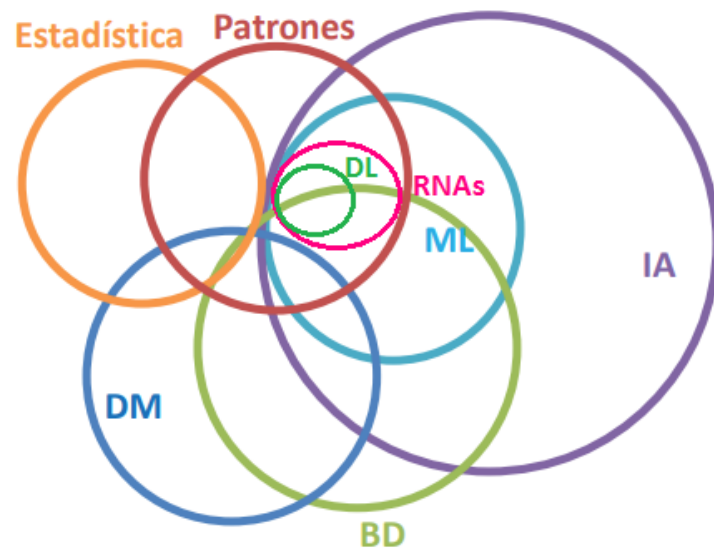


Figura 2.13: Diagrama de Venn – Relación de herramientas

Fuente: Adaptada de Trujillo Fernández (2017)

Con respecto al funcionamiento del ML, Zhou *et al.* (2017) informan que existe una relación bidireccional de esa herramienta con *Big Data*, con el usuario, con el dominio y con el sistema; macrodatos serán procesados por ML y su resultado se convertirá en fuente de alimentación del BD. Por su parte, el usuario le proporciona información al ML, y este le generará resultados para contribuir en la toma de

decisiones. El dominio servirá para guiar el proceso y el sistema permitirá darle una arquitectura.

En relación a investigaciones sobre pronósticos a través ML, Toro *et al.* (2004), realizaron una investigación comparando algunas técnicas de pronóstico tradicionales comúnmente utilizadas (juicio ejecutivo, encuestas, análisis de series de tiempo, análisis regresión y pruebas de mercado) con el uso de RNA, con el objetivo de obtener una predicción de ventas usando principalmente sus datos históricos. Propusieron el uso de una red neuronal como una técnica prometedora para obtener pronósticos con información no lineal y las compararon con técnicas de análisis de series de tiempo, como el Simple Promedio Móvil (SPM) y el Doble Promedio Móvil (DPM), concluyendo que las primeras ofrecen resultados más robustos y precisos.

Con respecto a RNA con relación a la predicción de eventos, Salazar y Cabrera (2007), presentaron una investigación en donde las usaron para realizar pronóstico de demanda, teniendo en cuenta información historia a través del tiempo, es decir, con el uso de un análisis de series de tiempo, tema muy reciente para esa época y poco explorado pero con resultados muy prometedores. Ese modelo de RNA fue comparado con métodos lineales tradicionales (promedios móviles, regresión lineal, etc.), obteniendo mejores resultados, confirmando su valor como una técnica confiable para la realización de pronósticos.

A continuación se profundizará más sobre pronóstico de demanda con *Data y Machine Learning*.

#### 2.5.1.1 PRONÓSTICO DE DEMANDA CON *Data Mining* Y *Machine Learning*

Algunos autores han utilizado DM y ML para el pronóstico de la demanda en función de la producción, pero en la revisión de literatura abordada en esta tesis, no se encontró información específica con respecto al pronóstico de la demanda de

transporte de mercancía que realizan las compañías, así que se revisarán esos artículos para poder adaptarlos al problema que se desea abordar en esta investigación. A continuación, se presenta literatura relacionada con técnicas de DM y de ML utilizadas para el pronóstico de la demanda, estas técnicas podrían ser útiles para la selección de la herramienta que más se adecue para realizar predicción de la demanda de transporte de mercancías.

Un modelo de ML para las tasas de ocupación y el pronóstico de la demanda en la industria hotelera fue propuesto por Torres y Payaters (2016); Teniendo en cuenta los datos históricos (desde julio 1 del 2008 a junio 30 del 2014) recopilados con respecto a los registros de reserva y ocupación de un hotel en Cartagena, Colombia, se presentaron modelos entrenados y validados para el pronóstico de las tasas de ocupación diaria, pronósticos para predecir la ocupación del día siguiente (*One-Step-Ahead*) y predicción de ocupación con siete días de anticipación (*Multi(h)-Step-Ahead*,  $h=7$ ). El rendimiento del modelo fue medido a través de MAPE.

Se desarrollaron varios enfoques relacionados con la construcción del conjunto de datos y la validación del modelo:

- Regresión Ridge
- Regresión de Kernel Ridge
- Perceptron multicapa
- Redes de función de base radial

Los resultados obtenidos en esa investigación plantean al ML como una prometedora herramienta para ayudar a resolver el problema de las tasas de ocupación y la previsión de la demanda en la industria hotelera. El modelo de regresión Ridge con características cuadráticas entrenadas, superó a los otros con un conjunto de validación, con MAPE de 8.2012 % y una prueba de validación de 8.6561 %.



Por su parte, Bajari *et al.* (2015) presentaron un artículo en donde estudiaron el problema de estimación de la demanda y propusieron una solución usando regresión lineal. El enfoque fue comprobado utilizando datos de ventas de bocadillos salados durante seis años obtenidos del panel de escáner de las tiendas de abarrotes dentro de una cadena de supermercados. Básicamente, realizaron una comparación de los modelos econométricos que se han utilizado tradicionalmente (regresión lineal y logit) para el estudio del comportamiento de la demanda versus herramientas un poco más nuevas, como las siguientes técnicas de ML:

- Square-root LASSO
- Regresión SVM (*Support Vector Machines*)
- Boosting L2
- Modelos *Forward Stepwise* y *Forward Stagewise*
- Árboles de Regresión y *Random Forest*

El software de código abierto llamado R fue el utilizado por los autores para realizar sus respectivos cálculos y usaron una gran cantidad de datos en vez de optar por la cuasialeatoriedad, contribuyendo así a la eliminación del sesgo en las estimaciones. Recomiendan el uso de Revolution R y MATLAB Parallel Computing Toolbox para agilizar el procesamiento de una gran cantidad de datos que podrían causar restricciones en la memoria y la CPU.

La secuencia del modelo propuesto fue la siguiente:

1. Entrenamiento del modelo en los datos en donde no hay promoción.
2. Se mantienen los datos del modelo y se predice las observaciones donde hay promoción.
3. Se compara la demanda observada y la pronosticada para cada observación en los datos con el propósito de resaltar la diferencia entre esos dos escenarios

4. Se promedia todas las observaciones en la muestra, lo que permite construir una estimación del efecto promedio del procedimiento aplicado.

Para demostrar las propiedades de los modelos usaron simulación Monte Carlo y se concluyó que los 6 modelos de ML realizan estimaciones más precisas en comparación con algunas alternativas de uso común como son los modelos econométricos. Adicionalmente, argumentaron ML puede funcionar con datos no estructurados y con datos dispersos, cosa que se les dificulta a los otros modelos.

Una unión de todos los modelos con regresión lineal ponderada fue usada, incrementando la exactitud de la predicción y los autores indicaron que los métodos presentados para la estimación de la demanda pueden aplicarse a otros problemas microeconómicos.

El uso de ML y DM fue propuesto para realizar el análisis de datos aleatorios de tráfico (información correspondiente a accidentes entre 1999 al 2009.), los cuales fueron obtenidos del Sistema de Informes de Análisis de Fatalidades (FARS), y se tuvo en cuenta variables como la edad del conductor, el sexo del conductor, el día de la semana, la condición atmosférica y la cantidad de alcohol en la sangre del conductor. Con el análisis buscaban contribuir en la toma de decisiones para aplicaciones de transporte y se realizó utilizando cinco técnicas diferentes de análisis multivariado y ML en DM: análisis de clúster, regresión lineal multivariable, regresión jerárquica múltiple, análisis factorial y análisis discriminante en dos paquetes de software diferentes, SPSS y R (Vishal, 2015).

El artículo presentado por Vishal (2015) permite concluir que las principales causas de los accidentes de tráfico se debieron a condiciones atmosféricas, el contenido de alcohol en sangre y al día de la semana.

Con respecto al uso de DM, İşlek y Ögüdücü (2015), propusieron una adecuada planeación de la demanda para obtener ahorros para los fabricantes, ya que se espera fabricar lo que realmente el cliente va a requerir, evitando así costos innecesarios de

inventario, además de que se comprará una cantidad adecuada de materiales de suministro.

El modelo fue propuesto usando información adquirida de una compañía nacional de frutos secos y frutas de Turquía, el cual permitió pronosticar la demanda para sus principales almacenes de distribución, usando técnicas de DM, considerando a varios almacenes, productos, compradores demográficos y a tributos de tiempo.

La metodología propuesta consta de los siguientes pasos:

- Construcción de un conjunto de datos: A partir de las facturas de venta de la empresa que abarcaron los años 2011, 2012 y 2013.
- Preparación de los datos: «Limpieza» de datos para aplicar los algoritmos del DM, por medio de una ontología de producto implementada en Protégé. Adicionalmente, se realizó un cálculo de los valores de la media móvil de las cantidades de venta de productos de las últimas tres semanas usando la ecuación 2.5:

$$\text{Media Móvil} = \frac{\sum_{i=1}^3 \text{Monto en ventas}(t - i)}{3} \quad (2.5)$$

- Agrupamiento de los principales almacenes de distribución y los depósitos de subdistribución por medio del método de agrupamiento bipartito, específicamente a través de un grafo bipartito.
- Uso de un algoritmo de ML, conocido como la red bayesiana que permite la previsión de la demanda usando los valores de la media móvil, los atributos relacionados con el almacén y los relacionados con el producto.

Para medir la tasa de error del modelo propuesto, usaron el indicador MAPE. Con ese estudio, se comprobó que es más eficiente usar un modelo híbrido en donde se considere tanto la media móvil como las redes bayesianas, que usar solo el primero (media móvil) como tradicionalmente se ha venido haciendo, y que la tasa de error es menor cuando se aplica modelos separando a los clústeres de subalmacenamiento,

que uno para todos los almacenes o para clústeres de almacenes de distribución principal.

Ahmet y Sezer (2011) comprobaron que se puede predecir la demanda de alimentos en las plazas de comidas mediante enfoques de árbol de decisiones, realizando la predicción del menú de comidas, usando DM, específicamente mediante tres métodos de árbol de decisión (CART, CHAID y *Microsoft Decision Trees*), probados con datos de dos años recolectados en las plazas de comidas de la Universidad de Hacettepe en Turquía. Adicionalmente, también buscaron identificar los factores que afectan los consumos según cada tipo de cliente. Para medir el rendimiento de predicción usaron el indicador de rendimiento R<sup>2</sup> y SPSS Clementine, y Microsoft Analysis Services, fue la herramienta utilizada para la preparación de datos que permiten generar informes.

Dentro de los trabajos futuros que se han planteado los autores se encuentra, utilizar datos de tres años, para así aumentar la exactitud de los resultados. Como resultados de la investigación anterior se demostró una precisión de predicción de hasta 0.83 en R<sup>2</sup>. Con lo anterior, se comprueba la efectividad de los árboles de decisión en la predicción del consumo de alimentos, incluyendo las combinaciones de menús que aún no se presentan.

De la comparación de los tres métodos de árbol de decisión empleados, se concluye que CHAID es el algoritmo con los resultados más precisos con respecto a valores promedios, pero eso no significa que sea el mejor, ya que en dos casos MSDT rindió de mejor manera.

Teniendo en cuenta la información anterior con respecto a investigaciones usando ML, en la próxima sección se abordará la herramienta RNA que hace parte de esta, la cual será utilizada al desarrollar esta tesis.

## 2.6 PRONÓSTICOS Y REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Debido a un modelo de neurona cerebral que propusieron en 1943, Warren McCulloch y Walter Pitts, han sido considerados como los creadores de las RNA (Ortiz, 2012). A pesar, de que inicialmente hubo mucho entusiasmo al rededor de las investigaciones con RNA, estas vivieron un período de frustración y desprestigio, etapa caracterizada por poco apoyo económico y límites computacionales, originada principalmente por un trabajo presentado por Minsky y Papert en 1963, con el cual mostraron las limitaciones del perceptrón para resolver problemas complejos y la fase estéril en la que se encontraba el proceso de creación de redes neuronales multicapas. Superados esos inconvenientes, las RNA actualmente son muy utilizadas para el procesamiento de señales con técnicas adaptativas (Caicedo y López, 2009).

Las RNA han demostrado ser una herramienta potente y eficaz para la predicción de eventos, por ende, han sido investigadas por diferentes autores en distintos campos o áreas de gestión, por ejemplo en finanzas, generación de energía, servicios, medicina, ciencias ambientales y ciencias materiales (Lao *et al.*, 2017)(ver figura 2.14). En relación a pronósticos de la demanda, el campo de energía eléctrica ha sido ampliamente investigado debido a su importancia para la sociedad. Ghalehk-hondabi *et al.* (2017) mostraron una visión general de los métodos de pronóstico de la demanda de energía publicados en 2005–2015, concluyendo que el más utilizado por los investigadores ha sido RNA, demostrando su efectividad en realizar predicciones, caso contrario ocurrido con los métodos clásicos ya que sus desempeños no han sido superiores. Adicionalmente, plantean como campo de investigación futura el desarrollo de métodos híbridos en donde se utiliza una combinación de diferentes técnicas de pronóstico.

Las RNA también han sido utilizadas en el área de transporte, y estudios como el realizado por Bilegan *et al.* (2008) comprueban su efectividad. Usando esa

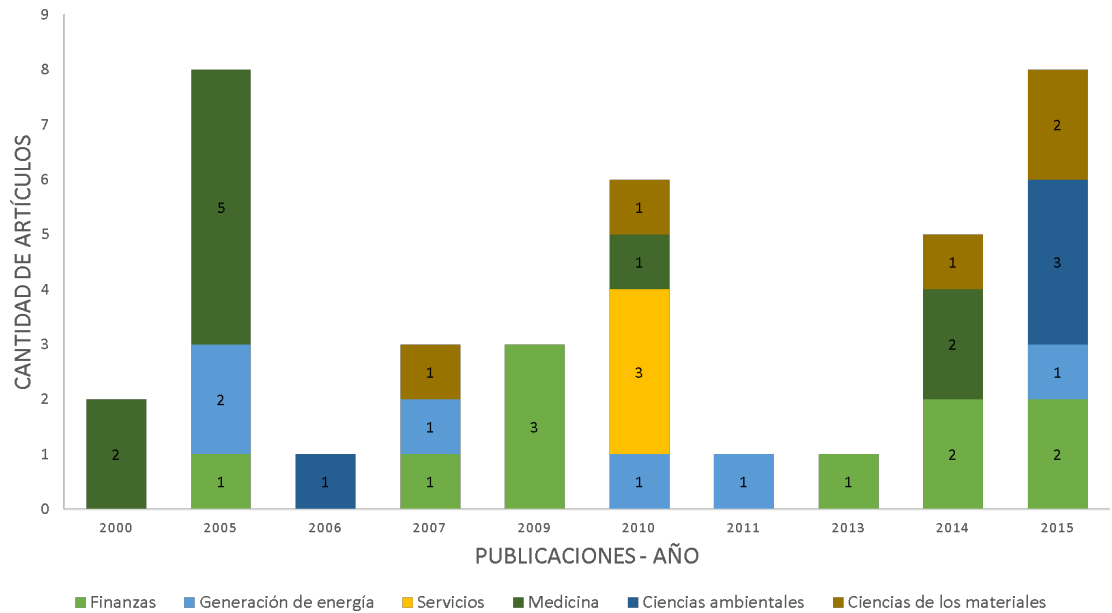


Figura 2.14: RNA en algunas áreas de gestión

Fuente: Elaboración propia basada de Lao *et al.* (2017)

herramienta, diseñaron una metodología para pronosticar la demanda de transporte intermodal, es decir, la liberación diaria de contenedores desde las terminales portuarias, concluyendo que, con la información recolectada sobre el día actual (llegada del barco, cantidad de contenedores según el destino, cantidades históricas de llegada, etc.), se predice el número de contenedores de 20 y 40 pies que dejarán el puerto el día siguiente, lo que mejorará la eficiencia de su transporte en una cadena intermodal.

Por su parte, Rahman *et al.* (2014), usaron tres algoritmos para predecir el peso transportado (unidad por tonelada) por la empresa Iran Khodro Company (IKCO), demostrando que es viable el uso de RNA con los algoritmos de retropropagación incremental (IBP), algoritmo genético (GA) y Levenberg-Marquardt (LM), para el pronóstico de la demanda de transporte. Adicionalmente, realizaron una revisión de literatura que permite ver diferentes usos que se les han dado a las RNA dentro de la cadena de suministro, resaltando la relevancia y pertinencia de esa herramienta,

Tabla 2.4: Resumen de los problemas de modelado de pronósticos con RNAs

Tipo de datos	Algoritmo de entrenamiento	Medida de rendimiento	Año
Serie de precios mensuales	BP Segundo orden BP.BFGS, LM, etc. GRG2 Newton BO	MSE Varianza residual y BIC Varianza residual MdAPE y GMARE RMSE ME y MAD % de precisión de predicción MSE, MAPE, MAD, U-coeff. MSE, AME, MAPE RMSE y Rank Sum MAD MAPE SSE ARV	1990 -
Manchas solares anuales			
Datos anuales y mensuales			
GPA de estudiantes			
Mensual S y P y oro			
Series simuladas y en tiempo real			
Precios del trigo			
Tasas de cambio diarias			
Flujo y carga anual del río			
Tráfico mensual de aerolíneas			
M-competencia mensual			
Precio diario de las acciones			
Series temporales de M-competencia			
Carga diaria y datos relevantes			
Ventas mensuales de líneas aéreas y automóviles			
M-competencia			
Datos económicos mensuales			
Tasa de cambio de las manchas solares (diaria)			
Serie de tiempo caótica			

Fuente: Adaptada de Zhang *et al.* (1998)

en la búsqueda de mejora de procesos y actividades.

Lo anterior, deja claro la utilidad de las RNA...Pero, ¿qué son las RNA? Como se puede observar en la figura 2.13, ML hace parte de la IA y a su vez RNA hace parte de ML. El estudio de las redes neuronales inicia en 1943 con la investigación de Warren McCulloch y Walter Pitts, creando modelos de redes neurológicas (Kriesel, 2007). Algunos años después Zhang *et al.* (1998), presentan una investigación en donde es revelado el estado del arte con respecto a predicciones utilizando RNA, lo que demuestra el interés por el uso de esa herramienta. La tabla 2.4 resume el trabajo realizado por estos autores.

Hoy en día, las RNA están siendo usadas en diferentes escenarios, incluyendo por supuesto el campo logístico, en donde realizar pronósticos lo más exactos posibles

se convierte en una ventaja en mercados actuales llenos de incertidumbre, debido a que permite la correcta asignación de recursos, siempre y cuando se conozca la demanda con antelación (Rahman *et al.*, 2014).

Ferreira *et al.* (2016), realizaron el pronóstico de la demanda diaria de un centro de tratamiento de pedidos durante una quincena, hicieron cambios a la estructura de la red 10 veces en función de los siguientes parámetros: número de capas ocultas, número de neuronas en las capas ocultas, tasa de aprendizaje, tasa de impulso y criterios de parada (al llegar a 200 épocas o al encontrar un error superior a 0.01). La base de datos utilizada por los autores, comprendía información de 60 días (datos para el entrenamiento y prueba), contemplando variables como: semana del mes (primera, segunda, tercera o cuarta semana), día de la semana (lunes a viernes), pedidos urgentes, pedidos no urgentes, pedidos del tipo A, del tipo B, del tipo C, pedidos del sector fiscal, pedidos del sector controlador de tránsito y órdenes del sector bancario 1, 2 y 3. La investigación concluyó con buenos resultados en la fase de entrenamiento y prueba, la estructura de red con mejor desempeño fue la de 2 capas ocultas con una tasa de aprendizaje igual a 0.95 y una tasa de impulso igual a 0.99. La contribución final fue el pronóstico de la demanda en una empresa de transporte, tratamiento y distribución de pedidos por medio de RNA usando el perceptrón multicapa.

En el campo del transporte, las RNA han tenido buena acogida gracias a su capacidad de hacer análisis de gran cantidad de datos, a su flexibilidad de modelado, a su exactitud al generar resultados, a su adaptabilidad, a su capacidad de aprendizaje y a que, por lo general realizan buenas predicciones (Karlaftis y Vlahogianni, 2011).

Continuando con la explicación de las redes neuronales artificiales, se debe tener presente que el ser humano ha realizado muchos inventos a partir de la emulación de las funciones de otros seres vivos, un ejemplo de eso, es la creación del radar, el cual intenta imitar la manera en la que los murciégalos detectan los objetos. Otros



ejemplos podrían ser, el helicóptero, el avión, el submarino, las RNA, entre otros. Estas últimas al tratar de imitar el funcionamiento de de las neuronas cerebrales humanas. (Caicedo y López, 2009).

Las RNA nacen a partir de la interpretación de las redes neuronales biológicas, es así, como se ha logrado que las primeras aprendan de la experiencia, tal como funciona con las segundas. En la figura 2.16, se puede ver la relación de similitud existente entre una neurona biológica y una artificial; a grandes rasgos, en ambas la información inicial entra por medio de las dendritas y sale a través de un axón, pero antes deben pasar por lo que se conoce como cuerpo celular (Sánchez Mesa *et al.*, 2005). La figura 2.16 muestra como esas dendritas son llamadas entradas en la RNA, los Axón, salidas, y que ambas utilizan pesos, pesos que en biológica son conocidos como sinapsis (ver neurona biológica en la figura 2.15).

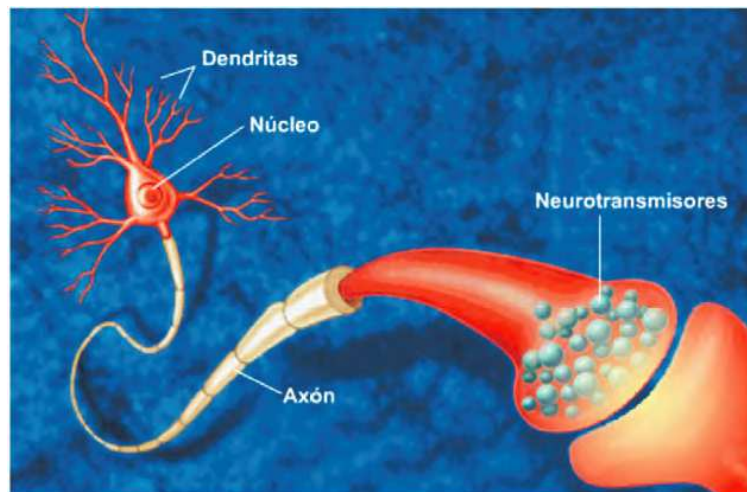


Figura 2.15: Neurona biológica

Fuente: Caicedo y López (2009)

Como se puede observar en la figura 2.17, una neurona de una RNA recibe entradas ( $x_i$ ) desde un entorno externo o desde la salida de otra neurona que hace parte de la red. Cada entrada tiene su peso correspondiente ( $w_i$ ), el cual será multiplicado por su respectiva entrada. El resultado de la operación anterior se sumará, generando un total que junto con el valor del bias ( $b$ = sesgo o umbral) de la neurona,

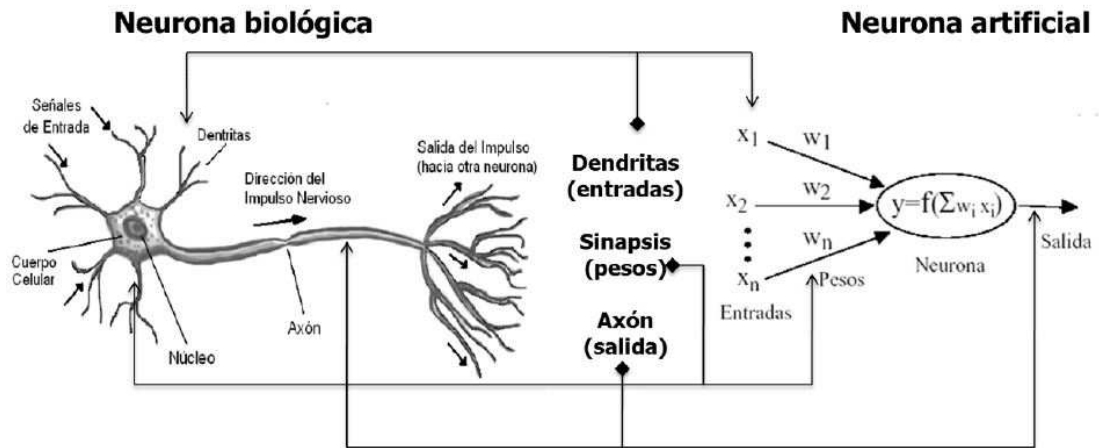


Figura 2.16: Comparación entre una neurona biológica y una neurona artificial

Fuente: Lao *et al.* (2017)

conforman la entrada neta que es representada con la ecuación 2.6; el bias es una cantidad constante encargada de aumentar o de disminuir esa ponderación que se realizó anteriormente. Después de obtener la entrada neta, esta será transformada por la función de activación, también conocida como función de transferencia, la cual a pesar de no tener relación con las neuronas biológicas es la que permite que una RNA sea aplicada a diferentes tipos de problemas reales y tiene como objetivo acotar los valores de respuesta de la neurona (Caicedo y López, 2009; Sarmiento y Soto, 2014; Zarza, 2012).

$$Entrada\ neta = \sum_{i=1}^n x_i w_i + b \quad (2.6)$$

Existen diferentes tipos de funciones de activación, pueden ser de paso, lineal, rampa, logística (o sigmoidea), tangente hiperbólica o gaussina. Su selección dependerá del criterio del investigador y del tipo de problema que este intentando resolver. En RNA la función logística cuya salida comprende valores entre 0 y 1, es la más utilizada y es recomendada para realizar predicciones, mientras que la hiperbólica, muy similar a la sigmoidea pero con salida entre -1 y 1, es utilizada frecuentemente

en redes multicapas (Jiménez, 2013). Kalman y Kwasny (1992), ya habían recomendando a la función hiperbólica como una función de transferencia ideal, la cual ha sido utilizada en diferentes estudios, como el realizado por Ortiz (2012), en donde pronosticaron el Certificado de la Tesorería de la Federación (CETES) en México usando RNA y modelos ARIMA, o el desarrollado por Zarza (2012) para el cálculo del transporte neoclásico en reactores de fusión termonuclear por confinamiento magnético con el uso de Redes Neuronales Artificiales, entre otras investigaciones.

Teniendo como premisa la información anterior, en esta tesis se utilizará la función hiperbólica, así que, se deben normalizar o escalar los datos de la serie en el intervalo  $[-1, 1]$ , para posteriormente (al tener el pronóstico) ser reescalados o desnormalizados a su valor inicial, invirtiendo la ecuación utilizada (Castro y Torres, 2008). Con la ecuación 2.7, se hará la normalización de la serie de tiempo en relación al valor máximo y mínimo del conjunto de datos.

$$x_n = 2 \left( \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \right) - 1 \quad (2.7)$$

En donde,  $x$  es igual a un valor del conjunto de datos;  $x_{max}$  es igual a un valor máximo del conjunto de datos;  $x_{min}$  es igual a un valor mínimo del conjunto de datos

El número de neuronas como la representada en la figura 2.17 es determinante para obtener buenos resultados en los pronósticos cuando se está usando redes con capa oculta. El método más común para hallar el número de neuronas que genere menor error de predicción, es el de prueba y error, aunque la ecuación *ad hoc* 2.8 propuesta por Masters ha tenido buena acogida (Jiménez, 2013), por lo que, será la que se usará de manera inicial en esta tesis.

$$\sqrt{m.n} \quad (2.8)$$

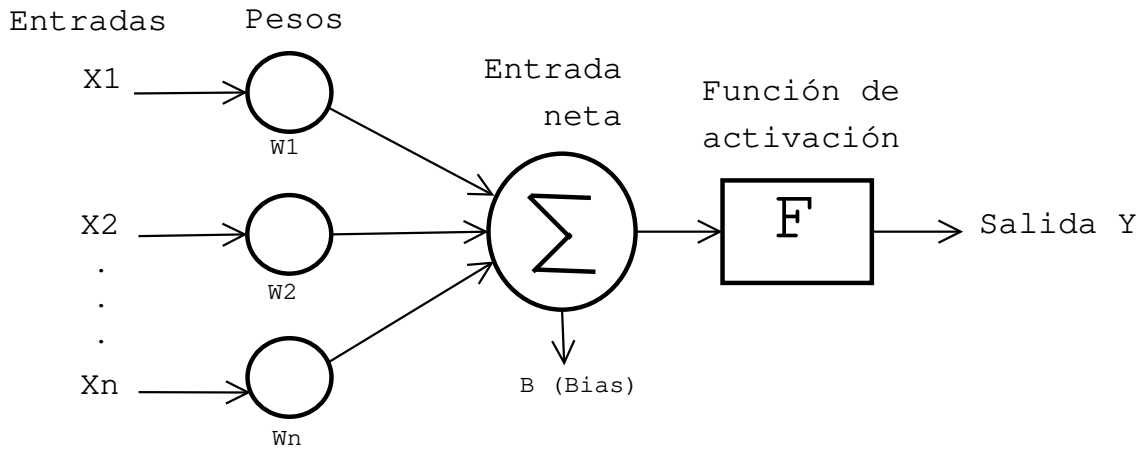


Figura 2.17: Estructura de una neurona de una RNA.

Fuente: Elaboración propia

En donde  $m$  es igual al número de entradas y  $n$  es igual al número de salidas

Por otra parte, Gardner y Dorling (1998) argumentan que las RNA se dividen en dos grandes ramas: redes Unidireccionales/*Feed-forward* y Redes Recurrentes/*Feedback*. Dentro de las Recurrentes, se pueden encontrar las redes competitivas, Kohene's SOM, Red Hopfield y modelos ART, mientras que dentro de las Unidireccional están el Perceptrón Unicapa, el Perceptrón Multicapa (PMC) y las redes de función de base radial. El PMC es una de las herramientas más usadas para realizar pronósticos; en esta investigación se considera como una solución adecuada para hacer predicción de la demanda de transporte de mercancías.

### 2.6.0.1 PERCEPTRÓN MULTICAPA

El Perceptrón es la red neuronal más antigua que se conoce, cuyo desarrollo comenzó en 1957 (Sarmiento y Soto, 2014) con la propuesta de una red simple, la cual fue mejorada posteriormente con la versión multicapa para solucionar las limitaciones de las primeras (Caicedo y López, 2009). El PMC o MLP por su nombre

en inglés (*Multilayer Perceptron*), es una herramienta perteneciente a las RNA que ha sido utilizada en vez de técnicas tradicionales de modelado estadístico (Gardner y Dorling, 1998) o que se han usado para mejorarlas. En la figura 2.18, se puede observar una representación básica de un PMC, la cual consta una capa de entrada, una oculta (podrían ser más) y una de salida. Cada capa tiene neuronas o nodos interconectados por pesos con el fin de generar datos de salida, los cuales serán confrontados con la información esperada y medidos para conocer el nivel de error que poseen.

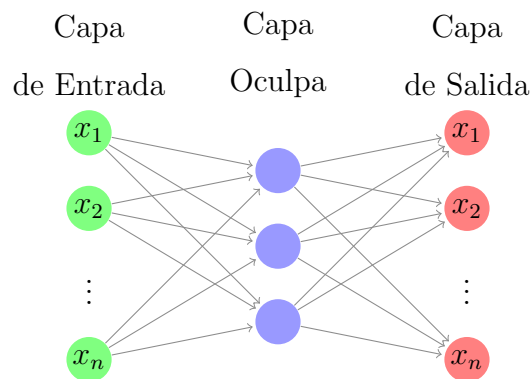


Figura 2.18: Diseño de una RNA básica

Fuente: Anónima

El PMC se ha desempeñado de manera exitosa como una alternativa a las técnicas estadísticas tradicionales, la cual es útil para desarrollar modelos numéricos debido a sus características. Básicamente es usado para realizar pronósticos, aproximación de funciones o clasificación de patrones, y la propagación hacia atrás de errores (retropropagación) o BP por su nombre en inglés (*Backpropagation*) ha sido frecuentemente utilizado para su entrenamiento debido a su sencillez computacional (Gardner y Dorling, 1998). La invención del algoritmo BP fue vital para que resurgiera el interés de los investigadores en volver a estudiar las RNA, ya que por medio del entrenamiento de las capas ocultas pudo superar las limitaciones de las redes de una capa, las cuales habían originaron su abandono durante dos décadas (Zarza, 2012).

Gardner y Dorling (1998), identificaron las siguientes características del PMC:

- No hace suposiciones previas con respecto a la distribución de datos.
- Puede modelar funciones altamente no lineales.
- Puede ser entrenado para generalizar con precisión cuando se le presenten datos nuevos no vistos.

El PMC ha sido utilizado en diferentes campos, por ejemplo, se comprobó su capacidad para realizar la predicción de la sequía, lo que permite la toma de decisiones sobre suministro de agua para evitar ese fenómeno que puede afectar el entorno un país, la comunidad y de las industrias. A continuación se hará referencia a algunas investigaciones relacionadas con el uso de PMC para realizar pronósticos:

PMC de forma supervisada fue utilizado por Torres (2010) para el pronóstico de inundaciones por penetraciones del mar en la Costa Norte Occidental de Cuba, mediante la clasificación binaria de los datos utilizando el algoritmo de aprendizaje supervisado BP. La metodología propuesta por el autor consiste en relacionar los ejemplos de entrada, los valores de precisión de la rejilla, y la clase correspondiente, para posteriormente pasar a una fase de entrenamiento, seguida por una fase de aprendizaje; en la fase de entrenamiento se define si se produjo o no la inundación costera mediante lo que arrojará la información de la clase; por su parte, la fase de aprendizaje categoriza un ejemplo de entrada cuya salida se desconoce.

Argumentando que al tener datos no lineales, las técnicas de IA son más precisas que los enfoques estadísticos, Raheli *et al.* (2017), propusieron una mejora del modelo PMC utilizando un algoritmo optimizador conocido como FFA (*Firefly*) o luciérnaga, con el fin de predecir la demanda bioquímica de oxígeno (DBO) y oxígeno disuelto (OD) en el agua, lo que determina la calidad de la misma. La integración del algoritmo FFA a un modelo PMC resultó en el desarrollo del modelo híbrido PMC-FFA o MLP-FFA<sup>2</sup>. Por medio del caso de estudio del río Langat en Malasia y

---

<sup>2</sup>«El procedimiento de simulación del modelo MLP-FFA implica determinar la combinación de parámetros de entrada con respecto al coeficiente de correlación entre las variables de entrada y salida (objetivo). Posteriormente, el algoritmo de luciérnaga se suministra con una selección de las mejores entradas en función de su congruencia con la variable objetivo normalmente evaluada por la función objetivo, y las entradas elegidas se utilizan en el modelo MLP-FA para generar la predicción de DBO y OD» (Raheli *et al.*, 2017).

haciendo uso de la información de 10 años con respecto a la calidad del agua, comprobaron que el modelo MLP-FFA es más preciso que el modelo MLP tradicional. Los parámetros utilizados fueron los siguientes:

- Arquitectura del modelo = Método de prueba y error
- Estructura del modelo = Es determinada por las capas ocultas y se basa en las siguientes formulas:

En la ecuación 2.9 se halla el valor ponderado entre las entradas ( $x_1$  a  $x_j$ ) y sus pesos asignados ( $w_{i1}$  a  $w_{ij}$ ), resultado que se suma al umbral ( $b_i$ ). Lo anterior genera lo que es conocido como la entrada neta ( $Net_i$ ). Mientras que, la ecuación 2.10 es la que representa las entradas y salidas para luego ser transferidas a la próxima capa.

$$Net_i = b_i + \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j \quad (2.9)$$

$$f(Net_i) = \frac{1}{1 + e^{-Net_i}} \quad (2.10)$$

La metodología usada en esa investigación fue la representada en la figura 2.19.

Para aprovechar las capacidades de aprendizaje que tiene una neurona artificial, Lao *et al.* (2017), crearon el procedimiento ilustrado en la figura 2.20 para la obtención del pronóstico de la demanda a través de RNA, teniendo en cuenta una serie de tiempo. Los autores argumentan que el procedimiento nace de la necesidad de un herramental metódico que permita desarrollar predicciones certeras, esta dividido en tres fases (análisis, diseño del instrumento para el pronóstico e implantación), y se llevó acabo por medio de un caso práctico, demostrando su pertinencia y la efectividad de la red neuronal PMC. Concluyeron que las RNA son herramientas confiables para realizar pronóstico de demanda.

El procedimiento consta de las siguientes fases:

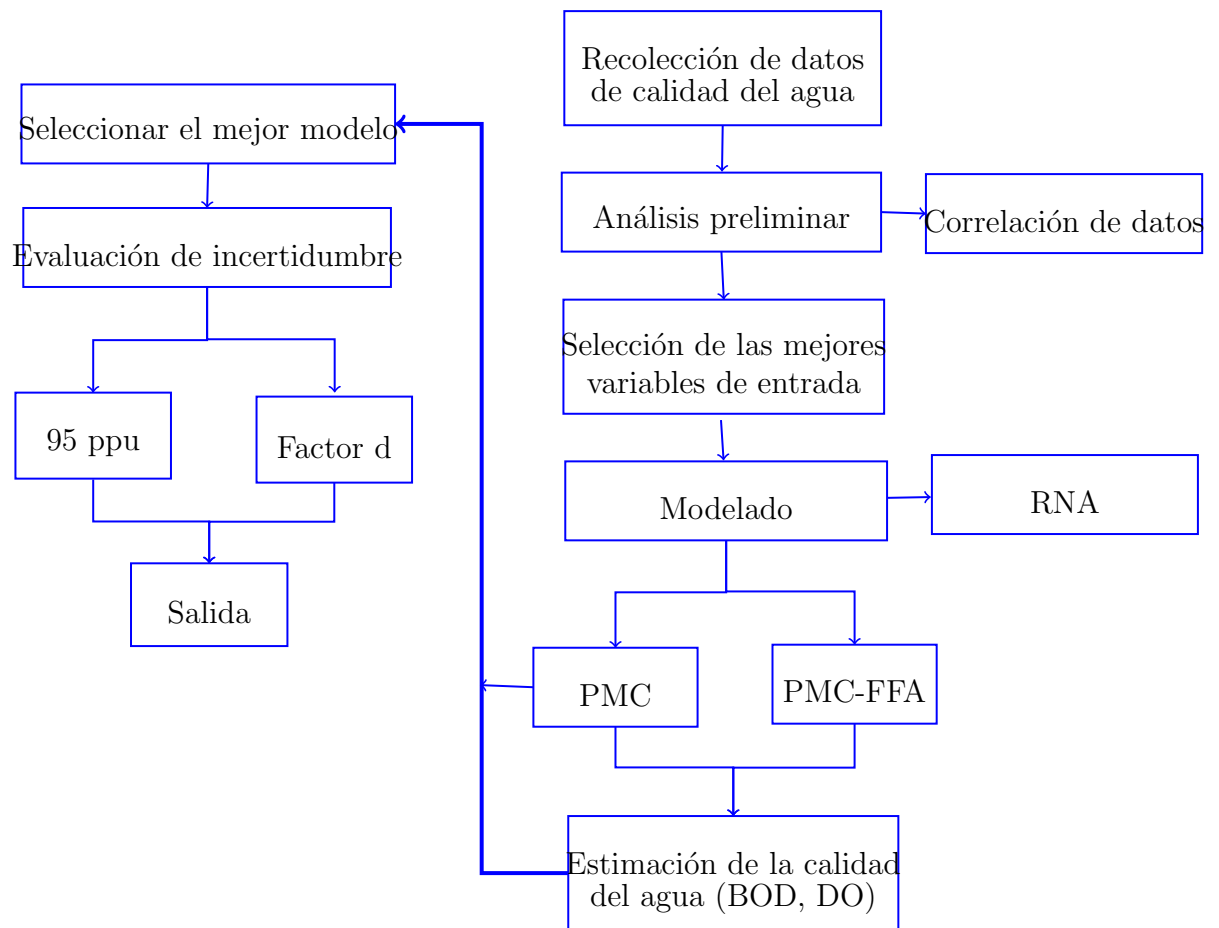


Figura 2.19: Modelación de la metodología propuesta por Raheli *et al.* (2017)

Fuente: Basada en Raheli *et al.* (2017)



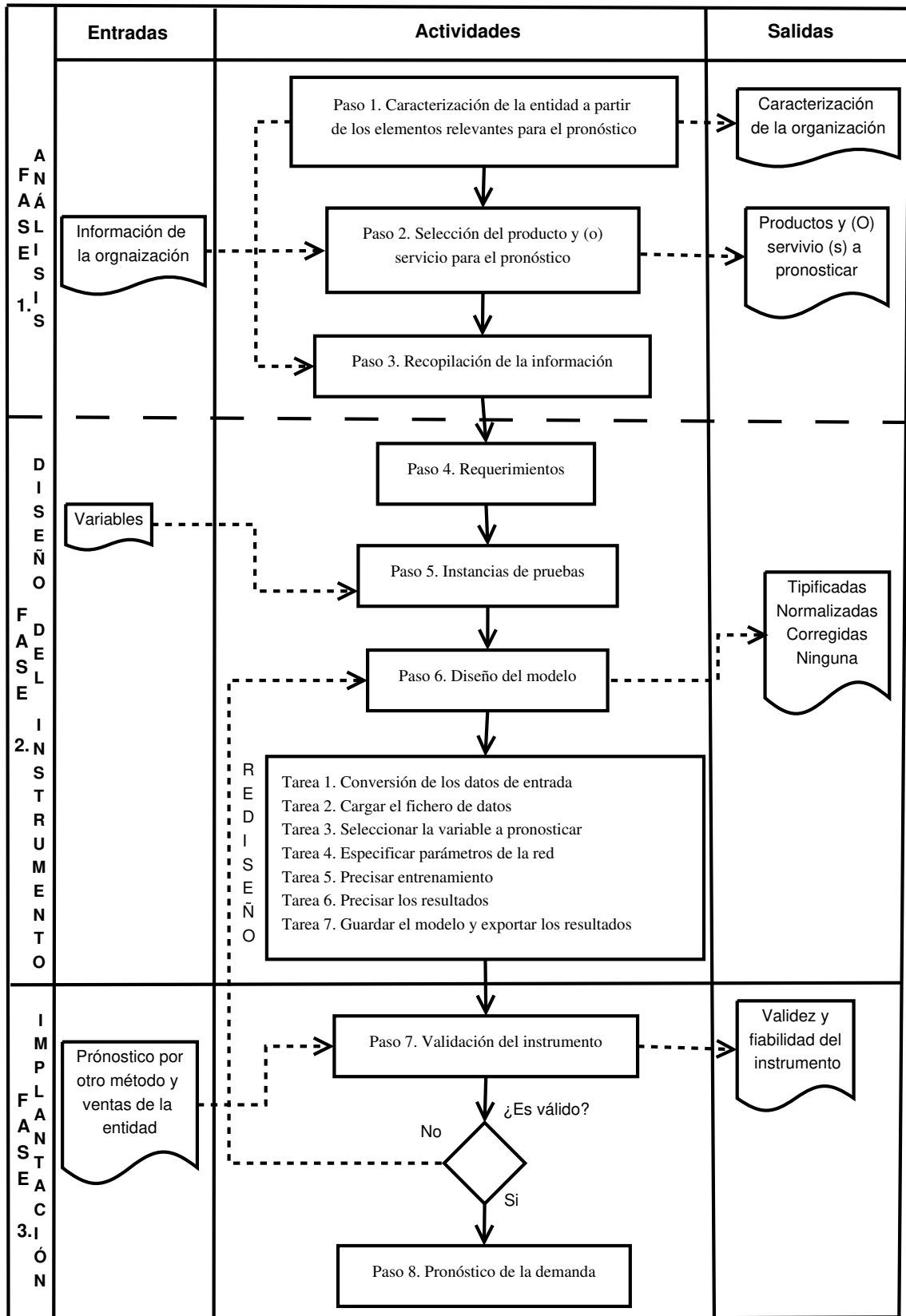


Figura 2.20: Procedimiento para el pronóstico de la demanda a través de RNA

Fuente: Lao *et al.* (2017)

En la fase I se recolecta la información necesaria para que pueda funcionar el modelo de red neuronal. Con el análisis de Pareto se hace la selección del bien objeto de estudio, para posteriormente, recopilar la información que se requiere para hacer el pronóstico considerando las variables que permitirán desarrollarlo.

En la fase II se diseña el instrumento teniendo en cuenta que el procedimiento trabaja con RNA PMC de dos capas (capa oculta y de salida). Se define el software a utilizar y se seleccionan las variables que tengan relación con el pronóstico de la demanda, para eso los autores proponen el uso de criterios de expertos o técnicas de correlación (en su estudio utilizaron criterio de expertos).

En la fase III se busca conocer la exactitud del pronóstico y para eso se evalúa su nivel de error en comparación con el método Suavizado Exponencial Simple. Los resultados de la investigación arrojaron que las RNA son las técnicas con pronósticos más precisos en comparación con el otro método trabajado.

Los autores diseñaron la red mediante el software libre Weka, la cual fue entrenada con el algoritmo BP usando el 100 % de la muestra (planes de comercialización mensuales desde el 2008 al primer semestre del 2014). En esta investigación se usará el software MATLAB debido a que ha sido muy utilizado por varios investigadores, a los buenos resultados que genera y a que es una herramienta dinámica e intuitiva.

## 2.7 PRONÓSTICOS CON MATLAB

El Software MATLAB con su herramienta Neural Network Toolbox ha sido ampliamente utilizado para la predicción de eventos teniendo en cuenta una serie de tiempo de datos históricos, a continuación se presentará algunas investigaciones que lo demuestran:

Con base en matrices de insumo productos de los años 1960 y 1970 obtenidos del Banco de México y de la encuesta industrial mensual realizada por Instituto Na-

cional de Estadística y Geografía mexicano (INEGI), Ortiz (2012) logró pronosticar la oferta de madera en ese país, comparando las siguientes alternativas que ofrece MATLAB para el análisis de series de tiempo, a través de una interfaz gráfica de usuario, más conocida como GUI por su nombre en inglés (Graphical User Interface). El autor buscaba resultados más precisos, evaluados mediante el indicador MSE.

Modelos utilizados por Ortiz (2012):

- Modelo univariado: Comparación de la técnica econométrica ARIMA versus la técnica de predicción por medio de RNA NAR.

MATLAB incluye el modelo dinámico Autorregresivo No Lineal o NAR por su nombre en inglés (*Nonlinear Autoregressive*), un tipo de PMC de dos capas (una oculta y una de salida), el cual es considerado como una excelente herramienta para predecir series de tiempo, teniendo en cuenta sus valores pasados, es decir, un conjunto de datos que funcionará como entradas y salidas de la red (Ortiz, 2012). La ecuación 2.11 muestra como NAR puede ser escrita de manera matemática, en donde se busca predecir los valores de  $y(t)$  dado los datos históricos de  $d$  de la serie  $y$ .

$$y(t) = f(y(t-1), \dots, y(t-d)) \quad (2.11)$$

Para entrenar la red el autor utilizó la función «trainlm» (función de retropropagación de LM), como función de transferencia para la capa oculta usó la sigmoideal y para la capa de salida, la lineal. Para entrenar, validar y probar la red, dejó los valores predeterminados que trae el software (70 % del conjunto de datos para entrenamiento y el resto para validación y prueba) y la arquitectura fue determinada como lo hacen muchos investigadores, probando diferentes estructuras, tomando en consideración el error en los resultados, de ese proceso se obtuvo que el mejor modelo fue uno con 12 retardos y 5 neuronas.

- Modelo multivariado: Comparación de técnica econométrica ARMAX versus la técnica de predicción por medio de RNA NARX.

Al igual que el modelo NAR, MATLAB también incluye un tipo de PMC de dos capas (una oculta y una de salida) llamado Red No Lineal Autoregresiva con Entrada Exógena o NARX por su nombre en inglés (*Nonlinear Autoregressive Network with Exogenous*), una red recurrente dinámica basada en el modelo lineal ARX (MAT, 2015), cuya principal diferencia es que contempla valores de otra serie, es decir, se deben tener variable(s) dependiente(s) e independientes(s) para poder desarrollarlo, el cual también es considerado una excelente herramienta para la predicción de series de tiempo de RNA con ese software (Ortiz, 2012). La ecuación 2.12 muestra como NARX puede ser escrita de manera matemática, en donde se busca predecir los valores de  $y(t)$  dado los datos históricos de  $d$  de la serie  $y$  y de los datos de la serie externa  $x(t)$ .

$$y(t) = f(y(t-1), \dots, y(t-d), x(t-1), \dots, (t-d)) \quad (2.12)$$

Para entrenar la red, el autor también utilizó la función «trainlm» y la función de transferencia sigmoïdal para la capa oculta y lineal para la capa de salida. La arquitectura fue determinada como lo hacen muchos investigadores, probando diferentes estructuras, tomando en consideración el error en los resultados. De ese proceso se obtuvo que el mejor modelo fue el de 12 retardos y 11 neuronas.

Además de usar los modelos NAR y NARX investigados por Ortiz (2012), García (2014) utilizó el modelo No Lineal Entrada-Salida que ofrece el software MATLAB para la predicción de los parámetros de aceleración del sensor de un robot RH-2 basado en el aprendizaje de experiencias pasadas. Después de realizar algunos experimentos, el autor concluyó que NARX fue el modelo que generó menos errores con los siguientes parámetros:

- Capa oculta de 130 neuronas.
- Función de activación tangente hiperbólica conocida como  $\tanh(x)$ , para la capa oculta.

- Función de activación lineal para la capa de salida.
- Retraso o retardo de dos valores.
- 80 %, 5 % y 15 % de los datos fueron usados para entrenamiento, validación y evaluación, respectivamente (inicialmente usaron el 70 %, 15 %, 15 % que trae por defecto MATLAB).
- LM como algoritmo de entrenamiento.
- MSE para medir el error del pronóstico.

Continuando con la demostración de la importancia de MATLAB en las investigaciones sobre pronósticos teniendo en cuenta series de tiempo, se presentan los siguientes estudios:

Usando el comportamiento pasado de los diámetros internos de emisor y lateral, respectivamente, de la longitud del emisor, de la separación entre emisores consecutivos, del número de Reynolds de la tubería y del caudal circulante, con una red PMC y con el algoritmo de entrenamiento LM, Pérez (2009) realizó el pronóstico de la evapotranspiración (ET) de referencia y las pérdidas de carga localizadas provocadas por los emisores integrados. La tesis fue dividida en varias partes: en la primera propuso un modelo para pérdidas de presión ocasionadas por la inserción de emisores integrados en los laterales de riego localizado; en la segunda realizó la validación de un modelo ya existente que utiliza 4 datos como entrada a la red; por último, generó un nuevo modelo de 6 entradas en la búsqueda de mejorar el rendimiento del modelo de 4 entradas, ya existente. En todos los casos se utilizaron diferentes configuraciones y se reentrenó varias veces la red. El índice de error fue medido con MSE, permitiendo concluir lo siguiente: Con respecto a la primera predicción, todos los modelos probados tuvieron mejores resultados que los de regresión. El modelo de 4 entradas (diámetro interior de la tubería, diámetro interior del emisor, longitud del emisor y caudal circulante por la tubería) fue el más exacto. Para la predicción del ET, el modelo propuesto en donde se consideraron datos adicionales

como la humedad relativa y utilizar datos climáticos, obtuvo mejores resultados que el modelo ya existente con 4 entradas.

Otra investigación es presentada, a través de la serie histórica de datos (entrenamiento y predicción) sobre precios diarios del oro fijados en Londres (LBMA, 2015), obtenidos de la plataforma Bloomberg ([www.bloomberg.com](http://www.bloomberg.com)), de la cual se descargó la siguiente información: precios de petróleo de referencia para Estados Unidos, serie de datos del índice del dólar americano (DXY) y serie del índice Standard and Poor's 500 (S&P500). 62 % de los datos seleccionados aleatoriamente se usaron para entrenar la red, 20 % para validación y 18 % para prueba, con el histórico de 5 meses (30 de junio de 2014 - 30 de diciembre de 2014) y usando PMC con el algoritmo LM (Villada y Muñoz, 2016) predijeron los 22 días hábiles siguientes del comportamiento del precio del oro. La red obtuvo buenos resultados tanto en el período de entrenamiento como en el pronóstico generado, y a pesar de su buen desempeño al utilizar la serie de precios como única variable de entrada, el mejor desempeño lo logró con series de precios diarios del oro. El índice DXY y el índice SP500, permitieron concluir que las RNA se pueden aplicar al mercado de bienes básicos.

El uso de MATLAB también ha sido fuerte para realizar pronósticos de diferentes tipos de demanda. Vargas (2006), aportó a la literatura el desarrollo de un pronóstico de la carga de energía, es decir, de la demanda de la misma, por medio de la RNA PMC con algoritmo de entrenamiento LM y utilizando ese software para realizar el respectivo entrenamiento. El rendimiento de la red fue evaluado por medio de la ecuación de error medio y con el cálculo del error máximo (porcentaje que muestra la diferencia máxima entre lo pronosticado y lo real). El resultado de la investigación arrojó un error promedio de 1.3882 % y error máximo de 4.7615 %, lo que comprueba la efectividad de las RNA para predecir la demanda de energía eléctrica a corto plazo.

Sin duda, el software matemático MATLAB brinda la opción de trabajar ese

tipo de problemas de pronóstico de la demanda. Lo anterior puede ser evidenciado a través de la investigación presentada por San Miguel Salas (2016), en donde realizó la predicción del consumo eléctrico de un hospital usando PMC con el método LM. El autor hizo uso de 2880 datos correspondientes a 2 años de potencia consumida del hospital (abril 2008 - abril 2010), entrenando la red con información de 28 días, con el propósito de que predijera la semana siguiente a ese periodo. Las variables de entrada utilizadas fueron: potencia consumida hace 1 semana, hace 1 día, hace 3 horas, hace 2 horas, hace 1 hora, distinción entre día laborable o festivo, hora del día, temperatura horaria o temperatura máxima y mínima del día. Con el uso de diferentes instancias buscando la combinación de variables que mejor resultados brindara, la respuesta final de la investigación permite concluir que, en ese tipo de casos la temperatura es determinante para predecir, y que la falta de variables claves como luminosidad o humedad aumentan los errores del pronóstico.

Continuando con el sector eléctrico, Chen *et al.* (2017) realizaron una investigación, en donde los autores exponen que debido a la importancia que tiene la electricidad en nuestro mundo se requieren pronósticos más exactos de su demanda, aunque eso sea difícil de lograr ya que los datos generados contienen tendencias impredecibles, altos niveles de ruido y variables exógenas como factores relacionados con la economía y el cambio climático. En ese artículo, se propone que el pronóstico de la demanda de la electricidad se determina teniendo en cuenta el corto, mediano y largo plazo, considerando lo siguiente:

- Corto plazo: Pronóstico de la demanda de electricidad de varias horas o días antes, lo que contribuye a la operación diaria de las instalaciones.
- Mediano plazo: Pronóstico de la demanda eléctrica de las siguientes semanas o meses.
- Largo plazo: Pronóstico de la demanda de electricidad de los próximos años, lo que permite realizar la planificación de la red eléctrica.

La investigación fue centrada en el pronóstico mensual de la demanda eléctrica, es decir, en una predicción de mediano plazo, explicando los métodos utilizados por otros autores para lograr dicha predicción; métodos tradicionales basados en enfoques matemáticos como ARIMA y Regresión Lineal Múltiple (MLR), y técnicas más modernas, conocidas como «inteligentes», como Lógica Difusa y RNA. Técnicas de IA, que los autores argumentan son más efectivas que los métodos tradicionales, por ejemplo, informan que las RNA han sido usadas por investigadores para realizar el pronóstico de demanda de electricidad debido a su velocidad y precisión, además de ser fáciles de implementar en el desarrollo de software.

Con relación a las RNA, utilizaron el modelo de red neuronal PMC, ya que según su investigación ha sido el más usado por varios investigadores. Propusieron realizar el pronóstico de la demanda mensual de electricidad por medio de RNA entrenadas con algoritmos heurísticos como el de Búsqueda Gravitacional (GSA) y el de Optimización de Cuco (COA), argumentando que han demostrado ser superiores a otros utilizados para resolver problemas de optimización, los cuales fueron comprobados con criterios de error, como RMSE y el MAPE. Para diseñarlos tuvieron en cuenta datos históricos obtenidos de la demanda de Hanoi, Vietnam desde el 2009-2013 y fueron desarrollados en MATLAB R2014a, MathWorks Inc, Natick, MA, EE. UU.

Continuando con la predicción de la demanda de electricidad, un pronóstico de carga a corto plazo por medio de técnicas de RNA fue propuesto por Singh y Tripathi (2016), utilizando específicamente la red MLFFN (*Multilayer Feedforward Network*), entrenada por el algoritmo LM BP, desarrollada en el módulo de Redes Neuronales Artificiales de MATLAB, y determinando su precisión para la producción por medio del indicador MAPE. Los hallazgos de esa investigación permitieron concluir que MLFFN es modelo de red muy preciso y fácil de usar, ideal para realizar pronóstico de carga a corto plazo.

Con respecto a la predicción de la demanda, Narváez, Jairo *et al.* (2013) reali-



zaron un modelo de pronóstico para la demanda del fijador dinámico interespinoso teniendo en cuenta una serie de tiempo, usando técnicas estadísticas avanzadas y RNA. El proceso inició con la recolección histórica y filtración de datos sobre el comportamiento de la demanda para el producto analizado, luego procedieron a graficar la serie de tiempo, a determinar la correlación respectiva y a hacer un análisis estadístico en el software Statgraphics, con el objetivo de seleccionar el método estadístico que más se ajustara a dichos datos.

Después de determinar el método estadístico que más se ajustó a los datos, realizaron un pronóstico de 10 períodos futuros e hicieron la validación del mismo con diferentes métodos: prueba de Jarque Bera (en el software «R»), correlograma de residuales (en el software Stargraphics), prueba de Durbin Watson (en Excel y en el software «R» y prueba de Ljungbox (en el software «R»). Como paso final, con la información de la predicción de los valores que ya conocían, realizaron el pronóstico de 10 períodos futuros en MATLAB, para la serie de tiempo implantes consumidos. Los resultados fueron comparados con los del mismo ejercicio realizado con el método estadístico tradicional seleccionado, es decir, que usaron como entrada las observaciones reales de la serie de tiempo y como objetivo los resultados del pronóstico realizado con el método ARIMA (1,0,2). El error del pronóstico fue medido con el residual de la demanda pronosticada menos la real y con el RMSE, arrojando que el modelo con RNA obtuvo mejor desempeño que el realizado con el método estadístico que mejor se ajustaba a los datos (ARIMA 1,2).

La contribución realizada por los autores fue la propuesta de un modelo de pronóstico híbrido (supervisado), en el cual se utilizan RNA combinadas con la técnica tradicional ARIMA, logrando disminuir el error de predicción del pronóstico. Adicionalmente, concluyen que, a pesar de que la RNA son más precisas, para ese tipo de problemas no es conveniente usarlas debido a que se requieren recursos informáticos elevados y conocimientos adecuados, argumentando que para este caso se pueden utilizar técnicas estadísticas tradicionales que dan un resultado satisfactorio. Al finalizar el artículo, los autores generan la propuesta de profundizar en

aprendizaje supervisado a través de modelos híbridos como el que propusieron, lo que se soporta con otras investigaciones como la de Babu y Reddy (2014), en donde argumentan que combinar métodos lineales y no lineales como ARIMA y RNA para el pronóstico de datos de series de tiempo de diversas áreas, genera resultados más precios.

Por su parte, Kalu *et al.* (2015) presentaron el uso de un software basado en MATLAB (ejecutado de acuerdo con la metodología de desarrollo de software Waterfall) para la estimación y la prevención de la demanda máxima de energía con el fin de evitar sobrecarga en los sistemas eléctricos, el cual permite estimar la demanda de energía máxima actual y la futura. La recopilación de datos y las pruebas respectivas se llevaron a cabo usando un estudio de caso de la Facultad de Ingeniería en la Universidad Estatal de Imo Owerri (IMSU), cuyo resultado fue el desarrollo de un modelo de previsión de máximos de demanda, el cual muestra el pronóstico de la misma para los años 2014 a 2020, a través del uso de datos de la demanda máxima de los años 2011, 2012 y 2013.

Las RNA también han sido usadas en el mercado de valores. Villada y Muñoz (2012), probando diferentes configuraciones de redes (retardos, número de neuronas, datos de entrada) realizaron el pronóstico de precios de acciones de Ecopetrol y Preferencial Bancolombia, empresas colombianas que negocian en la bolsa de Colombia y Nueva York. Series de precios de seis meses fueron usados como base de datos, en donde los primeros 5 meses se tomaron para entrenar la red y con el sexto fue probada. Lo anterior corresponde a 124 datos de entrada, representando los precios de cierres diarios durante 6 meses (01 de abril - 30 de septiembre de 2011), 102 para entrenamiento (5 meses) y 22 para el pronóstico fuera de la muestra (1 mes).

Los autores usaron dos estructuras de red, en una tenían como entradas la serie de precios diarios y en la otra la serie de precios diarios incluyendo el índice del dólar estadounidense DXY. Al medir las inexactitudes del pronóstico con los índices RMSE y MAPE, obtuvieron buenos resultados con los datos de los cinco

meses anteriores y en general hubo pocos errores en el aprendizaje y en la predicción de un mes siguiente. Los autores argumentaron que las RNA son fáciles de utilizar y arrojan buenos resultados y que al tener como entrada solo los datos de serie de precios, el resultado es confiable.

Tres años después, Millevik y Wang (2015), con una base de datos normalizada realizaron el pronóstico del precio de la acción del día siguiente y la prueba de distintas configuraciones para lograr una exactitud del 99%. Usaron serie de tiempos correspondiente a los datos históricos del valor de la acción según el índice bursátil del promedio industrial *Dow Jones* o DJIA por su nombre en inglés (*Dow Jones Industrial Average*), teniendo como variables de entrada el precio abierto, máximo, mínimo y el precio de cierre del índice bursátil del día, y como variable objetivo el precio de cierre del día siguiente. La red fue entrenada con los primeros 5 años de DJIA y la respectiva predicción se hizo con el valor su último año. Usando el indicador MSE, se pudo medir los errores de la red y como conclusión obtuvieron una exactitud de un 99% en la predicción del mercado de valores de un día.

Otras investigaciones realizadas fueron las de Rodríguez-Rueda y Turias-Domínguez (2017) y Rodríguez (2016):

Rodríguez-Rueda y Turias-Domínguez (2017), realizaron un pronóstico de la demanda de viajeros por medio de la comparación de RNA con técnicas de predicción tradicionales como, Modelo Directo, Función Exponencial Negativa, Función Exponencial Inversa y Función Gamma. La información para llevar a cabo la investigación fue obtenida de la encuesta de movilidad en día laborable en el Campo de Gibraltar y área de Málaga, el software MATLAB fue utilizado para modelar las ecuaciones de los modelos clásicos de estimación de viajes y en su modulo Neural Network Toolbox se realizó el entrenamiento de la función requerida para realizar la red. La investigación concluyó que Las RNA proporcionan un resultado más preciso en comparación a las modelos tradicionales con respecto a la estimación de la movilidad entre zonas.

Rodríguez (2016), realizó predicción de la demanda de la producción de agua en un mediano y largo plazo, con el fin de contabilizar el agua producida faltante (diferencia entre el agua producida y la facturada), por medio del diseño de una RNA y utilizando MATLAB con la librería Neural Network Toolbox. La autora argumenta que las RNA están ofreciendo mejores resultados que los métodos convencionales en temas económicos y financieros, como es el caso de la creación de pronósticos económicos, volúmenes de venta y niveles de producción.

En la figura 2.21 se presenta la metodología utilizada por la autora, la cual consta básicamente de 3 grandes partes que serán descritas a continuación:

#### I. Diseño de la red neuronal.

Este apartado fue dividido de la siguiente manera:

1. Selección de la variable: Determinaron que la temperatura y los datos de la demanda según un serie de tiempo, eran las variables requeridas para poder realizar el pronóstico del comportamiento del consumo de agua.
2. Recolección de datos: La base de datos utilizada fue suministrada por la empresa de servicios sanitarios ESVAL de Valparaíso, Chile, con información sobre las mediciones de demanda diaria de agua potable en litros/día desde enero de 2005 hasta septiembre de 2015. Con respecto a la temperatura, usaron datos de temperaturas diarias máximas y mínimas de enero de 2005 a marzo de 2015, que afectaron a la localidades investigadas.
3. Pre-procesamiento de datos: Con el fin de presentar un buen set de datos de entrenamiento a la red, realizaron los siguientes pasos para poder tener información confiable:
  - a. Trasladaron los datos a un nuevo archivo de Excel.
  - b. Organizaron los datos por fecha (antigüedad) y según el sistema productivo.
  - c. Revisaron los datos para corrección de valores errados o inexistentes.

- d. Normalizaron los datos según ecuación 2.13, para que la red pudiera trabajar de manera más rápida.

$$y_n = \frac{y_{real}}{y_{media}} \quad (2.13)$$

En donde,  $y_n$  es igual a los datos normalizados;  $y_{real}$  es igual a los datos de la plantilla de Excel; y,  $y_{media}$  es igual al promedio de todos los datos.

4. Definición del conjunto de entrenamiento: Los datos recolectados fueron repartidos de la siguiente manera:
- 80 % = Datos de entrenamiento.
  - 20 % = Datos de prueba.
5. Selección de la arquitectura: A continuación se presentarán las características que tuvieron en cuenta para la arquitectura de la red, con el fin de probar cual daba mejores resultados:
- Uso de red dinámica y estática.
  - Diseño de red lineal y no lineal.
  - Usaron 3 combinaciones de variables: Datos históricos de demanda de agua/demanda y temperaturas máximas diarias/demandas, temperaturas máximas y temperaturas mínimas.
  - Frecuencia de datos: diarios y mensuales.
  - Desfase de entrenamiento.
  - Entrenamiento de la red con un desfase entre las variables de entrada y las de salida.
6. Criterios de evaluación: Para medir el rendimiento de cada una de las alternativas anteriores, utilizaron los siguientes indicadores:
- MSE
  - MSPE (Error porcentual cuadrático medio)
  - MAPE

7. Implementación: Usaron el Software MATLAB para la implementación de las arquitecturas que propusieron.

## II. Filtración de datos.

En este apartado los autores le quitaron la aleatoriedad a los datos en búsqueda de mejorar los resultados de la predicción.

## III. Re-entrenamiento.

En este apartado los autores realizaron un re-entrenamiento con el fin de lograr una disminución de los errores del pronósticos

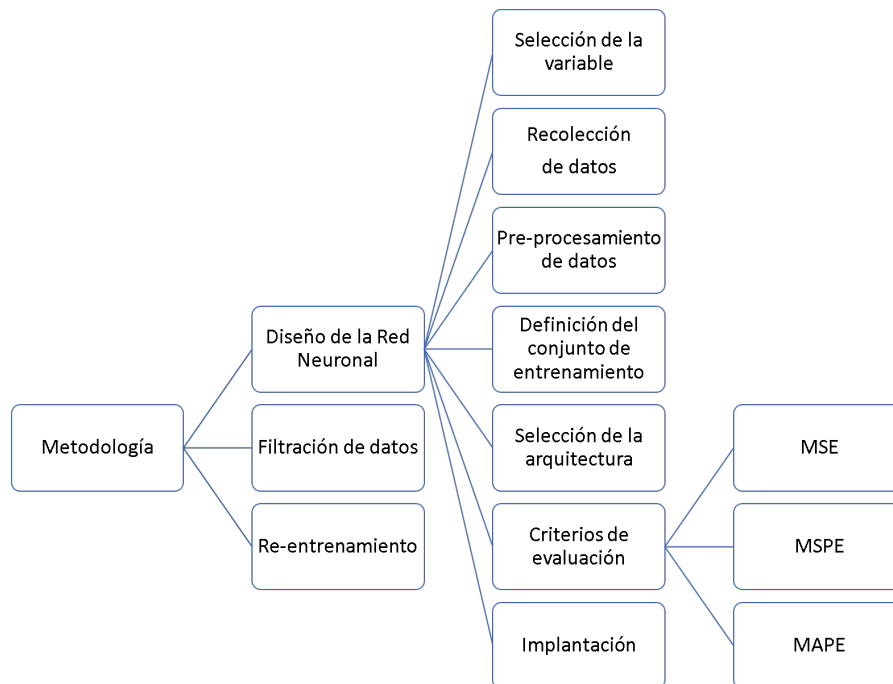


Figura 2.21: Desarrollo del proyecto de Rodríguez (2016)

Fuente: Elaboración propia basada en información tomada de Rodríguez (2016)

Según la investigación realizada por la autora, se concluyó que:

- Las redes con mejor desempeño son las que trabajan con datos mensuales.
- Se mejorará el desempeño de la red al trabajar con una o más variables, demostrado al incluir en su trabajo la variable de la temperatura.

- Al incluir más datos históricos en el diseño y entreno de la red, se mejorará la exactitud de sus resultados.

No se puede finalizar esta sesión sin antes mencionar la investigación de Hill y Böse (2017), en donde proponen un sistema de soporte de decisiones en la nube (*iLoads1*) usando RNA por medio de MATLAB Neural Networks Toolbox, para predecir la llegada de camiones a los nodos (terminales de contenedores, depósitos de contenedores o instalaciones de carga de contenedores), y los tiempos de espera de las compuertas de los camiones en esos nodos, teniendo en cuenta datos históricos según series de tiempo. Lo anterior, tiene un impacto de manera económica y ambiental, logrando una mejor planificación de recursos y enrutamiento de camiones en nodos logísticos. MSE y MAPE fueron usados para mediar los errores del pronóstico, comprobando su afectividad.

Con la siguiente sesión se concluye el capítulo, resaltando los hallazgos recopilados por medio de la revisión de literatura, los cuales serán útiles para el desarrollo metodológico del capítulo siguiente.

## 2.8 CONCLUSIONES DE LOS ANTECEDENTES

La figura 2.22 muestra un resumen de la literatura investigada, en donde se puede observar que el TMS tiene la oportunidad de ser mejorado, por medio del análisis de los datos que almacena, los cuales se pueden procesar a través de IA. Por ende, los datos del TMS de acuerdo a series de tiempo son útiles para crear pronósticos con técnicas de DM y/o ML que hacen parte de la IA.

Con lo anterior, se concluye que el uso de ML a través de RNA es una estrategia adecuada para aprovechar TICs de la cadena de suministro, como es el caso del TMS, y la tabla 2.5 presenta un resumen de estudios que comprueban su efectividad.

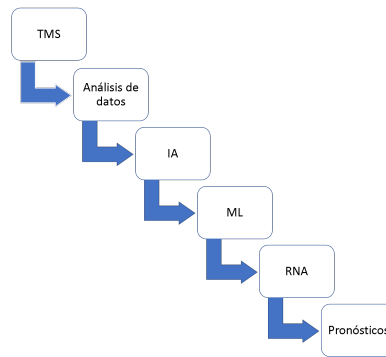


Figura 2.22: Diagrama de antecedentes

Fuente: Elaboración propia

Tabla 2.5: Resumen de antecedentes

<b>Autor</b>	<b>Año</b>	<b>Tipo de pronóstico</b>
Toro et al.	2004	De ventas
Vargas	2006	De carga a corto plazo
Salazar y Cabrera	2007	De demanda (red de transmisión)
Bilegan et al.	2008	De la demanda de transporte intermodal
Martí	2009	De variables de riesgo y mejoramiento de modelos ya existentes
Torres	2010	Pronóstico de inundaciones por penetración del mar
Ahmet y Sezer	2011	De la demanda de alimentos en una plaza de comidas e identificación factores que afecten el consumo según tipo de cliente
Villada y Muñoz	2012	De los precios de acciones transadas en bolsa de valores
Narvaéz et al.	2013	De la demanda del fijador dinámico interespinoso



Table 2.5 continúa de la página anterior

Autor	Año	Tipo de pronóstico
García	2014	De los parámetros de aceleración del sensor de un robot
Mohd Nizam et al.	2014	Del peso transportado
Bajari et al.	2015	De la demanda (tienda de venta de comestibles)
Vishal	2015	De los accidentes de tráfico
Islek y Oguducu	2015	De productos de los principales almacenes de distribución
Kalu et al.	2015	De la demanda máxima de energía
Millevik y Wang	2015	Del mercado de valores
Torres y Payaters	2016	De la tasa de ocupación y de la demanda de la industria hotelera, registros de reserva y ocupación de un hotel
Singh y Tripathi	2016	De la carga a corto plazo
Rodríguez	2016	De la demanda de la producción de agua en un mediano a largo plazo
Salas	2016	De la demanda de energía eléctrica
Villada y Muñoz	2016	Del comportamiento del precio del oro
Ferreira et al.	2016	De los pedidos diarios
Chen et al.	2017	De la demanda de electricidad
Raheli et al.	2017	De la demanda bioquímica del oxígeno y oxígeno disuelto en el agua para determinar su calidad
Lao et al.	2017	De la demanda (de medicamentos)
Rodríguez-Rueda y Turias-domínguez	2017	De la demanda de viajeros
Hill y Böse	2017	De la llegada de camiones a los nodos logísticos

Table 2.5 continúa de la página anterior

Autor	Año	Tipo de pronóstico
-------	-----	--------------------

Fuente: Elaboración propia

Adicionalmente, la revisión de la literatura permitió establecer los siguientes puntos claves que serán de vital importancia para el capítulo siguiente, es decir, para el desarrollo de la metodología que se propondrá en esta tesis.

Puntos claves para la propuesta metodológica:

- Fuente de datos: TMS
 

Aprovechando su capacidad de almacenamiento de datos. La información tendrá que tener datos del comportamiento en el tiempo de la variable a pronosticar. La base de datos que se obtenga se repartirá de la siguiente manera:

  - Una parte de los datos se usará para hacer el pronóstico y se dejará algunos períodos por fuera para poder comprobar el resultado que se obtenga.
  - Adicionalmente a lo anterior y de acuerdo al proceso realizado por Bajari *et al.* (2015), inicialmente, para entrenar, validar y probar la red, se dejarán los valores predeterminados que trae el software MATLAB (70 % del conjunto de datos para entrenamiento y el resto para validación y prueba).
- Datos de entrada: Serie de tiempo de la demanda que se desea pronosticar. Al usar RNA se aplicará la función de activación tangente hiperbólica, por ende los datos se normalizarán con la ecuación 2.7 para que esta pueda ser entrenada de manera fácil y para garantizar resultados precisos (Zarza, 2012).
- Datos de salida esperados: Pronóstico a un mediano plazo, teniendo en cuenta que entre más cercano sea el pronóstico, más exacto será (Heizer y Render,

2009).

Al realizar el respectivo pronóstico con ayuda de RNA, los datos de salida se desnormalizarán invirtiendo la ecuación 2.7.

- Herramientas: Se compararán los siguientes modelos para determinar el que mejor resultado de predicción proporcione:

- Modelo tradicional.

Se seleccionará el que mejor se ajuste al conjunto de datos.

- Variable de entrada: Demanda del producto en el transcurso del tiempo.

- RNA.

Se utilizarán los siguiente modelos:

- Modelo NAR caso univariado:

Aquí se usará una variable entrada que será determinada por los valores de la serie de tiempo.

- Variable de entrada: Demanda del producto en el transcurso del tiempo.

Mediante la ecuación 2.7 se normalizarán los datos para poder ingresarlos a la red.

- Modelo NARX caso multivariado:

Al igual que en el modelo NAR, se usará como variable de entrada los valores de la serie de tiempo, pero adicionalmente, la variable objetivo será determinada por los resultados de la predicción realizada con el método tradicional seleccionado previamente. Lo anterior se hará con el propósito de mejorar el pronóstico realizado con el método tradicional que más se haya ajustado al conjunto de datos, tal como lo realizó Narváez, Jairo *et al.* (2013) en su estudio.

- Variable de entrada: Demanda del producto en el transcurso del tiempo.

Mediante la ecuación 2.7 se normalizarán los datos para poder ingresarlos a la red.

- Variable de salida: Valores resultantes del pronóstico realizado con el método tradicional.

- Tipo de red: PMC

Se selecciona esta red debido a su constante utilización por los investigadores y a que permite obtener buenos resultados de predicción.

- Algoritmo de entrenamiento: LM

LM es una combinación entre el algoritmo más usado por los investigadores en la predicción de eventos; BP y Gauss-Newton (San Miguel Salas, 2016), adicionalmente, fue el que mejor resultado obtuvo cuando Rodríguez (2016) lo comparó con las otras dos alternativas (algoritmo Scaled Conjugate Gradient y algoritmo Quasi-Newton) que ofrece el software MATLAB bajo los siguientes criterios de rendimiento: tiempo de convergencia, resistencia a la cantidad de los datos, capacidad de disminuir el error, complejidad del algoritmo y costo computacional.

- Épocas máximas con las que la red repite el algoritmo de entrenamiento: Automático.

Con el asistente de generación de redes que tiene MATLAB, el número de épocas se determinará de manera automática debido a que este parará los ciclos de entrenamiento cuando el error empiece a aumentar.

- Número de capas: 2 (una oculta y una de salida).

Debido a que, por lo general un problema puede ser resuelto al utilizar una o dos capas (Jiménez, 2013) y teniendo en cuenta que el PMC nace para solucionar problemas presentados con perceptrón con una sola capa (Caicedo y López, 2009).

- Función de activación o de transferencia de la capa oculta: Tangente hiperbólica.

Debido a que la red seleccionada es multicapa.

- Función de activación o de transferencia de la capa de salida: Lineal.  
Utilizada por autores como Ortiz (2012) y Jiménez (2013).
- Número de neuronas: Así se seleccionará el número de neuronas que tendrá cada capa:
  - En la capa oculta.  
A pesar de que prueba y error ha sido el método más usado para determinar el número de neuronas de la red, inicialmente en esta tesis se empleará la ecuación 2.8 propuesta por Masters en 1993.
  - En la capa de salida.  
Se utilizará una neurona ya que solo se pronosticará una variable.
- *Delays*, Retardos o retrasos: 2  
Es otro valor que suele ser descubierto a prueba y error, pero en esta tesis se tienen en cuenta los resultados éxitos logrados por (García, 2014) al usar 2 retardos.
- Medición de error del pronóstico: MSE.  
Para medir el error del pronóstico se utilizará el indicador MSE según ecuación 2.2.  
Se selecciona MSE ya que junto con MAPE y MAE son las medidas de error más utilizadas por los investigadores para evaluar la precisión de sus pronósticos y porque para implementarla solo se debe elevar al cuadrado el residual entre el valor real y el valor pronosticado, además de que genera buenos resultados, elimina los valores negativos y penaliza errores grandes frente a pequeños.
- Software:
  - SPSS: para confirmar la correlación de las variables.
  - Statgraphics: para la selección e implementación del modelo estadístico tradicional que mejor se ajuste a los datos.
  - MATLAB: para realizar el pronóstico usando RNA.

De acuerdo a la información anterior, se establece que para el desarrollo de la metodología se analizarán diferentes escenarios, con los cuales se compararán métodos de predicción tradicional versus RNA, usando solo los valores pasados de la variable a pronosticar. Adicionalmente, se desarrollará una RNA en búsqueda de mejorar los resultados de predicción arrojados por el método tradicional que haya sido seleccionado previamente, es decir, que esos serán los datos objetivos de la red, con lo cuales aprenderá. Los resultados de los diferentes escenarios serán evaluados por medio de su error con la ayuda del índice MSE, garantizando la recomendación del modelo con más precisión en su resultado.

Teniendo claro lo anterior, en el próximo capítulo se puede ver reflejada la aplicación de la literatura revisada ya que se presentará la metodología propuesta en esta tesis.

## CAPÍTULO 3

# METODOLOGÍA

---

Debido a la efectividad del uso de las RNA para el pronóstico de diversos tipos de demanda, en esta tesis se utilizarán para el pronóstico de la demanda de transporte de acuerdo a una serie de tiempo. Se seleccionó el uso de serie de tiempo ya que es una muy buena fuente para hacer predicciones teniendo en cuenta el comportamiento de valores en el tiempo (Ortiz, 2012).

La información de entrada que se encargará de alimentar la Red Neuronal Artificial será obtenida a través de un TMS, debido a la cantidad de datos que puede almacenar. Esos datos serán transformados en información útil para la toma de decisiones, para así permitir un mejor aprovechamiento de esa herramienta.

El software que se usará para el procesamiento de los datos será MATLAB con Neural Network Toolbox, debido a que es un modulo intuitivo especializado para el manejo de RNA, el cual ha sido utilizado por muchos autores dando resultados favorables en sus respectivas investigaciones. Tres escenarios serán desarrollados para realizar una comparación de sus resultados de predicción por medio de la ecuación 2.2 y un caso de estudio de una empresa manufacturera permitirá desarrollar la metodología propuesta en este capítulo.

A continuación, se describe la metodología que se propone para abordar el problema del pronóstico de demanda de transporte de mercancías entre plantas y/o

sucursales y hacía el cliente final. Consta de 4 fases (análisis de la información, diseño de la herramienta, implementación y evaluación), y cada una está conformada por unas actividades o pasos específicos.

## 3.1 DESCRIPCIÓN DE LA METODOLOGÍA

La figura 3.1 representa la metodología que se utilizará para la solución del problema de pronóstico de demanda de transporte entre plantas y/o sucursales, y hacía el cliente final. Más adelante cada fase será abordada de manera individual.

El procedimiento que se llevará acabado en esta tesis se basará principalmente en las metodologías propuestas por Heizer y Render (2009); Lao *et al.* (2017); İşlek y Ögüdücü (2015); Ortiz (2012); Raheli *et al.* (2017); Rodrigue *et al.* (2017), ya que tienen como factor común diseñar e implementar un sistema de pronóstico que contribuya a la toma de decisiones, disminuyendo así, la incertidumbre que genera el futuro incierto.

### 3.1.1 FASE I: ANÁLISIS DE LA INFORMACIÓN.

Recopilación de información para alimentar el modelo. En esta fase los valores de entrada para la red o para el método estadístico tradicional seleccionado, serán datos de la compañía que permita caracterizarla, está compuesta por los siguientes puntos, lo cuales se abordarán individualmente más adelante:

- Caracterización de la entidad a partir de los elementos relevantes para el pronóstico.
- Selección del producto y(o) servicio para el pronóstico.
- Recopilación de los datos necesarios para elaborar el pronóstico.



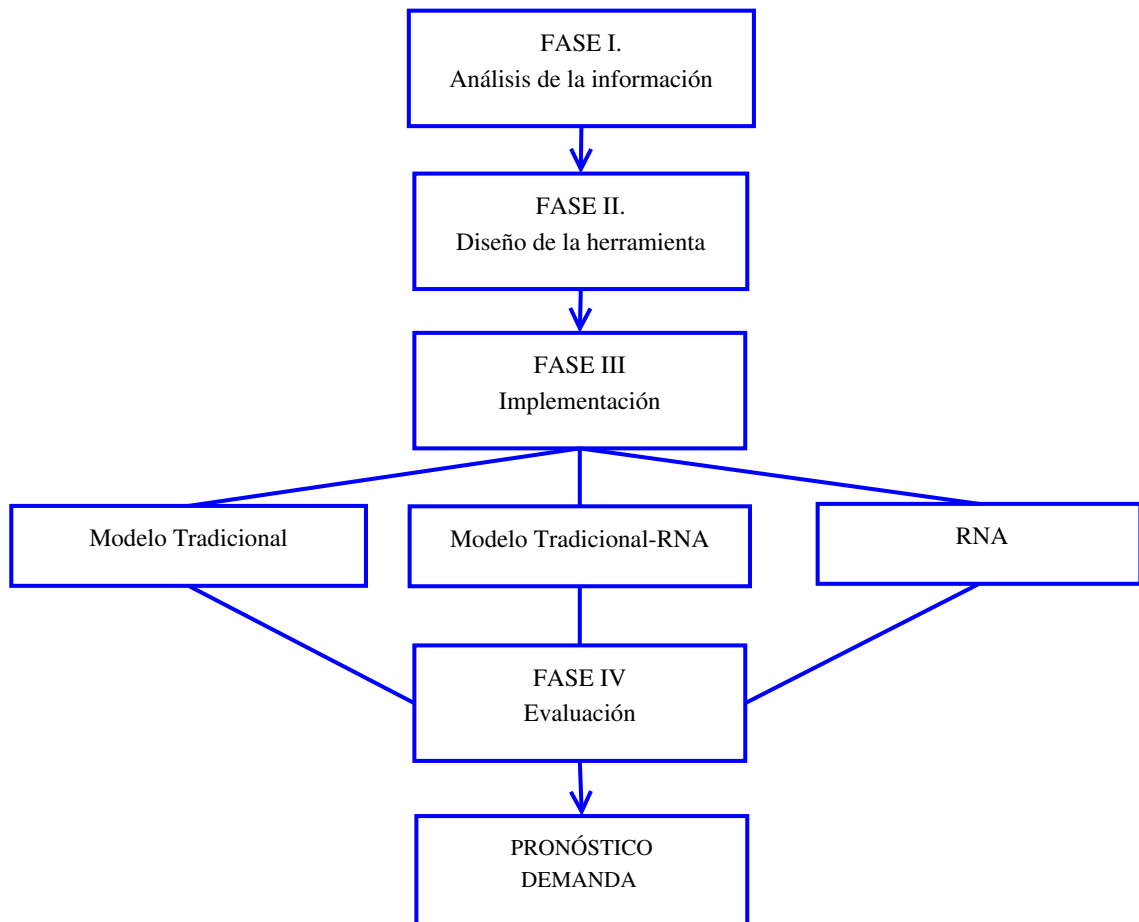


Figura 3.1: Metodología propuesta

Fuente: Elaboración propia

### 3.1.1.1 CARACTERIZACIÓN DE LA ENTIDAD A PARTIR DE LOS ELEMENTOS RELEVANTES PARA EL PRONÓSTICO.

Se determinan las cualidades o rasgos de la empresa caso de estudio, que serán determinantes para realizar el pronóstico propuesto. Esta etapa se divide en los siguientes puntos:

a) Determinar el uso del pronóstico:

Describir para qué se usará el pronóstico.

b) Seleccionar los aspectos que se deben pronosticar:

Establecer lo que se quiere pronosticar.

c) Determinar el horizonte de tiempo del pronóstico:

Definir que período abarcará el pronóstico que se desea realizar. Se debe tener en cuenta que el corto plazo por lo general abarca períodos de hasta 3 meses, el mediano plazo de 3 a 18 meses y el largo plazo será mayor a 1 año. Según esos horizontes de tiempo se podrá tomar decisiones como agregar instalaciones, subcontratar, agregar equipo, agregar turnos, agregar personal, construir o utilizar el inventario, programar trabajos, programar personal y asignar maquinaria (Heizer y Render, 2009).

d) Seleccionar los modelos de pronóstico:

Se especificará que modelos serán utilizados para realizar el pronóstico propuesto teniendo en cuenta la revisión de literatura realizada previamente.

### 3.1.1.2 SELECCIÓN DEL PRODUCTO Y(O) SERVICIO PARA EL PRONÓSTICO

Se debe realizar un análisis que permita seleccionar el producto y(o) servicio que se utilizará para hacer el pronóstico. La selección se puede hacer teniendo en cuenta el producto y(o) servicio con mayor nivel de utilización en la compañía.

### 3.1.1.3 RECOPIRAR LOS DATOS NECESARIOS PARA ELABORAR EL PRONÓSTICO

Obtener información relevante que permita generar los resultados de pronósticos esperados (İşlek y Öğüdücü, 2015), es decir, adquirir una base de datos con observaciones históricas apropiadas para realizar la predicción propuesta.

En la revisión de literatura realizada para desarrollar esta tesis, no se ha encontrado información en donde un TMS sea utilizado como base de datos para obtener las entradas que requiere el modelo, por lo que se debe aclarar que hallarla no hace parte del alcance de esta investigación.

En algunas investigaciones revisadas, han utilizado los datos que almacena un TMS para la mejora de la cadena de suministro, mediante la predicción de eventos, es así, como en esta tesis se propone obtener información de ese sistema para llevar a cabo pronósticos, teniendo en cuenta que el conjunto de datos a recopilar debe estar relacionado con procesos de transporte pasados que permitan predecir movimientos futuros de mercancías, por ejemplo, fecha de salida del vehículo, hora, destino, tiempo de tránsito, etc.

## 3.1.2 FASE II: DISEÑO DE LA HERRAMIENTA

Aquí se determinará la información que permitirá la correcta utilización de la herramienta y se establecerá la arquitectura, estructura o topología de la RNA que realizará el pronóstico propuesto. Esta fase se divide en los siguientes pasos, los cuales serán explicados más adelante de manera individual:

- Requerimientos.
- Selección de variable y preparación de datos.
- Modelado.

- Definición del conjunto de datos para pronóstico y validación.

### 3.1.2.1 REQUERIMIENTOS

De acuerdo a la revisión de literatura realizada previamente y analizando las características del problema a resolver, se debe establecer que recursos serán necesarios para poder realizar el pronóstico propuesto.

### 3.1.2.2 SELECCIÓN DE VARIABLE Y PREPARACIÓN DE DATOS

Determinar la variable necesaria para realizar la respectiva predicción. Para pronosticar la demanda del transporte, se requiere conocer las variables que puedan explicarla, las cuales, se recolectarán por medio de una extensa recogida de información en cada una de las fases de la demanda (Rodríguez-Rueda y Turias-Domínguez, 2017). Es por ende, que se debe hacer un análisis preliminar de datos para seleccionar las variables que permitan realizar el pronóstico requerido, determinando los atributos precisos que contribuyan a alcanzar ese propósito en relación con la información histórica de la demanda, teniendo en cuenta una respectiva serie de tiempo.

Como lo que se requiere es observar el comportamiento de una sola variable en el tiempo, entonces se debe tener claro esa información en la base de datos, para así poder analizarla. La tabla 3.1, presenta ejemplos de variables que han sido utilizadas por algunos autores en sus investigaciones sobre pronósticos con RNA.

Tabla 3.1: Variables y pronósticos

<b>Variables dependiente</b>	<b>Variables independientes</b>
Predicción de las ventas del cuarto mes	$V(t)$ que es el nivel de ventas del mes $t$ y $k$ que es el número de períodos (meses) anteriores

Table 3.1 continúa de la página anterior

Variables dependientes	Variables independientes
Inundaciones por penetración del mar	Comportamiento de las variables meteorológicas: muestras de frentes fríos, muestras de bajas extratropicales
Demanda (en general)	Variables que influyen en los hábitos de consumo de las personas, tales como el clima, el tipo de día, la estación del año, variables sociales, etc.
Demanda de carga a corto plazo	Valores de carga en horas previstas, valor de carga en la semana previa, valores de temperatura, codificaciones de tiempo
Número de ventas en la sesión de almuerzo y de cena	Día, mes, nombre del día (lunes - sábado), es festivo (una variable de indicador (0/1) que denota que ese día es en fin de semana / feriado o en día de la semana), calorías, nombre de la primera, segunda, tercera y cuarta comida del menú
Demanda de productos de tienda de comestibles	Atributos: precio, cantidad / Adicional -> Atributos de los productos: marca, volumen, sabor, tipo de corte, método de cocción, tamaño del paquete, niveles de grasa y sal / variables promocionales (promoción, visualización y característica)

Table 3.1 continúa de la página anterior

Variables dependientes	Variables independientes
Accidentes de tránsito	Edad del conductor, el sexo del conductor, el día de la semana en el cual ocurrió el accidente (aumenta en los fines de semana), la condición atmosférica presentada en el momento del accidente (soleado, lluvioso, nublado, etc.), la velocidad del vehículo en el momento del accidente y la cantidad de alcohol en la sangre del conductor
Demandas de productos de los principales almacenes de distribución	Atributos relacionados con los almacenes: ubicación, atributos relacionados con el tamaño, como cantidad de sub-depósitos que tiene, número de vehículos de transporte, cantidad total de productos de venta semanales, área de venta en metro cuadrado, número de empleados, número de clientes. Atributos relacionados con el producto: categoría de producto, cantidad de venta, tiempo de venta
Demanda máxima de energía	Demanda pico de carga en KW y V
Tasa de ocupación y demanda de la industria hotelera, registros de reserva y ocupación de un hotel	Datos de series de tiempos de ocupación más variables adicionales y datos de reservas

Table 3.1 continúa de la página anterior

<b>VARIABLES DEPENDIENTES</b>	<b>VARIABLES INDEPENDIENTES</b>
Pronóstico de carga	Factor de tiempo, clima, tipo de cliente y datos pasados
Demanda de agua	Serie de tiempo de datos de demanda de agua y temperatura
Demanda bioquímica de oxígeno y oxígeno disuelto	Diferentes parámetros de entrada
Nivel de ventas (de medicamentos) histórico más las faltas registradas (nominal)	Ponderación de los meses, la existencia de medicamentos similares, estatus de venta y la oportunidad de los suministros
Demanda de viajeros	Información sobre todos los viajes realizados por la población durante un día determinado: motivo del viaje, modos de transporte utilizados, coste del viaje, etc., e información socioeconómica: renta, ocupación, estudios, etc.
Llegada de camiones a los nodos logísticos	Horarios de trabajo, información de clientes y pedidos
Peso transportado	La temporada, las semanas, el número de furgonetas, camiones, mano de obra y consumo de combustible
Día de la semana que tiene relación con la disponibilidad de mano de obra	Datos históricos: Fecha de arribo de buques a puerto, volúmenes totales de importación, volúmenes de contenedores (cargados sobre vagones) que salen diariamente de las terminales portuarias

**Table 3.1 continúa de la página anterior**

<b>Variables dependientes</b>	<b>Variables independientes</b>
-------------------------------	---------------------------------

Fuente: Elaboración propia basada en información recolectada del capítulo de antecedentes

Posterior a la selección de la variable, se deben preparar los datos que serán utilizados para realizar el pronóstico siguiendo los pasos que se mencionarán a continuación:

1. Trasladar los datos a un nuevo archivo en donde se tenga en cuenta la información relevante que permitirá hacer el pronóstico.
2. Teniendo en cuenta que el pronóstico que se realizará tiene relación directa con una serie de tiempo, los datos deben ser organizados de acuerdo a las fechas determinadas por la respectiva antigüedad. Adicionalmente, se debe realizar las agrupaciones que sean necesarias para obtener el resultado esperado al realizar la predicción (por ejemplo, agrupación por regiones mexicanas).
3. Se debe hacer una revisión de la información recopilada para asegurar que la base de datos esta completa y es pertinente. Se hará corrección de información errónea, se eliminará la que no sea relevante para el estudio y se adicionará cualquier dato faltante.
4. Si se está realizando el pronóstico con RNA, se deberá crear otra columna en el Excel en donde se tienen los datos, para poder normalizarlos o escalarlos de acuerdo al tipo de función de activación o de transferencia que se vaya a utilizar.
5. Si se está realizando el pronóstico con RNA, se deberá crear otra columna en el Excel en donde se tienen los datos, para poder desnormalizarlos al obtener el pronóstico, invirtiendo la función de activación o de transferencia que se vaya a utilizar.



### 3.1.2.3 MODELADO

De acuerdo con la revisión de literatura realizada previamente, la cual permite conocer los resultados de diferentes investigaciones, se debe especificar los siguientes parámetros en relación al tipo de herramienta que se usará para realizar el pronóstico.

#### Modelado con método tradicional o clásico:

Aquí se definirá el software o método a utilizar para determinar el modelo que mejor se ajuste al conjunto de datos.

#### Modelado con método híbrido (modelado tradicional + RNA) y modelado con RNA:

A continuación los parámetros que se deben definir según la revisión de literatura:

- Datos de entrada y datos objetivos (para un modelo de red NARX) que se ingresarán a la red.
- Porcentaje de datos para entrenamiento, validación y prueba de la red.
- Software a utilizar.
- Modelo de red.
- Tipo de red.
- Algoritmo de entrenamiento.
- Número de capas de la red.
- Función de activación de la capa oculta.
- Función de activación de la capa de salida.
- Ecuación para la normalización y desnormalización de los datos según la función de activación.
- Número de neuronas.

- *Delays*, retardos o retrasos.
- Épocas.
- Ecuación para medir el desempeño del pronóstico.

#### 3.1.2.4 DEFINICIÓN DEL CONJUNTO DE DATOS PARA PRONÓSTICO Y VALIDACIÓN

Establecer los datos que se utilizarán para realizar el pronóstico y los que se dejarán para validarlo.

### 3.1.3 FASE III: IMPLEMENTACIÓN

Se llevará a cabo el respectivo pronóstico, para posteriormente ser evaluado. A continuación los pasos en los que se divide esta fase teniendo en cuenta el tipo de herramienta a utilizar. Estos pasos serán detallados más adelante de manera individual.

- Pasos de la implementación según modelo a utilizar para realizar el pronóstico.
- Realización del pronóstico.

#### 3.1.3.1 PASOS DE LA IMPLEMENTACIÓN

Teniendo en cuenta la herramienta a utilizar, estos serán los pasos para llevar a cabo el pronóstico.

##### Pronóstico con método tradicional:

A continuación se pueden observar los pasos que se deben realizar con este método.

1. Análisis estadístico:
  - Graficar la demanda.
  - Calcular coeficiente de autocorrelación en Excel.
  - Graficar la Función de Autocorrelación o ACF por su nombre en inglés (Autocorrelation Function) y la Función de Autocorrelación o PACF por su nombre en inglés (Partial Autocorrelation Function).
2. Determinar el método tradicional que más se ajuste al conjunto de datos.
3. Desarrollar del método seleccionado en el punto anterior.
4. Realizar la validación del modelo seleccionado previamente con los datos que se apartaron para tal fin.

#### Pronóstico con RNA:

A continuación los pasos que se deben seguir para realizar el pronóstico con RNA.

1. Ingresar los datos normalizados al software que se utilizará para modelar la red, teniendo en cuenta su estructura, la cual fue especificada anteriormente. Los datos que se ingresarán serán:
  - Datos de entrada.  
Datos históricos de la variable o variables a pronosticar.
  - Datos objetivos (para el modelo de red NARX).  
Serán los datos resultantes del pronóstico realizado con el método tradicional.
2. Desarrollar la red.
3. Realizar la validación del modelo seleccionado previamente con los datos que se apartaron para tal fin.

### 3.1.3.2 REALIZAR EL PRONÓSTICO

Se realiza el pronóstico según los pasos anteriores.

### 3.1.4 FASE IV: EVALUACIÓN

En esta última fase se selecciona la ecuación que se usará para medir el desempeño del pronóstico realizado por cada uno de los métodos, para así poder compararlos en relación a la exactitud de los resultados que hayan generado.

Se debe tener en cuenta que los indicadores MAPE, MSE, MAD (ver ecuaciones 2.1, 2.2 y 2.4) han sido los más usados por los investigadores en temas de pronósticos.

## 3.2 CONCLUSIÓN METODOLOGÍA

La metodología de esta investigación se llevará a cabo en 4 fases. En la fase I se realizará un análisis de la información requerida para llevar a cabo el pronóstico propuesto, mientras que en la fase II se diseñará la herramienta con el propósito de tener claro que se requerirá para cumplir con el objetivo de esta tesis. Por su parte, la fase III, será la encargada de desarrollar la predicción con las diferentes herramientas que se hayan determinado previamente, generando resultados que serán evaluados y comparados en la fase final, es decir en la fase IV.

Hasta ahora se ha detallado la estructura metodológica que soporta la investigación, en el siguiente capítulo se presentará el caso de estudio con el cual se desarrollará dicha metodología.

## CAPÍTULO 4

# CASO DE ESTUDIO

---

Este capítulo presenta a una empresa manufacturera de San Nicolás de los Garza, Nuevo León, México, líder en su sector, la cual será utilizada como caso de estudio que permitirá llevar a cabo la metodología propuesta anteriormente, con el objetivo de realizar un pronóstico de demanda de transporte por medio del aprovechamiento de los datos almacenados en el TMS con el que cuenta. Según el nivel de integración presentada por Stevens (1989); representado por la figura 4.1, la empresa se podría ubicar en la etapa de integración funcional, la cual se caracteriza por el flujo interno de bienes que está centrada más en la reducción de costos que en la mejora del desempeño.

## 4.1 PROCESO DE TRANSPORTE EN LA EMPRESA CASO DE ESTUDIO

La figura 4.2, presenta de manera breve los procesos que inician los requerimientos de transporte de la empresa, y a los procesos a los cuales atiende. A continuación se describirá de manera general el sistema de transporte en la empresa caso de estudio.

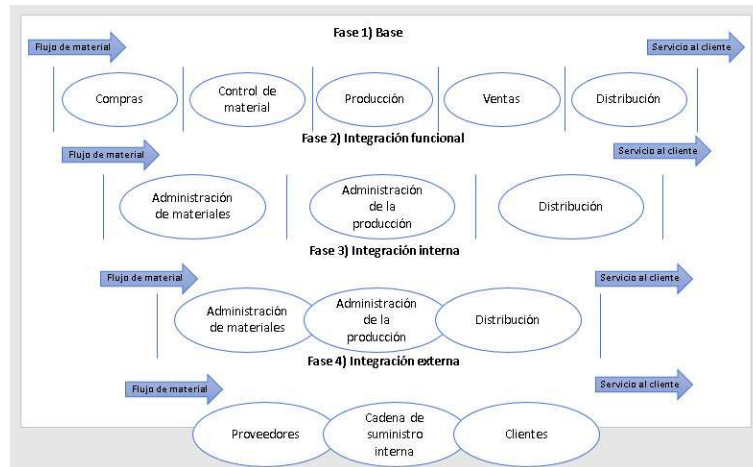


Figura 4.1: Integración de la cadena de suministro

Fuente: Basada en Stevens (1989)

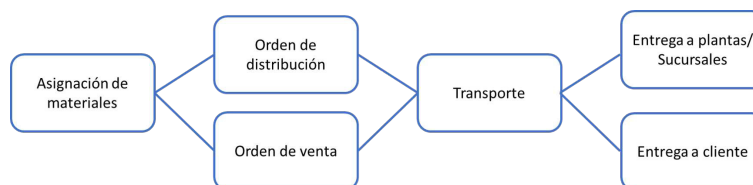


Figura 4.2: Flujo de transporte de la empresa caso de estudio

Fuente: Elaboración propia

### 1. Activadores del proceso de transporte:

La asignación de materiales a una Orden de Distribución (OD) y/o una Orden de Venta (OV), es el proceso que se encarga de activar los requerimientos de transporte.

OD: Son requerimientos «estables» de las sucursales hacia las plantas. Normalmente se hacen en materiales de *stock* (reposiciones de material) -> *make to stock*.

OV: Son requerimientos que realizan los clientes, sufren de cierta «variabilidad» inherente al mercado, en cuanto a destinos, cantidades y productos -> *make to order*.

### 2. Planeación del transporte:

La planeación del transporte va a depender del tipo de orden que activa el proceso.

a) OD: Se planea en cuanto se tiene identificado el producto requerido.

b) OV: Una vez fabricado el requerimiento, entra a producto terminado y en ese momento se planea el transporte.

El transporte depende de:

- Disponibilidad de las unidades de transporte.
- Precios.
- Requerimiento de carga y descarga del cliente: condiciones especiales, por ejemplo, un vehículo con especificaciones particulares como puertas con cortinas.

### 3. Entrega de mercancías:

Posterior a la planeación del transporte, se procede a realizar la respectiva entrega de mercancías a plantas y/o sucursales o al cliente final.

La empresa caso de estudio, tiene un TMS desde el 2014 y paralelamente a los pasos anteriores, con relación a ese sistema ocurre lo siguiente:

1. Envío de información:

En el momento en el que un material se asigna a bodega (OD) o a cliente (OV), se envía la información a través de archivos XML al TMS. Esa información contiene los siguientes datos:

- Origen
- Destino
- Peso
- Dimensiones

2. Planeación:

Dicha información convertida en órdenes, se envía a los usuarios. Posteriormente, las órdenes son planeadas para obtener las mejores opciones de envío usando los itinerarios que brinda el sistema para lograr una optimización de costos.

3. Generación de documentos de embarque:

La información de embarque llega al planificador de recursos empresariales o ERP, que maneja la empresa para la generación de los siguientes documentos de embarque:

- Carta de instrucciones con sus respectivas facturas u orden de embarque.
- Lista de empaque.

4. Contacto al proveedor:

Se contacta al proveedor para acordar la recolección.

5. Envío:

Se realiza el envío según requerimientos previos.

6. Pago a proveedores:

Los proveedores llevan las evidencias de entregas para solicitud de pago.



## 4.2 TMS EN LA EMPRESA CASO DE ESTUDIO

La empresa maneja el TMS de la empresa Oracle, el cual es conocido como OTM<sup>1</sup> por su nombre en inglés (*Oracle Transportation Management*).

A continuación se describirán las utilidades del OTM en la empresa:

### 4.2.1 OTM EN LA EMPRESA

La figura 4.3 muestra las funcionalidades del OTM que son aprovechadas por todas las unidades de negocio de la empresa, las cuales son descritas a continuación:



Figura 4.3: Utilidades del OTM

Fuente: Elaboración propia

- **OTM** recibe los requerimientos de movimiento de material de los sistemas

<sup>1</sup>Klappich y Mynck (2015), argumenta que en el 2014, OTM y JDA Software estuvieron liderando nuevamente el mercado de TMS considerados como complejos

fuente de todas las unidades de negocio.

- Los embarques son planeados en cada nodo con la mejor tarifa disponible.
- El proceso de planeación toma en cuenta **restricciones** como tipo de vehículo, ruta y modo de transporte.
- Tras aprobar un envío para ejecución, se contacta al proveedor de servicios para confirmar la disponibilidad de las unidades de transporte en la ruta seleccionada.
- Los **envíos** pueden recibir eventos en ruta mediante integración, tales como llegada a cargar, salida de planta, entrega en cliente, retrasos e incidentes.
- **OTM** puede administrar la liquidación a proveedores de transporte, incluyendo pruebas de entrega, integración de facturas de proveedores y la aprobación de pagos y su correspondiente notificación a cuentas por pagar.

Se debe destacar que a través de todo el proceso es posible generar reportes con la información de la base de datos del sistema. Los reportes pueden adecuarse a los requerimientos de la empresa, e integrarse con otros sistemas.

#### 4.2.2 OTM: INTERFACES – TRANSMISIÓN DE INFORMACIÓN

La figura 4.4 esboza la transmisión de información que ocurre entre la ERP y el OTM de la empresa, en donde se puede observar el flujo de información ya sea en formato XML o SQL.

Por medio de archivos XML, información como tipo de productos, empaque, ubicaciones de envío, clientes y tipo de orden (OV, OD) es enviada al OTM para realizar el respectivo proceso de embarque, el cual estará soportado por las tarifas, cotizaciones, itinerarios, etc., que previamente deben haber sido ingresados en el sistema. El paso siguiente, consiste en la selección de proveedores basado en los

costos del transporte y en realizar el embarque de la mercancía. Después de realizar ese proceso, por medio de archivos XML se envía los documentos para el embarque a la ERP y con el uso de SQL, se crean los *querys* necesarios para poder desarrollar reportes y estadísticas logísticas. El paso final consiste en el pago al proveedor, en donde por medio de archivos XML se envía información a la ERP con el fin de realizar el proceso contable, los cuales son controlados por medio de *querys*, al igual que las tarifas y los sobrecostos.

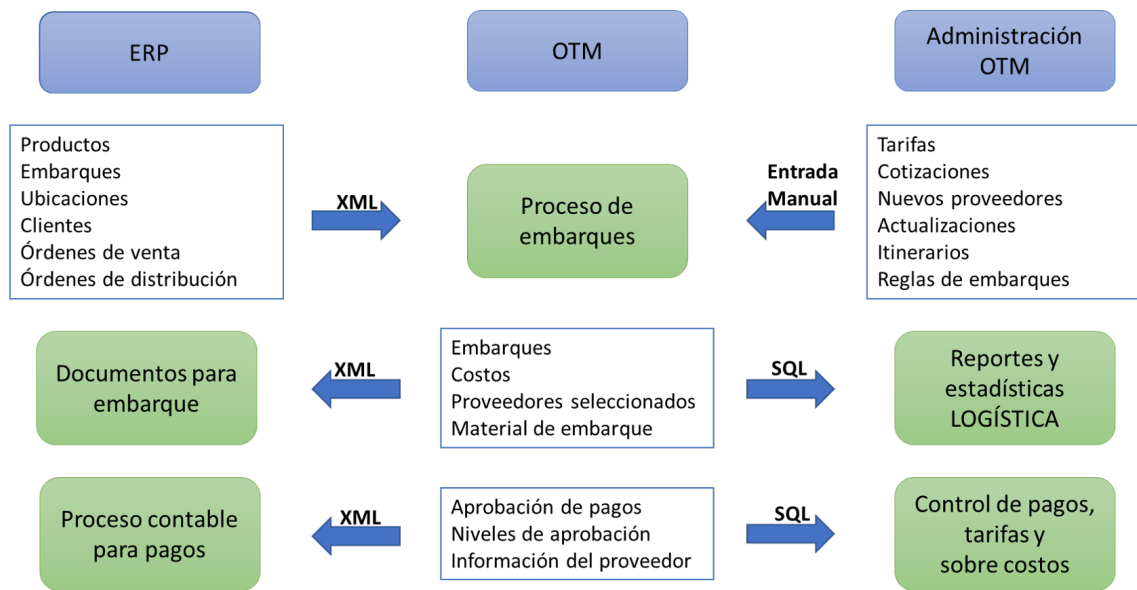


Figura 4.4: OTM - Transmisión de información

Fuente: Elaboración propia

### 4.2.3 RELACIÓN ERP, OTM Y TRANSPORTISTA

En la figura 4.5 se puede ver un diagrama en donde se presenta la interacción del OTM con la ERP de la empresa y con sus transportistas. Se puede observar que el proceso inicia con una orden creada y finaliza con el pago al transportista.

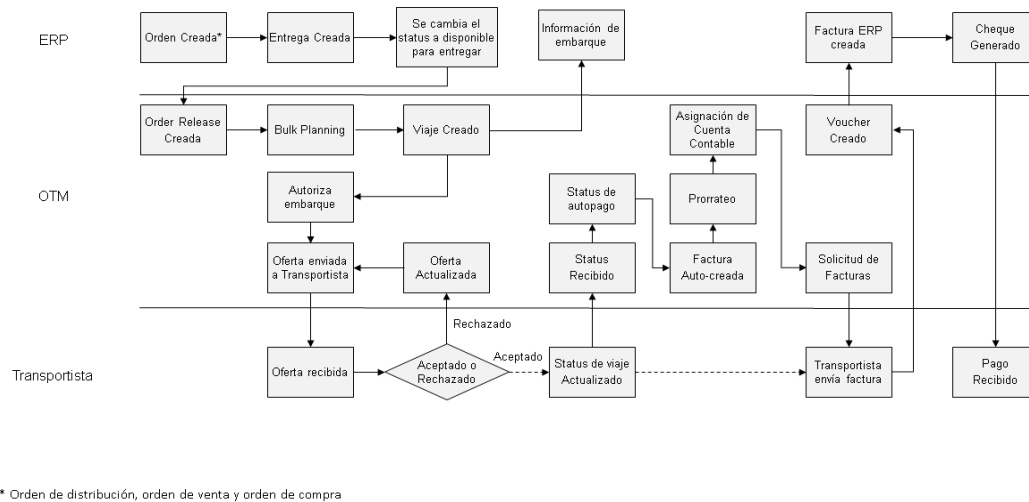


Figura 4.5: Diagrama de flujo: ERP - OTM - Transportista

Fuente: elaboración propia

### 4.3 OPORTUNIDADES DE MEJORA

Después de la implementación del OTM, la empresa se volvió más eficiente. Los beneficios principales que han percibido están relacionados con el ahorro de costo y la mejora de los procesos de transporte; al implementar el OTM la empresa redujo su tiempo de transporte (*lead time*) un 43% (ver tabla 4.1) y obtuvo un ahorro de costos de alrededor del 40%.

Tabla 4.1: Tiempos de proceso antes y después del OTM

	Espera (Mín)	Ciclo (Mín)	Lead Time (Mín)
<b>Antes del OTM</b>	25	70	95
<b>Después del OTM</b>	15	25	41

Fuente: Elaboración propia

Mediante el OTM, de manera manual, la empresa establece algunos indicado-

res de gestión. El proceso consiste en que un empleado de la empresa exporta la información del sistema a una hoja de Excel para posteriormente crear las siguientes métricas:

- Costo por tonelada.
- Costo por tonelada a la distancia (costo/ton/kmpromedio).
- Utilización de las unidades de transporte.
- Eficiencia de unidades propias.

A pesar del procesamiento de datos que realizan para generar los indicadores mencionados anteriormente, en la empresa no los analizan para la predicción de eventos futuros relacionados con su sistema de transporte, y frecuentemente se encuentran trabajando en función a urgencias, lo que no les permite hacer una labor eficiente. No cuentan con pronósticos de la demanda de transporte, así que operan bajo total incertidumbre sin estar preparados previamente a los requerimientos futuros .

Lo anterior se puede mejorar con pronósticos de la demanda del transporte de mercancía entre plantas y/o sucursales, y hacia el cliente, lo que permitirá realizar una planeación más precisa, creando los siguientes beneficios, que finalmente repercutirán en la satisfacción del cliente:

- Anticipación en la reserva de capacidades.
- Identificar de manera oportuna los cuellos de botella.
- Evitar tiempos de espera.
- Evitar sobrecarga de capacidades.
- Contribuir a la toma de decisiones.

Estas serán algunas decisiones que en la empresa pondrán tomar de manera eficiente con la ayuda de un pronóstico de la demanda de transporte:

- Programación de rutas contemplando un corto, mediano y largo plazo.
- Programación de personal de trabajo.
- Programación de proveedores.
- Programación de redes logísticas internas (*cross dock* – sucursales – plantas).
- Construcción o utilización del inventario (flota de transporte propia).
- Subcontratación (flota de transporte externa).

Finalmente, lo anterior permitirá disminuir las urgencias o estar preparados a atenderlas de la mejor manera posible.

#### 4.4 CONCLUSIÓN CASO DE ESTUDIO

En ese capítulo se pudo observar el proceso de transporte de la empresa caso de estudio. La manufacturera, tiene un OTM subutilizado con respecto al análisis sus datos almacenados desde el 2014. Se concluye que un pronóstico de la demanda de transporte entre plantas y/o sucursales y hacia el cliente, es una estrategia oportuna para que puedan estar preparados a acontecimientos futuros y de esa manera disminuir la incertidumbre, reducir las urgencias o en su defecto poder responder a estas de una manera más eficiente.

En el siguiente capítulo se estará realizando la aplicación de la metodología propuesta con la información obtenida de la empresa caso de estudio y se presentarán los respectivos resultados.

## CAPÍTULO 5

# IMPLEMENTACIÓN Y RESULTADOS

---

Este capítulo presenta la implementación de la metodología descrita en el capítulo 4 con datos recopilados del caso de estudio de una empresa manufacturera abordada en la sección anterior. A continuación se desarrollarán las fases ilustradas en la figura 3.1.

## 5.1 FASE I: ANÁLISIS DE LA INFORMACIÓN

Se procedió a realizar los siguientes pasos para poder obtener los datos con lo que se llevaría a cabo la metodología.

### 5.1.1 CARACTERIZACIÓN DE LA ENTIDAD A PARTIR DE LOS ELEMENTOS RELEVANTES PARA EL PRONÓSTICO

Se determinaron los siguiente aspectos:

- a) Uso del pronóstico:

Se pronosticó la demanda del transporte de mercancías de una empresa manufacturera mexicana, líder en su ramo.

b) Aspectos que se deben pronosticar:

Se pronosticó la cifra de equipos de transporte que requerirá la empresa, para que de esa manera se pueda preparar para atender a su demanda.

c) Horizonte de tiempo del pronóstico:

Se realizó la predicción de seis meses de transporte, es decir, a un mediano plazo.

d) Modelos de pronóstico:

Los datos fueron analizados por diferentes métodos estadísticos, concluyendo que el ARIMA fue el que más se ajustó a estos. Los resultados del pronóstico con el método ARIMA fueron usados como información objetivo para la RNA, creando así un modelo híbrido ARIMA-RNA. Finalmente, se realizó el pronóstico usando solamente RNA para así poder comparar el resultando de los tres escenarios propuestos.

### 5.1.2 SELECCIÓN DEL PRODUCTO Y(O) SERVICIO PARA EL PRONÓSTICO

Se seleccionó la región con más movimiento con respecto al transporte de mercancías y al tipo de unidad más usada (camiones o camionetas 3.5 en la región Noreste), para posteriormente realizar el pronóstico sobre el historial de su demanda.



### 5.1.3 RECOPIACIÓN DE LOS DATOS NECESARIOS PARA ELABORAR EL PRONÓSTICO

Un TMS fue la fuente primaria usada para la obtención de los datos necesarios para poder desarrollar la metodología propuesta. Los datos recolectados comprendieron información referente al movimiento de mercancías (tipo de unidad, punto de despacho, destino, fechas, número de paradas, entre otros) desde enero del 2015 a septiembre del 2018.

## 5.2 FASE II: DISEÑO DEL INSTRUMENTO PARA EL PRONÓSTICO

### 5.2.1 REQUERIMIENTOS

Se hizo uso de las siguientes herramientas:

- Microsoft Excel: Para ordenar la base de datos, hallar sus correlaciones, normalizarlos y hacer la respectiva desnormalización.
- IBM SPSS Statistics: Para graficar las funciones de autocorrelación.
- Statgraphics Centurion XVIII: Para la selección del método tradicional que mejor se ajustara al conjunto de datos.
- Modulo Neural Network Toolbox de MATLAB: Para el desarrollo de la RNA.

### 5.2.2 PREPARACIÓN DE DATOS Y SELECCIÓN DE VARIABLES

La variable que se analizó fue la demanda histórica del transporte, es decir, la frecuencia de utilización de los tipos de equipo teniendo en cuenta una serie de tiempo.

Posteriormente a la selección de la variable, se realizaron los siguientes pasos:

1. Se trasladaron los datos a un nuevo archivo de Excel. Los datos trasladados fueron los que tenían relación directa con el pronóstico de la demanda de camiones según una serie de tiempo, es decir, tipo de equipo, estado de envío de mercancía y fecha de embarque.
2. Se organizaron los datos en orden de fecha (mes y año), por tipo de unidad con su respectiva frecuencia de utilización por mes, y según la región a la cual fue enviada la mercancía. Se debe resaltar que la base de datos fue acotada a la información originada por la planta de Monterrey de la empresa caso de estudio.
3. Se revisaron los datos para verificar su pertinencia e idoneidad, en donde fueron detectadas anomalías se procedió a hacer la respectiva corrección, caso concreto fue la eliminación de la información que estaba en la columna de tipo de equipo pero que no correspondía a una unidad de transporte si no a la aclaración de que el cliente recogió en planta.
4. Se creó otra columna en la hoja de Excel, en donde fueron normalizados los datos teniendo en cuenta la ecuación 2.7 debido a que la RNA se modeló con una función tangente hiperbólica.
5. Al obtener los resultados del pronóstico con RNA, se creó otra columna en la hoja de Excel para desnormalizar los datos, invirtiendo la ecuación 2.7, es decir utilizando la ecuación 5.1.

$$x_n = \left( \left( \frac{x_n + 1}{2} \right) (x_{max} - x_{min}) \right) + x_{min} \quad (5.1)$$

En donde  $x_n$  es igual al valor normalizado;  $x_{max}$  es igual al valor máximo del conjunto de datos; y  $x_{min}$  es igual al valor mínimo del conjunto de datos.

### 5.2.3 MODELADO

Lo primero que se realizó fue la gráfica de la demanda en Excel, para poder observar su comportamiento. Después, usando la misma herramienta se calculó la correlación de la demanda del tipo de equipo con la serie de tiempo mensual.

Posteriormente, en búsqueda de la estructura de la red con los mejores resultados, se realizaron los siguientes tres escenarios:

#### 1. Pronóstico con método estadístico tradicional.

Se siguieron los siguientes pasos:

- a) Con el software SPSS se hizo el gráfico de ACF y de PACF para observar que modelo estadístico podría ser el más apropiado según el comportamiento de los datos.
- b) Con ayuda del software Statgraphics se realizó una comparación automática de modelos estadísticos, lo que permitió seleccionar a ARIMA como el método que mejor se ajusta a los datos.
- c) Con el software Statgraphics se desarrolló el modelo estadístico seleccionado en el punto anterior (ARIMA) y se realizó el pronóstico de seis períodos siguientes.
- d) El modelo fue validado usando datos reales de los 6 últimos períodos de la base de datos (abril del 2015 a septiembre del 2018) y con el correlograma de residuales desarrollado en Statgraphics.

#### 2. Pronóstico con modelado híbrido (método tradicional + RNA).

Teniendo los datos de la entrada según una serie de tiempo y los datos de salida

pronosticados con ayuda del método ARIMA, la arquitectura que se definió para la red fue la siguiente:

- Datos de entrada: demanda histórica de transporte.
- Datos objetivos: resultados de predicción obtenidos con el método ARIMA.
- Porcentaje de datos para entrenamiento, validación y prueba de la red: 70 %, 15 % y 15 % respectivamente.
- Software a utilizar: Neural Network Toolbox de MATLAB.
- Modelo de red: NARX.
- Tipo de red: PMC.
- Algoritmo de entrenamiento: LM.
- Número de capas de la red: 2 (1 oculta y 1 de salida).
- Función de activación capa oculta: tangente hiperbólica.
- Función de activación capa de salida: lineal.
- Ecuación para normalización de datos según función de activación: ecuación 2.7.
- Número de neuronas: 6 en la capa oculta (hallada usando la ecuación 2.8, teniendo en cuenta que se cuentan con 39 datos de entrada y 1 de salida), y 1 en la capa de salida.
- *Delays*, retardos o retrasos: 2
- Épocas: serán determinadas por MATLAB de manera automática.
- Ecuación para medir el desempeño del pronóstico: MSE.

### 3. Pronóstico con RNA.

Teniendo solo los datos de entrada según una serie de tiempo, la arquitectura que se definió sin utilizar la información del pronóstico realizado con el método ARIMA, fue muy similar a la definida para la predicción con el modelado híbrido, las únicas variaciones son las siguientes:

- Datos objetivos: no aplica.
- Modelo de red: NAR.

### 5.3 FASE III: IMPLEMENTACIÓN

En esta sección se realizaron 3 pasos principales para identificar el comportamiento de los datos, su correlación y su autocorrelación, para después realizar el pronóstico en cada uno de los escenarios propuestos.

#### Análisis estadístico:

1. Gráfica de la demanda de transporte (equipos):

Se graficó la demanda de transporte de camiones o camionetas 3.5 en el Noreste de México, desde enero del 2015 a marzo del 2018, la cual se puede observar en la figura 5.1 sin presentar una tendencia marcada hacia la alza o hacia la baja.

2. Cálculos para obtener el coeficiente de autocorrelación:

La figura 5.2 representa los cálculos realizados en Excel para obtener el coeficiente de autocorrelación. Un  $r_1$  cercano a 0 confirma el comportamiento estacionario de los datos ya que el coeficiente de autocorrelación esta próximo a ese valor.

3. Gráficas de autocorrelación:

Se realizaron dos gráficas (figura 5.3 y 5.4) en SPSS, las cuales muestran que los valores del coeficiente de correlación se encuentran dentro de los límites de confianza y presentan un comportamiento estacionario. Como primera impresión visual se puede decir que la serie de tiempo es estacionaria ya que las barras no salen de las bandas, lo que muestra una covarianza de cero, por lo que se podría utilizar un modelo ARIMA (Ortiz, 2012).

A continuación se presentan los resultados obtenidos de los tres escenarios propuestos:

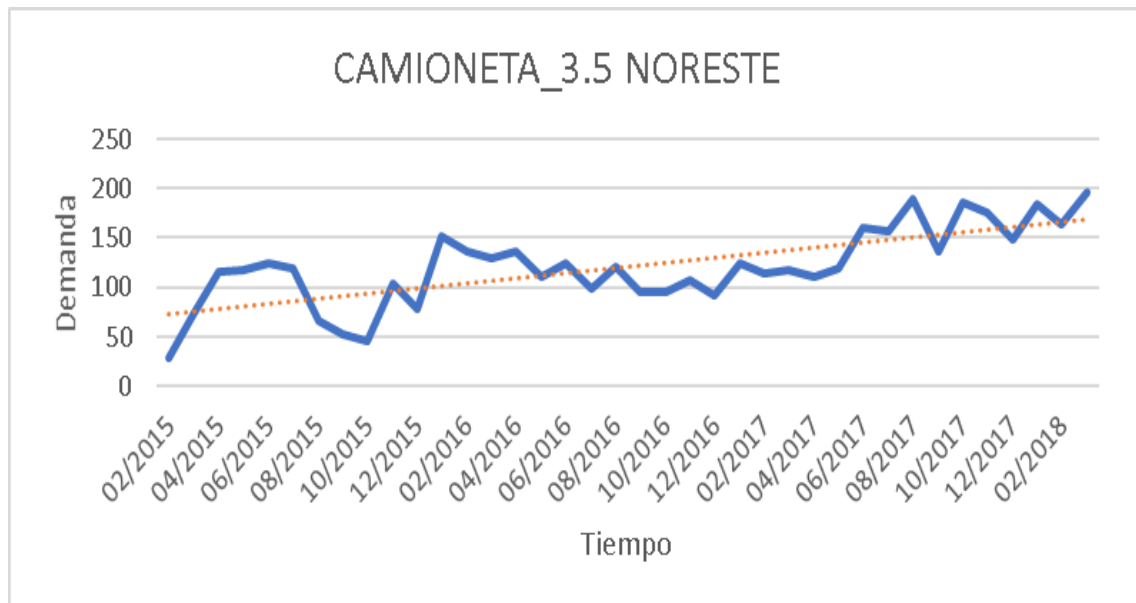


Figura 5.1: Serie de tiempo (demanda de transporte)

Fuente: Elaboración propia

### 5.3.1 PRONÓSTICO CON MÉTODOS TRADICIONALES

Esta sección permite observar el resultado de la comparación de modelos realizado en Statgraphics, en donde se indica que ARIMA es el método que más se ajusta a los datos que se tienen.

#### Resultados Statgraphics

#### **Comparación de modelos:**

Variable de datos: demanda de camiones

Número de observaciones = 39

Índice Inicial = 1.0

Intervalo de Muestra = 1.0

#### **Modelos**

(A) Caminata Aleatoria

(B) Caminata Aleatoria con *drift* = 5.18421

Figura 5.2: Cálculos para obtener el coeficiente de autocorrelación

Mes	t	$y_t$	$y_{t-1}$	$y_t - \bar{y}$	$y_{t-1} - \bar{y}$	$(y_t - \bar{y})^2$	$(y_t - \bar{y}) \cdot (y_{t-1} - \bar{y})$
01/2015	1	0	-	-121.29	-	14711.14	-
02/2015	2	28	0	-93.29	-121.29	8702.93	28.00
03/2015	3	75	28	-46.29	-93.29	2142.72	47.00
04/2015	4	115	75	-6.29	-46.29	39.56	40.00
05/2015	5	118	115	-3.29	-6.29	10.82	3.00
06/2015	6	125	118	3.71	-3.29	13.77	7.00
07/2015	7	120	125	-1.29	3.71	1.66	-5.00
08/2015	8	66	120	-55.29	-1.29	3056.93	-54.00
09/2015	9	52	66	-69.29	-55.29	4801.03	-14.00
10/2015	10	45	52	-76.29	-69.29	5820.08	-7.00
11/2015	11	103	45	-18.29	-76.29	334.50	58.00
12/2015	12	79	103	-42.29	-18.29	1788.40	-24.00
01/2016	13	151	79	29.71	-42.29	882.72	72.00
02/2016	14	136	151	14.71	29.71	216.40	-15.00
03/2016	15	129	136	7.71	14.71	59.45	-7.00
04/2016	16	137	129	15.71	7.71	246.82	8.00
05/2016	17	110	137	-11.29	15.71	127.45	-27.00
06/2016	18	125	110	3.71	-11.29	13.77	15.00
07/2016	19	98	125	-23.29	3.71	542.40	-27.00
08/2016	20	121	98	-0.29	-23.29	0.08	23.00
09/2016	21	95	121	-26.29	-0.29	691.14	-26.00
10/2016	22	95	95	-26.29	-26.29	691.14	0.00
11/2016	23	107	95	-14.29	-26.29	204.19	12.00
12/2016	24	92	107	-29.29	-14.29	857.87	-15.00
01/2017	25	125	92	3.71	-29.29	13.77	33.00
02/2017	26	114	125	-7.29	3.71	53.14	-11.00
03/2017	27	117	114	-4.29	-7.29	18.40	3.00
04/2017	28	111	117	-10.29	-4.29	105.87	-6.00
05/2017	29	120	111	-1.29	-10.29	1.66	9.00
06/2017	30	161	120	39.71	-1.29	1576.93	41.00
07/2017	31	157	161	35.71	39.71	1275.24	-4.00
08/2017	32	190	157	68.71	35.71	4721.14	33.00
09/2017	33	136	190	14.71	68.71	216.40	-54.00
10/2017	34	186	136	64.71	14.71	4187.45	50.00
11/2017	35	176	186	54.71	64.71	2993.24	-10.00
12/2017	36	148	176	26.71	54.71	713.45	-28.00
01/2018	37	185	148	63.71	26.71	4059.03	37.00
02/2018	38	164	185	42.71	63.71	1824.19	-21.00
03/2018	39	197	164	75.71	42.71	5732.08	33.00
<b>Total</b>		4609				<b>73448.95</b>	<b>197.00</b>
<b>Prom</b>		121.29					
<b>r<sub>1</sub></b>							<b>0.0027</b>

Fuente: Elaboración propia

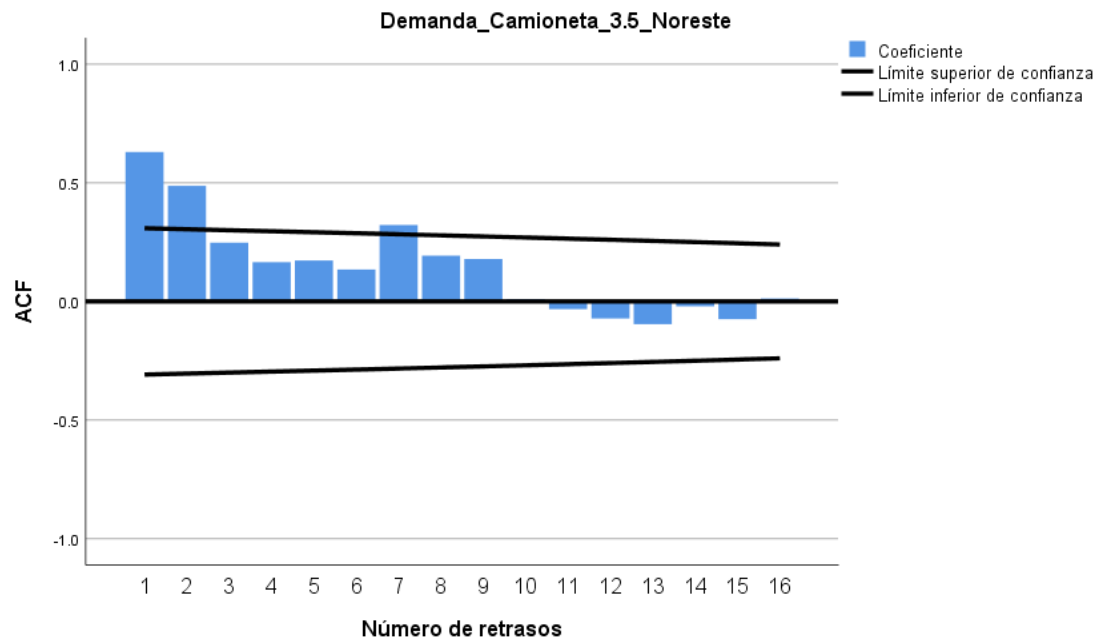


Figura 5.3: Función de autocorrelación

Fuente: Elaboración propia



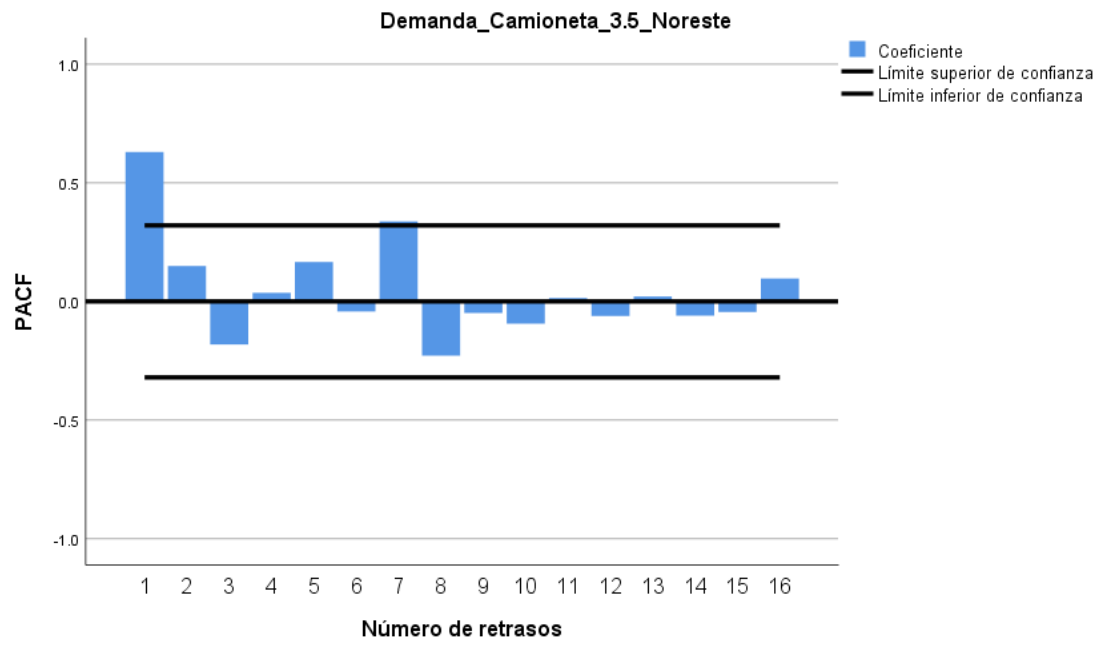


Figura 5.4: Función de autocorrelación parcial

Fuente: Elaboración propia

- (C) Media Constante = 118.179
- (D) Tendencia Lineal =  $61.1309 + 2.85243t$
- (E) Promedio Móvil Simple de 2 términos
- (F) Suavización Exponencial simple con  $\alpha = 0.7668$
- (G) Suavización Exponencial de Brown con  $\alpha = 0.205$
- (H) Suavización Exponencial de Holt con  $\alpha = 0.7422$  y  $\beta = 0.049$
- (I) ARIMA(2,0,2) con constante
- (J) ARIMA(1,0,2) con constante
- (K) ARIMA(0,1,2)
- (L) ARIMA(0,1,2) con constante
- (M) ARIMA(1,0,2)

Teniendo en cuenta los indicadores de error mostrados en la tabla 5.1, el modelo que más se ajusta a los datos con los que se cuenta y por ende, el que se utilizará para hacer el pronóstico de la demanda de transporte es el ARIMA(2,0,2).

### **Desarrollo del modelo estadístico ARIMA (2,0,2) con constante**

En Stargraphics se realizó el respectivo pronóstico con el modelo estadístico ARIMA (2,0,2). La tabla 5.2 muestra la predicción realizada para la demanda de equipos durante el período en donde hay disponibilidad de datos (el histórico de los 39 meses) y los residuos generados (dato - pronóstico). Mientras que la tabla 5.3, presenta los valores de los períodos de tiempo que se determinaron como «más allá de la serie de tiempo», permitiendo visualizar una predicción de los 6 próximos meses siguientes a los 39 meses iniciales (abril del 2018 a septiembre del 2018). Como los valores de la predicción para los 6 próximos meses están dentro de los límites de establecidos, se puede decir que, el pronóstico realizado tiene un 95% de confianza. La información anterior se puede observar en la figura 5.5 y en la 5.6.

Tabla 5.1: Comparación de Modelos

Modelo	RMSE	MAE	ME
(A)	29.858	23.868	5.18421
(B)	29.799	24.098	1.50E-15
(C)	43.851	32.072	-2.92E-15
(D)	29.809	25.153	-2.19E-15
(E)	29.172	22.27	6.78378
(F)	28.802	22.087	6.0343
(G)	33.42	25.92	6.59812
(H)	29.241	22.845	-3.53437
(I)	25.373	19.414	0.721978
(J)	25.62	19.638	1.58612
(K)	26.579	20.275	3.80041
(L)	26.601	20.25	-0.77536
(M)	26.839	20.192	4.85412

Fuente: Elaboración propia

Tabla 5.2: Pronóstico de la serie temporal de demanda de transporte, para los tiempos en donde se tiene información disponible

Período	Datos	Pronóstico	Residuo
1	0	15.2858	-15.2858
2	28	33.7642	-5.76418
3	75	52.0157	22.9843
4	115	87.6685	27.3315
5	118	133.016	-15.0161
6	125	146.47	-21.4701
7	120	129.93	-9.93041
8	66	111.278	-45.2776
9	52	75.6656	-23.6656
10	45	45.6491	-0.649053
11	103	44.4207	58.5793
12	79	98.762	-19.762
13	151	127.629	23.3712
14	136	148.567	-12.5666
15	129	150.268	-21.2683
16	137	129.324	7.67628
17	110	120.631	-10.6309
18	125	113.995	11.0052
19	98	118.724	-20.7237
20	121	111.828	9.17234
21	95	113.058	-18.0581
22	95	107.244	-12.2444
23	107	96.5935	10.4065
24	92	102.519	-10.5192

Tabla 5.2 continúa de la página anterior

Período	Datos	Pronóstico	Residuo
25	125	105.819	19.1813
26	114	121.27	-7.26977
27	117	128.769	-11.7693
28	111	121.906	-10.9055
29	120	110.418	9.58208
30	161	113.052	47.9481
31	157	150.754	6.24637
32	190	176.976	13.0241
33	136	187.052	-51.0523
34	186	149.184	36.8155
35	176	141.242	34.7584
36	148	167.854	-19.8543
37	185	166.042	18.9576
38	164	164.812	-0.811598
39	197	161.388	35.6117

Fuente: Elaboración propia

Tabla 5.3: Pronóstico de 6 períodos futuros para la demanda de transporte

Período	Pronóstico	Límite en 95.0 %	
		Inferior	Superior
40	176.308	124.302	228.315
41	181.521	119.504	243.538
42	172.694	90.9291	254.458
43	160.379	64.6229	256.136
44	149.244	46.0478	252.441
45	140.802	34.2736	247.331

Fuente: Elaboración propia

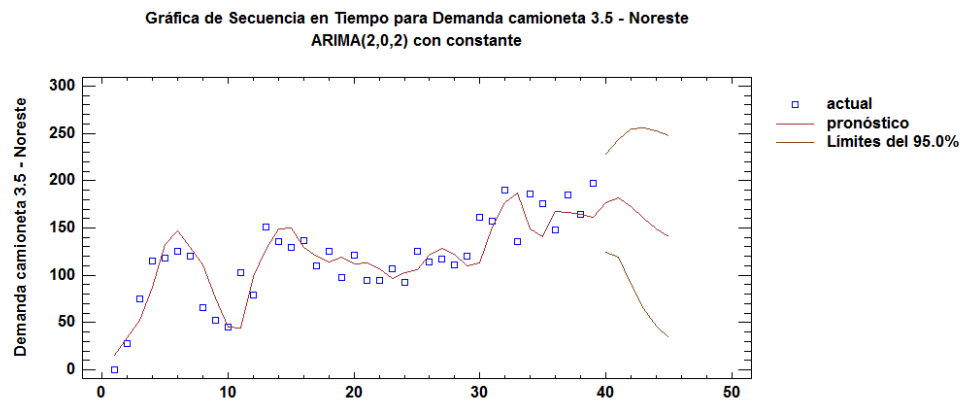


Figura 5.5: Gráfica de secuencia de tiempo para la demanda de la camioneta 3.5 en el Noreste mexicano

Fuente: Elaboración propia

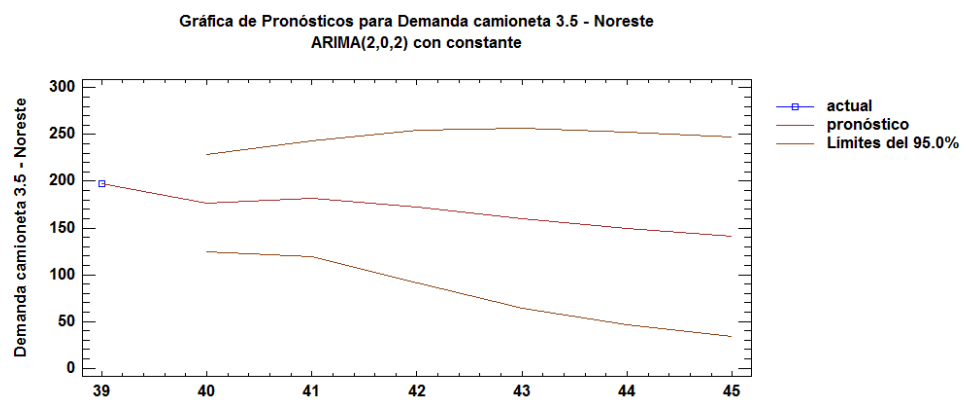


Figura 5.6: Gráfica pronóstico para la demanda de la camioneta 3.5 en el Noreste mexicano

Fuente: Elaboración propia

### Validación del modelo

Para comprobar si el modelo que se realizó fue el adecuado, se graficó en Statgraphics el correlograma de residuales que presentan la figuras 5.7 y 5.8, las cuales permiten concluir que el modelo usado fue válido debido a que todas las autocorrelaciones están dentro de los límites, es decir, que no fueron significativas. Adicionalmente, la figura 5.9 muestra una distribución normal de los residuos, ya que los puntos se acercan a la línea de tendencia.

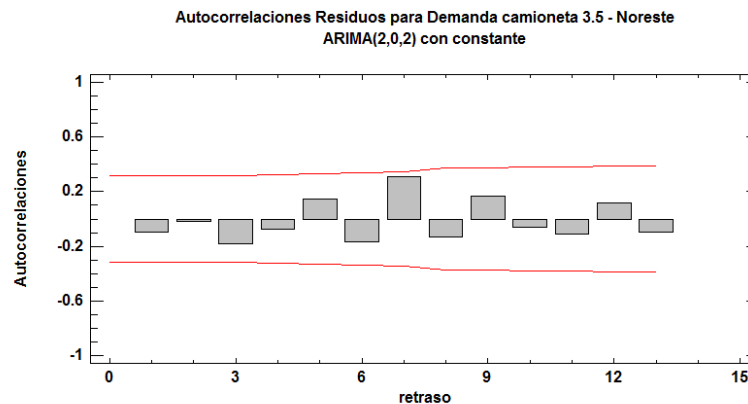


Figura 5.7: Correlograma de residuales después de usar el modelo de pronóstico ARIMA (2,0,2) sobre la serie temporal de la demanda de transporte

Fuente: Elaboración propia

Por último, los valores pronosticados de los 6 períodos siguientes se compararon con los reales, lo que generó los residuos que se presentan en la tabla 5.4.

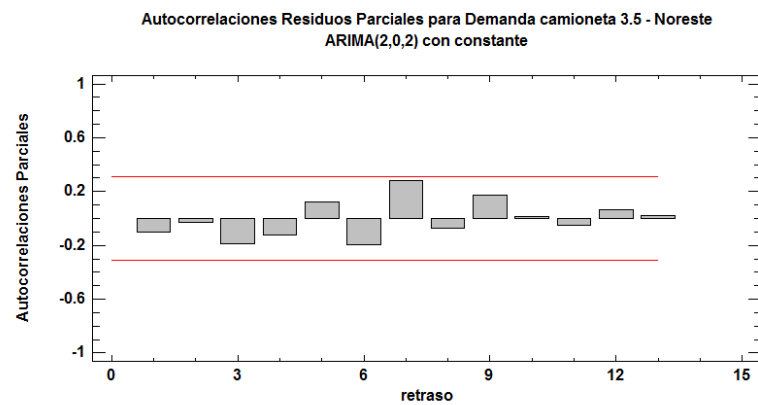


Figura 5.8: Autocorrelaciones de residuos parciales para la demanda de la camioneta 3.5 en el Noreste mexicano

Fuente: Elaboración propia

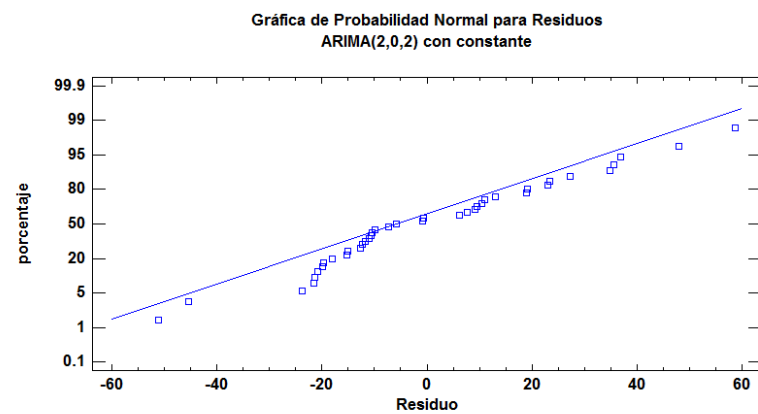


Figura 5.9: Gráfica de probabilidad normal para residuos

Fuente: Elaboración propia



Tabla 5.4: Demanda real versus demanda pronosticada

Período	Demanda real	Demanda pronosticada	Residuo
40	182	176.308	5.692
41	181	181.521	-0.521
42	154	172.694	-18.694
43	175	160.379	14.621
44	229	149.244	79.756
45	218	140.802	77.198

Fuente: Elaboración propia

En la siguiente sección se presentará el pronóstico realizado con el modelo híbrido (ARIMA + RNA).

### 5.3.2 PRONÓSTICO CON MODELO HÍBRIDO: MÉTODO TRADICIONAL + RNA

Para el desarrollo del pronóstico usando un modelo híbrido, se implementó la arquitectura inicial establecida en las conclusiones de los antecedentes, pero se realizaron algunos ajustes para encontrar la red con menores errores. El esquema de la red neuronal final se muestra en la figura 5.10. La red seleccionada cumple con los parámetros:

- Datos de entrada ( $x$ ): historial de 39 meses de demanda del vehículo más usado en la empresa (camioneta 3.5) en la zona con más movimiento de transporte de mercancía (Noreste de México).
- Datos objetivos ( $y$ ): resultados del pronóstico realizado con el método ARIMA.
- Porcentaje de datos para entrenamiento, validación y prueba de la red: 80 %, 5 % y 15 % respectivamente.

- Software a utilizar: Neural Network Toolbox de MATLAB.
- Modelo de red: NARX.
- Tipo de red: PMC.
- Número de capas de la red: 2 (1 oculta y 1 de salida).
- Función de activación capa oculta: tangente hiperbólica.
- Función de activación capa de salida: lineal.
- Ecuación para normalización de datos según función de activación: ecuación 2.7.
- Ecuación para desnormalización de datos de salida: la ecuación inversa de la 2.7, es decir, la ecuación 5.1.
- Algoritmo de entrenamiento: LM.
- Número de neuronas: 6 en la capa oculta (hallada usando la ecuación 2.8 teniendo en cuenta que se cuentan con 39 datos de entrada y 1 de salida) y 1 en la capa de salida.
- Retardos: 2
- Épocas: 15
- Ecuación para medir el desempeño del pronóstico: MSE.
- ¿Se reentrenó la red?: sí, se adaptó la red en reiteradas ocasiones con diferentes arquitecturas (número de neuronas, número de retardos y porcentaje de datos para validación, prueba y entrenamiento) hasta encontrar el resultado que se ajustara más a los datos reales.

### **Explicación de gráficas generadas:**

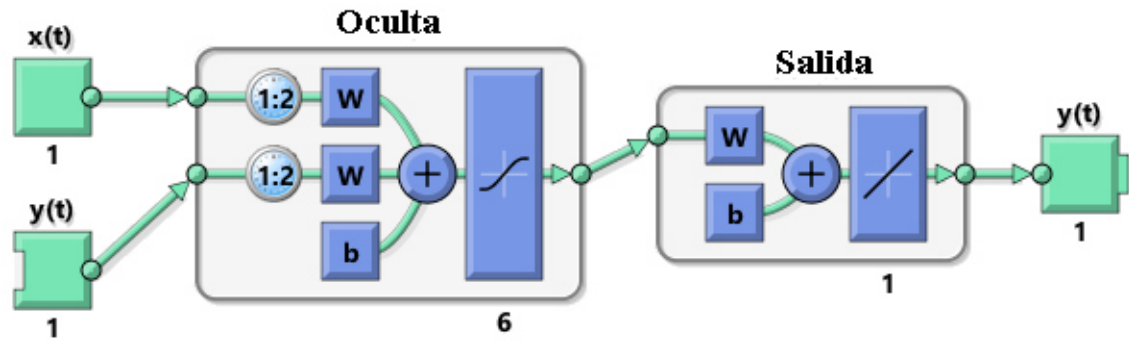


Figura 5.10: Esquema de la red NARX.

Fuente: Elaboración propia

- Figura 5.11: representa la respuesta del modelo NARX, en donde se puede observar que existe convergencia entre los datos de entrenamiento y las salidas generadas, con errores relativamente constantes y cercanos a cero.
- Figura 5.12: representa el mejor desempeño de validación, es decir,  $1.561e-06$  en la época 9, un indicador positivo debido a su proximidad a cero.
- Figura 5.13: representa la regresión de las variables, observando que los valores se distribuyen de manera perfecta en el proceso de validación y casi perfecta en los demás procesos, teniendo como premisa que entre más cerca este la  $R$  a 1, mayor dependencia existirá entre los valores reales y los pronosticados (Mo *et al.*, 2016). Con lo anterior, queda comprobado la capacidad de predicción de la red desarrollada.
- Figura 5.14: representa el histograma de error en donde se puede observar un buen desempeño, ya que los valores se encuentran en 0.
- Figura 5.15: representa las medidas de confianzas con las que se cuentan, debido a que los valores no sobrepasan los límites indicados.
- Figura 5.16: demuestra que no hay correlación de error entre la entrada y la salida ya que de manera general los valores se encuentran dentro de los límites de confianza.

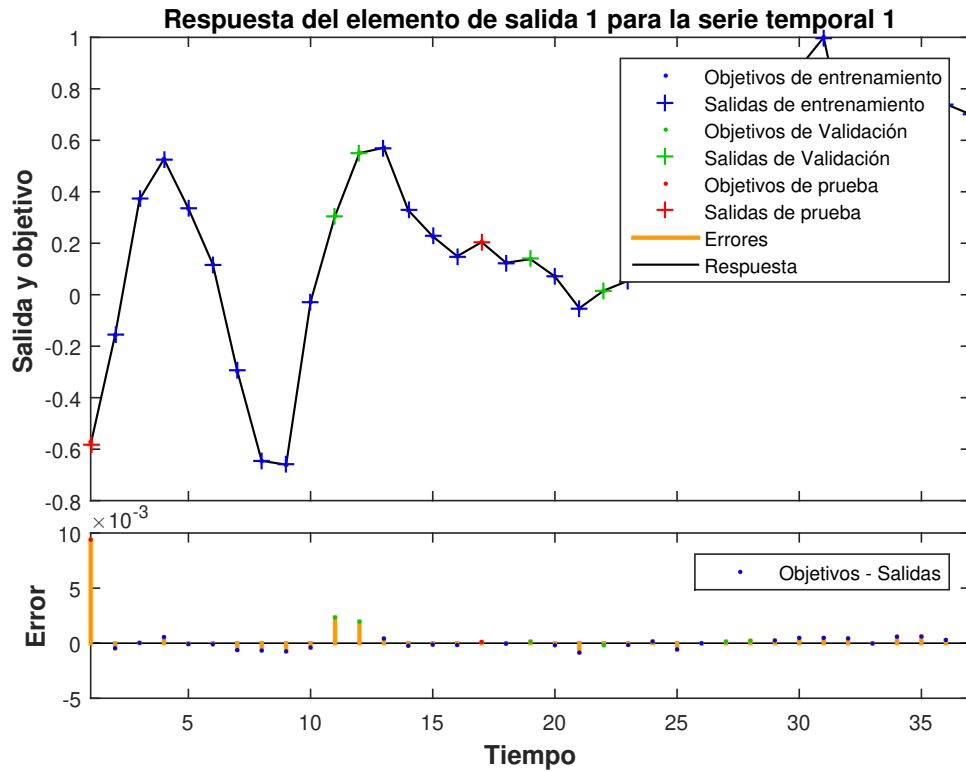


Figura 5.11: Gráfica de respuesta de series de tiempo del modelo de red NARX

Fuente: Elaboración propia

La salida que generó la red híbrida (ARIMA-RNA) tipo NARX son presentados en tabla 5.5.

Tabla 5.5: Pronóstico híbrido (ARIMA-NARX) para los tiempos en donde se tiene información disponible

Período	Entradas Norm	Salida ARIMA Norm	Salida NARX Norm	Error NARX Norm
1	-1	-1		
2	-0.715736041	-0.78484242		
3	-0.23857868	-0.57232680	-0.54805179	-0.02427502
4	0.16751269	-0.157195071	-0.15438024	-0.00281483

Tabla 5.5 continúa de la página anterior

Período	Entradas Norm	Salida ARIMA Norm	Salida NARX Norm	Error NARX Norm
5	0.197969543	0.370819172	0.36873135	0.00208782
6	0.269035533	0.527473973	0.52364514	0.00382883
7	0.218274112	0.334886607	0.33507255	-0.00018594
8	-0.329949239	0.117707675	0.12055365	-0.00284598
9	-0.472081218	-0.29695365	-0.29201149	-0.00494216
10	-0.543147208	-0.64645780	-0.61302369	-0.03343411
11	0.045685279	-0.660760965	-0.65221130	-0.00854967
12	-0.197969543	-0.02802530	-0.02443403	-0.00359128
13	0.532994924	0.308094375	0.29120774	0.01688664
14	0.38071066	0.551890884	0.55016841	0.00172248
15	0.30964467	0.571696876	0.57167506	0.00002182
16	0.390862944	0.32783050	0.32815072	-0.00032022
17	0.116751269	0.226611522	0.22987081	-0.00325929
18	0.269035533	0.14934370	0.15117257	-0.00182886
19	-0.005076142	0.204406921	0.20668844	-0.00228152
20	0.228426396	0.124111729	0.12562850	-0.00151677
21	-0.035532995	0.138433522	0.13983323	-0.00139971
22	-0.035532995	0.07073685	0.07226715	-0.00153030
23	0.086294416	-0.053274742	-0.04837834	-0.00489640
24	-0.065989848	0.015720206	0.01980852	-0.00408832
25	0.269035533	0.054144529	0.05457050	-0.00042597
26	0.157360406	0.234051868	0.23531973	-0.00126786
27	0.187817259	0.321368232	0.32139402	-0.00002579
28	0.126903553	0.241457283	0.24210001	-0.00064272
29	0.218274112	0.107694063	0.11010383	-0.00240977
30	0.634517766	0.138363659	0.14186439	-0.00350073

Tabla 5.5 continúa de la página anterior

Período	Entradas Norm	Salida ARIMA Norm	Salida NARX Norm	Error NARX Norm
31	0.593908629	0.577355731	0.57733313	0.00002260
32	0.92893401	0.882677733	0.87707889	0.00559885
33	0.38071066	1	0.99482526	0.00517474
34	0.888324873	0.559075068	0.55667897	0.00239610
35	0.78680203	0.46660053	0.47039928	-0.00379875
36	0.502538071	0.776463588	0.77492254	0.00154105
37	0.878172589	0.755365142	0.75111346	0.00425168
38	0.664974619	0.741043348	0.73978289	0.00126046
39	1	0.701175202	0.69957030	0.00160490

Fuente: Elaboración propia

Para realizar predicción de los 6 períodos siguientes a los que ya se conocen, la función de bucle abierto que se había utilizado anteriormente, fue cambiada por la función de bucle cerrado, la cual es usada por la red para hacer predicciones de varios pasos hacia adelante. La función bucle cerrado realiza lo que se puede observar en la figura 5.17, es decir que reemplaza la entrada de retroalimentación con una conexión directa desde la capa de salida, al mismo tiempo que elimina un retraso o retardo para predecir  $y(t + 1)$ , una vez que  $y(t)$  esté disponible, lo cual puede ser observado en la figura 5.18 (MAT, 2015).

En la tabla 5.6 se puede observar los resultados del pronóstico realizado con la red NARX, en donde se muestran las unidades de transporte que se requerirán para los períodos 40, 41, 42, 43, 44, y 45.

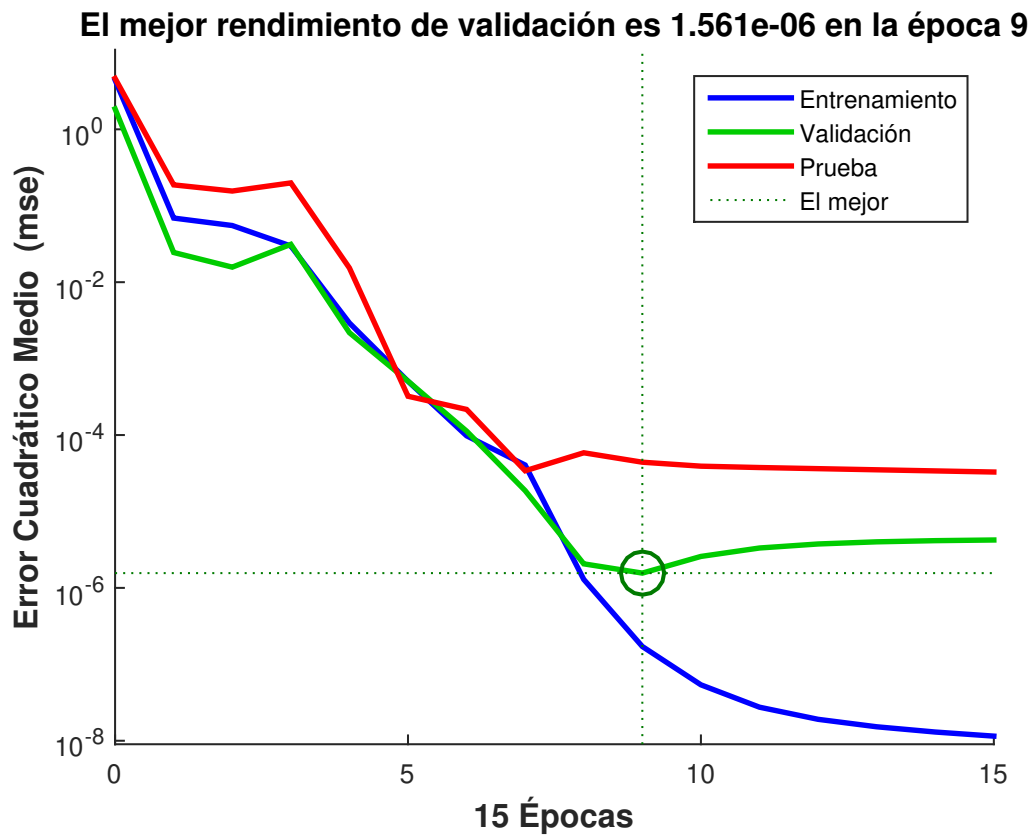


Figura 5.12: Mejor desempeño de validación del modelo de red NARX

Fuente: Elaboración propia

Tabla 5.6: Pronóstico de 6 períodos futuros - Red tipo NARX

Período	Pronóstico	
	Datos Norm	Datos Desnorm
40	0.87492826	184.6804338
41	0.99999247	196.9992580
42	0.55907071	153.5684648
43	0.46659739	144.4598425
44	0.77646244	174.9815505
45	0.75537053	172.9039967

Fuente: Elaboración propia

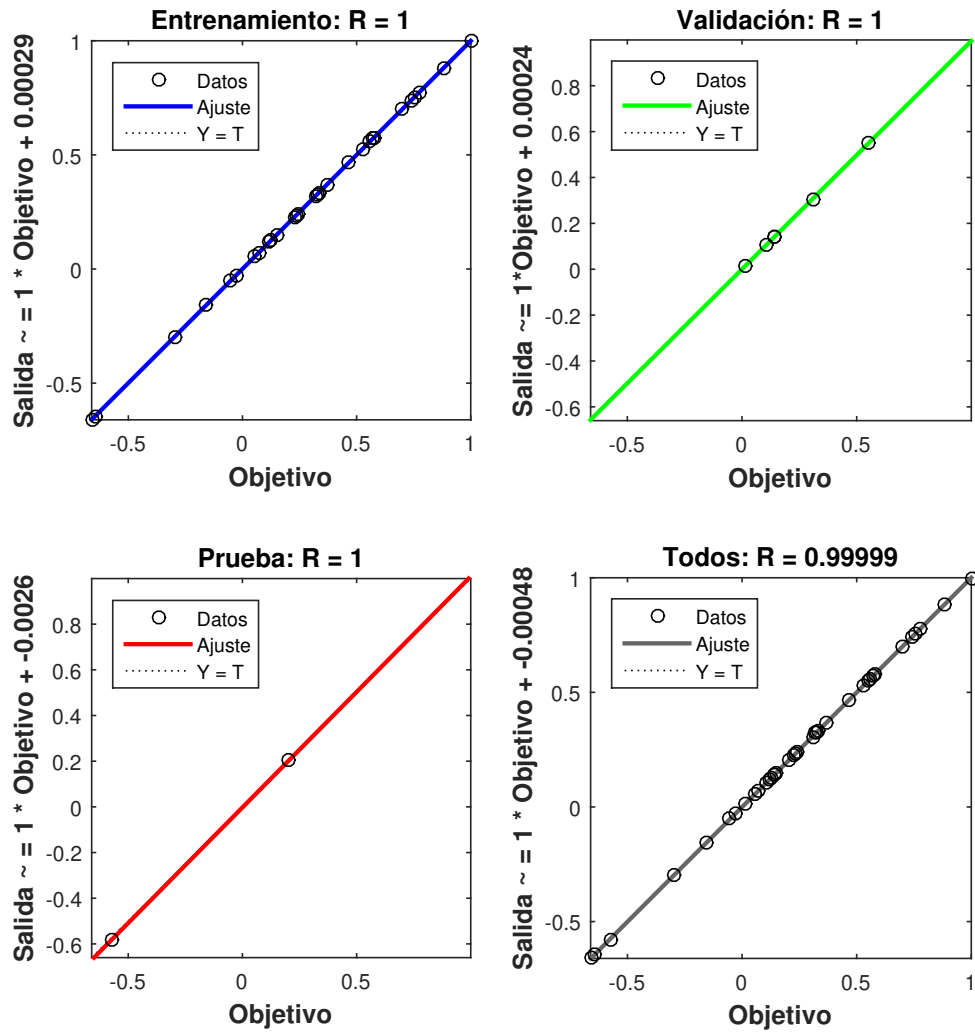


Figura 5.13: Curvas de regresión del modelo de red NARX

Fuente: Elaboración propia



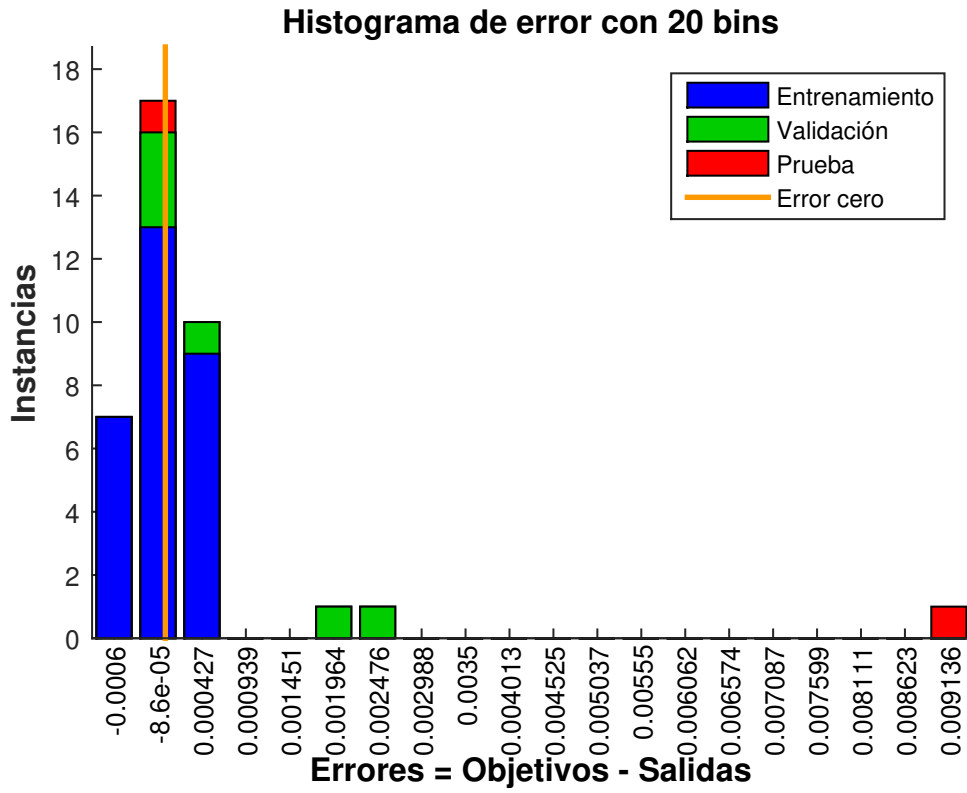


Figura 5.14: Histograma del error del modelo de red NARX

Fuente: Elaboración propia

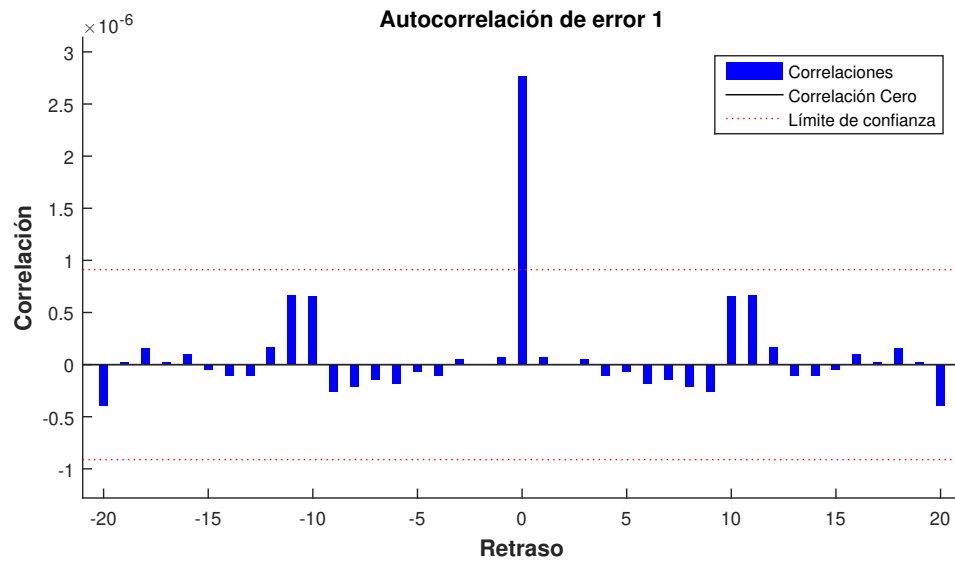


Figura 5.15: Error de autocorrelación del modelo de red NARX

Fuente: Elaboración propia

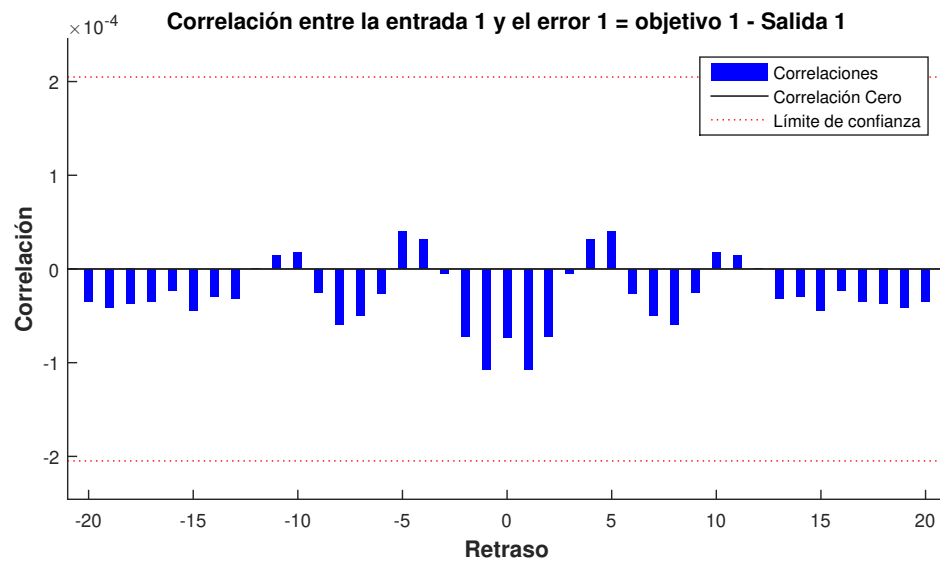


Figura 5.16: Correlación del error del modelo de red NARX

Fuente: Elaboración propia

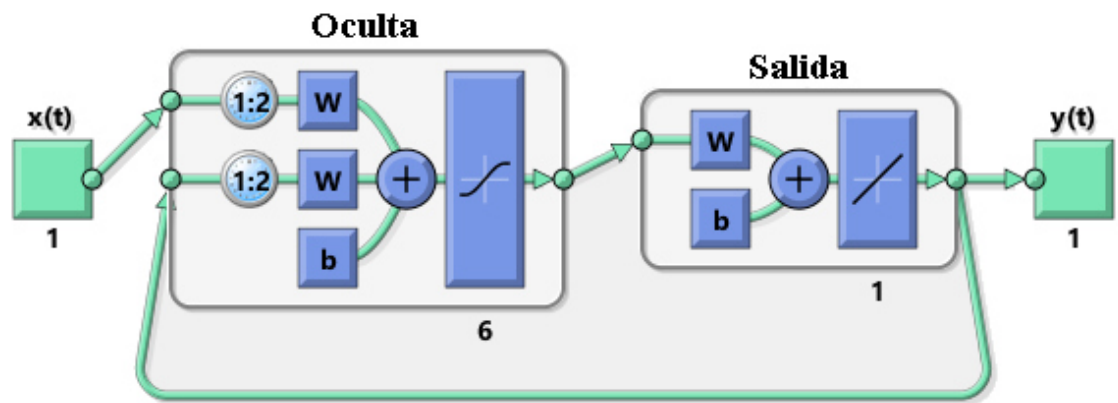


Figura 5.17: Esquema de la red NARX bucle cerrado

Fuente: Elaboración propia

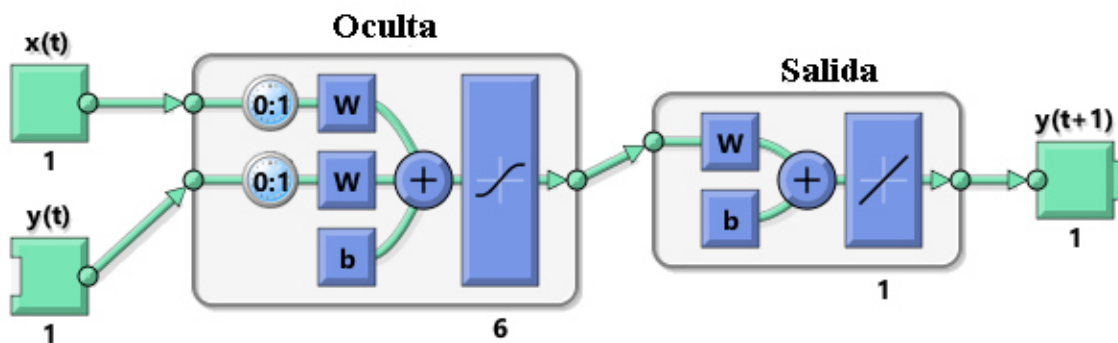


Figura 5.18: Esquema de la red NARX con predicción

Fuente: Elaboración propia

### 5.3.3 PRONÓSTICO CON RNA

Para el desarrollo del pronóstico usando solo RNA, se implementó la arquitectura inicial establecida en las conclusiones de los antecedentes, pero se realizaron algunos ajustes para encontrar la red con menores errores. El esquema de la red neuronal final se muestra en la figura 5.19. La red seleccionada cumple con los parámetros:

- Datos de entrada ( $x$ ): historial de 39 meses de demanda del vehículo más usado en la empresa (camioneta 3.5) en la zona con más movimiento de transporte de mercancía (Noreste de México).
- Porcentaje de datos para entrenamiento, validación y prueba de la red: 70 %, 15 % y 15 % respectivamente (valores que trae MATLAB por defecto).
- Software a utilizar: Neural Network Toolbox de MATLAB.
- Modelo de red: NAR.
- Tipo de red: PMC.
- Algoritmo de entrenamiento: LM.
- Número de capas de la red: 2 (1 oculta y 1 de salida).
- Función de activación capa oculta: tangente hiperbólica.
- Función de activación capa de salida: lineal.
- Ecuación para normalización de datos según función de activación: ecuación 2.7.
- Ecuación para desnormalización de datos de salida: la ecuación inversa de la 2.7, es decir, la ecuación 5.1.

- Número de neuronas: 18 en la capa oculta y 1 en la capa de salida. Se realizaron varias corridas de la red con diferentes números de neuronas en la capa oculta, empezando con 6 (debido a resultado hallado con la ecuación 2.8 teniendo en cuenta que se cuentan con 39 datos de entrada y 1 de salida). La experimentación se detuvo al obtener buenos resultados con 18 neuronas.
- *Delays*, retardos o retrasos: 2. Se realizaron varias corridas con diferentes números de retrasos y distinto número de neuronas en la capa oculta. La experimentación se detuvo al obtener buenos resultados con 2 retrasos.
- Épocas: 8
- Ecuación para medir los errores del pronóstico: MSE.
- ¿Se entrenó la red?: sí, se adaptó la red en reiteradas ocasiones con diferentes arquitecturas (número de neuronas, número de retardos y porcentaje de datos para validación, prueba y entrenamiento) hasta encontrar el resultado que se ajustara más a los datos reales.

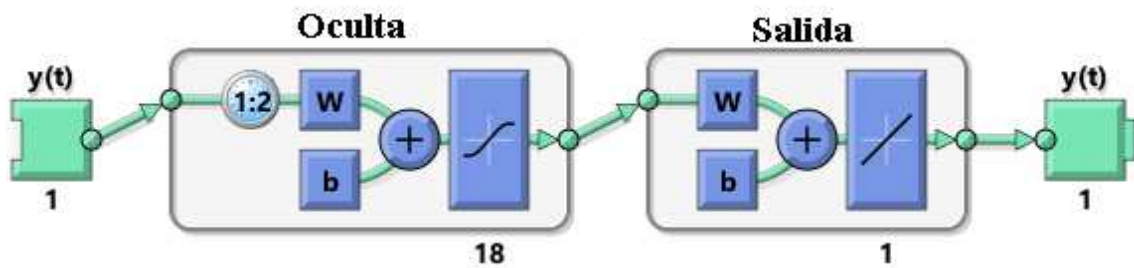


Figura 5.19: Esquema de la red NAR

Fuente: Elaboración propia

### Explicación de gráficas generadas:

- Figura 5.20: representa la respuesta del modelo NAR, en donde se puede observar que existe convergencia entre los datos de entrenamiento y las salidas

generadas, además de destacarse errores muy cercanos a 0, los cuales oscilan entre 1 y -1.

- Figura 5.21: representa el mejor desempeño de validación, es decir, 0.079067 en la época 2, un indicador positivo debido a su proximidad a cero.
- Figura 5.22: representa la regresión de las variables, observando que los valores poseen buena distribución en los procesos de entrenamiento, validación y prueba, teniendo como premisa que entre más cerca este la R a 1, mayor dependencia existirá entre los valores reales y los pronosticados Mo *et al.* (2016). Con lo anterior queda comprobado la capacidad de predicción de la red desarrollada.
- Figura 5.23: representa el histograma de error en donde se puede observar un buen desempeño, ya que los valores se encuentran en 0.
- Figura 5.24: representa las medidas de confianzas con las que se cuentan, en donde se indica que en general los valores no sobrepasan los límites indicados.
- Figura 5.25: demuestra que no hay correlación de error entre la entrada y la salida, ya que de manera general los valores se encuentran dentro de los límites de confianza.

La salida que generó la RNA tipo NAR son presentados en tabla 5.7.

Tabla 5.7: Pronóstico con RNA, para los tiempos en donde se tiene información disponible

<b>Período</b>	<b>Entradas Norm</b>	<b>Salidas NAR Norm</b>	<b>Error NAR Norm</b>
1	-1		
2	-0.715736041		
3	-0.23857868	-0.31260099	0.07402231
4	0.16751269	-0.37176387	0.53927656

Tabla 5.7 continúa de la página anterior

<b>Período</b>	<b>Entradas Norm</b>	<b>Salidas NAR Norm</b>	<b>Error NAR Norm</b>
5	0.197969543	0.20994749	-0.01197795
6	0.269035533	0.28043460	-0.01139906
7	0.218274112	0.24487524	-0.02660113
8	-0.329949239	0.16465212	-0.49460136
9	-0.472081218	-0.45056648	-0.02151474
10	-0.543147208	-0.47806981	-0.06507740
11	0.045685279	-0.62458806	0.67027334
12	-0.197969543	0.19075381	-0.38872336
13	0.532994924	0.10185082	0.43114410
14	0.38071066	0.34300915	0.03770151
15	0.30964467	0.80635409	-0.49670942
16	0.390862944	0.30975764	0.08110530
17	0.116751269	0.33526044	-0.21850917
18	0.269035533	0.15640533	0.11263020
19	-0.005076142	0.30773696	-0.31281310
20	0.228426396	0.09356710	0.13485930
21	-0.035532995	0.19010419	-0.22563718
22	-0.035532995	0.11853038	-0.15406337
23	0.086294416	0.07781306	0.00848136
24	-0.065989848	0.05851127	-0.12450112
25	0.269035533	0.17995544	0.08908009
26	0.157360406	0.21007746	-0.05271705
27	0.187817259	0.14871223	0.03910503
28	0.126903553	0.28700518	-0.16010163
29	0.218274112	0.23073326	-0.01245915
30	0.634517766	0.30874370	0.32577406

Tabla 5.7 continúa de la página anterior

Período	Entradas Norm	Salidas NAR Norm	Error NAR Norm
31	0.593908629	0.62545405	-0.03154542
32	0.92893401	0.91294329	0.01599072
33	0.38071066	0.74056955	-0.35985889
34	0.888324873	1.51546732	-0.62714244
35	0.78680203	0.75217717	0.03462486
36	0.502538071	0.71674354	-0.21420547
37	0.878172589	0.94779519	-0.06962260
38	0.664974619	0.82755375	-0.16257913
39	1	0.83587928	0.16412072

Fuente: Elaboración propia

Al igual que con la red tipo NARX, para realizar predicción de los 6 períodos siguientes a los que ya se conocen, la función de bucle abierto que se había utilizado anteriormente fue cambiada por la función de bucle cerrado, la cual es usada por la red para hacer predicciones de varios pasos hacia adelante. La función bucle cerrado realiza lo que se puede observar en la figura 5.26, es decir que reemplaza la entrada de retroalimentación con una conexión directa desde la capa de salida, al mismo tiempo que elimina un retraso o retardo para predecir  $y(t+1)$ , una vez que  $y(t)$  esté disponible, lo cual puede ser observado en la figura 5.27 (MAT, 2015).

En la tabla 5.8 se puede observar los resultados del pronóstico realizado con la red NAR, en donde se muestran las unidades de transporte que se requerirán para los períodos 40, 41, 42, 43, 44, y 45.



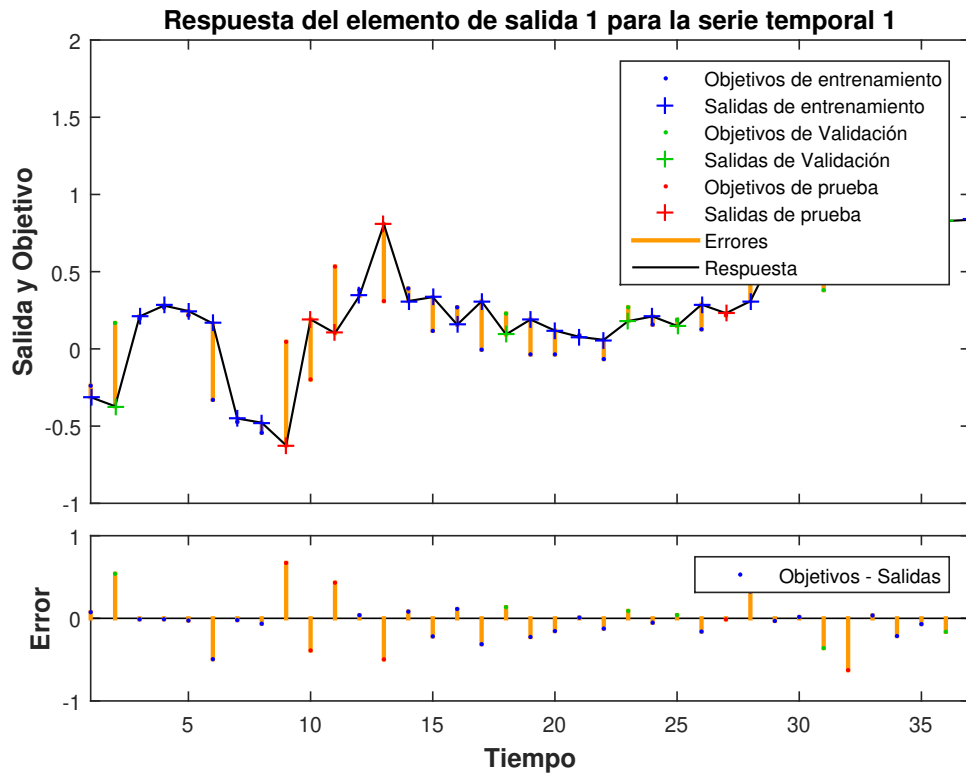


Figura 5.20: Gráfica de la respuesta al entrenamiento del modelo de red NAR

Fuente: Elaboración propia

Tabla 5.8: Pronóstico de 6 períodos futuros - Red tipo NARX

Período	Pronóstico Datos Norm	Pronóstico Datos Desnorm
40	0.71186178	168.61838527
41	0.71186178	168.61838527
42	1.09813085	206.66588864
43	0.82915660	180.17192468
44	1.33011446	229.51627406
45	0.91448781	188.57704894

Fuente: Elaboración propia

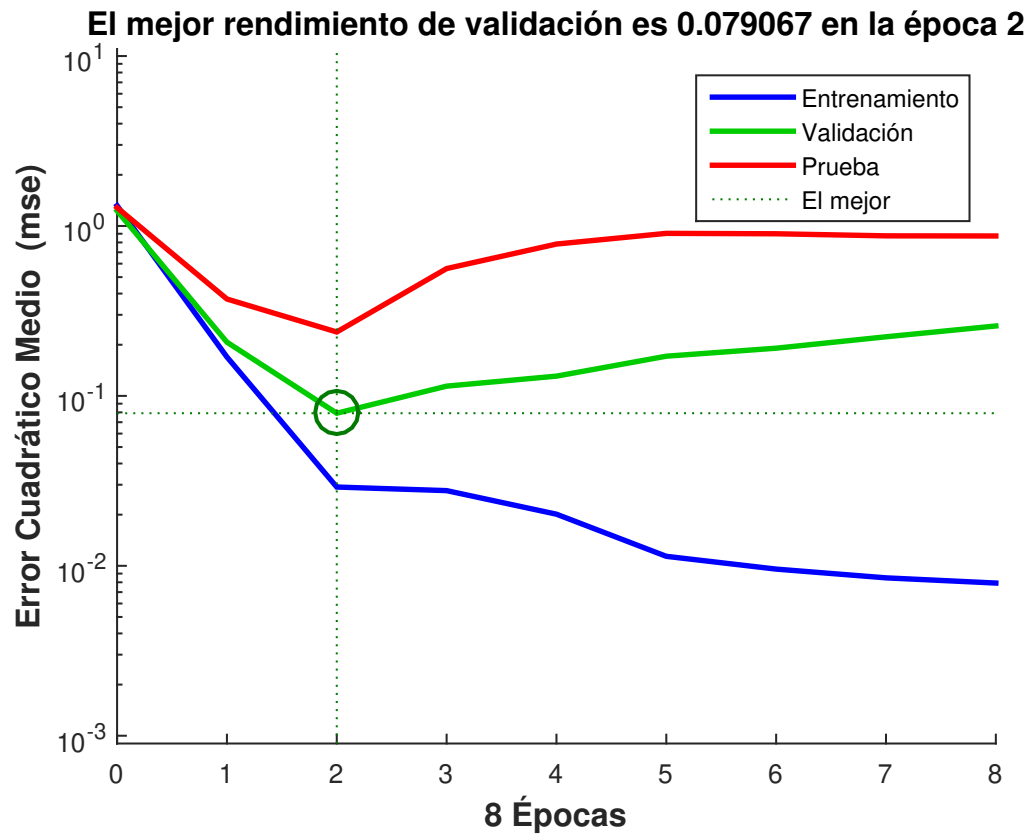


Figura 5.21: Mejor desempeño de validación del modelo de red NAR

Fuente: Elaboración propia

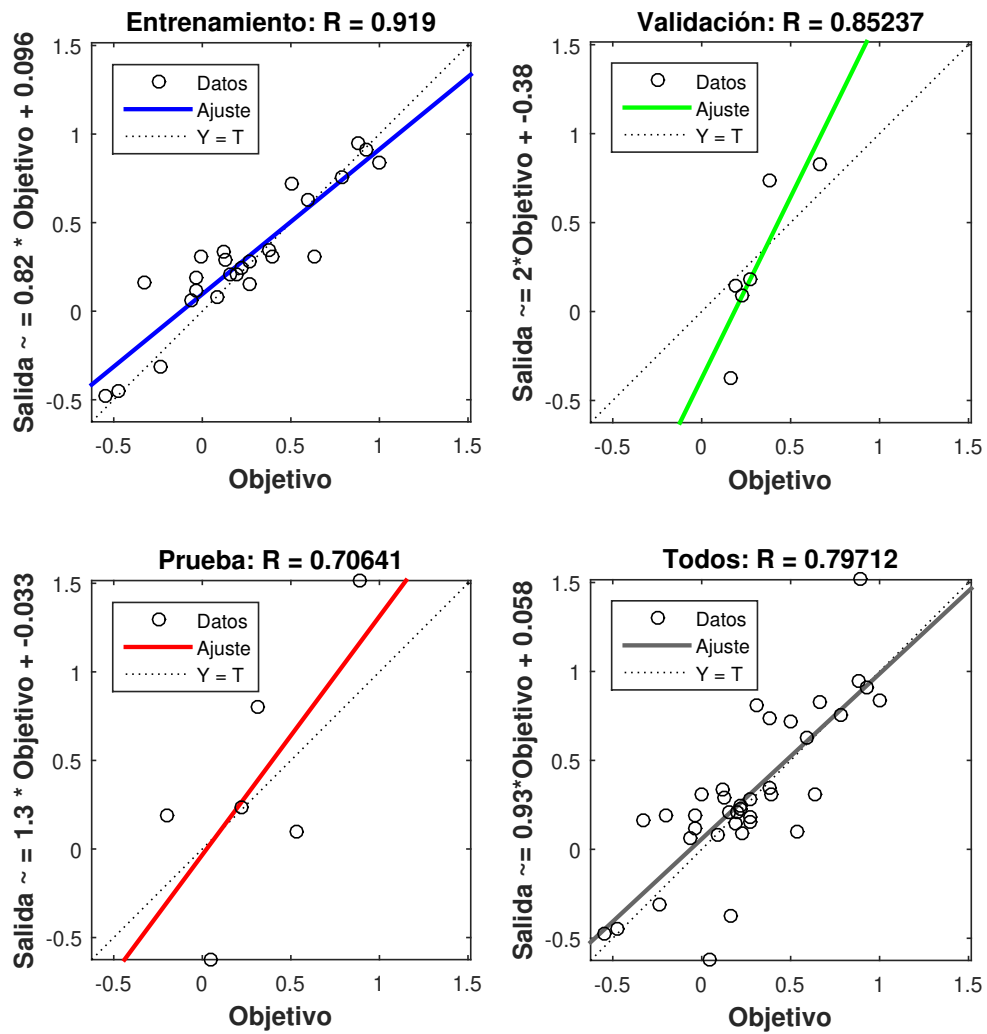


Figura 5.22: Curvas de regresión del modelo de red NAR

Fuente: Elaboración propia

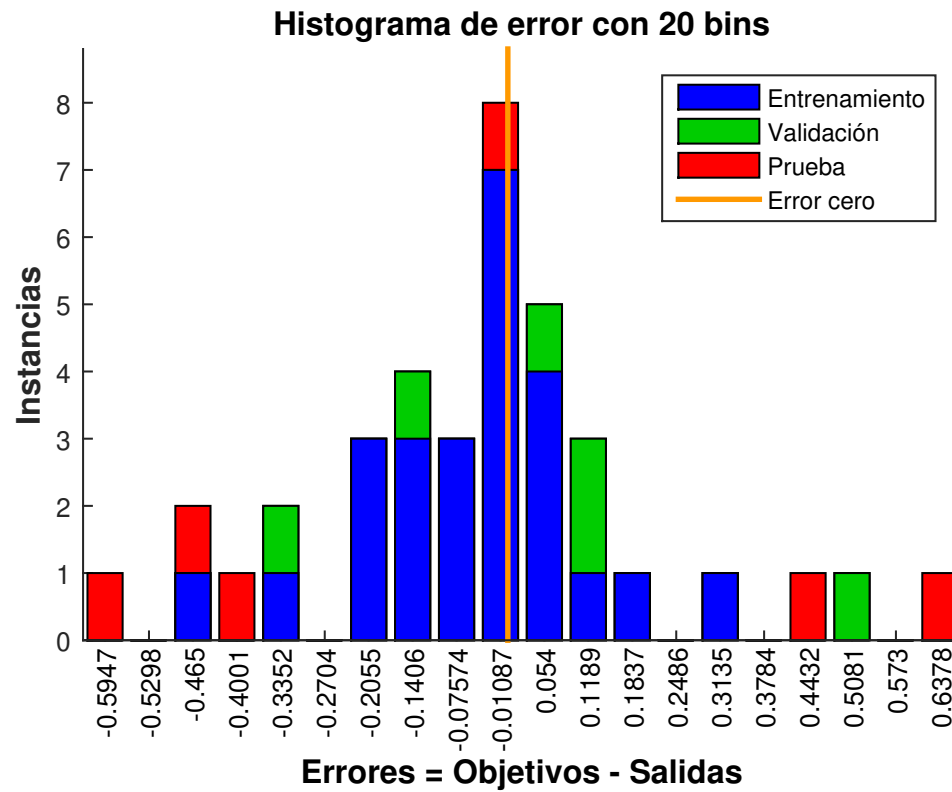


Figura 5.23: Histograma del error del modelo de red NAR

Fuente: Elaboración propia

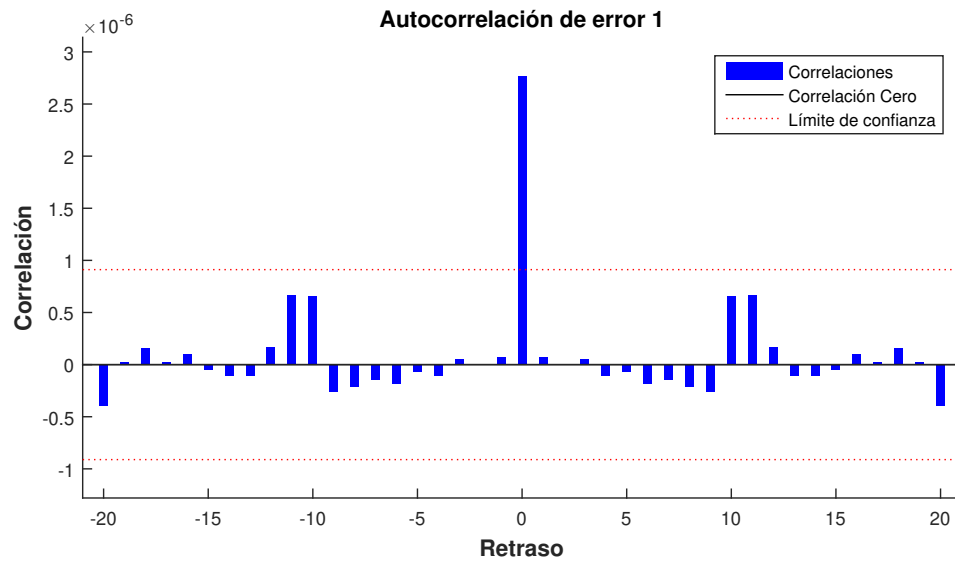


Figura 5.24: Error de autocorrelación del modelo de red NAR

Fuente: Elaboración propia

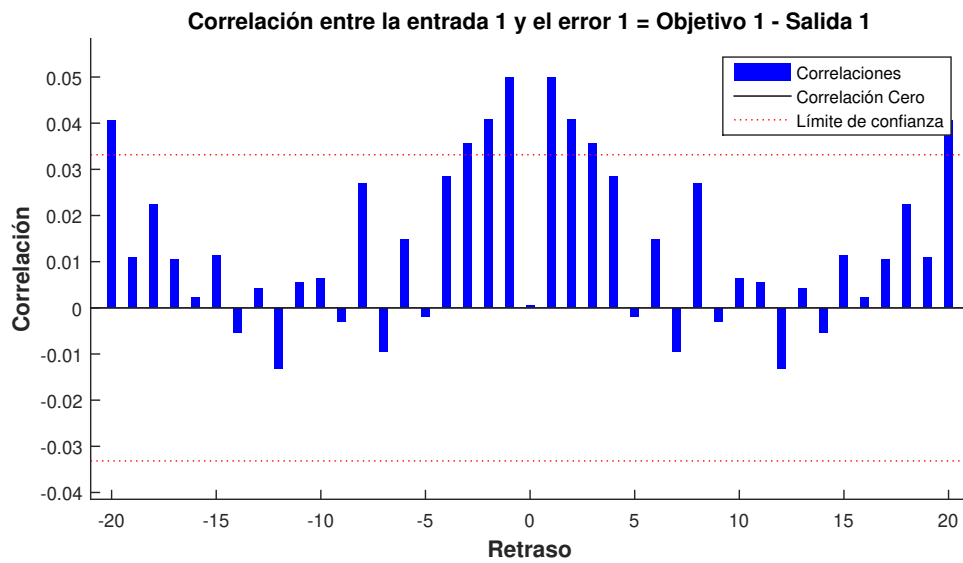


Figura 5.25: Correlación del error del modelo de red NAR

Fuente: Elaboración propia

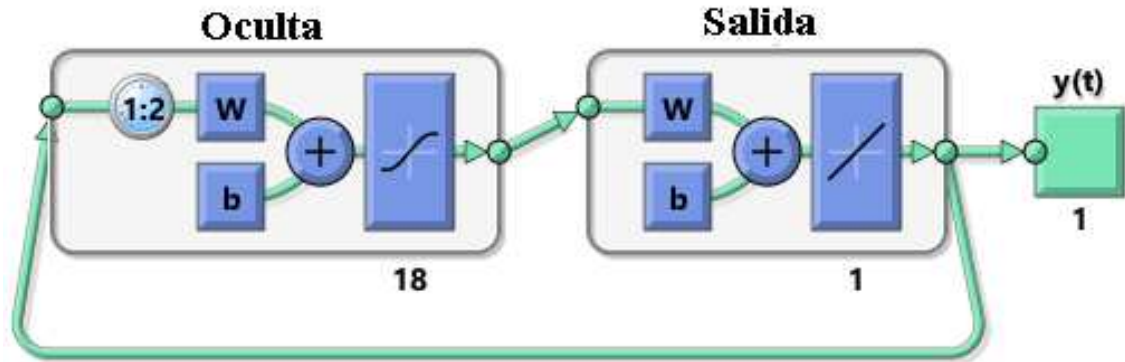


Figura 5.26: Esquema de la red NAR bucle cerrado

Fuente: Elaboración propia

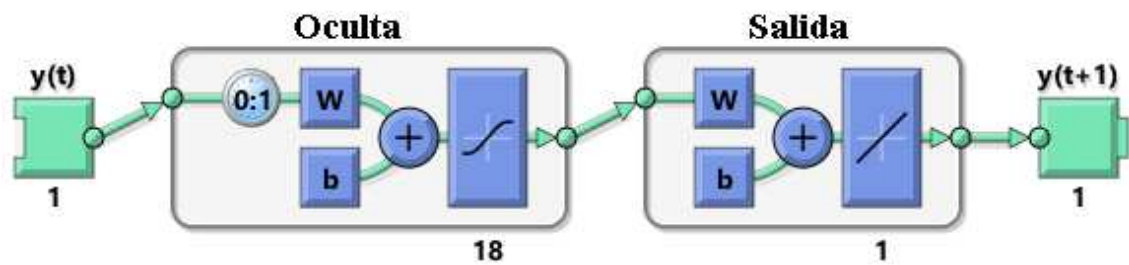


Figura 5.27: Esquema de la red NAR con predicción

Fuente: Elaboración propia

### 5.3.4 FASE IV: EVALUACIÓN

A continuación se mostrará una comparación de los resultados obtenidos con los tres modelos de pronóstico de serie de tiempo realizados (ARIMA, método híbrido y RNA), para así poder determinar cual es el que proporciona resultados más exactos.

La tabla 5.9 muestra los resultados del pronóstico de la demanda de transporte de mercancías de los datos de 39 períodos con los que se cuentan en la base de datos usada, para la zona Noreste de México, específicamente para la demanda de camiones o camionetas 3.5 de una empresa manufacturera líder en su ramo, ubicada en San Nicolás de los Garzas, Nuevo León. Comparando el MSE de los tres modelos realizados, se puede observar que los resultados del método ARIMA tienen menos errores que los de los métodos de RNA, aunque es necesario resaltar que esa diferencia no es sustancial y se debe tener en cuenta que en los dos primeros períodos las RNA no arrojaron información debido al retardo seleccionado.

Tabla 5.9: Comparación de resultados

<b>Período</b>	<b>Datos</b>	<b>Resultado ARIMA</b>	<b>Resultado NARX</b>	<b>Resultado NAR</b>
1	0	15	-	-
2	28	34	-	-
3	75	52	42	68
4	115	88	83	62
5	118	133	135	119
6	125	146	150	126
7	120	130	131	123
8	66	111	110	115
9	52	76	69	54
10	45	46	35	51
11	103	44	33	37

Tabla 5.9 continúa de la página anterior

Período	Datos	Resultado ARIMA	Resultado NARX	Resultado NAR
12	79	99	96	117
13	151	128	129	109
14	136	149	153	132
15	129	150	155	178
16	137	129	131	129
17	110	121	121	132
18	125	114	113	114
19	98	119	119	129
20	121	112	111	108
21	95	113	112	117
22	95	107	105	110
23	107	97	93	106
24	92	103	100	104
25	125	106	104	116
26	114	121	122	119
27	117	129	130	113
28	111	122	122	127
29	120	110	109	121
30	161	113	112	129
31	157	151	155	160
32	190	177	185	188
33	136	187	197	171
34	186	149	154	248
35	176	141	144	173
36	148	168	175	169
37	185	166	173	192



Tabla 5.9 continúa de la página anterior

Período	Datos	Resultado ARIMA	Resultado NARX	Resultado NAR
38	164	165	171	180
39	197	161	168	181
<b>MSE</b>		<b>561</b>	<b>647</b>	<b>674</b>

Fuente: Elaboración propia

En contraste a la tabla 5.9, la tabla 5.10 muestra una disminución sustancial de errores en los resultados del pronóstico de 6 períodos futuros realizados con RNA en comparación con el método ARIMA, en donde se observa que la red tipo NAR tuvo un MSE menor, por lo que, se puede confirmar el proceso de aprendizaje que realizaron las redes con los 39 períodos anteriores. La comparación de los resultados del pronóstico de los 6 períodos futuros realizados con los 3 métodos propuestos, pueden ser observados en la figura 5.28.

Tabla 5.10: Comparación de pronóstico de 6 períodos futuros

Período	Datos reales	Resul. ARIMA	Error ARIMA	Resul. NARX	Error NARX	Resul. NAR	Error NAR
40	182	176	6	185	-3	169	13
41	181	182	-1	197	-16	169	12
42	154	173	-19	154	0	207	-53
43	175	160	15	144	31	180	-5
44	229	149	80	175	54	230	-1
45	218	141	77	173	45	189	29
<b>MSE</b>		<b>2,153</b>		<b>1,025</b>		<b>666</b>	

Fuente: Elaboración propia

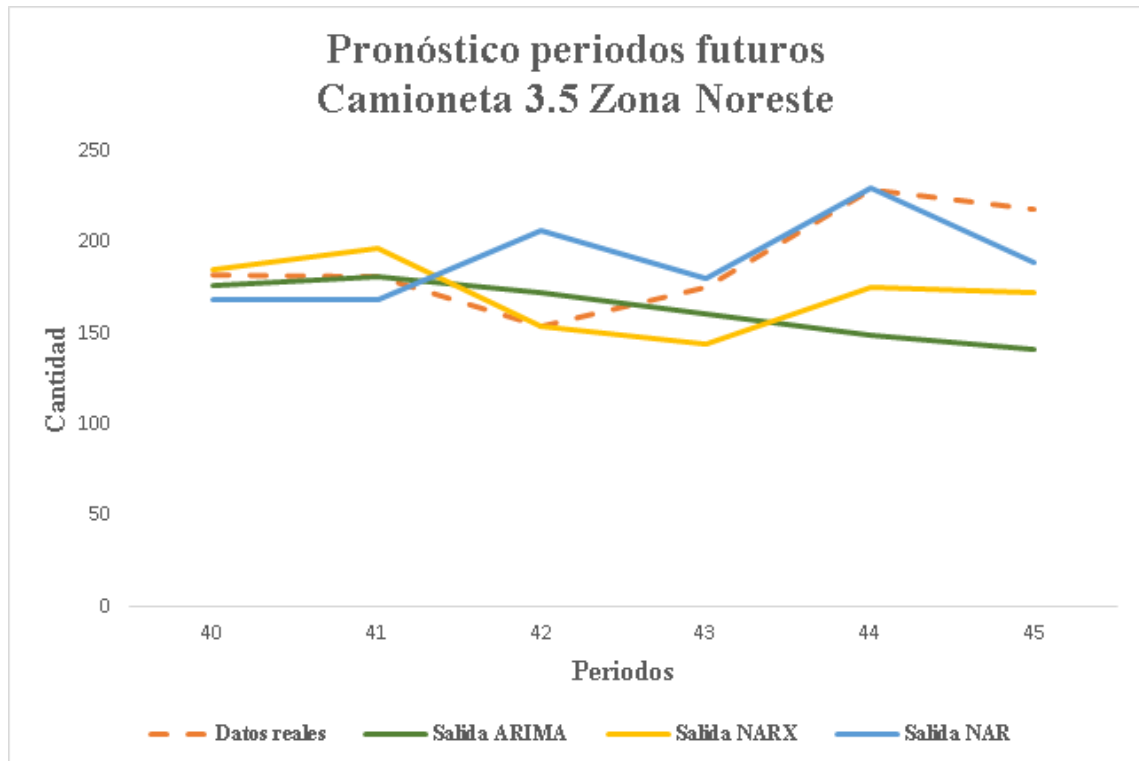


Figura 5.28: Pronóstico períodos futuros (camioneta 3.5 Noreste de México) - Comparación de modelos

Fuente: Elaboración propia

## 5.4 CONCLUSIÓN DE IMPLEMENTACIÓN Y RESULTADOS

Hasta el momento se han presentando hallazgos de la investigación realizada, en donde se puede observar que con respecto a la fase de entrenamiento, un modelo tradicional como ARIMA generó mejores resultados en comparación con los proporcionados por las RNA, los cuales no fueron muy sustanciales. Al concluir su fase de entrenamiento con los datos que ya se conocían (primeros 39 periodos), las RNA obtuvieron mejor desempeño que ARIMA realizando pronóstico del transporte de mercancías de 6 períodos futuros (período 40 al 45), es por ende que se resalta su utilidad dentro del ámbito logístico.

Después de haber desarrollado la metodología propuesta con la cual se puede observar un buen desempeño de aprendizaje y de predicción de las Redes Neuronales Artificiales, en el próximo capítulo se presentarán las conclusiones de esta investigación.

## CAPÍTULO 6

# CONCLUSIONES

---

El uso de pronósticos es un proceso clave que contribuye a la toma de decisiones estratégicas, tácticas y operativas, es por ende, que el análisis de la información generada en las empresas se convierte en un factor esencial en la búsqueda de predicciones muy cercanas a la realidad. Frecuentemente los actores de las cadenas de suministro intentan predecir eventos futuros para poder hacer frente a la incertidumbre de mercados dinámicos, es así como en esta tesis se realizó una comparación de diferentes herramientas para evaluar la precisión de sus resultados aprovechando los datos almacenados en un TMS, con lo que se generó un pronóstico de la demanda de transporte de mercancías (de una unidad de transporte, en un zona respectiva) de una empresa manufacturera, a través del método ARIMA, de RNA tipo NARX y tipo NAR. A continuación se presentarán los hallazgos de la investigación realizada:

- Un TMS puede ser aprovechado de mejor manera, haciendo uso de su capacidad de almacenamiento de datos mediante el análisis de los mismos, transformándolos en información útil para la toma de decisiones. Cabe aclarar, que la metodología propuesta también aplica para empresas que no cuentan con un software como TMS (aunque no se asegura la confiabilidad de los datos debido a la manipulación humana), solo requieren tener un base de datos con información histórica de la variable que se requiera pronosticar.

- No se encontró un método perfecto para la predicción de eventos futuros de transporte de mercancía, pero sí se obtuvieron buenos resultados con los 3 métodos utilizados.
- Las RNA son herramientas prometedoras en el campo de la logística, en esta investigación la red NARX mejoró los resultados del método ARIMA y la red NAR obtuvo el mejor desempeño de predicción de los 6 períodos futuros.
- Como lo han afirmando diferentes autores, no existe una fórmula determinada que permita hallar la arquitectura perfecta para realizar pronósticos con RNA, así que, la experimentación es un proceso útil para poder encontrar resultados satisfactorios.

## 6.1 CONTRIBUCIONES

Esta investigación realiza una aportación logística, al proponer una metodología para realizar un pronóstico de la demanda de transporte de mercancías, que contribuya a la toma de decisiones estratégicas, tácticas y operativas en las empresas, comparando modelos tradicionales con la utilización de RNA. El propósito central de esta tesis es reforzar la importancia del análisis de la información para combatir la incertidumbre del futuro por medio de pronósticos lo más certeros posibles, usando las herramientas que mejor se adapten a la base de datos con la que se cuenta o mediante el uso de técnicas adaptativas aportadas por el ML.

## 6.2 TRABAJO FUTURO

Como trabajo futuro se proponen los siguientes puntos:

- Generar pruebas de hipótesis para medias y diferencias de medias con diferentes

casos de estudio para la validez general de la hipótesis, y así comprobar que funciona para el pronóstico transporte de mercancías en cualquier caso.

- Utilizar una base de datos más robusta, es decir, con más información histórica para observar si los resultados son mejorados.
- Al obtener más información histórica, se podría realizar pronósticos a largo plazo para observar el comportamiento futuro de los datos en un período mayor al determinado en esta investigación.
- Adicionar a la comparación, el pronóstico realizado con una variable exógena diferente al resultado obtenido con el método ARIMA.
- Realizar un pronóstico que no sea basado en series de tiempo para poder observar los resultados cuando se tiene más de una variable dependiente.
- Replicar la metodología en un ambiente logístico más amplio (por ejemplo, con un transportista) para observar si se obtienen resultados similares a los que fueron logrados en esta tesis.
- Realizar una interfaz gráfica, más conocida como GUI por su nombre en inglés (Graphical User Interface) en la herramienta MATLAB para crear un espacio más interactivo que permita la predicción de eventos futuros.
- Probar con otras configuraciones de arquitectura de RNA para realizar una comparación más amplia de los resultados de predicción, por ejemplo, usar otra función de entrenamiento, de activación, etcétera.
- Comparar el resultado del pronóstico con otras herramientas, por ejemplo con diferentes software estadísticos (R, Weka, IBM SPSS Statistics, etc.).
- Utilizar la metodología propuesta para hacer pronóstico de la demanda de ventas.
- Identificar si existe alguna relación entre el nivel de integración de una empresa; según la figura 4.1, y el error del pronóstico.

### 6.3 RECOMENDACIONES

- Organizaciones como la utilizada en el caso de estudio, deben ser conscientes que la competencia actual no es entre empresas, sino entre cadenas de suministro, por lo que su integración es un proceso fundamental, la cual empieza de manera interna, es por ende, que los pronósticos se deben hacer de forma global para que puedan ser extendidos a todas las áreas que lo requieran, teniendo en consideración su historial de ventas.
- Las empresas tienen como reto, alinearse a los requerimientos actuales de sus clientes aprovechando las TICs existentes, deben tener presente que la tendencia mundial es hacia una «logística predictiva».

## APÉNDICE A

# ABREVIATURAS

---

La tabla A.1 muestra el significado de las abreviaturas que fueron usadas en esta tesis.

Tabla A.1: Abreviaturas

<b>Abrev</b>	<b>Significado</b>	<b>Traducción</b>
8Rs	8 rights of logistics	8Rs logísticas (8 Cs logísticas)
ACF	Autocorrelation Function	Función de Autocorrelación
AME	Mean Absolute Error	Error absoluto medio
ANN	Artificial Neural Network	Red Neuronal Artificial
ARIMA	Autoregressive Integrated Moving Average	Media móvil integrado autorregresivo
ARV	Average Relative Variance	Varianza relativa promedio
BD	Big Data	Macro datos
BFGS	Broyden-Fletcher- Goldfarb-Shanno	-
BIC	Bayesian information criterion	Criterio de información bayesiano
BP	Backpropagation	Algoritmo repropagación



Table A.1 continúa de la página anterior

Abrev	Significado	Traducción
CETE	-	Certificado de la Tesorería de la Federación
CRM	Consumer Relationship Management	Gestión de relaciones con el consumidor
CRP	Continous Replenishment Program	Programa de reposición continua
DJIA	Dow Jones Industrial Average	Promedio Industrial Dow Jones
DL	Deep Learning	-
DM	Data Mining	-
ECR	Efficient Consumer Response	Respuesta eficiente al consumidor
EDI	Electronic Document Procurement	Obtención de documentos electrónicos
EMD	Empirical Model Decomposition	Método descomposición de modo empírico
EPC	Electronic Product Code	Código de producto electrónico
ERP	Enterprise Resource Planning	Planificador de recursos empresariales
FFA	Firefly algorithm	Algoritmo luciérnaga
GA	Genetic Algorithm	Algoritmo genético
GMARE	Geometric Mean Relative Absolute Error	Error absoluto de media geométrica relativa
GPA	Grade Point Average	Promedio de calificaciones
GPS	Global Position System	Sistema de posicionamiento global

Table A.1 continúa de la página anterior

Abrev	Significado	Traducción
GRG2	Generalized Reduced Gradient 2	Gradiente reducido generalizado (versión mejorada)
GUI	Graphical User Interface	Interfaz gráfica del usuario
HW	Holt-Winters	Método Holt-Winters
IA	-	Inteligencia Artificial
IBP	Incremental Back Propagation algorithm	Algoritmo de repropagación incremental
INEGI	-	Instituto Nacional de Estadística y Geografía
ITS	Intelligent Transportation Systems	Sistemas inteligentes de transporte
kW	Kilovatio	-
LM	Levenberg-Marquardt	Algoritmo Levenberg-Marquardt
LMS	Labor Management System	Sistema de gestión laboral
LS-SVM	Least Squares-Support Vector Machine	Método de predicción LS-SVM
MAD	Mean Absolute Deviation	Desviación media absoluta
MAPE	Mean Absolute Percentage Error	Error porcentual absoluto medio
MATLAB	Matrix Laboratory	Laboratorio de matrices
MdAPE	Median Absolute Percentage Error	Error porcentual absoluto medio
ME	Mean Error	Error medio
ML	Machine Learning	-

Table A.1 continúa de la página anterior

Abrev	Significado	Traducción
MLFFN	Multilayer Feedforward Network	Red multicapa prealimentada
MRP	Material Requirement Planning	Planeación de recursos de materiales
MSE	Mean Squared Error	Error cuadrático medio
MSPE	Mean Squared Prediction Error	Error porcentual cuadrático medio
NAR	Nonlinear Autoregressive Network	Modelo dinámico autorregresivo no lineal
NARX	Nonlinear Autoregressive Network with Exogenous Inputs	Modelo dinámico autorregresivo no lineal con variables exógenas
OD	-	Orden de Distribución
OTM	Oracle Transportation Management	Administrador de transporte de Oracle
OV	-	Orden de Venta
PACF	Partial Autocorrelation Function	Función de Autocorrelación Parcial
RFID	Radio Frequency Identification	Identificación por radiofrecuencia
RMSE	Root Mean Squared Error	Raíz del error cuadrático medio
RNA	-	Red(es) Neuronal(es) Artificial(es)
RS	Routing System	Sistema de enrutamiento
SES	Single Exponential Smoothing	Suavización exponencial simple
SMA	Simple Moving Average	Media móvil simple
SSE	Sum of Squared Error	Suma de error al cuadrado

Table A.1 continúa de la página anterior

<b>Abrev</b>	<b>Significado</b>	<b>Traducción</b>
SVM	Support Vector Machine	Método de predicción Support Vector Machine
TIC	-	Tecnología de la información y de comunicación
TMS	Transportation Management System	Sistema para la gestión de transporte
U-coeff	-	Coefficiente U
V	Voltio	-
VMI	Vendor Managed Inventory	Inventario administrado por el proveedor
WMS	Warehouse Management System	Sistema de gestión de almacenes

Fuente: Elaboración propia

A continuación se muestran los códigos utilizados para generar el pronóstico requerido por medio de RNA.

## APÉNDICE B

# CÓDIGO MATLAB

---

## B.1 RED TIPO NARX

```
% Solve an Autoregression Problem with External Input with a NARX Neural
Network
% Script generated by Neural Time Series app
% Created 10-Nov-2018 14:20:59
%
% This script assumes these variables are defined:
%
% InputNormH - input time series.
% OutputNormH - feedback time series.
load('InputNormH.mat')
load('OutputNormH.mat')
X = InputNormH;
T = OutputNormH;

% Choose a Training Function
% For a list of all training functions type: help nntrain
% 'trainlm' is usually fastest.
```

```
% 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.
% 'trainscg' uses less memory. Suitable in low memory situations.
trainFcn = 'trainlm'; % Levenberg-Marquardt backpropagation.

% Create a Nonlinear Autoregressive Network with External Input
inputDelays = 1:2;
feedbackDelays = 1:2;
hiddenLayerSize = 6;
net = narxnet(inputDelays,feedbackDelays,hiddenLayerSize,'open',trainFcn);

    % Choose Input and Feedback Pre/Post-Processing Functions
% Settings for feedback input are automatically applied to feedback output
% For a list of all processing functions type: help nnprocess
% Customize input parameters at: net.inputs.processParam
% Customize output parameters at: net.outputs.processParam
net.inputs1.processFcns = 'removeconstantrows','mapminmax';
net.inputs2.processFcns = 'removeconstantrows','mapminmax';

% Prepare the Data for Training and Simulation
% The function PREPARETS prepares timeseries data for a particular network,
% shifting time by the minimum amount to fill input states and layer
% states. Using PREPARETS allows you to keep your original time series data
% unchanged, while easily customizing it for networks with differing
% numbers of delays, with open loop or closed loop feedback modes.
[x, xi, ai, t] = preparets(net, X, , T);

% Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
% For a list of all data division functions type: help nndivide
net.divideFcn = 'dividerand'; % Divide data randomly
net.divideMode = 'time'; % Divide up every sample
net.divideParam.trainRatio = 80/100;
net.divideParam.valRatio = 15/100;
```

```
net.divideParam.testRatio = 5/100;

% Choose a Performance Function
% For a list of all performance functions type: help nnperformance
net.performFcn = 'mse'; % Mean Squared Error

% Choose Plot Functions
% For a list of all plot functions type: help nnplot
net.plotFcns = 'plotperform','plottrainstate', 'ploterrhist', ...
'plotregression', 'plotresponse', 'ploterrcorr', 'plotinerrcorr';

% Train the Network
[net, tr] = train(net, x, t, xi, ai);

% Test the Network
y = net(x, xi, ai);
e = gsubtract(t, y);
performance = perform(net, t, y)

% Recalculate Training, Validation and Test Performance
trainTargets = gmultiply(t, tr.trainMask);
valTargets = gmultiply(t, tr.valMask);
testTargets = gmultiply(t, tr.testMask);
trainPerformance = perform(net, trainTargets, y)
valPerformance = perform(net, valTargets, y)
testPerformance = perform(net, testTargets, y)

% View the Network
view(net)

% Plots
% Uncomment these lines to enable various plots.
```

```
% figure, plotperform(tr)
% figure, plottrainstate(tr)
% figure, ploterrhist(e)
% figure, plotregression(t,y)
% figure, plotresponse(t,y)
% figure, ploterrcorr(e)
% figure, plotinerrcorr(x,e)

% Closed Loop Network
% Use this network to do multi-step prediction.
% The function CLOSELOOP replaces the feedback input with a direct
% connection from the outout layer.
netc = closeloop(net);
netc.name = [net.name ' - Closed Loop'];
view(netc)
[xc,xic,aic,tc] = preparets(netc,X,,T);
yc = netc(xc,xic,aic);
closedLoopPerformance = perform(net,tc,yc)

% Multi-step Prediction
% Sometimes it is useful to simulate a network in open-loop form for as
% long as there is known output data, and then switch to closed-loop form
% to perform multistep prediction while providing only the external input.
% Here all but 5 timesteps of the input series and target series are used
% to simulate the network in open-loop form, taking advantage of the higher
% accuracy that providing the target series produces:
numTimesteps = size(x,2);
knownOutputTimesteps = 1:(numTimesteps-5);
predictOutputTimesteps = (numTimesteps-4):numTimesteps;
X1 = X(:,knownOutputTimesteps);
```



```
T1 = T(:,knownOutputTimesteps);
[x1, xio, aio] = preparets(net, X1, , T1);
[y1, xfo, afo] = net(x1, xio, aio);
% Next the the network and its final states will be converted to
% closed-loop form to make five predictions with only the five inputs
% provided.
x2 = X(1,predictOutputTimesteps);
[netc, xic, aic] = closeloop(net, xfo, afo);
[y2, xfc, afc] = netc(x2, xic, aic);
multiStepPerformance = perform(net,T(1,predictOutputTimesteps),y2)
% Alternate predictions can be made for different values of x2, or further
% predictions can be made by continuing simulation with additional external
% inputs and the last closed-loop states xfc and afc.

% Step-Ahead Prediction Network
% For some applications it helps to get the prediction a timestep early.
% The original network returns predicted y(t+1) at the same time it is
% given y(t+1). For some applications such as decision making, it would
% help to have predicted y(t+1) once y(t) is available, but before the
% actual y(t+1) occurs. The network can be made to return its output a
% timestep early by removing one delay so that its minimal tap delay is now
% 0 instead of 1. The new network returns the same outputs as the original
% network, but outputs are shifted left one timestep.
nets = removedelay(net);
nets.name = [net.name ' - Predict One Step Ahead'];
view(nets)
[xs, xis, ais, ts] = preparets(nets, X, , T);
ys = nets(xs,xis,ais);
stepAheadPerformance = perform(nets,ts,ys)
```

```
% Deployment
% Change the (false) values to (true) to enable the following code blocks.
% See the help for each generation function for more information.
if (false)
% Generate MATLAB function for neural network for application
% deployment in MATLAB scripts or with MATLAB Compiler and Builder
% tools, or simply to examine the calculations your trained neural
% network performs.
genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction');
y = myNeuralNetworkFunction(x,xi,ai);
end
if (false)
% Generate a matrix-only MATLAB function for neural network code
% generation with MATLAB Coder tools.
genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction','MatrixOnly','yes');
x1 = cell2mat(x(1,:));
x2 = cell2mat(x(2,:));
xi1 = cell2mat(xi(1,:));
xi2 = cell2mat(xi(2,:));
y = myNeuralNetworkFunction(x1,x2,xi1,xi2);
end
if (false)
% Generate a Simulink diagram for simulation or deployment with.
% Simulink Coder tools.
gensim(net);
end
```

## B.2 RED TIPO NAR

```
% Solve an Autoregression Time-Series Problem with a NAR Neural Network
% Script generated by Neural Time Series app
% Created 20-Nov-2018 17:32:56
%
% This script assumes this variable is defined:
%
% InputNormH - feedback time series.
load('InputNormH.mat')
T = InputNormH;

% Choose a Training Function
% For a list of all training functions type: help nntrain
% 'trainlm' is usually fastest.
% 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.
% 'trainscg' uses less memory. Suitable in low memory situations.
trainFcn = 'trainlm'; % Levenberg-Marquardt backpropagation.

% Create a Nonlinear Autoregressive Network
feedbackDelays = 1:2;
hiddenLayerSize = 18;
net = narnet(feedbackDelays,hiddenLayerSize,'open',trainFcn);

% Choose Feedback Pre/Post-Processing Functions
% Settings for feedback input are automatically applied to feedback output
% For a list of all processing functions type: help nnprocess
net.input.processFcns = 'removeconstantrows','mapminmax';
```

```
% Prepare the Data for Training and Simulation
% The function PREPARETS prepares timeseries data for a particular network,
% shifting time by the minimum amount to fill input states and layer
% states. Using PREPARETS allows you to keep your original time series data
% unchanged, while easily customizing it for networks with differing
% numbers of delays, with open loop or closed loop feedback modes.
[x, xi, ai, t] = preparets(net, , , T);

% Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
% For a list of all data division functions type: help nndivide
net.divideFcn = 'dividerand'; % Divide data randomly
net.divideMode = 'time'; % Divide up every sample
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
net.divideParam.valRatio = 15/100;
net.divideParam.testRatio = 15/100;

% Choose a Performance Function
% For a list of all performance functions type: help nnperformance
net.performFcn = 'mse';

% Choose Plot Functions
% For a list of all plot functions type: help nnplot
net.plotFcns = 'plotperform', 'plottrainstate', 'ploterrhist', ...
'plotregression', 'plotresponse', 'ploterrcorr', 'plotinerrcorr';

% Train the Network
[net, tr] = train(net, x, t, xi, ai);

% Test the Network
y = net(x, xi, ai);
e = gsubtract(t, y);
performance = perform(net, t, y)
```

```
% Recalculate Training, Validation and Test Performance
trainTargets = gmultiply(t,tr.trainMask);
valTargets = gmultiply(t,tr.valMask);
testTargets = gmultiply(t,tr.testMask);
trainPerformance = perform(net,trainTargets,y)
valPerformance = perform(net,valTargets,y)
testPerformance = perform(net,testTargets,y)

% View the Network
view(net)

% Plots
% Uncomment these lines to enable various plots.
% figure, plotperform(tr)
% figure, plottrainstate(tr)
% figure, ploterrhist(e)
% figure, plotregression(t,y)
% figure, plotresponse(t,y)
% figure, ploterrcorr(e)
% figure, plotinerrcorr(x,e)

% Closed Loop Network
% Use this network to do multi-step prediction.
% The function CLOSELOOP replaces the feedback input with a direct
% connection from the outout layer.
netc = closeloop(net);
netc.name = [net.name ' - Closed Loop'];
view(netc)
[xc,xic,aic,tc] = preparets(netc, , , T);
```

```
yc = netc(xc,xic,aic);
closedLoopPerformance = perform(net,tc,yc)

% Multi-step Prediction
% Sometimes it is useful to simulate a network in open-loop form for as
% long as there is known data T, and then switch to closed-loop to perform
% multistep prediction. Here The open-loop network is simulated on the
% known output series, then the network and its final delay states are
% converted to closed-loop form to produce predictions for 5 more
% timesteps.
[x1,xio,aio,t] = preparets(net, , , T);
[y1,xfo,af0] = net(x1,xio,aio);
[netc,xic,aic] = closeloop(net,xfo,af0);
[y2,xfc,afc] = netc(cell(0,5),xic,aic);
% Further predictions can be made by continuing simulation starting with
% the final input and layer delay states, xfc and afc.

% Step-Ahead Prediction Network
% For some applications it helps to get the prediction a timestep early.
% The original network returns predicted y(t+1) at the same time it is
% given y(t+1). For some applications such as decision making, it would
% help to have predicted y(t+1) once y(t) is available, but before the
% actual y(t+1) occurs. The network can be made to return its output a
% timestep early by removing one delay so that its minimal tap delay is now
% 0 instead of 1. The new network returns the same outputs as the original
% network, but outputs are shifted left one timestep.
nets = removedelay(net);
nets.name = [net.name ' - Predict One Step Ahead'];
view(nets)
[xs,xis,ais,ts] = preparets(nets, , , T);
```

```
ys = nets(xs,xis,ais); stepAheadPerformance = perform(nets,ts,ys)

% Deployment
% Change the (false) values to (true) to enable the following code blocks.
% See the help for each generation function for more information.
if (false)
% Generate MATLAB function for neural network for application
% deployment in MATLAB scripts or with MATLAB Compiler and Builder
% tools, or simply to examine the calculations your trained neural
% network performs.
genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction');
y = myNeuralNetworkFunction(x,xi,ai);
end
if (false)
% Generate a matrix-only MATLAB function for neural network code
% generation with MATLAB Coder tools.
genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction','MatrixOnly','yes');
x1 = cell2mat(x(1,:));
xi1 = cell2mat(xi(1,:));
y = myNeuralNetworkFunction(x1,xi1);
end
if (false)
% Generate a Simulink diagram for simulation or deployment with.
% Simulink Coder tools.
gensim(net);
end
```

# BIBLIOGRAFÍA

---

(2015), *MATLAB version 8.5.0.197613 (R2015a)*, The Mathworks, Inc., Natick, Massachusetts.

AHMET, S. y E. A. SEZER (2011), «Predicting food demand in food courts by decision tree approaches», *Procedia Computer Science*, **3**, págs. 759–763, URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2010.12.125>.

AMERICAN PRODUCTION AND INVENTORY CONTROL SOCIETY (), «No Title», URL <http://www.apics.org/apics-for-individuals/publications-and-research/apics-dictionary>.

AMINI, M. H., A. KARGARIAN y O. KARABASOGLU (2016), «ARIMA-based decoupled time series forecasting of electric vehicle charging demand for stochastic power system operation», *Electric Power Systems Research*, **140**, págs. 378–390, URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.epsr.2016.06.003>.

BABU, C. N. y B. E. REDDY (2014), «A moving-average filter based hybrid ARIMA-ANN model for forecasting time series data», *Applied Soft Computing*, **23**, págs. 27–38, URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2014.05.028>.

BAJARI, P., D. NEKIPELOV, S. P. S. P. RYAN y M. YANG (2015), «Demand estimation with machine learning and model combination», *The National Bureau of Economic Research*, págs. 1–38, URL <http://www.nber.org/papers/w20955>.

BALLESTEROS, P. P., B. M. VALENCIA y J. D. HERNÁNDEZ (2015), «Diseño , Desarrollo y Validación del Sistema de Información de Transporte y Mensajería



- de Audifarma S A S I T», *Scientia et technica*, **20**(04), págs. 345–351, URL <http://www.redalyc.org:9081/home.oa?cid=80773>.
- BALLOU, R. (2004), *Logística: Administración de la cadena de suministro*, Pearson Educación, México, México, URL <https://docs.google.com/file/d/OB5MTkAxQgJnKVnZoWkxQSWVRaTg/view>.
- BARRETO, L., A. AMARAL y T. PEREIRA (2017), «Industry 4.0 implications in logistics: an overview», *ElSevier*, **13**, págs. 1245–1252, URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2351978917306807>.
- BILEGAN, I. C., T. G. CRAINIC y M. GENDREAU (2008), «Forecasting freight demand at intermodal terminals using neural networks – an integrated framework», *European Journal Of Operational Research*, **13**, págs. 1–6.
- BOWERSOX, D., D. CLOSS y B. COOPER (2002), *Supply Chain Logistics Management [Electronic version]*, McGrawHill, New York.
- CACHON, G. P. y M. FISHER (2000), «Supply chain inventory management and the value of shared information», *Management science*, **46**(8), págs. 1032–1048, URL <http://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/mnsc.46.8.1032.12029>.
- CAI, L. y J. YING (2012), *Transportation Management System in China*, Tesis Doctoral, University of Gävle, URL <http://www.diva-portal.se/smash/get/diva2:538432/FULLTEXT01.pdf>.
- CAICEDO, E. y J. LÓPEZ (2009), «Una aproximación práctica a las redes neuronales artificiales», *Cali: Universidad del Valle*.
- CAPGEMINI CONSULTING (2011), «Transportation Management Report 2011», *Informe técnico*, Capgemini Consulting, URL <http://www.capgemini.com/resources/transportation-management-report-2011>.
- CASTRO, A. y I. TORRES (2008), «Pronósticos mediante redes neruonales artificiales y modelos ARIMA: el caso de los cetes en México», *Comercio ex-*

- terior*, **58**(11), págs. 794–802, URL <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=2778864>.
- CHEN, J. F., S. K. LO y Q. H. DO (2017), «Forecasting monthly electricity demands: An application of neural networks trained by heuristic algorithms», *Information (Switzerland)*, **8**(1), URL <https://pdfs.semanticscholar.org/7062/e6b2fceb9366ac31e009f1c1fd416b3a2a3c.pdf>.
- CHENG, C.-Y., K.-L. CHIANG y M.-Y. CHEN (2016), «Intermittent Demand Forecasting in a Tertiary Pediatric Intensive Care Unit», *Journal of Medical Systems*, **40**(10), pág. 217, URL <http://dx.doi.org/10.1007/s10916-016-0571-9>.
- COYLE, J. J., R. A. NOVACK, B. GIBSON y E. BARDI (2010), *Transportation: A Supply Chain Perspective*, 7ª edición, Cengage Learning.
- DA SILVA, F. A. (2016), *A avaliação do transportation management system (tms) nas operações logísticas de uma indústria brasileira de bebidas*, Tesis Doctoral, Universidad Federal Fluminense.
- DRAGU, V., O. DINU, C. OPREA y E. A. ROMAN (2017), «The transport forecast - An important stage of transport management», *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, **252**(1), URL <http://iopscience.iop.org/article/10.1088/1757-899X/252/1/012050/meta>.
- DREBLER, D., U. BEIBERT, T. BEYHOFF y T. WIRTZ (2015), «A Concept for an Integrated Transport Management System in Distributed Production Networks», en H. Kotzab, P. Jürgen y K.-D. Thoben (editores), *Dynamics in Logistics: Proceedings of the 4th International Conference LDIC, 2014 Bremen, Germany*, ilustrada edición, capítulo 5, Springer, págs. 565–575, arXiv:1011.1669v3, URL <http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-35966-8>.
- EPPEN, G. D., L. R. WEATHERFORD, C. P. SCHMIDT, J. H. MOORE y F. J. GOULD (2000), *Investigación de operaciones en la ciencia administrativa*, quinta edición, Prentice Hall-Pearson Education.

- ESPINAL, A. C. y R. A. GÓMEZ (2008), «Tecnologías de la información en la cadena de suministro», *Revista de la facultad de Minas, Univercidad Nacional de Colombia DYNA.*, págs. 37–48, URL <http://www.scielo.org.co/pdf/dyna/v76n157/a04v76n157.pdf>.
- FERREIRA, R. P., A. MARTINIANO, A. FERREIRA, A. FERREIRA y R. J. SASSI (2016), «Study on Daily Demand Forecasting Orders Using Artificial Neural Network», *IEEE Latin America Transactions*, **14**(3), págs. 1519–1525, URL <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7459644/>.
- GARCÍA, M. (2014), *Entrenamiento de red neuronal para predecir parámetros de robótica bípeda mediante caminata humana*, Carrera, Universidad Nacional Autónoma de México, URL <http://www.ptolomeo.unam.mx:8080/jspui/bitstream/132.248.52.100/3168/1/Tesis.pdf>.
- GARDNER, M. y S. DORLING (1998), «Artificial neural networks (the multilayer perceptron)—a review of applications in the atmospheric sciences», *Atmospheric Environment*, **32**(14-15), págs. 2627–2636, URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1352231097004470>.
- GHALEHKHONDABI, I., E. ARDJMAND, G. R. WECKMAN y W. A. YOUNG (2017), «An overview of energy demand forecasting methods published in 2005–2015», *Energy Systems*, **8**(2), págs. 411–447, URL <https://link.springer.com/article/10.1007/s12667-016-0203-y>.
- GHAZALI, M., A. M. AIBINU, M. J. E. SALAMI y W. BALOGUN (2012), «A Review of Forecasting Techniques», en *Proceedings of the 2012 World Congress in Computer Science, Computer Engineering, and Applied Computing*, págs. 1–6.
- GRIFFIS, S. E. y T. J. GOLDSBY (2007), «Transportation Management Systems : An Exploration of Progress and Future Prospects», *Journal of Transportation Management*, págs. 18–33, URL [https://www.researchgate.net/publication/265086672\\_Transportation\\_Management\\_Systems\\_An\\_Exploration\\_of\\_Progress\\_and\\_Future\\_Prospects](https://www.researchgate.net/publication/265086672_Transportation_Management_Systems_An_Exploration_of_Progress_and_Future_Prospects).

GUTIÉRREZ, A. F. (2013), *Manual de pronósticos para la toma de decisiones*, Editorial Digital del Tecnológico de Monterrey.

HEIZER, J. y B. RENDER (2009), *Principios de Administración de Operaciones, Séptima edición*, PEARSON EDUCACIÓN, México.

HILL, A. y J. W. BÖSE (2017), «A decision support system for improved resource planning and truck routing at logistic nodes», *Information Technology and Management*, **18**(3), págs. 241–251, URL <https://link.springer.com/article/10.1007/s10799-016-0267-3>{#}citeas.

HYNDMAN, R. y G. ATHANASOPOULOS (2018), *Forecasting: Principles and practice*, segunda edición, OTexts, URL <https://otexts.org/fpp2/index.html>.

KEY: Hyndman2018

ANNOTATION: Está online

ISLAS, V. y M. ZARAGOZA (2007), «Análisis de los Sistemas de Transporte: Conceptos básicos», *Informe Técnico Publicación técnica No. 307*, Secretaria de Comunicación y Transportes. Instituto Mexicano del Transporte, URL <http://www.imt.mx/archivos/publicaciones/publicaciontecnica/pt307.pdf>.

JIMÉNEZ, J. E. (2004), «Los factores críticos de éxito de la cadena de suministro», *Informe Técnico 237*, Instituto Mexicano del Transporte, URL <http://www.imt.mx/archivos/Publicaciones/PublicacionTecnica/pt237.pdf>.

JIMÉNEZ, J. M. (2013), *Pronóstico de demanda de llamadas en los call center, utilizando redes neuronales artificiales*, Tesis Doctoral, Universidad de Piura, URL <https://pirhua.udep.edu.pe/handle/11042/1745>.

KALMAN, B. L. y S. C. KWASNY (1992), «Why tanh: choosing a sigmoidal function», en *Neural Networks, 1992. IJCNN., International Joint Conference on Neural Networks*, IEEE, págs. 578–581, URL <https://ieeexplore.ieee.org/document/227257>.

- KALU, C., S. OZUOMBA y I. EZENUGU (2015), «Development of matlab - based software for peak load estimation and forecasting: a case study of faculty of engineering, imo state university owerri, imo state, nigeria», *European Journal of Engineering and Technology*, **3**(8), págs. 20–29, URL <http://www.idpublications.org/ejet-vol-3-no-8-2015/>.
- KARLAFTIS, M. G. y E. I. VLAHOIANNI (2011), «Statistical methods versus neural networks in transportation research: Differences, similarities and some insights», *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, **19**(3), págs. 387–399, URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.trc.2010.10.004>.
- KISIN, I., B. PAVLICHENKO, M. SHCHEPAKINA y T. SATTAROV (2016), «Benefits of introduction transportation management systems», en *Recopilación de informes de la XIV Conferencia Internacional Científica y Práctica*, tomo XIV, págs. 188–192, URL [er.nau.edu.ua/bitstream/NAU](http://er.nau.edu.ua/bitstream/NAU).
- KLAPPICH, C. D. y B. D. MUYNCK (2015), «Cuadrante mágico para los sistemas de administración de transporte», *Garther*, G00263360, URL <https://www.gartner.com/doc/3013527/magic-quadrant-transportation-management-systems>.
- KRIESEL, D. (2007), *A Brief Introduction to Neural networks*, EBook, URL [http://www.dkriesel.com/en/science/neural\\_{\\_}networks](http://www.dkriesel.com/en/science/neural_{_}networks).
- LAO, O., A. RIVAS, M. CARIDAD y F. MARRERO (2017), «Procedimiento para el pronóstico de la demanda mediante redes neuronales artificiales», *Ciencias Holguín*, **23**, págs. 1–18, 181549596004, URL <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=181549596004>.
- LARA, M. (2018), *Sistemas de Integración Horizontal y Vertical en Industria 4.0: Evaluación y Desarrollo*, Tesis, UANL, URL [https://www.researchgate.net/publication/328703925\\_Sistemas\\_de\\_Integracion\\_Horizontal\\_y\\_Vertical\\_en\\_Industria\\_40\\_Evaluacion\\_y\\_Desarrollo](https://www.researchgate.net/publication/328703925_Sistemas_de_Integracion_Horizontal_y_Vertical_en_Industria_40_Evaluacion_y_Desarrollo).

- İŞLEK, R. y U. G. ÖĞÜDÜCÜ (2015), «A retail demand forecasting model based on data mining techniques», *Industrial Electronics (ISIE), 2015 IEEE 24th International Symposium on*, págs. 55–60, URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/7281443/>.
- LEMUS, A., C. GARZÓN y G. TARAZONA (2016), «ICT supply chain management in Bogotá», *Visión electrónica*, **10**(2), págs. 195–202, URL <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6081870>.
- LIM, C. y M. MCALEER (2002), «Time series forecasts of international travel demand for Australia», *Tourism Management*, **23**(4), págs. 389–396, URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S026151770100098X>.
- MAKRIDAKIS, S. (1996), «Forecasting: Its role and value for planning and strategy», *International Journal of Forecasting*, **12**(4), págs. 513–537, URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207096006772>.
- MARTEL, A. y W. KLIBI (2016), «Transportation in the Supply Chain», en *Designing Value-Creating Supply Chain Networks*, capítulo 5, Springer, págs. 161–206, URL [https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-28146-9\\_5#citeas](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-28146-9_5#citeas).
- MATSUMOTO, M. y A. IKEDA (2015), «Examination of demand forecasting by time series analysis for auto parts remanufacturing», *Journal of Remanufacturing*, **5**(1), págs. 1–20, URL <https://doi.org/10.1186/s13243-015-0010-y>.
- MCCREA, B. (2014), «2014 State of TMS», *Informe técnico*, Logistics Management, URL <http://www.transportationinsight.com/wp-content/uploads/sites/7/2014/02/Logistics-Management-TMS-Technology-February-2014.pdf>.
- MILLEVIK, D. y M. WANG (2015), *Stock Forecasting Using Artificial Neural Networks*, Carrera, KTH, School of Computer Science and Communication (CSC), URL <http://urn.kb.se/resolve?urn=urn:nbn:se:kth:diva-166455-0A>.

- MITCHELL, T. (1997), *Machine Learning*, primera edición, McGraw-Hill Education, URL <https://www.cs.ubbcluj.ro/~gabis/ml/ml-books/McGrawHill-MachineLearning-TomMitchell.pdf>.
- MO, H., J. WANG y H. NIU (2016), «Exponent back propagation neural network forecasting for financial cross-correlation relationship», *Expert Systems with Applications*, **53**(2016), págs. 106–116, URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2015.12.045>.
- NARVÁEZ, JAIRO, J., J. D. FERNÁNDEZ y M. VALENCIA (2013), «Modelo de pronóstico para la demanda del fijador dinámico interespinoso usando técnicas estadísticas avanzadas y redes neuronales artificiales», *Revista Ingeniería Industrial*, **1**(1), págs. 63–76, URL <https://revistas.upb.edu.co/index.php/industrial/article/view/2309/2059>.
- NETTSTRÄTERS, A., T. GEISSEN, M. WITTHAUT, D. EBEL y J. SCHONEBOOM (2015), «Logistics Software Systems and Functions: An Overview of ERP, WMS, TMS and SCM Systems», *M. ten Hompel et al. (eds.), Cloud Computing for Logistics*, págs. 1–11, URL <http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-13404-8>.
- ORTIZ, C. E. (2012), *Modelos econométricos y de redes neuronales para predecir la oferta maderera en México: ARIMA vs NAR y ARMAX vs NARX*, Tesis de maestría en ciencias, Universidad Autónoma Metropolitana.
- PEERLESS RESEARCH GROUP (2014), «Transportation Management Systems», *Informe técnico*, Supply Chain Management Review, Logistics Management for Oracle, URL [https://www.logisticsmgmt.com/wp\\_content/oracle\\_wp\\_transmangmt\\_0814b.pdf](https://www.logisticsmgmt.com/wp_content/oracle_wp_transmangmt_0814b.pdf).
- PEREIRA, C., C. R. PEREIRA, A. CATAPAN, U. ORTATO y W. VIEIRA (2014), «Demand forecasting in food retail: A comparison between the Holt- Winters and ARIMA models», *WSEAS transactions on business and economics*, **11**(1), págs. 608–614.

- PÉREZ, P. C. M. (2009), *Aplicación de redes neuronales artificiales para predicción de variables en ingeniería del riego: evapotranspiración de referencia y pérdidas de carga localizadas en emisores integrados*, Doctoral, Universidad Politécnica de Valencia, URL <https://riunet.upv.es/handle/10251/64909>.
- RAHELI, B., M. T. AALAMI, A. EL-SHAFIE, M. A. GHORBANI y R. C. DEO (2017), «Uncertainty assessment of the multilayer perceptron (MLP) neural network model with implementation of the novel hybrid MLP-FFA method for prediction of biochemical oxygen demand and dissolved oxygen: a case study of Langat River», *Environmental Earth Sciences*, **76**(14), URL <https://link.springer.com/article/10.1007/s12665-017-6842-z#citeas>.
- RAHMAN, M., S. JAFARZADEH-GHOUSHCHI, D. A. WAHAB y M. JAFARZADEH-GHOUSHJI (2014), «Artificial neural network modeling studies to predict the amount of carried weight by Iran Khodro transportation system», *Life Science Journal*, **11**(2002), págs. 146–154, URL [http://www.lifesciencesite.com/ljsj/life1102s/025\\_B00046life1102s14\\_146\\_154.pdf](http://www.lifesciencesite.com/ljsj/life1102s/025_B00046life1102s14_146_154.pdf).
- RODRIGUE, J.-P., C. COMTOIS y B. SLACK (2017), *The Geograghy of transport system*, *Hofstra University*, cuarta edición, Routledge, New York, URL <https://people.hofstra.edu/geotrans/eng/ch3en/conc3en/containerships.html>.
- RODRÍGUEZ, N. (2016), *Pronóstico de demanda de agua potable mediante redes neuronales*, Tesis Doctoral, Universidad Técnica Federico Santa María, URL <https://repositorio.usm.cl/bitstream/handle/11673/13205/3560900232223UTFSM.pdf?sequence=1&isAllowed=y>.
- RODRÍGUEZ-RUEDA, P. J. y I. J. TURIAS-DOMÍNGUEZ (2017), «Una comparativa entre redes neuronales artificiales y métodos clásicos para la predicción de la movilidad entre zonas de transporte . Aplicación práctica en el Campo de Gibraltar , España A comparison between artificial neuronal networks and classical met», *Dyna rev.fac.nac.minas [online]*, **84**(200), págs. 209–216, URL <http://dx.doi.org/10.15446/dyna.v84n200.56571>.



- ROSS, D. F. (2015), *Transportation Management*, tercera edición, Springer US, Chicago, URL <http://link.springer.com/10.1007/978-1-4899-7578-2>.
- ROSS, D. F. (2016), *Introduction to Supply Chain Management Technologies*, segunda edición, CRC Prees, New York.
- RUELAS, E. A. y J. A. LAGUNA (2014), «Comparación de predicción basada en redes neuronales contra métodos estadísticos en el pronóstico de ventas», *Ingeniería Industrial. Actualidad y Nuevas Tendencias*, **12**, págs. 91–105, URL <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=215037911008>.
- SALAZAR, M. A. y M. CABRERA (2007), «Pronóstico de demanda por medio de redes neuronales artificiales», *Ingenierías, X*, **X(35)**, págs. 6–12, URL <http://eprints.uanl.mx/10351/>.
- SAN MIGUEL SALAS, J. (2016), *Desarrollo con matlab de una red neuronal para estimar la demanda de energía eléctrica*, Tesis Doctoral, Universidad de Valladolid, URL <http://uvadoc.uva.es/handle/10324/18120>.
- SÁNCHEZ MESA, J. A., C. GALÁN y C. HERVÁS (2005), «The use of discriminant analysis and neural networks to forecast the severity of the Poaceae pollen season in a region with a typical Mediterranean climate», *International Journal of Biometeorology*, **49(6)**, págs. 355–362, URL [https://www.researchgate.net/publication/7947079\\_The\\_use\\_of\\_discriminant\\_analysis\\_and\\_neural\\_networks\\_to\\_forecast\\_with\\_a\\_typical\\_Mediterranean\\_climate\\_Int\\_J\\_Biometeorol/citations](https://www.researchgate.net/publication/7947079_The_use_of_discriminant_analysis_and_neural_networks_to_forecast_with_a_typical_Mediterranean_climate_Int_J_Biometeorol/citations).
- SARMIENTO, A. T. y O. C. SOTO (2014), «Pronóstico de demanda de productos nuevos mediante el uso de redes neuronales y el análisis de productos similares», *Dyna*, **81(186)**, pág. 311, URL <http://www.revistas.unal.edu.co/index.php/dyna/article/view/45223>.
- SCHOEN, Q., M. LAURAS, T. SÉBASTIEN, F. FONTANILI y A.-G. ANQUETIL (2016), «Towards a Hyperconneted Transportation Management System: Appli-

- cation to Blood Logistics», en H. Afsarmanesh, L. M. Camarinha-Matos y A. L. Soares (editores), *Collaboration in a Hyperconnected World: 17th IFIP WG 5.5 Working Conference on Virtual Enterprises, PRO-VE 2016, Porto, Portugal, October 3-5, 2016, Proceedings*, volumen 48 edición, capítulo 1, Springer International Publishing Switzerland, 2016, pág. 675.
- SEBASTIAN, N., P. BRITOS, B. BIBIANA y R. GARCIA-MARTINEZ (2003), «Pronóstico de Ventas : Comparación de Predicción entre Redes Neuronales y Métodos Estadísticos», *Reportes Técnicos en Ingeniería del Software*, **5**(1), págs. 1–12, URL [https://www.researchgate.net/publication/26520179\\_Pronostico\\_de\\_Ventas\\_Comparacion\\_de\\_Prediccion\\_entre\\_Red\\_Neuronales\\_y\\_Metodos\\_Estadisticos](https://www.researchgate.net/publication/26520179_Pronostico_de_Ventas_Comparacion_de_Prediccion_entre_Red_Neuronales_y_Metodos_Estadisticos).
- SINGH, A. y V. K. TRIPATHI (2016), «Load Forecasting Using Multilayer Perceptron Neural Network», *International Journal of Engineering Science*, **6**(5), págs. 5463–5466, URL <https://pdfs.semanticscholar.org/fd44/b458a2f90679cd100c4aaf7a4a90523fd057.pdf>.
- STEVENS, G. C. (1989), «Integrating the supply chain», *international Journal of physical distribution & Materials Management*, **19**(8), págs. 3–8.
- SZOPLIK, J. (2015), «Forecasting of natural gas consumption with artificial neural networks», *Energy*, **85**, págs. 208–220, URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.energy.2015.03.084>.
- THE CHARTERED INSTITUTE OF LOGISTICS AND TRANSPORT (), «No Title», URL <https://ciltuk.org.uk/>.
- TORO, E., D. MEJÍA y H. SALAZAR (2004), «Pronóstico de Ventas Usando Redes Neuronales», *Scientia Et Technica*, págs. 25–30, URL <http://www.redalyc.org/articulo.oa>.
- TORRES, D. (2010), «Aplicación del modelo perceptrón multicapa para el pronóstico de inundaciones por penetraciones del mar en la

- costa norte occidental de cuba», *ResearchGate*, **1**, págs. 1–8, URL [https://www.researchgate.net/publication/277111135\\_Aplicacion\\_del\\_modelo\\_Perceptron\\_Multicapa\\_para\\_el\\_pronostico\\_de\\_inundaciones\\_por\\_penetraciones\\_del\\_mar\\_en\\_la\\_costa\\_norte\\_occidental\\_de\\_Cuba](https://www.researchgate.net/publication/277111135_Aplicacion_del_modelo_Perceptron_Multicapa_para_el_pronostico_de_inundaciones_por_penetraciones_del_mar_en_la_costa_norte_occidental_de_Cuba).
- TORRES, W. y F. PAYATERS (2016), *A Machine Learning Model for Occupancy Rates and Demand Forecasting in the Hospitality Industry*, tomo 10022, ilustrada edición, Springer International Publishing, 2016, URL <http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-47955-2>.
- TRUJILLO FERNÁNDEZ, D. (2017), *Aplicación de Metodologías Machine Learning en la Gestión de Riesgo de Crédito*, Tesis Doctoral, Universidad Politécnica de Madrid (UPM), URL <http://oa.upm.es/47087/>.
- TSAI, F.-M. y L. J. W. HUANG (2017), «Using artificial neural networks to predict container flows between the major ports of Asia», *International Journal of Production Research*, **55**(17), págs. 5001–5010, URL <http://dx.doi.org/10.1080/00207543.2015.1112046>.
- VARGAS, J. A. M. (2006), «Pronóstico De Carga a Corto Plazo Utilizando Redes Neuronales Artificiales», *Scientia et Technica Año XII*, **12**(32), págs. 175–180, URL [revistas.utp.edu.co/index.php/revistaciencia/article/viewFile/6259/3541{0}0A](http://revistas.utp.edu.co/index.php/revistaciencia/article/viewFile/6259/3541{0}0A).
- VELUSCEK, M. (2016), *Global supply chain optimization : a machine learning perspective to improve caterpillar 's logistics operations*, Tesis Doctoral, Brunel University London, URL <http://bura.brunel.ac.uk/bitstream/2438/13050/1/FulltextThesis.pdf>.
- VENKATESH, K., V. RAVI, A. PRINZIE y D. VAN DEN POEL (2014), «Cash demand forecasting in ATMs by clustering and neural networks», *European Journal of Operational Research*, **232**(2), págs. 383–392, URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2013.07.027>.

- VILLADA, F. y N. MUÑOZ (2012), «Aplicación de las Redes Neuronales al Pronóstico de Precios en el Mercado de Valores», *Información Tecnológica*, **23**, págs. 11–20, URL [https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?pid=S0718-07642012000400003&script=sci\\_arttext&tlng=pt](https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?pid=S0718-07642012000400003&script=sci_arttext&tlng=pt).
- VILLADA, F. y N. MUÑOZ (2016), «Redes Neuronales Artificiales aplicadas a la Predicción del Precio del Oro», *Información Tecnológica*, **27**, págs. 143–150, URL [https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?pid=S0718-07642016000500016&script=sci\\_arttext](https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?pid=S0718-07642016000500016&script=sci_arttext).
- VISHAL, J. (2015), *Study of Machine Learning Methods in Intelligent Transportation Systems*, Tesis Doctoral, University of Nevada, Las Vegas, URL <https://digitalscholarship.unlv.edu/thesesdissertations/2543/>.
- XU, X., Y. QI y Z. HUA (2010), «Forecasting demand of commodities after natural disasters», *Expert Systems with Applications*, **37**(6), págs. 4313–4317, URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2009.11.069>.
- ZARMEHRI, M. y C. SOARES (2016), «Collaborative Data Analysis in Hyperconnected Transportation Systems», en H. Afsarmanesh, L. M. Camarinha-Matos y A. L. Soares (editores), *Collaboration in a Hyperconnected World: 17th IFIP WG 5.5 Working Conference on Virtual Enterprises, PRO-VE 2016, Porto, Portugal, October 3-5, 2016, Proceedings1*, volumen 48 edición, capítulo 2, Springer International Publishing Switzerland, 2016, pág. 675.
- ZARZA, E. A. (2012), *Desarrollo de redes neuronales artificiales para el cálculo del transporte neoclásico en reactores de fusión*, Tesis Doctoral, Universidad Carlos de Madrid, URL <http://hdl.handle.net/10016/15279>.
- ZHANG, G., B. E. PATUWO y M. Y. HU (1998), «Forecasting with artificial neural networks: The state of the art», *International Journal of Forecasting*, **14**, págs. 35–62, 1511.05877.

---

ZHOU, L., S. PAN, J. WANG y A. V. VASILAKOS (2017), «Machine learning on big data: Opportunities and challenges», *Neurocomputing*, **237**, págs. 350–361.

# RESUMEN AUTOBIOGRÁFICO

---

Jackeline Lizalda Ibarguen

Candidato para obtener el grado de  
Maestría en Logística y Cadena de Suministro

Universidad Autónoma de Nuevo León  
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica

Tesis:

MEJORA DEL DESEMPEÑO DE LA DISTRIBUCIÓN LOGÍSTICA DE  
MERCANCÍAS

Nació el 14 de noviembre de 1989, en Buenaventura, Colombia, hija de Cristino Lizalda; QEPD, y de Celina Ibarguen Gómez, estudió Comercio Exterior, en la Universidad del Valle, en Cali, Colombia.