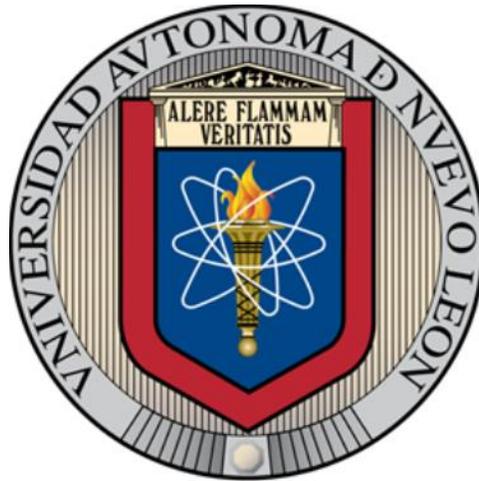


UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA



**PREDICCIÓN DE LA DEMANDA UTILIZANDO
SOFTCOMPUTING: CASO INDUSTRIA AUTOMOTRIZ**

POR

JOSÉ MANUEL VELA HARO

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

MAYO, 2019

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



**PREDICCIÓN DE LA DEMANDA UTILIZANDO
SOFTCOMPUTING: CASO INDUSTRIA AUTOMOTRIZ**

POR

JOSÉ MANUEL VELA HARO

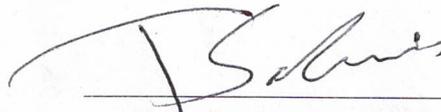
**COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRÍA EN LOGÍSTICA Y CADENA DE SUMINISTRO**

MAYO, 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 «Predicción de la demanda utilizando softcomputing: caso industria automotriz», realizada por el alumno José Manuel Vela Haro, con número de matrícula 1887479, 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



Dra. Jania Astrid Saucedo Martínez

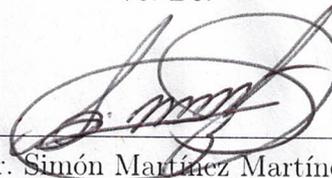
Revisor



Dra. María Angélica Salazar Aguilar

Revisor

Vo. Bo.



Dr. Simón Martínez Martínez

Subdirección de Estudios de Posgrado



San Nicolás de los Garza. Nuevo León, mayo 2019

A mis familiares. A mi padres Humberto Vela Lopez y Clementina Haro Arellano, a mis hermanos Humberto Vela Haro, Alejandro Vela Haro, Alicia Vela Haro, Raúl Vela Haro, Flavio Vela Haro, Raudel Vela Haro y Daniel Vela Haro, a mi novia Jessica Jazmín Casanova Correa y a mi amiga Ana Gabriela Solis De la Cruz por apoyarme directa o indirectamente en mis estudios de maestría. A mis compañeros de clases por su apoyo en el curso de mis estudios y a mis maestros por los conocimientos aportados.

¡Gracias a ustedes!

ÍNDICE GENERAL

Lista de figuras	x
Lista de tablas	XIII
Agradecimientos	xv
Resumen	xvi
1. Introducción	1
1.1. Planteamiento del problema	2
1.2. Objetivo	3
1.3. Hipótesis	3
1.4. Justificación	3
1.5. Metodología	4
1.6. Estructura del documento	5
2. Antecedentes	7
2.1. Revisión de la literatura	7

2.2. Cadena de suministro	8
2.3. Toma de decisiones en la cadena de suministro	9
2.3.1. Gestión del riesgo de la cadena de suministro	10
2.3.2. Herramientas en la toma de decisiones	12
2.3.3. Herramientas cualitativas	12
2.3.4. Metodología Delphi	14
2.3.5. Herramientas cuantitativas	14
2.4. Aplicación de herramientas en la toma de decisiones	16
2.4.1. Técnicas estadísticas clásicas	16
2.4.2. Inteligencia artificial en la cadena de suministro	18
2.4.3. Aplicación de la inteligencia artificial en la cadena de suministro	25
2.5. Análisis de los antecedentes	27
3. Metodología	30
3.1. Pronóstico integrado	30
3.2. Metodología Delphi	31
3.2.1. Fundamentos de la encuesta	32
3.2.2. Características	33
3.2.3. Ventajas	34
3.2.4. Estructura de encuesta Delphi	34
3.2.5. Adaptación de escala	36

3.2.6. Número de preguntas	37
3.2.7. Contenido	37
3.2.8. Trabajo previo	37
3.2.9. Selección de expertos	38
3.2.10. Perfil del experto	38
3.2.11. Aplicación a expertos	38
3.2.12. Análisis de información y pruebas estadísticas	40
3.3. Lógica difusa aplicada a los juicios de demanda	42
3.3.1. Caracterización de demanda mediante funciones de lógica difusa	43
3.3.2. Análisis difuso de juicios de expertos	44
3.3.3. Método Mamdani	45
3.3.4. Base de datos de demanda de variables cualitativos	49
3.4. Red neuronal	50
3.4.1. Administración de la red	50
3.4.2. Workspace matlab	51
3.4.3. Pronóstico integrado mediante la técnica de red neuronal de BPN	51
3.4.4. Desarrollo de la red neuronal de BPN	52
3.4.5. Experimentación de la red (estructura y algoritmo de apren- dizaje)	53
3.4.6. Red neuronal artificial NARX	54

3.4.7. Algoritmo de entrenamiento Lavenberg-Marquardt	56
3.4.8. Parámetros de evaluación de la red neuronal artificial NARX .	57
3.5. Caso de estudio	57
4. Análisis y resultados	60
4.1. Encuesta Delphi	60
4.1.1. Comité de expertos	61
4.1.2. Trabajo previo	61
4.1.3. Factores del estudio	62
4.2. Aplicación del método Delphi	62
4.2.1. Primer instrumento	63
4.2.2. Resultados del primer instrumento	64
4.2.3. Segundo instrumento	66
4.2.4. Resultados del segundo instrumento	66
4.2.5. Recolección de la información	68
4.3. Análisis difuso	68
4.4. Mecanismo difuso implementando el método Mamdani	68
4.4.1. Funciones de membresía del interés (IN)	69
4.4.2. Funciones de membresía del producto interno bruto (PIB) . .	70
4.4.3. Funciones de membresía de la inflación (INF)	71
4.4.4. Funciones de membresía del valor de la moneda nacional (USA/MXN)	72

4.4.5.	Funciones de membresía de la demanda de automóviles (DA) .	73
4.4.6.	Reglas difusas	74
4.5.	Resultados del análisis difuso	76
4.6.	Aplicación de redes neuronales de series de tiempo	79
4.6.1.	Datos históricos	80
4.6.2.	Resultados del pronósticos	81
4.7.	Comparativa de técnicas de pronósticos	85
4.7.1.	Red neuronal artificial autorregresivo (NAR)	85
4.7.2.	Método de suavización exponencial de Holt	89
4.7.3.	Tendencia lineal	90
4.7.4.	Método autorregresivo integrado de media móvil (ARIMA) .	91
4.7.5.	Consideraciones	94
5.	Conclusiones y recomendaciones	95
5.1.	Conclusiones	95
5.2.	Recomendaciones	98
5.3.	Trabajo a futuro	99
A.	Apéndice	100
A.1.	Glosario	100
A.2.	Primer instrumento	102
A.3.	Segundo instrumento	105

ÍNDICE DE FIGURAS

3.1. Pronóstico integrado	30
3.2. Integración de variables cualitativas	31
3.3. Etapas de la metodología Delphi	32
3.4. Ponderación de variable con respecto al nivel de demanda	36
3.5. Universo discurso	36
3.6. Proceso de aplicación de cuestionarios	40
3.7. Representación gráfica de la mediana	41
3.8. Distribución normal	42
3.9. Mecanismo difuso	43
3.10. Tipos de funciones de membresía (Pal y Shiu, 2004).	45
3.11. Evaluación de antecedentes	46
3.12. Generación de consecuentes	47
3.13. Agregación de conclusiones	48
3.14. Variable ponderada	49
3.15. Administración de los datos	51

3.16. Red neuronal artificial	53
3.17. Red neuronal autorregresiva con variable externa.	55
3.18. Lazo cerrado	55
3.19. Perdición de periodo $t + 1$	56
4.1. Mecanismo difuso	69
4.2. Factor interés	70
4.3. Producto interno bruto	71
4.4. Factor inflación	72
4.5. Factor de la divisa nacional	73
4.6. Factor demanda	74
4.7. Reglas difusas	77
4.8. NARX	84
4.9. NAR	88
4.10. Suavización exp. De Holt	89
4.11. Tendencia lineal	90
4.12. ARIMA (1,1,1)	92
A.1. Primer instrumento: parte 1	102
A.2. Primer instrumento: parte 2	103
A.3. Primer instrumento: parte 3	104
A.4. Segundo instrumento: parte 1	105

A.5. Segundo instrumento: parte 2	106
A.6. Segundo instrumento: parte 3	107

ÍNDICE DE TABLAS

3.1. Variables de estudio	35
4.1. Factores de entorno	62
4.2. Resultados del instrumento 1	65
4.3. Resultados del segundo instrumento	67
4.4. Pronóstico de demanda basado en las variables del entorno	78
4.5. Periodos evaluados del 2018	80
4.6. Periodos evaluados normalizados del 2018	81
4.7. Modelos RNA: Levenberg-Marquardt	82
4.8. Modelos RNA: <i>Scaled Conjugate Gradient</i>	82
4.9. Modelos RNA: <i>Bayesian Regularization</i>	83
4.10. Resultados de NARX	84
4.11. Modelos RNA: Levenberg-Marquardt	86
4.12. Modelos RNA: <i>Scaled Conjugate Gradient</i>	86
4.13. Modelos RNA: <i>Bayesian Regularization</i>	87
4.14. Resultados de NAR	88

4.15. Resultado de suavización exp. De Holt	89
4.16. Resultados de tendencia lineal	91
4.17. Resultados de ARIMA (1,1,1)	92
4.18. Comparativa de resultados	93

AGRADECIMIENTOS

A mis maestros. Al comité de tesis Dr. Tomás Eloy Salais Fierro, Dra. Jania Astrid Saucedo Martínez y Dra. María Angélica Salazar Aguilar por su apoyo en la culminación de mis estudios y apoyo en mi proyecto de tesis. ¡Gracias!

Por su gran apoyo y motivación para la culminación de mis estudios de maestría y por todos los conocimientos aportados, a el Dr. Tomás Eloy Salais Fierro, Dra. Jania Astrid Saucedo Martínez, Dr. Miguel Mata Pérez, Dr. Giovanni Lizárraga Lizárraga, Dra. Edith Lucero Ozuna Espinosa, MLCS Blanca Idalia Pérez Pérez, a la Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica y al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT) por brindarme esta oportunidad. ¡Gracias!

RESUMEN

José Manuel Vela Haro.

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: PREDICCIÓN DE LA DEMANDA UTILIZANDO SOFTCOMPUTING:
CASO INDUSTRIA AUTOMOTRIZ.

Número de páginas: 116.

OBJETIVOS Y MÉTODO DE ESTUDIO: Mejorar el rendimiento en el proceso de planeación de la demanda de productos o servicios en la industria automotriz de vehículos ligeros mediante una herramienta de pronósticos de ventas que integre las variables cualitativas de juicios de expertos y cuantitativas como datos históricos, con la finalidad de contribuir en la toma de decisiones.

El método de estudio contempla técnicas cualitativas y cuantitativas en la recolección y análisis de los datos, se consideran los enfoques:

- Según la intervención del investigador es observacional, es decir, los datos reflejan los eventos naturales de su análisis.
- Según la planificación de los datos es retrospectivo, es decir, se utilizan registros

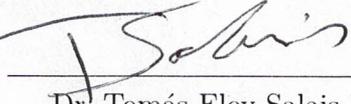
existentes y recuperados a partir de una base de datos.

- Según las ocasiones en que se miden la variable de estudio es transversal, es decir, todas las variables son medidas en una sola ocasión.
- Según el número de variables en estudio es analítico, es decir, es univariado solo se estiman parámetros de una población.

CONTRIBUCIONES Y CONCLUSIONES: La planeación de la demanda es una actividad de gran relevancia, brinda soporte a la cadena de suministro interna y externa, en los ámbitos estratégicos, tácticos, y operativos de las organizaciones, contribuyendo en la distribución adecuada de recursos y capacidades en mercados altamente exigentes. Es por eso, que las herramientas matemáticas, estadísticas, y de inteligencia artificial de pronósticos son importantes, contribuyen y facilitan la toma de decisiones.

La contribución de esta investigación fue desarrollar y proporcionar una herramienta de pronósticos de demanda que incorpora factores del entorno que contribuyen en la planeación de la demanda en la industria automotriz. Así mismo que brinda soporte a la cadena de suministro interna y externa, en los ámbitos estratégicos, tácticos, y operativos de las organizaciones, permitiendo una distribución adecuada de recursos y capacidades en mercados altamente exigentes.

Firma del asesor:


Dr. Tomás Eloy Salais Fierro

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

En la actualidad las cadenas de suministro son cada vez más complejas, obligando a las organizaciones a ser competitivas y generar estrategias que promuevan la eficiencia de costos aunado a la minimización de esfuerzos. La planeación es parte esencial, pues de ella se desprende el conjunto de tareas que brindan soporte a las operaciones como el suministro, transporte, transformación, almacenamiento, distribución y comercialización (Sunil y Peter, 2008).

El presente trabajo tiene el objetivo de generar una herramienta que contribuya en el proceso de planeación mediante un modelo de pronósticos de demanda integrando la percepción de expertos y registros históricos. Mediante la aplicación del instrumento Delphi como medio de recolección de información y técnicas de inteligencia artificial, tales como: lógica difusa y redes neuronales artificiales como herramientas de ponderación e integración respectivamente. La propuesta contempla generar proyecciones de ventas a partir de variables del entorno que impactan o modifican el comportamiento de la demanda en conjunto con los registros históricos de ventas, con el objeto de aumentar la eficiencia y eficacia en la administración de recursos.

A continuación, se describen las generalidades del proyecto, planteamiento del problema, objetivo, hipótesis, justificación, metodología propuesta en esta investiga-

ción, además se describe la estructura del documento.

1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

El estudio propuesto se centra en el sector automotriz de vehículos ligeros aunada con los retos actuales, el descenso de las ventas de unidades motrices, el aumento de los costos de manufactura, transporte, almacenamiento, y la reestructuración de la industria con enfoque a las energías limpias.

El sector automotriz es la segunda industria de mayor aportación al PIB mexicano con un 3.7%, después de la industria agroalimentaria, en la actualidad se presentan conflictos en el comportamiento de ventas de unidades motrices, del año 2017 al 2018 se redujo un 7.1%, es decir, de 1 530 498 a solo 1 421 458 unidades. También se registra un aumento en los costos en el mismo periodo, la manufactura 7.05% y el transporte, correo y almacenamiento 6.03% según la Asociación Mexicana de la Industria Automotriz A.C (AMIA, 2018) y el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI, 2018). Estos factores limitan las capacidades de las organizaciones, se reducen las utilidades de la comercialización en conjunto con el aumento de los costos de las actividades logísticas.

Las energías limpias o renovables con nula producción de CO₂ es otro de los factores que repercute en el desempeño de las organizaciones, la mayoría de las empresas están realizando reestructuraciones de sus productos y tecnologías, con enfoque a la producción de unidades 100% eléctricos. Según Forbes (2018) la empresa Ford dejará de producir algunas de sus unidades con motor a combustión y Guardiola (2018) describe los cambios en la empresa General Motors (GM) y su apuesta por las nuevas tecnologías.

Todos estos cambios en la industria obligan a las empresas a realizar una adecuada distribución de sus recursos. La toma de decisiones adquiere importancia, pues es la encargada de gestionar adecuadamente los esfuerzos, es decir, mediante

las actividades de planeación se brinda soporte a la cadena de suministro y se busca mitigar los cambios en el mercado de compradores y el aumento de costos.

1.2 OBJETIVO

Mejorar el rendimiento en el proceso de planeación de la demanda de productos o servicios en la industria automotriz de vehículos ligeros mediante una herramienta de pronósticos de ventas que integre las variables cualitativas de juicios de expertos y cuantitativas como datos históricos, con la finalidad de contribuir en la toma de decisiones.

1.3 HIPÓTESIS

Mediante la implementación de variables cualitativas, juicios de expertos y cuantitativas, datos históricos, se mejorará el proceso de pronósticos de ventas, y se generarán proyecciones de demanda en la industria automotriz de vehículos ligeros con mayor eficiencia respecto a las técnicas tradicionales mediante las métricas de desempeño.

1.4 JUSTIFICACIÓN

El proceso de predicción de la demanda en la cadena de suministro automotriz contribuye en el soporte en la toma de decisiones, tales como: recurso humano, capacitación de personal y plantilla requerida; capacidad productiva, instalaciones, tasa de producción, inventarios de insumos, producto terminado, etcétera (Heizer y Render, 2004).

La actual crisis que se presenta en la industria obliga a generar estrategias que

permitan gestionar los recursos de manera eficiente, buscando mitigar los cambios en el sector, tales como: la reducción en la comercialización de unidades, el aumento en los costos de producción, transporte, correo, y almacenamiento. Mediante la toma de decisiones se busca compensar estas variables, es decir, generar actividades adecuadas que mitiguen el grado de repercusión, en la mayoría de los casos ellas se soportan en técnicas científicas de origen matemático y estadístico, mismas que tiene validez científica y están respaldadas por su eficiencia al contribuir y facilitar las tareas del administrador.

En este ámbito se han realizado algunas investigaciones, por su parte Bustamante *et al.* (2013) buscan mejorar el proceso de planeación de la demanda en el sector automotriz integrando encuestas de expertos y métodos matemáticos o estadísticos, mientras que el trabajo elaborado por Morales *et al.* (2008) desarrollan la evaluación de técnicas de pronósticos en la industria automotriz. Las investigaciones muestran que estas técnicas son de gran utilidad, en el análisis de dichas herramientas se puede observar que uno de los aspectos a mejorarse es el conjunto de información que se incorpora en el estudio, es decir, solo se utilizan datos cualitativos o cuantitativos.

Por lo tanto, la presente investigación propone generar una herramienta integral que busca combinar variables del entorno, es decir, factores que influyen directamente sobre la demanda en conjunto con los datos históricos de ventas, con el objetivo de aumentar la eficiencia y la adecuada administración en la cadena de suministro.

1.5 METODOLOGÍA

La metodología de la investigación se plantea en 5 etapas:

1. Realizar un análisis de la literatura que contempla artículos científicos y tesis con enfoque en el procesos de planeación de la demanda, tales como: actividades

- y herramientas de pronósticos.
2. Documentar las técnicas de inteligencia artificial existentes y de aplicación en los procesos de planeación de la demanda.
 3. Proponer un método de pronósticos de demanda en el que se integre la información cualitativa mediante juicios de expertos y datos cuantitativos como históricos de ventas.
 4. Evaluar y analizar la herramienta propuesta contra métodos de pronósticos tradicionales y de inteligencia artificial.
 5. Validar la propuesta de pronóstico de demanda integrada por datos juicios de expertos e históricos de ventas a partir del desarrollo de un caso de estudio en la industria automotriz de vehículos ligeros.

1.6 ESTRUCTURA DEL DOCUMENTO

A continuación, se describe la estructura del presente documento. El capítulo 1 esta compuesto por las generalidades del proyecto, planteamiento de problema, objetivo de tesis, hipótesis planteada, justificación del trabajo elaborado, y metodología propuesta en el desarrollo de esta investigación.

El capítulo 2 está integrado por la revisión de la literatura, es decir, la documentación de definiciones y herramientas implementadas en el proceso de planeación. En este se encuentran las técnicas tradicionales, métodos híbridos y la aplicación de inteligencia artificial, tales como: lógica difusa y redes neuronales artificiales en la generación de pronósticos de demanda, casos de estudio y métricas de validación.

El capítulo 3 está compuesto por el método propuesto de generación de pronóstico de ventas mediante la integración de variables cualitativas y cuantitativas, en él se describen los medios y métodos aplicados desde la obtención de información hasta

la generación de proyecciones de demanda. En este apartado se realiza la descripción detallada de las herramientas, tales como: método Delphi, lógica difusa y red neuronal artificial de series de tiempo. También integra la descripción del caso de estudio en la industria automotriz.

El capítulo 4 está integrado por cada una de las actividades realizadas en el proceso de aplicación. Se describe cada una de las herramientas en conjunto con los datos resultantes y su respectiva validación. En este apartado se evalúa la información obtenida de los expertos, el procesamiento de los datos mediante lógica difusa y red neuronal artificial y posterior se realiza la validación de la herramienta mediante una comparativa con las técnicas tradicionales y el nivel de eficiencia.

En el capítulo 5 se presentan las conclusiones, se describe cada uno de los hallazgos observados, recomendaciones e implicaciones del método propuesto. El documento finaliza con el apartado de apéndices, glosario de términos y cuestionarios aplicados a los expertos.

CAPÍTULO 2

ANTECEDENTES

El presente capítulo tiene como finalidad elaborar la revisión literaria correspondiente a las herramientas de predicción de la demanda en la cadena de suministro. El estudio se integra por los siguientes conceptos, integración, flujo de productos, servicios, satisfacción del cliente, gestión del riesgo, eventos disruptivos, efecto látigo, control, toma de decisiones, herramientas de predicción de la demanda, pronósticos combinados, y la aplicación de técnicas de inteligencia artificial, tales como: lógica difusa, redes neuronales artificiales, entre otras.

La estructura propuesta contempla una revisión de literatura, cadena de suministro como universo de aplicaciones, importancia de la toma de decisiones, y la aplicación de las herramientas de pronósticos de la demanda.

2.1 REVISIÓN DE LA LITERATURA

La documentación de antecedentes contempló el análisis de artículos científicos en la base de datos de la Universidad Autónoma de Nuevo León, Dgb.uanl.mx, esto englobó las publicaciones correspondientes del año 2008 al 2017. Las palabras clave de búsqueda fueron: pronóstico, inteligencia artificial, *machine learning*, redes neuronales artificiales y lógica difusa. El resultado de búsqueda represento un total

de 1070 artículos, seleccionando 46 en los idiomas inglés o español, mismos que se desarrollan a lo largo del capítulo. Este apartado se integra por cuatro secciones, revisión de la literatura, cadena de suministro, toma de decisiones, y la aplicación de herramientas.

En la segunda sección corresponde a la cadena de suministro, se realiza una descripción de las principales características o factores que afectan el flujo de productos. Mientras que en el apartado de toma de decisiones se describen los conceptos, gestión del riesgo, herramientas que se implementan en la toma de decisiones, actividades de soporte, tiempos y cualidades de estas metodologías. El apartado final corresponde a la aplicación de las herramientas de toma de decisiones, este contempla cualitativas, cuantitativas, combinadas, y también lo correspondiente a inteligencia artificial, tales como: lógica difusa y redes neuronales artificiales.

2.2 CADENA DE SUMINISTRO

En la actualidad las cadenas de suministro se vuelven complejas, los mercados son demandantes, la competencia siempre está presente y el conjunto de clientes es cada vez más exigente, las empresas se ven obligadas a generar productos de calidad, a un precio adecuado y localizarlo en el lugar demandado. Para lograr esto los administradores deben elaborar un conjunto de actividades que soporte el desarrollo de operaciones.

La administración de la cadena de suministro son un conjunto de actividades que se realizan a fin de mantener el flujo en los canales desde el abastecimiento hasta la distribución, es el proceso de control que permite el transporte de materias primas, productos, servicios, información, efectivo, etc. Además, se busca que el proceso se genere de manera coordinada desde el proveedor hasta el consumidor (Sunil y Peter, 2008; H.Roland, 2004).

La cooperación es parte indispensable en el proceso logístico, por lo que, se bus-

ca generar relaciones directas e indirectas que propicien el beneficio mutuo. Esto se logra mediante el conjunto de acciones que se realizan a fin de compartir información que les permite a los administradores tomar decisiones con el objeto de minimizar errores (Thomas, 1996; Stevens, 1989). Por lo tanto, el compartir información con las organizaciones contribuye en la toma de decisiones.

La toma de decisiones también se soporta mediante gran cantidad de herramientas que contribuyen en la planeación de la demanda, tales como: métodos estadísticos, matemáticos, sistemas informáticos (TICs), técnicas de inteligencia artificial, etcétera (Bowersox *et al.*, 2007; Mentzer *et al.*, 2001; Correa y Gómez, 2009). En conclusión, la aplicación de diferentes metodologías tiene como objetivo minimizar el grado de afectación que generan los cambios en el entorno.

2.3 TOMA DE DECISIONES EN LA CADENA DE SUMINISTRO

Los eventos disruptivos son variables que afectan el ámbito operativo, tienen la capacidad de modificar el desarrollo de actividades administrativas, de transporte, almacenamiento, producción, distribución, entre otras. Estos efectos pueden ser de origen interno, al mantener una relación directa con las actividades operativas o externo, al mantener una relación indirecta (Hu *et al.*, 2008).

Los cambios de origen interno guardan relación directa con la operación de la organización en el abastecimiento, transporte, transformación, distribución, y comercialización de los productos o servicios, mientras que de origen externo no guardan una relación directa, sin embargo, tienen la capacidad de afectar la operación de las organizaciones, estos factores pueden ser de diferentes ámbitos, tales como: económicos, políticos, medioambiental, etcétera (Ardila *et al.*, 2014; Sanchis y Poler, 2011).

Los administradores deben identificar sucesos inesperados mediante el desarro-

llo de capacidades. Las empresas logran anteponerse a factores externos mediante el desarrollo profesional de sus trabajadores, el fortalecimiento empresarial o la implementación de nuevas herramientas (Craighead *et al.*, 2007). Además, esto permite mejorar la flexibilidad ante sucesos no pronosticados o percibidos.

El desarrollo de la flexibilidad se comprende como una capacidad. Es la habilidad que desarrollan las empresas, a fin de asegurar el flujo de productos o servicios, buscando minimizar el grado de conflicto mediante la administración y absorción de los eventos que repercuten en las operaciones (Skipper y Hanna, 2009). Así mismo, se le domina entidades resilientes al integrar características de agilidad y adaptación al cambio. Las cadenas de suministros resilientes son aquellas que mediante la mejora continua desarrollan habilidades que les facilita aumentar la flexibilidad, permitiendo minimizar los cambios en el entorno (Medina Salgado, 2012). Algunas de las estrategias implementadas por las organizaciones es recurrir a herramientas matemáticas, estadísticas, inteligencia artificial, etcétera. La utilización de herramientas tecnológicas y científicas brinda soporte a las organizaciones, permite administrar el riesgo mediante sistemas de coordinación, planificación, proyección, además de contribuir en la gestión, al ser parte indispensable en cualquier organización.

2.3.1 GESTIÓN DEL RIESGO DE LA CADENA DE SUMINISTRO

Los riesgos en la cadena de suministro son factores que afectan las operaciones de las organizaciones, se suelen presentar con los proveedores de materias primas, transporte de materiales, procesamiento, distribución de productos, entrega al consumidor, etcétera (Jüttner, 2005; Lambert y Cooper, 2000). Tienen la capacidad de generar conflicto en las actividades estratégicas, tácticas u operativas de las organizaciones, generando distorsión en la coordinación o sincronía. Dichos efectos interrumpen la comunicación, suministro, producción, inventarios, etcétera (Medina Salgado, 2012; Ardila *et al.*, 2014; Jüttner, 2005).

A las modificaciones en los patrones de demanda o consumo se le conoce como el efecto látigo y es una de las acciones más recurrentes a nivel operativo. Se genera una distorsión en el nivel de consumo y en el transporte de productos. Es información que se expande irregularmente entre los eslabones, generando órdenes de compra superiores a las requeridas en la demanda original con el objetivo de proteger el consumo de los clientes (Diaz *et al.*, 2017). Uno de los ejemplos simples es la adquisición injustificada de insumos o productos en los inventarios.

Los inventarios reflejarán estrategias de protección mediante el aumento desproporcionado de productos o materias primas. Algunos de los problemas a los que se enfrentan los administradores al presentarse este tipo de situaciones son costos adicionales de administración, transporte, mantenimiento, manipulación, obsolescencia, etcétera. A través del análisis y la comunicación las empresas implementan estrategias enfocadas en administrar eventos inesperados (Gutiérrez y Vidal, 2008; Mejía Villamizar *et al.*, 2013).

La implementación de estrategias empresariales busca gestionar el riesgo. Son las actividades fomentadas con el objetivo de evitar eventos disruptivos que tengan la capacidad de modificar el desarrollo normal de las actividades (Lee, 2008; Christopher, 2016; Barratt y Oke, 2007). El objetivo es reducir los eventos inesperados o esperados mediante el desarrollo de capacidades que permitan minimizar sus efectos, entre ellos el efecto látigo.

La administración busca generar actividades que permitan contener las acciones que afectan la operación regular de las organizaciones. El objetivo es garantizar estabilidad en el flujo de información, cada integrante debe conocer los cambios o fluctuaciones a lo largo de la cadena y de la misma manera contribuir en la toma de decisiones. Habría que comentar que también existen una gran variedad de herramientas que contribuyen en ello, tales como: los sistemas informáticos, estadísticos, matemáticos, inteligencia artificial, entre otros (Lee, 2008).

2.3.2 HERRAMIENTAS EN LA TOMA DE DECISIONES

El proceso de planeación en la cadena de suministro se soporta en herramientas que contribuyen en la toma de decisiones. Los métodos cualitativos son proyecciones con base en la experiencia del administrador, es la persona que cuentan con determinado grado de antigüedad en una área, permitiendo identificar variables de consumo con gran precisión y tiene conocimiento global del mercado de competidores y consumidores, mientras que los métodos cuantitativos son herramientas matemáticas y estadísticas que utilizan los datos históricos de ventas, producción, etcétera, con el objeto de realizar proyecciones a un periodo extra o futuro manteniendo una tendencia similar a las analizadas en periodos anteriores. La selección de ella se deriva de la necesidad operativa de la organización (Heizer y Render, 2004; Eppen *et al.*, 2000).

La predicción es una actividad fundamental e imprescindible en la gestión empresarial a corto, mediano, y a largo plazo. La planificación operativa contempla periodos de tiempo con base en las metodologías y herramientas que responden a las características mismas del producto, competencia, mercado de consumidores, entre otras. Las herramientas se clasifican como cualitativas, juramento de opinión ejecutiva, grupo de consenso, composición de la fuerza de venta, encuestas en el mercado de consumidores y cuantitativas, enfoque intuitivo, promedios móviles, suavización exponencial, regresión lineal, etcétera. (Heizer y Render, 2004; Eppen *et al.*, 2000).

2.3.3 HERRAMIENTAS CUALITATIVAS

Las técnicas cualitativas se elaboran a partir de la experiencia del personal que labora en las empresas. Son juicios o aportaciones que surgen de la experiencia misma, conocimiento de su mercado, competencia o consumidores (Heizer y Render, 2004). A continuación, se enlistan algunas de las herramientas que contribuyen en el proceso de predicción de demanda a partir de datos subjetivos.

- Juramento de ejecutivo, es basado en la opinión respaldada por la experiencia del personal administrativo de alto rango, al conocer las tendencias o comportamiento, también se basa en la integración de nuevos clientes, además de crisis en el mercado.
- Grupo de consenso o método Delphi, es la dinámica que busca reunir las opiniones de los expertos, interpretar y analizar las tendencias existentes, este tipo de metodología se caracteriza por ser de simple aplicación, y uno de los objetivos es revelar información sin ningún tipo de sesgo o influencia del personal que colabora (Eppen *et al.*, 2000).
- El enfoque de ventas, es la temática aplicada en la predicción de la demanda, este método es localizado directamente en el área de ventas, el personal tiene amplia experiencia en los niveles de demanda, al conocer claramente a los clientes, generando certeza al establecer la predicción, esto sólo aplica a personal con antigüedad en el puesto de trabajo.
- Encuestas de mercado de consumidores, es una técnica simple del departamento de ventas, entabla comunicación con el cliente con antigüedad suficiente para emitir un juicio objetivo de la demanda en un periodo futuro específico (Toro O., 2004).

En la actualidad el desarrollo de las investigaciones obliga a implementar técnicas de estudio riguroso y estructuradas que validen el medio de recolección sistemático. La metodología Delphi representa una alternativa utilizada en gran cantidad de estudios para la consulta sistemática de percepciones de un entorno específico (Figueroa *et al.*, 2012). A continuación, se realiza una breve descripción.

2.3.4 METODOLOGÍA DELPHI

Es una herramienta que se basa en el consenso de las perspectivas de los expertos. La finalidad es establecer relaciones entre las opiniones e identificar variables de entorno mediante preguntas y cuestionarios sucesivos, a fin de eliminar incertidumbre en el estudio. Además, los medios de aplicación son simples, facilitando la recolección de información (Reguant y Torrado, 2016; Gil y Pascual, 2012).

La metodología Delphi se desarrolla con base a un conjunto sucesivo de cuestionarios con el objetivo de identificar el consenso en la opinión de los expertos seleccionados y es aplicada de manera anónima. El proceso se establece en tres fases, inicia al contemplar la opinión de cada experto, permite conocer el universo de aplicación y longitud del estudio elaborado, continúa con la combinación de las opiniones de los expertos, se comunican los resultados, terminando con el consenso. Los medios de aplicación de la técnica suelen ser vía correo electrónico o de manera física (Eppen *et al.*, 2000; Heizer y Render, 2004).

La calidad de los resultados dependerá de los cuidados que se apliquen en la elaboración de los cuestionarios, selección de los expertos o la estructura de aplicación, se elaboran tantas rondas como sea necesario en la validación de la información.

2.3.5 HERRAMIENTAS CUANTITATIVAS

Las técnicas cuantitativas son herramientas matemáticas y estadísticas que utilizan los datos históricos. La información de ventas, producción, transporte, almacenamiento, etcétera, en la proyección de un periodo futuro. A estos métodos también se le conoce como series de tiempo (Heizer y Render, 2004; Eppen *et al.*, 2000). Mediante los datos históricos de demanda las organizaciones pronostican las ventas o producción futura en conjunto con un porcentaje de error. A continuación, se describen algunos modelos aplicados en la predicción:

- Promedios móviles o ponderados, son utilizados en la proyección de tendencias o factores estacionales, se elabora mediante los datos históricos de demanda, ventas, producción, transporte, etcétera. Mediante el promedio de periodos pasados se genera un valor futuro.
- Suavización exponencial, es una técnica similar o modificada a partir de promedios móviles y la agregación de un valor estadísticos, la particularidad de este estudio es la aplicación de pesos desde 0-1 y hace referencia a estacionalidad o tendencia, tales como: modelo simple, doble o de Hotl, triple, etcétera.
- Pronóstico asociativo, es aquél en el que se identifica una dependencia o correlación, a estos modelos estadísticos se les denomina de regresión, se integra de una o más variables dependientes e independientes. Estos modelos suelen ser regresión simple o múltiple, la interpretación suele identificarse mediante la correlación existente.

Los modelos de pronósticos cuantitativos se evalúan mediante métricas de error del pronóstico. Son las técnicas que permite realizar comparación entre el valor obtenido del histórico original con respecto al valor proyectado y se le denomina desviación. El valor del error global se puede obtener mediante las siguientes métricas: media del error absoluto (MEA), media del error porcentual absoluto (MEPA), error cuadrático medio (ECM), etcétera (Acosta Ríos *et al.*, 2009).

Las técnicas de pronósticos son herramientas desarrolladas con el objetivo de contribuir en las áreas administrativas o de toma de decisiones. Mediante estas herramientas se permite generar una distribución adecuada de esfuerzos y recursos.

2.4 APLICACIÓN DE HERRAMIENTAS EN LA TOMA DE DECISIONES

En este apartado se podrá encontrar la documentación referente a las técnicas de predicción de demanda con enfoque a los pronósticos combinados y metodologías que permiten su integración, además de realizar la revisión de la literatura de las principales investigaciones en las que se utilizan las redes neuronales artificiales o algoritmos con el objeto de integrar la información cualitativa y cuantitativa.

2.4.1 TÉCNICAS ESTADÍSTICAS CLÁSICAS

A continuación, se realiza la revisión literaria de las principales investigaciones aunado al análisis y evaluación de los resultados al combinar diferentes metodologías de pronósticos de demanda.

El trabajo elaborado por Clemen (1989), contempla una revisión literaria de las principales técnicas de integración de predicción, manteniendo un enfoque en los ámbitos de meteorología, psicología, estadística y ciencias administrativas. La documentación tiene sus inicios antes del año 1960 con limitadas contribuciones y hasta el año 1990 con un total de 200 artículos, se relatan los principales hallazgos en torno a la psicología y las ciencias administrativas, guarda un enfoque a la predicción de actividades de la manufactura.

Los desarrollos se centran en la integración de herramientas matemáticas, coeficientes de regresión y se comparan estimadores, tales como: mínimos cuadrados, selección de mínimos cuadrados al azar y sistemas bayesianos equivalente. La mayor parte de la revisión documental contempla sistemas meteorológicos y también surgen investigaciones que proponen el combinar metodologías orientadas al ambiente empresarial.

Mientras que el trabajo elaborado por Armstrong y Collopy (1998), comprende la recopilación de técnicas de integración en los pronósticos de series de tiempos y juicios de expertos. Su estudio contempla el análisis de 47 artículos científicos, el proceso de integración y los cuidados a tener en cuenta al momento de ejecutar la validación. Las metodologías observadas son: unión de tipo escalonada, se elabora un pronóstico para posteriormente integrarlo en una segunda etapa y el desarrollo en paralelo.

Elabora la siguiente clasificación: revisión de juicios de expertos, pronósticos combinado, extrapolación estadística, reglas básicas y modelos econométricos. La propuesta por su parte establece tres puntos importantes a tomar en cuenta al momento de realizar la integración de pronóstico, relevancia en los datos cuantitativos, juicios imparciales e información relevante de la opinión de los expertos.

En el mismo sentido en el trabajo elaborado por Sanders y Ritzman (2004), propone una metodología de desarrollo e integración de pronósticos, ajustes juiciosos en componentes cualitativos por parte de los expertos, corrección cuantitativa mediante el juicio, combinación de pronósticos cualitativos y cuantitativos en el mismo nivel o de acción simultánea, y ajuste en las entradas del modelo.

La propuesta contempla integrar pronósticos de series de tiempos y juicios de expertos. El estudio de la demanda contempla factores internos y externos, integrados por los juicios de los expertos, ponderación de opiniones e históricos de demanda. La integración tiene como objetivo ser un simple promedio móvil o información subjetiva recopilada en el modelo de series de tiempo clásicos.

Por lo tanto, los métodos clásicos representan una gran alternativa, se están estudiando formas de integrar factores tanto internos como externos con la finalidad de enriquecer las predicciones y reducir el error. Así mismo en la actualidad se presentan nuevas tecnologías que buscan contribuir en la integración, como lo son los sistemas informáticos y la inteligencia artificial (IA).

2.4.2 INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA CADENA DE SUMINISTRO

La inteligencia artificial (IA) son herramientas que en la actualidad experimentan sus aplicaciones en distintas industrias, tecnología móvil, automotriz, sistemas de información, etcétera. Su objetivo es contribuir en el desempeño de las organizaciones y en la toma decisiones, generar seguridad y certeza en las operaciones. A continuación, se describen algunas de las investigaciones que utilizan lógica difusa (LD) y redes neuronales artificiales (RNA).

El trabajo propuesto por Escobar Gómez *et al.* (2010), contempla la implementación de la técnica de LD en la elaboración de pronósticos de demanda en una empresa embotelladora de bebidas carbonatadas. El estudio genera la proyección mediante los factores del entorno, tales como: temporada, percepción, y competencia. La construcción del mecanismo difuso contempla las funciones de membresía: triangular, trapezoidal, y este contempla los conjuntos difusos: bajo, medio, alto, malo, regular, bueno, respectivamente. Demuestran que la implementación de LD permite generar proyecciones con base al comportamiento del entorno y contribuye en la toma de decisiones desde una perspectiva diferente.

El trabajo elaborado por Ratna y Prasad (2015), propone la aplicación de técnicas de IA en el pronóstico de la demanda en la cadena de suministro. Su propuesta contempla desarrollar una RNA que facilite la predicción mediante la utilización de históricos, evaluó los algoritmos de entrenamiento: *Batch Gradient Descent*, *Variable Learning Rate*, *Conjugate Gradient Algorithms* y *Levenberg-Marquardt*.

La elaboración de la predicción de la demanda integra el histórico de tres años, caso de estudio real y la construcción de una RNA multicapa. El modelo contempla alimentar y entrenar el algoritmo, finaliza con la validación mediante la métrica MEPA. La experimentación se realiza mediante el software Matlab, utiliza la herramienta ToolBox, el entrenamiento de la neurona es retropropagación (BPN), los resultados obtenidos del algoritmo Levenberg-Marquardt demuestran su eficiencia en

la predicción de la demanda. El resultado concluye que son una herramienta viable en la predicción de la demanda.

También el trabajo elaborado por Kochak y Sharma (2015), describe la aplicación de RNA multicapa, su estudio de pronóstico de la demanda está integrado por los datos históricos de tres años. La metodología propuesta considera la construcción de una RNA basada en los métodos de entrenamiento de BPN, los algoritmos evaluados son: *Batch Gradient Descent*, *Variable Learning Rate*, *Conjugate Gradient Algorithms* y Levenberg-Marquardt. La simulación se realiza en Matlab 7.0 con la aplicación integrada Toolbox, los resultados obtenidos destacan al realizar las comparaciones con los métodos de pronósticos tradicionales, corresponde a mayor eficiencia mediante Levenberg-Marquardt.

En el mismo sentido Toro O. (2004), implementa las técnicas de RNA en la predicción de la demanda, presenta una comparación contra las metodologías tradicionales, su caso de estudio es aplicado en la industria textil. Su metodología es una RNA multicapa, el entrenamiento de la red se realiza mediante la técnica de BPN, el algoritmo aplicado fue Levenberg-Marquardt. El estudio se integra de tres casos prácticos, variación en el número de neuronas de la capa oculta, función de transferencia y conjunto de datos de entrenamiento. El proceso de validación del pronóstico se realiza mediante la comparación de técnicas tradicionales de predicción de la demanda, promedio móvil simple y promedio móvil ponderado.

El objetivo del estudio busca proponer diferentes escenarios mediante la manipulación de la estructura y cantidad de información propuesta en el entrenamiento y validación de la red neuronal. Los resultados concluyen que, con base en la cantidad de neuronas implementadas, tipo de función de transferencias y porcentaje de datos, se demuestra que la experimentación es una etapa indispensable en la configuración de la RNA de predicción. Los resultados demuestran mayor eficiencia por parte de la metodología propuesta en comparación con las técnicas tradicionales.

También el trabajo elaborado por Thiesing y Vornberger (1997), propone la

comparación de las RNA contra las técnicas tradicionales. El caso de estudio es aplicado en un supermercado, se evaluó la predicción de ventas de veinte productos. El estudio contempló las técnicas Naive como herramienta de clasificación y el método estadístico de promedios móviles.

Se utiliza una RNA *feed-forward* multicapa (procesamiento de datos en una sola dirección). La metodología utilizada se basa en el contraste de las herramientas con los datos históricos originales respecto al valor pronosticado. Los resultados se evaluaron mediante la métrica ECM. El estudio muestra como resultado, que si bien, las técnicas tradicionales son muy útiles, se encuentra una considerable mejora en la utilización de las nuevas tecnologías, al aumentar el nivel de certeza en los pronósticos de demanda.

Mientras que el trabajo elaborado por Shahrabi *et al.* (2009), plantea la comparación de los métodos de IA, RNA y máquina de soporte de vectores (SVM) en contraste con técnicas tradicionales. La evaluación contempla los métodos estadísticos, promedio móvil simple, suavización exponencial simple, suavización exponencial doble, y fue evaluado mediante la métrica MEPA, demostrando que la herramienta RNA mejora notoriamente los resultados obtenidos.

El estudio muestra, que si bien, las técnicas de IA son una herramienta viable en cuanto a la efectividad de los datos que generan las proyecciones. También muestra la importancia de las técnicas clásicas, los promedios móviles resultan ser una de las herramientas más eficientes en pronosticar la demanda.

La investigación destaca que no todos los métodos de IA tienen la capacidad de superar los resultados de las técnicas clásicas. El SVM fue respectivamente inferior y la RNA es una herramienta viable en la predicción de la demanda a largo plazo. Además, la investigación elaborada por Kandananond (2012), realiza la implementación de una RNA *feed-forward* multicapa y SVM, en el desarrollo utiliza datos históricos de un almacén de productos similares o con características compartidas de un supermercado.

La metodología propone implementar RNA y SVM, las funciones de activación utilizadas son de tipo lineal, polinomial, función radical básica y sigmoide. El estudio no contempla metodologías estadísticas y los resultados se validan mediante la métrica MAPE, demostrando mayor eficiencia por parte de la herramienta RNA.

También el trabajo elaborado por Mitrea *et al.* (2009), ofrece una comparación de técnicas clásicas, promedios móviles, autorregresión integral de promedios móviles (ARIMA), y las técnicas de IA, RNA multicapa de tipo *Nonlinear Autoregressive eXogenous* (NARX) y el estudio se valida mediante el ECM.

La metodología implementada se integra por cuatro procesos: inicia con la selección de información, recabar los datos necesarios para el estudio; continúa con el procesado de datos, corresponde a la normalización, identificación de tendencias, datos irregulares; después se realiza la transformación de datos, convertir la información en datos cuantitativos; termina con el proceso de entrenamiento, este contempla la utilización del algoritmo BPN, Levenberg-Marquardt. Los resultados obtenidos muestran que el ECM es considerablemente inferiores a las técnicas tradicionales y se puede identificar la amplia viabilidad de las RNA.

Mientras que el trabajo elaborado por Slimani *et al.* (2015), contempla la predicción de demanda mediante la aplicación de RNA multicapa. La metodología implementada busca desarrollar una herramienta de predicción de demanda. La investigación tuvo como finalidad evaluar las diferentes estructuras de red. El estudio se integra por dos etapas de desarrollo.

La primer etapa contempla cuatro procesos: inicia con la etapa de aprendizaje que contempla la evaluación entre los valores con que se alimenta y de salida mediante ECM generado entre las diferencias; sigue con la extracción de datos, se mide el aprendizaje de la red mediante el contraste de los datos reales contra valores obtenidos; continúa con la elección de la estructura de la RNA según el ECM menor y termina con el procesado de información, consiste en todo el proceso de aplicación y entrenamiento.

La segunda etapa integra la teoría de juegos (TJ) mediante la RNA buscando mejorar los resultados obtenidos en la predicción de la demanda, evaluando la incertidumbre resultante de una actividad inesperada. La experimentación demuestra que el diseño de la RNA mejoró los resultados obtenidos, el estudio comprueba la viabilidad de las técnicas de IA en la proyección de ventas.

En otro sentido el trabajo elaborado por Chang *et al.* (2005), propone una comparación de una red neuronal evolutiva (RNE) mediante la integración de algoritmos genéticos (AG), en comparación con la RNA multicapa de BPN. El estudio se desarrolla con base en el procesado de la información, elaboración de la RNA, experimentación, y comparación con algunas otras técnicas estadísticas.

El procesado de la información contempla cinco años de históricos de producción de circuitos. Inicia con la implementación de los métodos Winter's y Grey Relation Analysis (GRN) a la información de entrada en la RNE. La construcción consiste en el procesado de la RNA con BPN mediante la aplicación de AG y finaliza con la experimentación, en este apartado se contemplan los resultados obtenidos en comparación con algunas técnicas independientes, la eficiencia de la metodología propuesta se evalúa mediante las métricas MEA, MEPA, y desviación del costo total. Los resultados del estudio a corto y medio plazo muestran que la RNE mediante la integración de algoritmos genéticos es mejor considerablemente a la utilización de las demás herramientas.

Además, la investigación por parte de Kumar *et al.* (2014), propone desarrollar una RNA multicapa. Se realiza el análisis de eficiencia respecto a la estructura y la evaluación de algoritmos de aprendizaje de BPN. El estudio plantea la experimentación con los datos históricos de la industria textil durante un período de tres años. Elabora la evaluación de diferentes métodos de BPN: *Batch Gradient Descent*, *Variable Learning Rate*, *Conjugate Gradient Algorithms*, *Levenberg-Marquardt*, y evaluados mediante ECM. La configuración de la red se elabora mediante el software Matlab y propone 20 neuronas en la capa oculta.

El algoritmo de entrenamiento seleccionado es Levenberg-Marquardt y demuestra la reducción del error, por lo que, concluyen que la utilización de esta herramienta en el estudio de casos similares permite la predicción de la demanda mediante RNA con mayor eficiencia.

Mientras que el trabajo elaborado por Sarmiento y Soto (2014), elabora un pronóstico de demanda de productos nuevos mediante el uso de RNA utilizando los históricos de productos similares. La introducción de productos nuevos es una de las grandes incógnitas en las organizaciones al momento de realizar proyecciones, el comportamiento de los mercados es inesperados, por lo que, el estudio contempló una metodología basada en productos existente que contribuya en la predicción de demanda de artículos nuevos. El proceso de predicción se realiza con base en la técnica de RNA, las características similares se miden mediante variables cualitativas que se transforma en cuantitativos.

La metodología implementada contempló la proyección a partir de una RNA multicapa, el proceso inicia con la selección de productos similares dentro del mismo almacén, recolección de datos históricos y filtrado de información. Los valores resultantes son analizados mediante un contraste que permitió evaluar el grado de similitud que guarda con el producto con mayor antigüedad. El caso de estudio muestra que el grado de error de la proyección mejora considerablemente, concluyen que optar por herramientas tecnológicas de IA son una alternativa viable en la introducción de nuevos productos.

Otro ámbito importante es el desarrollo en la investigación elaborada por Ferreira *et al.* (2016), propone un pronóstico de demanda de aplicación diaria mediante RNA multicapa. La metodología utilizada se sustenta en su estructura, 12 neuronas de entrada, 2 hasta 15 en la capa oculta y 1 de salida, el experimento contempla 10 escenarios. El proceso de entrenamiento establece la aplicación de algoritmos de BPN.

Demuestran la importancia de evaluar, buscando obtener una tasa de error que

justifique la viabilidad de la técnica de IA ante las técnicas tradicionales y el proceso de experimentaciones es una actividad indispensable en la selección de la estructura de red.

Mientras que el estudio elaborado por Kourentzes (2013), contempla el análisis de series de tiempos. Se desarrolla una comparativa de modelos de pronósticos tradicionales respecto a las técnicas de IA. El estudio se desarrolla utilizando una RNA multicapa con entrenamiento mediante el algoritmo BPN, Levenberg–Marquardt.

La metodología se estructura en tres fases: inicia con estudio del método Cross-tons, además de un conjunto de modelos híbridos; continúa con el estudio de los resultados de las técnicas tradicionales; finaliza con la aplicación de la RNA multicapa. Algunas de las variables de evaluación utilizadas fueron la satisfacción del cliente, inventarios y servicio. El proceso de evaluación se elaboró mediante las métricas media del error (ME) y MEA, destaca que las técnicas tradicionales muestran ser eficientes ante la simplicidad que se asocia, mientras que la RNA obtiene el nivel de error más bajo.

De los resultados obtenidos destaca el nivel de correlación establecidas entre el nivel de inventario y de servicio, mismo que se refleja en costos, por lo tanto, concluye que las RNA de predicción de la demanda en comparación con técnicas tradicionales mejora la proyección de resultados al disminuir ME y MEA.

También el trabajo elaborado por Jurczyk *et al.* (2016), contempla la comparación de técnicas clásicas y RNA multicapa. La estructura de la red contempla las variables, tales como: período, producto, grupo, además de incluir los datos históricos de demanda. La metodología se integra de una RNA entrenada mediante los algoritmos BPN, Levenberg-Marquardt, Quasi-Newton, *Scaled Conjugate Gradient*, *Fletcher-Powell Conjugate Gradient*, *One Step Secant*, y *Polak-Ribière Conjugate Gradient*.

En el análisis de las técnicas de IA se realiza la comparativa con métodos tradicionales, tales como: modelo de Brown's, Holt's, Winter's adaptativo, Win-

ter's multiplicativo e índices estacionales. La experimentación se evalúa mediante las métricas de la media del error porcentual (MEP) y MEPA. Los resultados de la investigación establecen la importancia de las técnicas tradicionales y la eficiencia de la RNA al mostrar un mejor desempeño minimizando el grado de error del estudio.

Con base a las investigaciones que se describen en este apartado se destacan los resultados obtenidos a partir de la utilización de RNA *feed-forward* multicapa y BPN mediante Levenberg-Marquardt, permitiendo generar proyecciones de demanda futura con mayor precisión, al lograr reducir el error respecto a las técnicas tradicionales, brindando resultados con mayor eficiencia. Por lo tanto, se concluye que mediante las técnicas de IA como RNA logran generar resultados eficientes como herramienta de pronósticos.

2.4.3 APLICACIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA CADENA DE SUMINISTRO

A continuación, se realiza un análisis de algunas de las investigaciones que se caracterizan por la integración de pronósticos cuantitativos y cualitativos mediante RNA y técnicas de lógica difusa (LD), se describen algunas etapas y metodologías propuestas.

El trabajo elaborado por Caniato *et al.* (2011) estudia la integración de técnicas matemáticas, estadísticas, y juicios de expertos. El objetivo es unir diferentes herramientas que generen pronósticos con mayor certidumbre y eficiencia. Su propuesta contempla la unión u ordenamiento de las diferentes metodologías. El estudio se genera en tres ciclos de desarrollo, el proceso inicia en el entorno cuantitativo, se hace un análisis de series de tiempo mediante descomposición, también se realiza la recolección de información cualitativa mediante el estudio de mercado de consumidores, continúa con la depuración de la información, se elabora un análisis del contexto y variables de la empresa que no corresponde a los registros históricos, y

finaliza con a la integración de los modelos estadísticos y los juicios de expertos. En este caso se contemplan la opinión de los vendedores, son las personas que mantiene conocimiento sobre el mercado, la identificación de tendencias permite estudiar y generar percepciones anticipadas de la demanda.

Otra investigación documentada fue elaborada por Asli y y Sucky Eric (2014), realiza un pronóstico de demanda en distintas industrias. La aplicación contempla una red neuronal difusa adaptativa (ANFIS), misma que cada vez adquiere mayor relevancia por la capacidad y facilidad. Permite integrar variables cualitativas y cuantitativas en la predicción de la demanda. Los factores del entorno cada vez son de mayor importancia en las organizaciones, en la actualidad el desarrollo de ANFIS facilita la generación de pronósticos integrados que contribuyen en la toma de decisiones.

La técnica busca integrar variables o criterios humanos que son interpretados mediante una RNA, una técnica con gran relevancia en la actualidad. Así mismo permitiendo anexar variables externas generando un modelo de predicción de la demanda más preciso y realista del entorno, estos sistemas también son llamados métodos híbridos.

En el caso de estudio se utiliza información de las características físicas de los productos, tales como: costos, servicio, tipo de cliente, entre otros, el objetivo es generar una ponderación adecuada en los distintos tipos de consumidores. La técnica ANFIS permite la integración de variables cualitativas y cuantitativas.

Mientras que el trabajo elaborado por Kuo *et al.* (2016), propone la recopilación de distintas herramientas de IA, implementa la técnica de RNA para desarrollar un pronóstico inteligente, permitiendo integrar variables cuantitativas y cualitativas, los datos de expertos son procesados mediante AG, LD y RNA.

La metodología consta de tres etapas: inicio con la aplicación de encuestas a expertos mediante diez cuestionarios evaluando la publicidad, promoción y el agrupamiento de productos, aunado a los datos históricos de ventas; continúa con el

desarrollo del modelo de red neuronal difusa (RND), permitiendo transformar variables cualitativas en cuantitativas; finaliza con la implementación de sistemas de inmunidad artificial (AIS) mediante el algoritmo BPN. Los algoritmos evaluados en conjunto fueron: BPN, selección clonada (CLONLG), CLONALG-BP, Opt-aiNet y aiNBSB, el estudio se evaluó con la métrica ECM. El análisis del estudio se desarrolla mediante la comparación de los algoritmos utilizados y el porcentaje de datos de entrenamiento. Del conjunto de algoritmos analizados se elige Opt-aiNet al mostrar mayor eficiencia.

Mediante las investigaciones analizadas, se concluye que la metodología establecida con base en técnicas de RNA e instrumentos de recolección de información en conjunto con los métodos de LD permite evaluar factores del entorno empresarial, la integración de variables cuantitativas y cualitativas permite generar proyección de demanda que contribuye en la toma de decisiones, reducir los niveles de inventarios, transporte, costos, y mejorar el nivel de servicio.

Por lo tanto, la propuesta contempla una metodología que integre variables del entorno en conjunto con los registros históricos. La elaboración se estructura en tres etapas: iniciando con la recolección de información a partir del método Delphi; continúa con la transformación de la información de cualitativa a cuantitativa con LD; y finaliza con la integración y generación del pronóstico a partir de una RNA. Mediante esta herramienta se contempla la generación de proyecciones de demanda con mayor certeza y eficiencia.

2.5 ANÁLISIS DE LOS ANTECEDENTES

El trabajo elaborado contempla el estudio de gran variedad de herramientas aplicadas en la generación de proyecciones de demanda futura basada en modelos matemáticos o estadísticos y en la actualidad surgen las técnicas de IA.

Las técnicas cualitativas son estrategias que implementan las organizaciones

cuando el comportamiento de la demanda es continuamente variable o predecible, es decir, se conoce el comportamiento de las ventas y esta información se recolecta a partir de cuestionarios e instrumentos. Mediante las técnicas se ajustan los niveles de producción o comercialización. La simplicidad de su implementación facilita la utilización en la mayoría de los sectores e industrias, aunado a que estas herramientas funcionan como técnicas complementarias al ámbito cuantitativo.

Entre las más comunes son juramento ejecutivo, grupo de consenso, enfoque de ventas, estudios de mercado, etcétera. La información resultante surge a partir de los tomadores de decisiones, vendedores o estudios de mercado, todo ellos son generados a partir de la experiencia en el entorno laboral. Algunas de las limitantes de los métodos es la necesidad de integrar a personas con amplia experiencia, en muchas de las ocasiones las empresas mantienen gran rotación de personal o las técnicas son elaboradas sin tomar en cuenta los parámetros de la metodología científica.

Por su parte, los métodos matemáticos o estadísticos están compuestos por algoritmos que surgen a partir de promedios y algunas otras operaciones en conjunto, es decir, se parte de una operación simple que es ajustada mediante factores, por ejemplo, ajuste de tendencias, ponderación, etcétera. Estas herramientas se sustentan a partir de datos numéricos que se les conoce como registros históricos, la eficiencia de estas herramientas se deriva directamente del comportamiento de las ventas, es decir, a mayor regularidad mayor eficiencia en la proyección de ventas. Algunos de estos son los promedios móviles y ponderados, suavización exponencial simple y múltiple, y regresión, se encarga de evaluar dos conjuntos o más de información.

Llevar a cabo las técnicas es recomendable pues están basadas en ciencias exactas, en la mayoría de las ocasiones brinda una proyección adecuada al comportamiento de los registros históricos. La implementación obliga a ser realizado por personal capacitado y en la actualidad existen programas informáticos que facilitan su elaboración. También es importante que se mencione que los métodos se limitan a los datos históricos y discriminan las variables del entorno que influyen directamente

sobre las organizaciones.

Una vez descritas las técnicas tradicionales, es importante mencionar que en la actualidad los avances tecnológicos generan grandes oportunidades computacionales, entre ellas, el desarrollo de IA, se derivan de los avances en los sistemas informáticos y equipos avanzados de cómputo. Mismas que están siendo implementadas en la industria automotriz mediante sistemas de conducción autónoma, en las cámaras de la tecnología móvil o en el internet de las cosas (Iot), etcétera.

Buscando generar nuevas metodologías de pronósticos para las organizaciones, permitiendo reconocer y adaptarse con mayor precisión a la tendencia o estacionalidad de los registros, facilitando la toma de decisiones, permitiendo generar proyecciones de demanda con mayor eficiencia. Las nuevas técnicas son conocidas como *machine learning* (ML), LD, AG, AE, mismas que abren grandes oportunidades, la posibilidad de integrar fuentes diferentes de información.

La integración de las técnicas permite mezclar fuentes de información de las organizaciones en conjunto con datos del entorno, facilitando el análisis de resultados desde diferentes orígenes y amplifica el rango de percepción en los tomadores de decisiones. En la actualidad existen software que facilitan su desarrollo y se tiene la capacidad de ejecutarse por sí mismo, el administrador solo es el encargado de suministrar la información e interpretar resultados. El ampliar la perspectiva contribuye a la toma de decisiones sustentada en el entorno desde una perspectiva amplia, beneficiando el desempeño de las organizaciones.

Por lo tanto, a pesar de que las herramientas tradicionales tienen gran capacidad en la generación de proyecciones en diferentes industrias y sectores, resultan ser más eficientes las técnicas de IA en la generación de proyecciones.

CAPÍTULO 3

METODOLOGÍA

3.1 PRONÓSTICO INTEGRADO

La propuesta de un método de pronóstico integrado está compuesta por tres etapas: recolección de información cualitativa de expertos, mediante el método Delp-
hi y registros históricos; ponderación de variables del entorno, mediante la técnica de lógica difusa; e integración de información, mediante redes neuronales artificiales con entrenamiento de BPN como se ilustra en la figura 3.1.

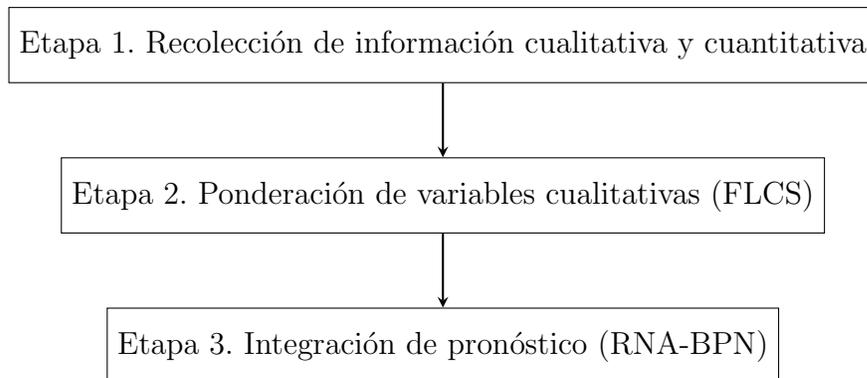


Figura 3.1: Pronóstico integrado

La metodología propuesta contempla la revisión de la literatura como parte esencial, la recolección de información a partir de las opiniones de expertos, identi-

ficación de variables de alto impacto en el comportamiento de la demanda, el procesamiento de la información mediante lógica difusa e integración de la información a partir de redes neuronales artificiales (RNA), y se concluye con un análisis de los resultados como se ilustra en la figura 3.2.

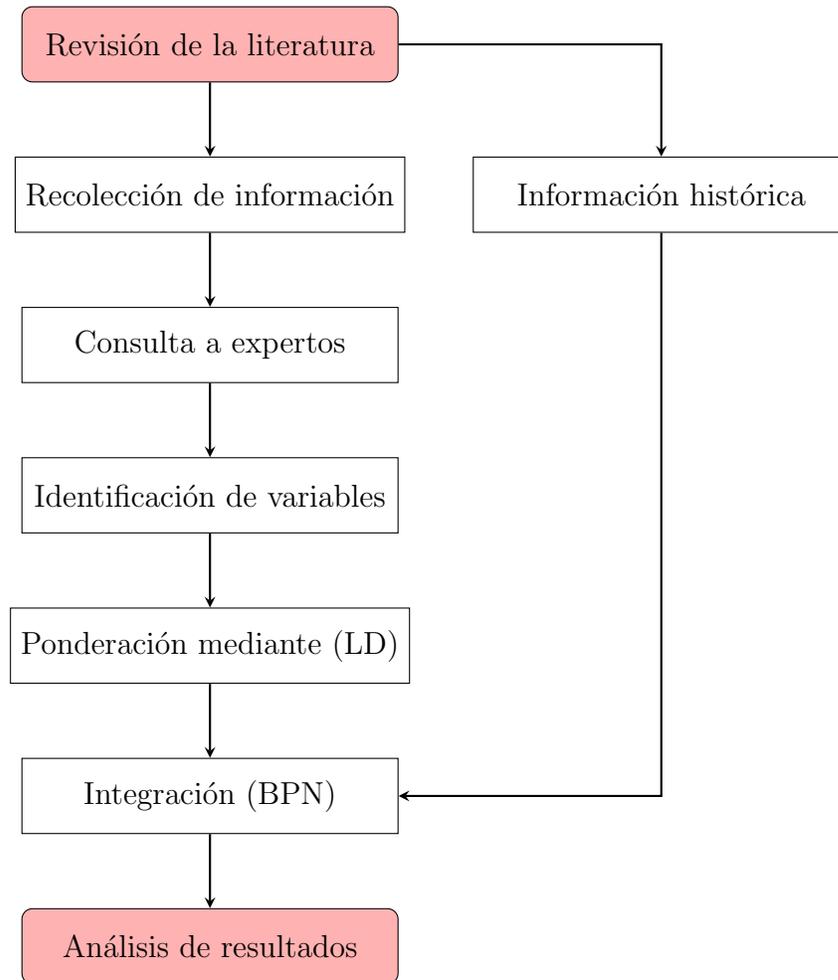


Figura 3.2: Integración de variables cualitativas

3.2 METODOLOGÍA DELPHI

La primera etapa de la metodología inicia con la recolección de información mediante la implementación del método Delphi. Es una herramienta ampliamente

aplicada en la gestión de las empresas. Permite la recolección de información a partir de la opinión de las personas (Varela-Ruiz *et al.*, 2012; Véliz Martínez *et al.*, 2013; Vio *et al.*, 2012; García Valdés y Suárez Marín, 2013). Esta metodología se compone por cuatro fases: definición de objetivos, grupo de coordinación de expertos, aplicación de cuestionarios y retroalimentación y obtención de resultados como se ilustra en la figura 3.3 (Gil y Pascual, 2012; Mohedano, 2008; Reguant y Torrado, 2016).

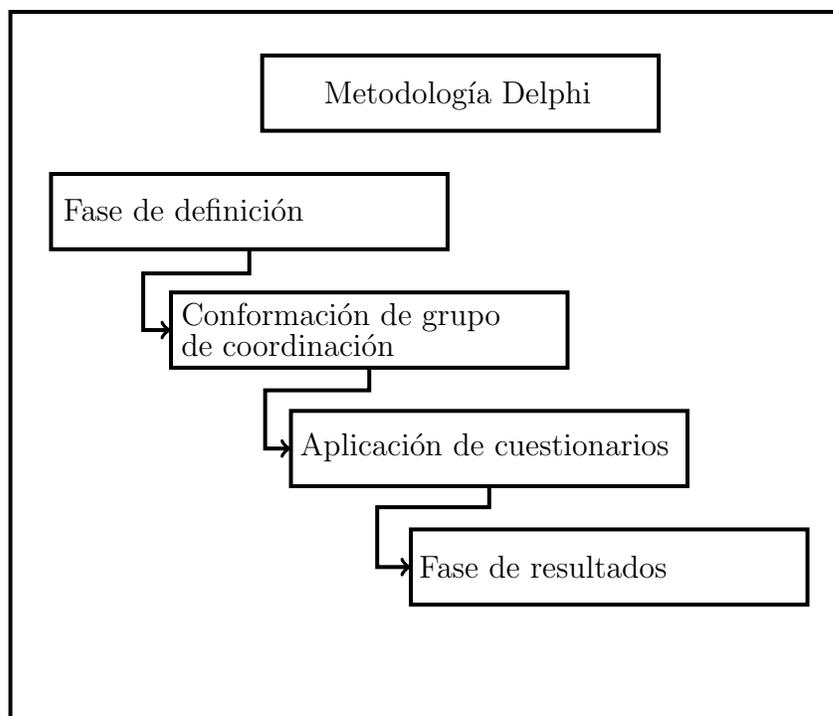


Figura 3.3: Etapas de la metodología Delphi

3.2.1 FUNDAMENTOS DE LA ENCUESTA

La encuesta responde a los medios de recolección de datos sobre el tema en estudio. La elaboración del cuestionario tiene la finalidad de incorporar determinado número de preguntas enfocadas a una investigación en específico. El estudio contempla la administración de información de lo general a lo particular, es decir, desde preguntas abiertas hasta opción múltiple.

La finalidad de las preguntas contempla eliminar el sesgo, es decir, minimizar la influencia sobre los participantes, el número de preguntas es variables y esto depende del tema en investigación. La elaboración de este apartado contempla la obtención de información a partir de los expertos, el objetivo es identificar las variables con mayor repercusión en el entorno sobre la demanda mediante la experiencia laboral. El medio de aplicación corresponde a la elaboración del cuestionario en una plataforma electrónica o de manera física. A continuación, se describen algunas características y ventajas de la propuesta.

3.2.2 CARACTERÍSTICAS

- Anonimato: proceso que busca minimizar el intercambio de opiniones o sesgo, es decir, obtener la percepción de opinión clara y particular con el objetivo de eliminar su distorsión por terceros.
- Interacción y retroalimentación controlada: se realiza la recolección de las opiniones en más de una ocasión. Es decir, se aplica el cuestionario y se evalúan los resultados, posteriormente se realiza retroalimentación. Al ser un proceso repetitivo requiere realizar una administración adecuada de la información, el objetivo es minimizar el sesgo en la opinión del experto.
- Heterogeneidad: es una herramienta aplicable a diferentes perfiles de expertos, siempre manteniendo relación directa con el estudio.
- Trabajo estadístico: corresponde al proceso de análisis de la información recolectada. Esta actividad se realiza mediante la aplicación de técnicas básicas de análisis estadístico: media, mediana, moda, y normalidad de la información (Reguant y Torrado, 2016; García Valdés y Suárez Marín, 2013).

3.2.3 VENTAJAS

- Permite sistematizar la información de los expertos y minimizar las barreras geográficas de localización.
- Disminuye los costos de aplicación, es decir, los cuestionarios no requieren ser aplicados por personas capacitadas.
- Gran cantidad de expertos pueden incorporarse a la investigación. No existe un límite de aplicación, esto depende del personal disponible en el estudio.
- Minimiza la influencia de los líderes sobre sus subalternos. Reduce la manipulación de percepción del personal en estudio.
- Permite la libertad de opinión (García Valdés y Suárez Marín, 2013).

3.2.4 ESTRUCTURA DE ENCUESTA DELPHI

La encuesta contempla la elaboración de un conjunto de preguntas enfocadas a la identificación de variables con mayor correlación sobre los niveles de ventas. La estructura de las preguntas suelen ser formato Likert, también es posible implementar algunos otros formatos (Anguita *et al.*, 2003; Alaminos y Castejón, 2006).

Las variables a evaluar dependerán del sector, este estudio contempla la industria automotriz. Por lo tanto, se busca identificar las variables con mayor dependencia sobre la demanda de vehículos automotores de tipo ligeros. A continuación, se enlistan las variables de estudio, ver tabla 3.1.

Variables de estudio	
Demanda	Poder adquisitivo
	Crédito
	Divisas
	Desarrollo económico
	Crecimiento demográfico
	Tiempo en transporte
	Inseguridad
	Combustibles
	Desarrollo económico
	Galería de productos
	Transporte público
	Manufactura
	Infraestructura
	Impuestos
	Calidad

Tabla 3.1: Variables de estudio

En este apartado se busca identificar cuáles son las variables de estudio. Para esto se realiza un trabajo previo, es decir, se les pregunta a los expertos cuales variables identifican que repercuten en su entorno laboral. Se hace un análisis de la información obtenida y a partir de ello, se eligen las variables con mayor relevancia (Gil y Pascual, 2012). En la tabla 3.1 se ilustran algunas de las variables señaladas en el entorno por parte de los expertos.

El ejercicio realizado contempla identificar qué relación guardan dos tipos de variables, dependientes como la demanda e independientes como las identificadas en el entorno. Se realiza el análisis de una por una como se ilustra en la figura 3.4.

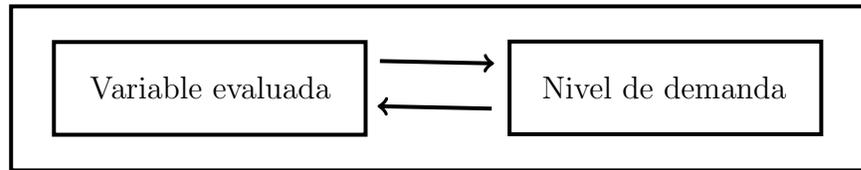


Figura 3.4: Ponderación de variable con respecto al nivel de demanda

3.2.5 ADAPTACIÓN DE ESCALA

Este proceso se da como resultado de las opiniones otorgadas por los expertos, es decir, si en la escala propuesta no se encuentra dentro de los rangos ponderados se analiza y reestructura la composición de determinadas preguntas, ajustándose los niveles de demanda (Mira *et al.*, 2010). El ajuste de rangos de esta selección es muy importante, se debe evaluar qué tendencias guardan las opiniones y ajustar los rangos, si todas las ponderaciones se establecen en los extremos del universo de discurso se debe ajustar el rango máximos y mínimos. La figura 3.5 describe la interpretación de las opiniones, el nivel adecuado debe ser un valor central.

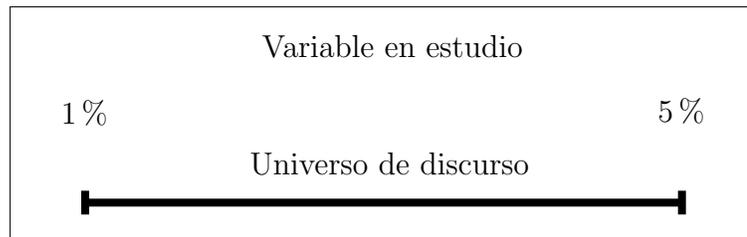


Figura 3.5: Universo discurso

Esta actividad se realiza en cada ronda de aplicación, se ajustan los cuestionarios, el objetivo es encontrar el punto medio en el universo de discurso, es importante destacar que es una actividad compleja de trabajo consecutivo en los cuestionarios.

3.2.6 NÚMERO DE PREGUNTAS

El cuestionario corresponde al número determinado de preguntas, mismo que podría ser modificado en las diferentes fases de aplicación, a fin de ajustar las opiniones de los expertos (Astigarraga, 2003; Anguita *et al.*, 2003). Las preguntas podrían ser eliminadas cuando el factor de correlación es bajo o nulo respecto a la demanda de vehículos.

3.2.7 CONTENIDO

El contenido del cuestionario mantiene el enfoque único en la variable de demanda, todas las preguntas elaboradas están enfocadas en obtener las opiniones de los expertos (Anguita *et al.*, 2003). La estructura debe de contemplar los datos del experto, nombre, puesto, años de experiencia en el área en estudio, fecha de aplicación, instrucciones, y el conjunto de preguntas.

3.2.8 TRABAJO PREVIO

Es la aplicación como medio de prueba del cuestionario, a fin de identificar las principales limitantes al momento de realizar la metodología de recolección de la información e identificar las variables en estudio (Anguita *et al.*, 2003; Arribas, 2004; Pareja, 2002). Es indispensable llevar a cabo pruebas anticipadas y descartar complejidades a fin de armonizar su adecuada realización.

3.2.9 SELECCIÓN DE EXPERTOS

La selección de expertos corresponde a la integración de un comité, este grupo podrá estar conformado por 7-30 personas. Es importante destacar que se debe de cumplir con un perfil específico o tener la experiencia requerida. La persona debe mantener contacto directo con la variabilidad de estudio (Huertas *et al.*, 2005; Riaño y Palomino, 2015). El comité de expertos podrá estar integrado por directivos, administrativos, áreas de producción, almacenamiento, distribución, etcétera.

3.2.10 PERFIL DEL EXPERTO

La conformación del grupo de expertos surge a partir de la necesidad de información objetiva, por lo tanto, es fundamental señalar el detalle de los perfiles, profesión, cargo, experiencia laboral, relación al área de estudio, relevancia, etcétera. Mediante el listado en los puestos o el tipo de perfil (Lin, 1989; Liao y Lewis, 2000; García Valdés y Suárez Marín, 2013). A continuación, se enlistan algunos de los requerimientos indispensables.

- Relación directa a la variable en estudio.
- Contar con experiencia mínima de 3 años.
- Perfil profesional.
- Puesto de trabajo.

3.2.11 APLICACIÓN A EXPERTOS

El proceso de aplicación de los cuestionarios se realiza a partir del medio seleccionado contemplando las diferentes etapas de cada aplicación, el análisis y la

retroalimentación.

- Tiempo de aplicación, es el proceso de aplicación, corresponde a una cantidad secuencial de ejercicios, entre 2 o 3 a fin de ajustar las opiniones, esto mediante la formulación de encuestas similares.
- Receso o tiempo de procesos de resultados, es el análisis estadístico, identificación de rangos y tendencias.
- Retroalimentación a los expertos, corresponde a dar a conocer los resultados mediante gráficas de simple interpretación.

En la figura 3.6 se describe el proceso de aplicación, surge a partir de que se tiene el instrumento elaborado, inicia con la primera aplicación, se realiza el análisis de resultados, posteriormente se decide si se genera retroalimentación o se sigue una segunda aplicación, esta actividad es un proceso continuo que finaliza con el análisis de resultados y la elaboración del informe final.

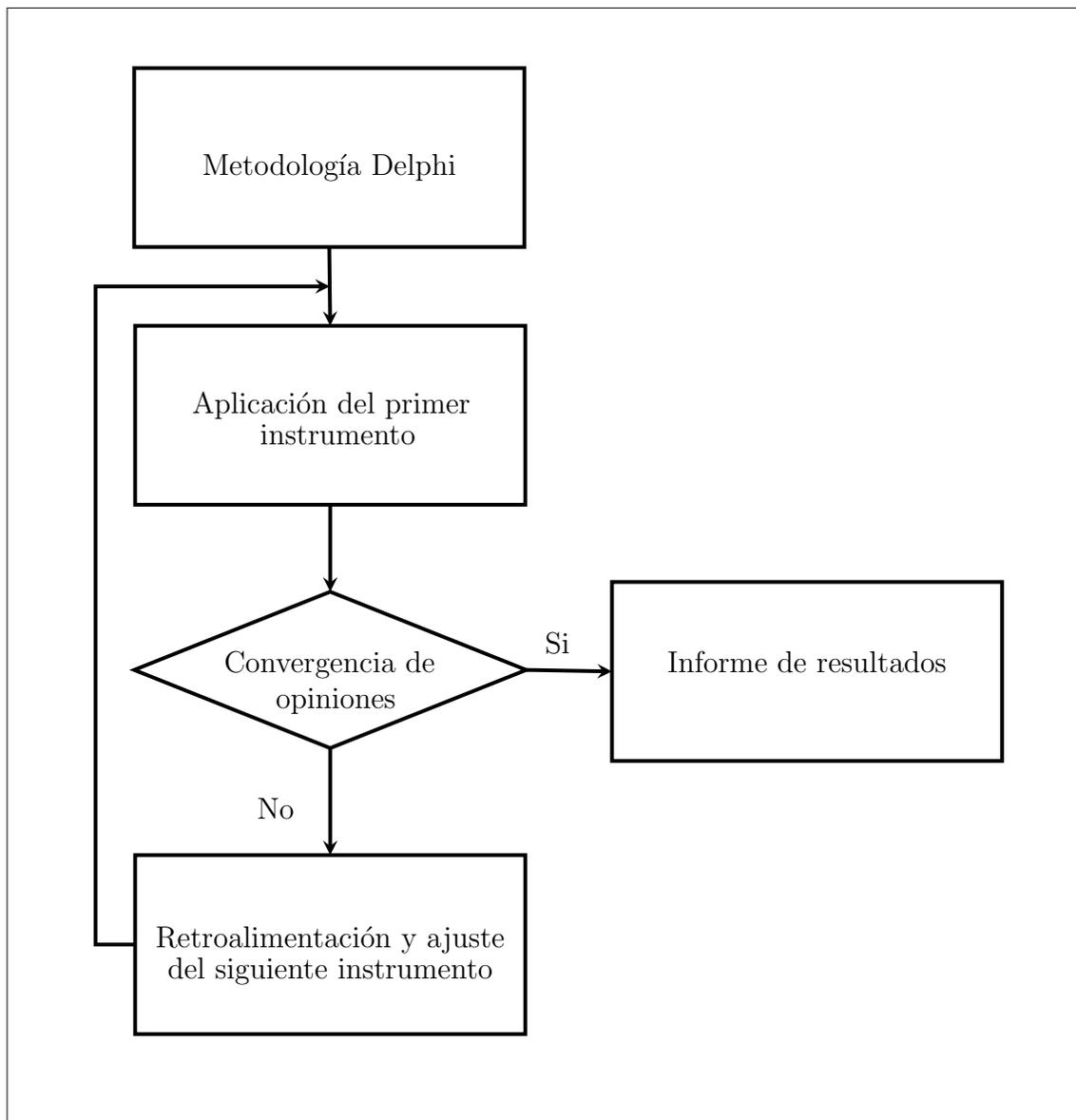


Figura 3.6: Proceso de aplicación de cuestionarios

3.2.12 ANÁLISIS DE INFORMACIÓN Y PRUEBAS ESTADÍSTICAS

El análisis es el ejercicio práctico de indagar en la información recolectada y organizada, permitiendo generar la retroalimentación de los expertos mediante la comprensión del comportamiento de los datos (De la Puente, 2010; Allen, 2000).

- Media: se interpreta como el valor central que se obtiene a partir de la suma y división del total entre el número de elementos como se ilustra en la ecuación 3.1. Esta medición también se le conoce como el valor promedio del total de elementos analizado.

$$\bar{x} = \frac{\sum x}{n} \quad (3.1)$$

- Mediana: se describe como el valor central, es decir, se realiza el acomodo estructurado de los datos del menor al mayor y se selecciona el valor que corresponde al dato de se encuentra justo al centro como se ilustra en la figura 3.7.

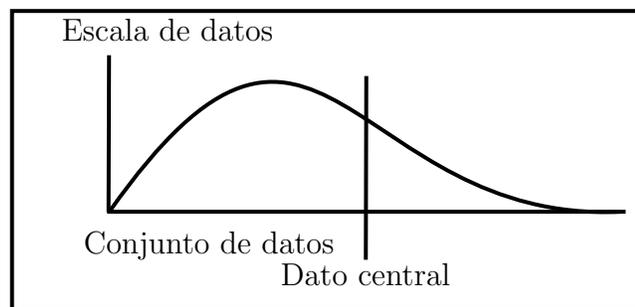


Figura 3.7: Representación gráfica de la mediana

- Moda: corresponde al conjunto de datos de las mismas características que se repite en mayor cantidad.
- Normalidad de datos: se representa como la convergencia de los datos que más se repiten en el centro de la campana de Gauss como se ilustra en la figura 3.8.

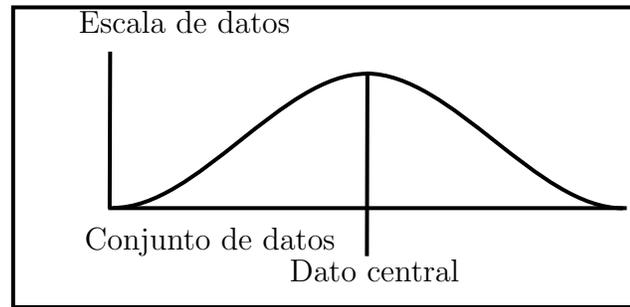


Figura 3.8: Distribución normal

La primera etapa finaliza con la obtención de la información a partir de las opiniones de los expertos, estos datos son analizados y validados mediante pruebas estadísticas. Este apartado es esencial, de él se deriva el análisis del comportamiento de las variables del entorno respecto a la demanda. A continuación, se describe la segunda etapa de la metodología.

3.3 LÓGICA DIFUSA APLICADA A LOS JUICIOS DE DEMANDA

La segunda etapa de metodología propuesta corresponde a la aplicación de lógica difusa. Se entiende como las técnicas de ponderación de variables subjetivas en valores numéricos objetivos. Esta técnica permite el tratamiento de variables imprecisas, es decir, no existe la categorización precisa. También permite el estudio de relaciones entre variables dependientes e independientes mediante el análisis del comportamiento. Algunos de los autores también los describen como lógica borrosa, imprecisa o vaga (Trillas y Ríos, 1992; Pérez, 2010). En la figura 3.9 se ilustran las partes indispensables de un mecanismo difuso, difusor de variables, mecanismo de inferencia difusa, reglas difusas, defuzzificación.

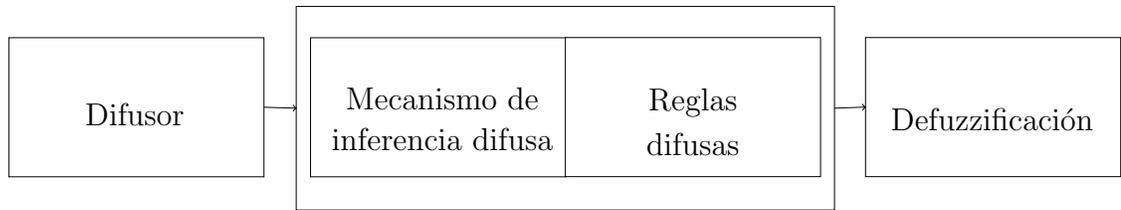


Figura 3.9: Mecanismo difuso

3.3.1 CARACTERIZACIÓN DE DEMANDA MEDIANTE FUNCIONES DE LÓGICA DIFUSA

Consiste en la caracterización e interpretación de variables en estudio mediante matemáticas, es decir, mediante funciones matemáticas se representan las relaciones existentes. La construcción de esta técnica se integra mediante variables lingüísticas, función de membresía, universo de discurso, rango de implicación, reglas y métodos difusos. A continuación, se describen cada uno de los elementos.

- Variables lingüísticas, X nombre de las variables, $T(X)$ conjunto de variables, U universo de discurso, G nombre de la función, M semántica de asociación de variables.
- Función de membresía, se representa como una función matemática, esta debe representar el comportamiento mismo de las variables del estudio.
- Universo de discurso, corresponde al rango máximo y mínimo en un eje X , en este se localizan las funciones de membresía.
- Rango de implicación, corresponde al área de aplicación de la función de membresía, esta representa desde 0 hasta 1 en el eje Y .
- Reglas difusas, describen la relación de las variables en el estudio, se representan como: si entonces (*if then*) con operadores Y (*and*) y O (*or*), y se ilustra en la figura 3.12.

- Métodos difusos, es la representación matemática de las relaciones existentes en el análisis difuso, esta metodología contempla la implementación del método Mamdani.

La representación de las funciones de membresía también puede interpretarse con valores negativos. A continuación, se describen algunas de las principales.

- Triangular: se interpreta como una función de aplicación con cambios abruptos en la demanda, con crecimiento continuo y descenso.
- Trapezoidal: es una función que busca el crecimiento del valor de membresía, se estabiliza y decrece el nivel de demanda, esta función puede implementarse en cualquier parte del universo de discurso.
- Gaussiana: es una función de carácter suave, busca minimizar los cambios abruptos en el nivel de demanda.
- Sigmoidea: es una función suave que permite establecer tendencias suaves de extremo a extremo en el universo de discurso, se suele implementar como variables positivos y negativos.

La figura 3.10 realiza la representación gráfica de los tipos de funciones básicas de membresía: triangular, trapezoidal, gaussina y sigmoide.

3.3.2 ANÁLISIS DIFUSO DE JUICIOS DE EXPERTOS

El estudio de los juicios de expertos se enfoca en transformar los juicios de expertos en relaciones con el comportamiento de la demanda, es decir, se establece un nivel de repercusión de la demanda a partir del comportamiento de las variables del entorno. El objetivo del análisis es identificar la relación que guarda cada una de las variables y como contribuye en la generación de escenarios de demanda.

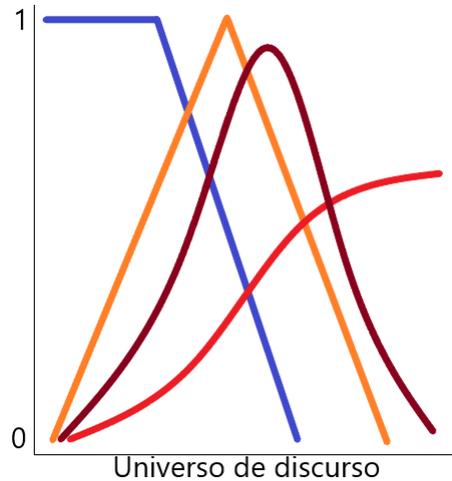


Figura 3.10: Tipos de funciones de membresía (Pal y Shiu, 2004).

El estudio contempla el método Mamdani en el análisis difuso, al ser una herramienta ampliamente utilizada en las investigaciones científicas a fin de generar la interpretación de variables de estudio.

3.3.3 MÉTODO MAMDANI

Esta metodología contempla el análisis de las opiniones de los expertos, mediante esta técnica se busca medir la repercusión en el nivel de demanda. Es una herramienta implementada en gran variedad de investigaciones debido de su simplicidad y a los resultados generados. Se estructura en cuatro etapas: evaluación de antecedentes, obtención de conclusiones, agregación de conclusiones y defuzzificación. (Mamdani y Assilian, 1975).

3.3.3.1 EVALUACIÓN DE ANTECEDENTES

El análisis establece la asignación de funciones de membresía a cada una de las variables de entrada comprendidas como antecedentes. La aplicación del método

contempla la aplicación de los operadores Y (*and*) y O (*or*) al evaluarse más de una variable implicadas en el valor consecuente.

Este deberá de representar el comportamiento de las variables mediante el tipo de función, trapezoidal, triangular, simoidal, gaussiana, entre otras. A continuación, se realiza la representación matemática del ejercicio del difusor de valores de entradas aplicando una función de membresía mediante las ecuaciones 3.2.

$$\mu A_h(x) = \exp \left\{ - \left(\frac{x - m_h}{\sigma_h} \right)^2 \right\} \quad (3.2)$$

En este apartado se construyen las relaciones, es decir, se evalúa cada una de las variables respecto a un valor específico. En la figura 3.11 se representa de manera gráfica el análisis difuso realizado en la asignación de membresía.

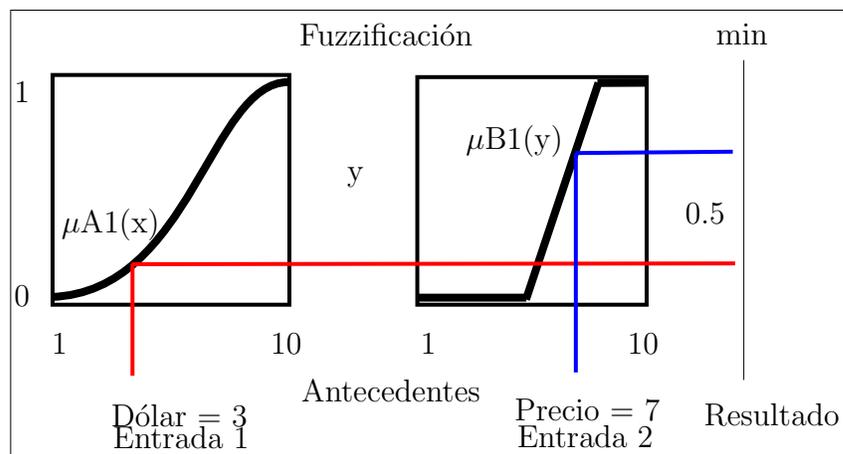


Figura 3.11: Evaluación de antecedentes

3.3.3.2 OBTENCIÓN DE CONCLUSIONES

La evaluación de antecedentes permite generar consecuentes que corresponden a los resultados del estudio de las reglas difusas. Este puede estudiar dos o más variables a las que se les aplica el operador difuso tipo Y (*and*) que contempla los valores mínimos según Mamdani y Assilian (1975), la representación matemática se

ilustra por la ecuación 3.3. En la figura 3.12 se realiza la representación gráfica del valor consecuente de la evaluación de las variables de estudio.

$$\mu_{A \cup B} = \min [\mu_A(x), \mu_B(x)] \tag{3.3}$$

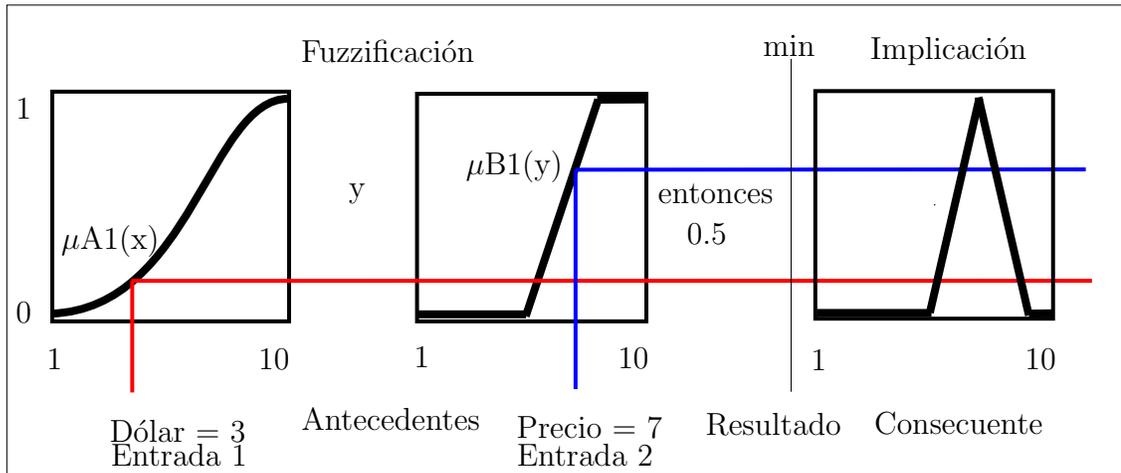


Figura 3.12: Generación de consecuentes

3.3.3.3 AGREGACIÓN DE CONCLUSIONES

El desarrollo del método corresponde a la integración del conjunto de consecuentes del total de reglas difusas. La agregación es la integración en conjunto de los valores difusos mediante la unificación, el objetivo es generar uno solo. La figura 3.13 ilustra gráficamente la agregación de conclusiones mediante la unificación en un solo entorno de discurso.

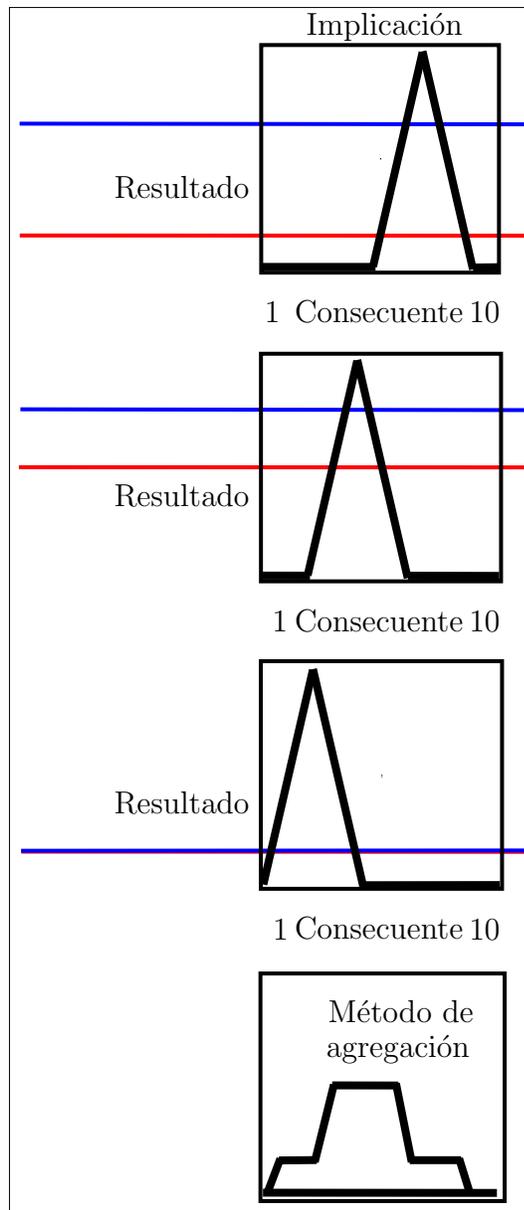


Figura 3.13: Agregación de conclusiones

3.3.3.4 DEFUZZIFICACIÓN

El método Mamdani finaliza una vez que se defuzzifica el valor de agregación por parte de las reglas difusas. El valor se obtiene mediante la aplicación de diferentes métodos, uno de los más utilizados es el cálculo del ceintroide con representación

matemática de la ecuación 3.4 e ilustrado gráficamente en la figura 3.14 (Morcillo, 2011).

$$centroide = \frac{\sum_{x=a}^b \mu A(x)x}{\sum_{x=a}^b \mu A(x)} \quad (3.4)$$

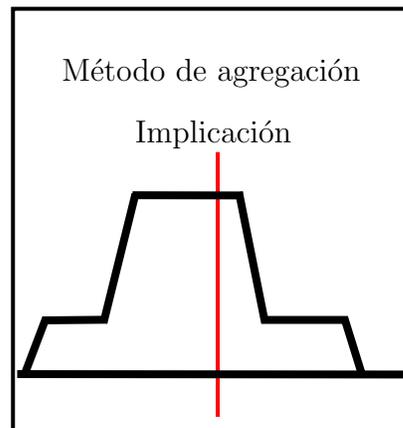


Figura 3.14: Variable ponderada

3.3.4 BASE DE DATOS DE DEMANDA DE VARIABLES

CUALITATIVOS

Una vez que se concluye el proceso difuso se obtiene un número cuantitativo de demanda. Consiste en un registro continuo de los datos obtenidos a partir del análisis difuso, mantiene un comportamiento similar a los registros de series de tiempo, es decir, se genera un valor cada que se realiza un pronóstico.

Este dependerá del ajuste en cada una de las variables del entorno, el aumento o disminución repercute en el resultado obtenido. Una vez obtenida la cifra de demanda del mecanismo difuso se procede a generar las diferentes fuentes de datos, en este se integran para generar un pronóstico único mediante RNA. La base de datos será elaborada en el software de oficina de Microsoft Office 2019 en su hoja de cálculo Excel.

3.4 RED NEURONAL

La tercera etapa de la metodología propuesta consiste en la implementación de una RNA perteneciente a las técnicas de inteligencia artificial (AI), también conocido como *machine learning* en el idioma inglés, son algoritmos matemáticos que tienen la capacidad de aprender y se soportan mediante las tecnologías de la información. El campo de aplicación es muy amplio, por lo que, el estudio se enfoca en generar una propuesta de red aplicada en el pronóstico de la demanda. En este se integran valores de juicios de expertos.

Se determina el tipo de RNA adecuada según los objetivos de la investigación, para generar un pronóstico de demanda integrado por información de juicios de expertos y datos históricos. El desarrollo de una red neuronal comprende una secuencia de pasos en la implementación, tipo, administración, estructura, entrenamiento y validación.

3.4.1 ADMINISTRACIÓN DE LA RED

La gestión de la red neuronal hace referencia al conjunto de información con la que se alimenta esta técnica, consiste en el análisis de la información previa mediante algunas pruebas estadísticas que valida su aplicación. Normalmente se enfoca a la cantidad de información, además de estar compuesta por la normalidad en su dispersión.

- Muestra de datos: es el conjunto de datos de juicios de expertos y series de tiempo utilizables como valores de entrada a la red neuronal.
- Normalización de los datos: es el proceso que corresponde a la estandarización de variables a utilizar, es decir, se busca que los datos analizados se encuentren en un rango de 0 a 1 de acuerdo a la función de activación sigmoide representada

mediante la ecuación 3.5

$$N = X/X_{max} \quad (3.5)$$

- Aprendizaje supervisado: es un proceso que se caracteriza por realizar el entrenamiento controlado por un agente externo (personal), es decir, a partir de los datos suministrados se genera un resultado.
- Estructura de red multicapa: se integra por una capa de entrada, oculta y salida. En la figura 3.16 se ilustra la figura de una RNA multicapa.

3.4.2 WORKSPACE MATLAB

La elaboración de la RNA se administra mediante el programa Matlab, contempla la construcción de una base de datos en el mismo software, en el apartado workspace. Los renglones corresponden a las variables en estudio y las columnas a los datos de estudio representados gráficamente en la figura 3.15.

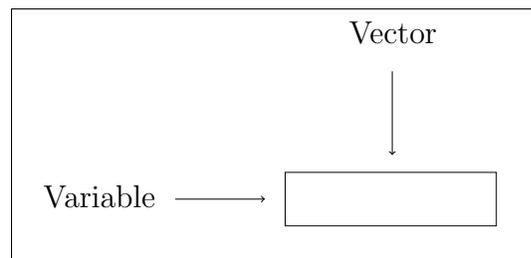


Figura 3.15: Administración de los datos

3.4.3 PRONÓSTICO INTEGRADO MEDIANTE LA TÉCNICA DE RED NEURONAL DE BPN

El proceso de pronósticos de demanda se realiza mediante la integración de datos históricos de ventas en conjunto con las variables cualitativas ponderadas en

valores de demanda. La generación de la predicción tiene como objeto reconocer las variables del entorno que afectan cotidianamente el comportamiento de la demanda, mediante la implementación de una RNA de BPN se busca generar predicciones de demanda unificadas (Kochak y Sharma, 2015; Toro O., 2004; Mitrea *et al.*, 2009; Chang *et al.*, 2005; Kumar *et al.*, 2014; Ferreira *et al.*, 2016).

3.4.4 DESARROLLO DE LA RED NEURONAL DE BPN

La RNA se realiza mediante el software MATLAB mediante su aplicación Toolbox con la estructura BPN. La red realiza la propagación hacia atrás busca minimizar el error entre los datos actuales y el dato pronosticado mediante la métrica del error cuadrático medio (ECM). A continuación, se ilustra la representación matemática de una RNA.

La estructura $n - h - s$ de la red con n nodos de entrada, h nodos en la capa oculta y s nodos de salida. Los valores de los nodos correspondientes se representan como x_j , los pesos están dados por w_{ij} , sesgo por b_i y valor de salida y_i , su representación matemática se ilustra de la siguiente forma, ecuación 3.6.

$$y_i = \phi_i \left(\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j + b_i \right) \quad (3.6)$$

con $i = 1, \dots, h$, la función de activación de la neurona i se representa como ϕ_i . Esto representa las operaciones realizadas entre la capa de entrada y la capa oculta, mientras que la relación que guarda la capa oculta y la capa de salida se calcula de la siguiente forma, ecuación 3.7.

$$y_s = \phi_s \left(\sum_{i=1}^h w_{si} y_i + b_s \right) \quad (3.7)$$

con $s = 1, \dots, g$ dónde el resultado corresponde a números enteros. El valor obtenido

representa la proyección de ventas. A continuación, se realiza la representación gráfica de la red neuronal mediante la figura 3.16. Los nodos corresponden al número de neurona existentes y las flechas a las conexiones entre las mismas, obteniendo un resultado a partir de cinco vectores de entrada (variables) y uno vector externo (exógena).

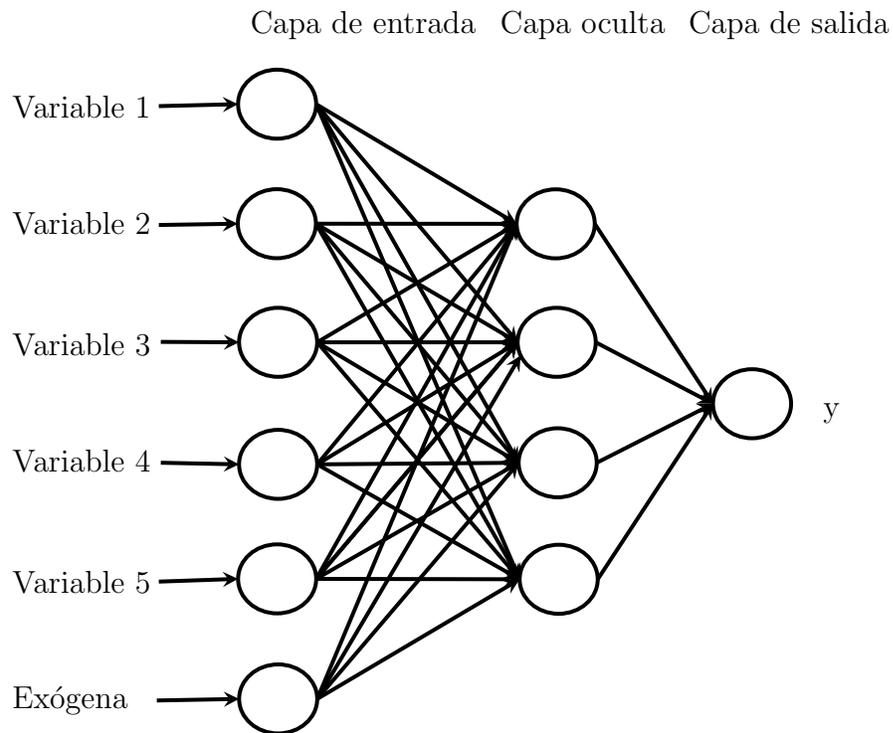


Figura 3.16: Red neuronal artificial

3.4.5 EXPERIMENTACIÓN DE LA RED (ESTRUCTURA Y ALGORITMO DE APRENDIZAJE)

En el proceso de entrenamiento se proponen diferentes algoritmos a medio de experimentación, es importante mencionar que esto podrá modificarse con base en los resultados obtenidos, el proceso se realiza mediante los siguientes algoritmos de aprendizaje. Algunos otros algoritmos que serán evaluados:

- Levenberg-Marquardt
- Batch Gradient Descent (traingd)
- Variable Learning Rate (traingda, traingdx)
- Conjugate Gradient Algorithms (traincgf, traincgp, traincgb, trainscg)

Mediante la experimentación se busca generar predicción que mantenga uniformidad con el número de ventas con el objetivo de minimizar el error, para realizar esto se proponen las métricas, error medio absoluto (EMA), porcentaje de error medio absoluto (PEMA), error cuadrático medio (ECM) con su representación matemática en las ecuaciones 3.8, 3.9, 3.10, donde y_i corresponde al valor actual y \hat{y}_i al valor pronosticado (Jurczyk *et al.*, 2016).

$$EMA = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i) \quad (3.8)$$

$$PEMA = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right) \quad (3.9)$$

$$ECM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3.10)$$

3.4.6 RED NEURONAL ARTIFICIAL NARX

En la etapa de desarrollo del proyecto se propone la aplicación de RNA en la proyección de ventas futuras mediante la estructura NARX (*Nonlinear Autoregressive Network with Exogenous input*) (Leontaritis y Billings, 1985). Al ser una estructura que se desprende de la red tipo ARX en la que la modificación contempla una función de activación no lineal (Mechaqrane y Zouak, 2004). La representación matemática se desprende de la aplicación de la función no lineal y de la entrada externa. La

estructura de la red contempla dos tipos de entradas de vector $u(t)$ y $y(t)$ como se ilustra en la ecuación 3.11. La figura 3.17 hace la representación gráfica de una red neuronal autorregresivo con variable externa.

$$y(t + 1) = q(y(t + n - 1), \dots, y(t), u(t + 1), \dots, u(t)) \quad (3.11)$$

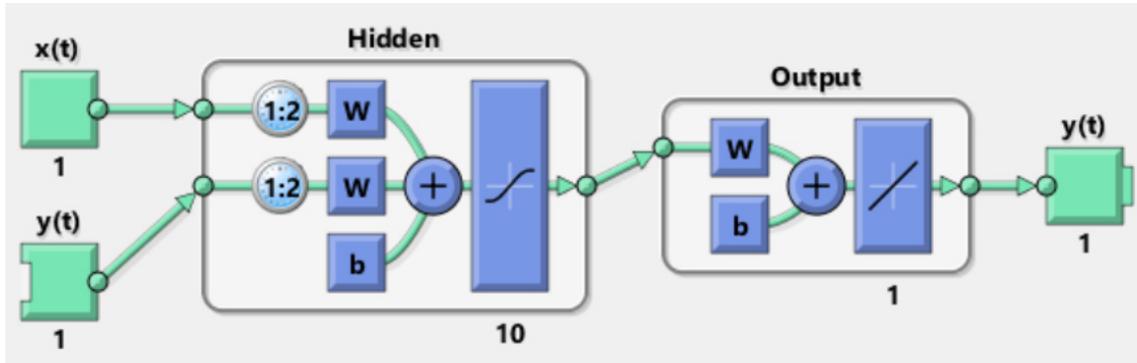


Figura 3.17: Red neuronal autorregresiva con variable externa.

El desarrollo de los valores de proyección contempla dos tipos de vectores de entrada, la predicción contempla agregar una variable externa a su vez que ya fue anteriormente entrenada, por lo que, se realiza la modificación de pesos. Esto se ilustra en la figura 3.18.

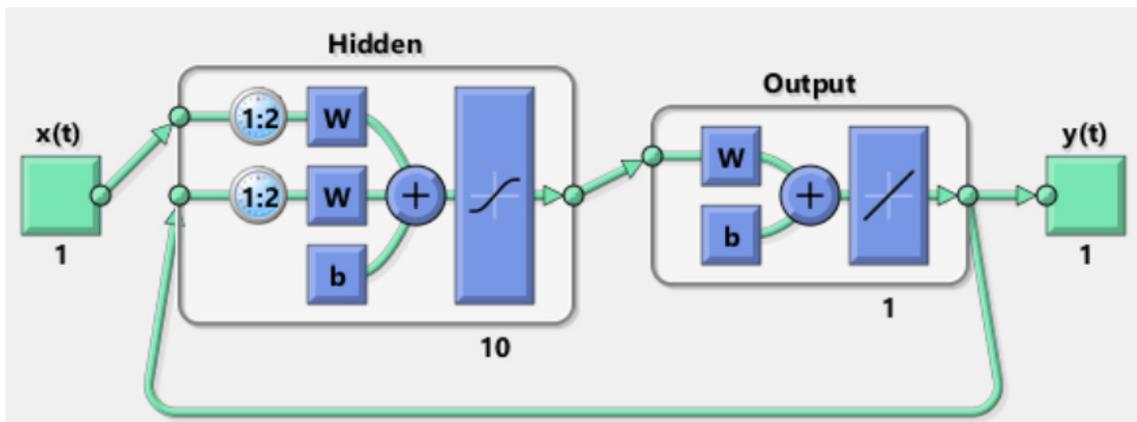


Figura 3.18: Lazo cerrado

Una vez entrenada la RNA se realiza la perdición de series de tiempo lo que se conoce como: *predict one step ahead* (un periodo futuro) o *multi-step ahead prediction* (perdición de múltiples periodos), el valor de salida corresponde a $(t + 1)$ como se ilustra en la figura 3.19.

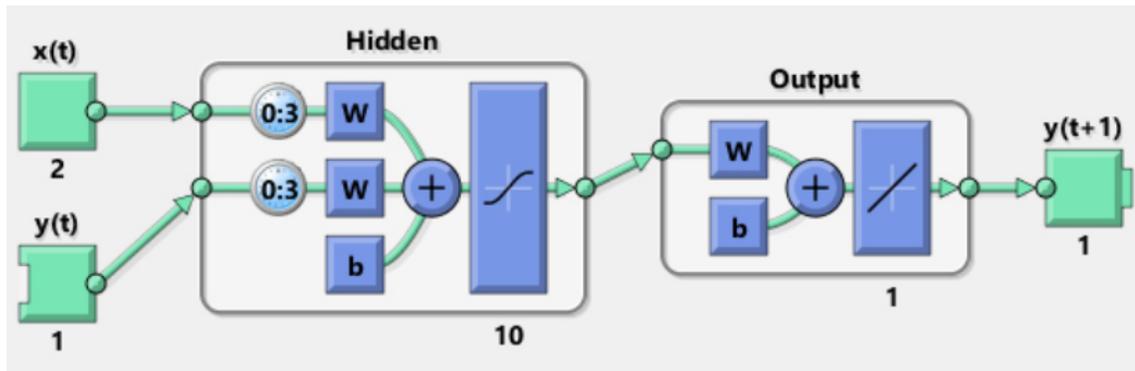


Figura 3.19: Perdición de periodo $t + 1$

3.4.7 ALGORITMO DE ENTRENAMIENTO

LAVENBERG-MARQUARDT

El desarrollo de una red neuronal existen múltiples algoritmos a fin de mejorar el desempeño, esto con el objetivo en buscar que el entrenamiento sea breve y los pesos de la red se ajusten con el menor número de interacciones (Ranganathan, 2004; Hagan y Menhaj, 1994). De ello se destaca el algoritmo Lavenberg-Marquardt al ser uno de los más utilizado y avalado por su aplicación en la investigación científica de pronósticos mediante redes neuronales artificiales de series de tiempo (Zhang y Behera, 2012). Se realiza su representación matemática en la ecuación 3.12.

$$x_{i+1} = x_i - (H + \lambda I)^{-1} \cdot \nabla f(x_i) \quad (3.12)$$

3.4.8 PARÁMETROS DE EVALUACIÓN DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL NARX

- Número de capas ocultas de la red neuronal NARX, se evalúa el número de capas adecuadas en la que se minimiza el error en el pronóstico.
- Número de neuronas en la capa oculta, evalúa el número de neuronas que componen la capa oculta en la que se minimiza el error en el pronóstico.
- Validación de red, medición de parámetros de error, correlación y aprendizaje de la red en la que se mide mediante el error cuadrático medio (ECM).

La metodología propuesta tiene como fin generar una herramienta que contribuya en la toma de decisiones, mediante la integración de variables del entorno en conjunto con los datos históricos con el fin de generar predicción con mayor certeza, misma que involucre mayor cantidad de información. A continuación, se describe el caso de estudio, la implementación de la metodología se describen en el capítulo de análisis y resultados.

3.5 CASO DE ESTUDIO

La planeación de la demanda es parte indispensable de cualquier sector productivo, de esta actividad se derivan un conjunto de acciones de propagación continua desde el consumidor, distribuidor, almacenista, productor, transportista hasta el proveedor. Es decir, todas aquellas acciones que se realizan en sincronía con otras entidades de la cadena de suministro. El sector automotriz es conocido por contar con infinidad de entidades colaborativas en el desarrollo de un producto.

La industria automotriz es la encargada de colaborar en un conjunto definido de entidades económicas dedicadas a la producción y ensamble de unidades motrices

de tipo ligero. Estas unidades se identifican como automóviles: monovolumen, sedan, cupe, hatchback, descapotables, roadster, vehículo utilitario deportivo (SUV), pick up, y están integrados por sistemas de tracción, rodamiento, eléctrico, luminiscente, seguridad, confort, temperatura, etc (SCHUCH, 1999). La producción de los automóviles requiere de cadenas de suministro robustas y sincronizadas.

Se puede clasificar mediante proveedores locales y extranjeros. Encargados de la producción de autopartes que derivan desde los neumáticos hasta las hojas de metal que son moldeadas según la unidad de producción. Estas organizaciones son ubicadas a nivel nacional como tres clústeres: región centro (Distrito Federal, Estado de México, Puebla, Morelos e Hidalgo), la región frontera (Baja California, Sonora, Chihuahua, Coahuila, Nuevo León y Tamaulipas) y el Bajío (Aguascalientes, Guanajuato, Querétaro y Jalisco) (Unger y Chico, 2004).

La Industria automotriz en México aporta el 3.7 % del PIB nacional, el 20.2 % del PIB manufacturero en el 2017 y es la segunda con mayor aportación después de la industria alimentaria. Del 2010 al 2017 el PIB de la industria creció en promedio 12.3 %, además, contribuye en 90 actividades económicas, en 70 de comercio, genera 800 mil empleos directos a nivel nacional, 83 % de la producción de unidades ligeras es de exportación y ocupa el 4º lugar como exportador de automóviles.

En la actualidad se refleja el decremento de la industria, es decir, se redujo la demanda de unidades a nivel nacional y de exportación siendo que en el año 2017 se comercializaron 1 530 498 unidades y en 2018 un total 1 421 458 unidades con una reducción del 7.1 % según la Asociación Mexicana de la Industria Automotriz A.C (AMIA) y la Asociación Mexicana de Distribuidores de Automotores (AMDA) con información obtenida del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) en el registro administrativo de la industria automotriz de vehículos ligeros. Según el INEGI los costos manufactureros de diciembre del 2017 a diciembre del 2018 aumento un 7.05 % y en el transporte, correo y almacenamiento de diciembre del 2017 a diciembre del 2018 aumento 6.03 % de esto deriva la importancia en generar estrate-

gias que permitan ser competitivos y proporcionar precios adecuados al consumidor.

Las actividades de planeación de la demanda es una parte indispensable como centro de programación de cada una de las entidades que colaboran, estas actividades suelen implementar herramientas matemáticas en la generación de pronósticos. Es decir, se implementan técnicas que permiten generar proyecciones de ventas futuras que reflejan el comportamiento pasado de las ventas de unidades y en la mayoría de las ocasiones implementan datos históricos de facturación, además de ser ajustados por el juicio de los expertos, por lo que, esto suele generar deficiencia en las proyecciones.

Por lo tanto, la industria automotriz al ser una de las más importantes a nivel nacional en México requiere de proceso de planeación que contribuya en la generación de la previsión de la demanda con mayor eficiencia misma que incorpore mayor cantidad de información con el objetivo de prevenir los cambios bruscos en los mercados y permita reducir los costos en cada una de las áreas de la cadena de suministros automotriz desde el suministro, transporte, manufactura, distribución hasta comercialización.

CAPÍTULO 4

ANÁLISIS Y RESULTADOS

En este capítulo se describe el proceso de aplicación de la metodología, en él se muestra el desarrollo detallado de cada una de las actividades, recolección de la información mediante el método Delphi, análisis de los datos aplicando lógica difusa (LD) e integración y elaboración de pronósticos de demanda con redes neuronales artificiales (RNA) en la industria automotriz. Además, este apartado contempla la elaboración de una comparativa con las técnicas tradicionales en la generación de proyección de la demanda.

4.1 ENCUESTA DELPHI

La encuesta Delphi es la primera parte de la metodología propuesta. La recolección de la información se considera como una de las actividades más importantes, a partir de la objetividad de los datos se garantiza la certeza y eficiencia del estudio. El apartado consta de la construcción de un comité de expertos, trabajo previo, elaboración de los cuestionarios, aplicación del instrumento a los expertos, análisis de resultados, y su respectiva validación de la información.

4.1.1 COMITÉ DE EXPERTOS

El comité de expertos es parte indispensable en la recolección de información. Las personas seleccionadas son afines al objetivo de la investigación, es decir, ellos realizan actividades directamente relacionadas con el área de ventas de automóviles ligeros. Algunas de las características básicas contempladas fueron la experiencia, antigüedad, y perfil profesional. A continuación, se realiza la descripción de los requisitos establecidos a los integrantes.

- Experiencia en el área: el experto realiza actividades directamente relacionadas con el proceso de planeación de la demanda, ventas, compras, almacenamiento o distribución en los concesionarios.
- Antigüedad: el experto cuenta con un mínimo de 3 años de experiencia, el objetivo de esta característica es contar con personal que reconoce factores específicos que contribuyen con la investigación.
- Perfil profesional: el experto cuenta con un título de licenciatura, maestría o doctorado.

El comité de expertos se integró por 9 personas encargados de la gerencia de ventas o tomadores de decisiones en el área de planeación de la demanda, la experiencia establecida contempló 3 años de antigüedad con perfil profesional mínimo de licenciatura. Además, se contempló la opinión 44 personas que decidieron colaborar, manteniendo diferentes perfiles profesionales, esta actividad se realizó mediante el portal social LinkedIn.

4.1.2 TRABAJO PREVIO

El trabajo previo consistió en elaborar un cuestionario previo aplicado mediante la red social LinkedIn, con esta actividad se identificaron algunos factores

que contribuyen en la elaboración de los cuestionarios Delphi. Las respuestas fueron analizadas y clasificadas, las variables que más se repiten fueron elegidas en la elaboración de los instrumentos. Se les solicitó que identificaran las variables que mantienen relación con la demanda de automóviles, como se ilustran en la tabla 4.1.

Factores del entorno			
Valor de la moneda nacional	6	Precio del combustible	1
Facilidad de crédito	6	Galería de productos	1
Poder adquisitivo	3	Manufactura	1
Desarrollo económico	3	Infraestructura	1
Crecimiento demográfico	1	Impuestos	1
Transporte público	1	Calidad	1
Inseguridad	1		

Tabla 4.1: Factores de entorno

4.1.3 FACTORES DEL ESTUDIO

El propósito del trabajo previo es identificar aquellas variables independientes que tiene repercusión directa sobre la demanda de automóviles, las más representativas fueron el poder adquisitivo, facilidades de crédito, valor de la moneda nacional, y desarrollo económico. Dentro del análisis de las variables se identifica una clara semejanza al representar lo mismo entre el poder adquisitivo y el desarrollo económico por lo que se integran en una misma. A continuación, se describe el método Delphi.

4.2 APLICACIÓN DEL MÉTODO DELPHI

El proceso de aplicación del método Delphi consideró diferentes actividades como la elaboración de cuestionarios, aplicación, análisis de resultados y retroalimentación, cada una de estas etapas es parte indispensable en la recolección y validación

de la información.

- Elaboración de cuestionarios, mediante las variables identificadas con mayor correlación respecto a la demanda de automóviles se estructuraron los cuestionarios.
- Aplicación de cuestionarios, correspondió a hacer llegar mediante correo electrónico y de forma presencial en los concesionarios de automóviles ubicados en la ciudad de Monterrey, Nuevo León.
- Análisis de resultados, se consolidaron los resultados mediante el software Excel 2017, aplicando las métricas estadísticas: media, mediana, moda y desviación estándar.
- Retroalimentación, se realizó una vez que los resultados fueron analizados, consistió en la sugerencia de factores del entorno en los cuestionarios.

4.2.1 PRIMER INSTRUMENTO

El instrumento de aplicación inicial contempla la solicitud de los datos: nombre, puesto laboral, experiencia (años), giro de la empresa, ubicación, y se describe el objetivo del instrumento. Este contempla un total de 6 preguntas, el documento se adjunta en el Apéndice A.1. A continuación se enlistan las preguntas implementadas.

1. Según su percepción, ¿Qué factores económicos influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros?
2. Según su percepción, ¿Qué factores gubernamentales influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros?
3. Según su percepción, ¿Qué factores demográficos influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros?

4. Según su percepción, ¿Qué factores geográficos influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros?
5. Según su percepción, ¿Qué factores culturales influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros?
6. Según su percepción, ¿Qué factores del producto (automóvil) influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros?

4.2.2 RESULTADOS DEL PRIMER INSTRUMENTO

Los resultados de la aplicación del primer instrumento contemplan la identificación de los principales factores que repercuten sobre la demanda de automóviles. A continuación, se ilustra mediante la tabla 4.2.

Resultados del primer instrumento	
Entorno	Representatividad
Ámbito económico	
Inflación	12
Poder adquisitivo	21
Producto interno bruto (PIB)	15
Valor de la moneda nacional	8
Combustible	3
Ámbito gubernamentales	
Elecciones gubernamentales	
Impuestos	8
Ámbito demográfico	
Crecimiento de la población	3
Edad de la población	8
Ámbito geográfico	
Competencia	10
Ámbito cultural	
Prejuicios de la marca	22
Cultura vial	3
Ámbito del producto	
Interés	13
Calidad	8
Rendimiento	8

Tabla 4.2: Resultados del instrumento 1

Los resultados obtenidos a partir del primer instrumento contemplan todos los factores identificados por los expertos, estos fueron evaluados según su representatividad, de los que desatacan los factores económicos como la inflación, poder adquisitivo, (PIB) y valor de la moneda mexicana, en el ámbito geográfico la compe-

tencia, culturales el prejuicio de la marca y del producto como el interés. La etapa de retroalimentación contempló generar la propuesta de los factores más relevantes obtenidos y que se integraron en el segundo instrumento.

4.2.3 SEGUNDO INSTRUMENTO

El segundo instrumento contempla la solicitud de los datos: nombre, puesto laboral, experiencia (años), giro de la empresa, ubicación y se describe el objetivo del instrumento. Este integra un total de 4 preguntas, el documento se adjunta en el Apéndice A.2. A continuación se enlistan las preguntas implementadas.

1. Según su percepción, ¿Qué factores económicos influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros y en qué grado? Ejemplo: inflación, poder adquisitivo, PIB, valor de la divisa mexicana.
2. Según su percepción, ¿Qué factores geográficos influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros y en qué grado? Ejemplo: competencia.
3. Según su percepción, ¿Qué factores culturales influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros y en qué grado? Ejemplo: prejuicio de la marca.
4. Según su percepción, ¿Qué factores del producto (automóvil) influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros y en qué grado? Ejemplo: interés.

4.2.4 RESULTADOS DEL SEGUNDO INSTRUMENTO

Los resultados obtenidos del segundo instrumento contemplan la identificación de las variables en las que existe la capacidad de medir, es decir, aquellas en las

que existen datos históricos, por lo tanto, las variables competencia, prejuicio de la marca no se contemplan. A continuación, se muestra la ponderación de los factores, este porcentaje tiene la finalidad de ilustrar el grado de relevancia de cada una de ellas, como se muestra en la tabla 4.3.

Resultados del segundo instrumento				
Experto	Interés	PIB	Inflación	USA/MXN
Experto 1	10 %	25 %	50 %	15 %
Experto 2	10 %	40 %	30 %	12 %
Experto 3	15 %	25 %	12 %	10 %
Experto 4	10 %	30 %	60 %	9 %
Experto 5	10 %	18 %	60 %	18 %
Experto 6	12 %	22 %	18 %	21 %
Experto 7	10 %	14 %	20 %	11 %
Media	11 %	24.86 %	35.71 %	13.71 %
Mediana	10 %	25 %	30 %	12 %
Moda	10 %	25 %	60 %	N/A
Desviación estándar	1.91 %	8.45 %	20.57 %	4.46 %

Tabla 4.3: Resultados del segundo instrumento

Los resultados del segundo instrumento se representan mediante un rango de repercusión sobre el nivel de demanda automotriz, cada pregunta es evaluada por un experto. La ponderación realizada por los expertos muestra que el factor inflación se ubica entre 60-12 %, es el rango más representativo, mientras que la moneda nacional entre 21-9 % y PIB entre 40-14 % como medio e interés 15-10 % como bajo. También se aplicaron medidas de tendencia central como las media, mediana, moda y desviación estándar, destacando la inflación como la variable más representativa. A partir de esta etapa se recolectaron los datos cuantitativos, históricos de los factores identificados. También se recabaron los registros de las ventas de autos ligeros mediante bases de datos de Banco de México, Instituto Nacional de Estadística y

Geografía y el portal Investing.

4.2.5 RECOLECCIÓN DE LA INFORMACIÓN

Una vez identificados los factores del entorno que repercuten en la demanda de automóviles ligeros, se recolectó la información de cada uno de ellos, del Instituto Nacional de Estadística y Geografía se obtiene información sobre el PIB y registros de ventas de unidades, el Banco de México permite obtener los datos de las tasas de crédito automotriz e inflación y el portal Investing permite recabar el valor de la moneda nacional frente al dólar, a partir de la información se identificó el comportamiento, lo que permite realizar el proceso de análisis difuso.

4.3 ANÁLISIS DIFUSO

El proceso de análisis difuso consiste en la aplicación del método Mamdani mediante el software Matlab 2015 con su aplicación Fuzzy Logic Designer 2.2.21, con una estructura de tres segmentos: difusor, mecanismo difuso, y defuzzificación. Se compone por las variables interés, PIB, inflación, valor de la moneda nacional frente al dólar, demanda de automóviles, y esto es integrado mediante el conjunto de reglas difusas.

4.4 MECANISMO DIFUSO IMPLEMENTANDO EL MÉTODO MAMDANI

El desarrollo del procesamiento difuso inició con la construcción del mecanismo de inferencia, este se integró por la introducción de variables en estudio. Se selecciona el método Mamdani, se describe en cuatro etapas: evaluación de antecedentes, obten-

ción de consecuentes, agregación y cálculo de centroide que corresponde al pronóstico de automóviles únicamente basados en los factores del entorno. Es importante mencionar que este proceso se realiza mediante el software Matlab. A continuación, se ilustra el diagrama en la figura 4.1.

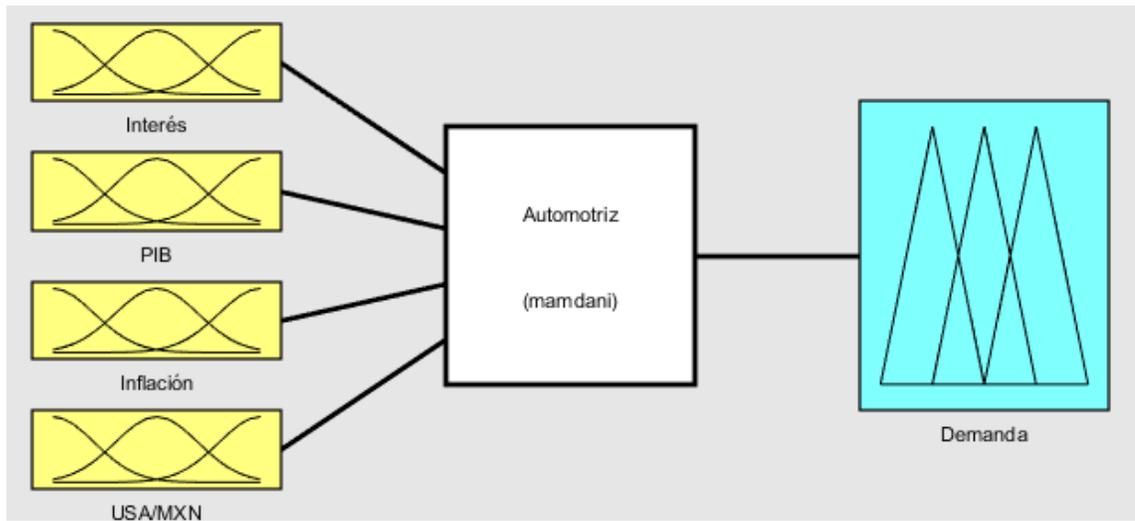


Figura 4.1: Mecanismo difuso

El desarrollo del mecanismo contempla la elección de la variable lingüística, conjuntos lingüísticos, funciones de membresía, rango de pertenencia de los conjuntos difusos y universo de discurso. A continuación, se describen los atributos de cada uno de los factores de entrada.

4.4.1 FUNCIONES DE MEMBRESÍA DEL INTERÉS (IN)

El interés corresponde a la variable lingüística interés de entrada, con los conjuntos lingüísticos, muy bajo (IN-MB), bajo (IN-B), medio (IN-M), alto (IN-A) y muy alto (IN-MA), con el rango de pertenencia desde 0-1, con el universo de discurso 2.5-22.5 %, donde 2.5 % representa un interés muy bajo (MB) y 22.5 % muy alto (MA), mantiene un comportamiento simétrico observado de los últimos 8 años, es decir, se evalúa el valor actual de diciembre del 2018 como valor central, la función

de membresía es triangular, representa un comportamiento lineal. A continuación, se realiza la representación gráfica en la figura 4.2.

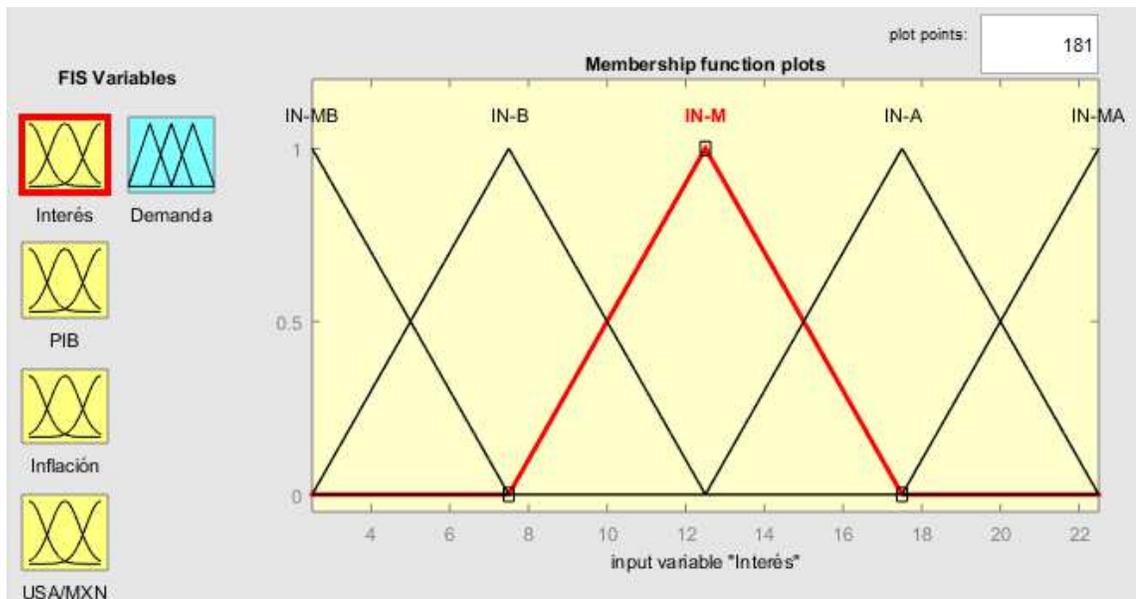


Figura 4.2: Factor interés

4.4.2 FUNCIONES DE MEMBRESÍA DEL PRODUCTO INTERNO BRUTO (PIB)

El PIB corresponde a la variable lingüística PIB de entrada, con los conjuntos lingüísticos, muy bajo (PIB-MB), bajo (PIB-B), medio (PIB-M), alto (PIB-A) y muy alto (PIB-MA), con el rango de pertenencia desde 0-1, con el universo de discurso 0-4%, donde 0% representa un PIB muy bajo (MB) y 4% muy alto (MA), el comportamiento es simétrico observado de los últimos 20 años, es decir, se evalúa el valor actual de diciembre del 2018 como valor central, la función de membresía es triangular y representa un comportamiento lineal. A continuación, se realiza la representación gráfica en la figura 4.3.

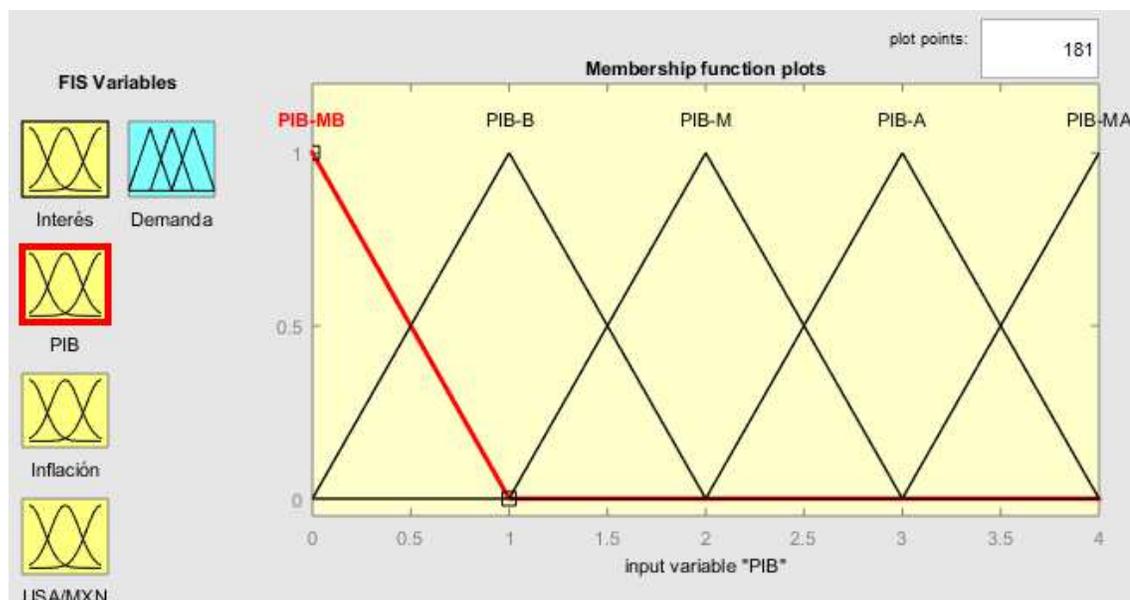


Figura 4.3: Producto interno bruto

4.4.3 FUNCIONES DE MEMBRESÍA DE LA INFLACIÓN (INF)

La inflación corresponde a la variable lingüística inflación de entrada, con los conjuntos lingüísticos, muy bajo (INF-MB), bajo (INF-B), medio (INF-M), alto (INF-A) y muy alto (INF-MA), con el rango de pertenencia desde 0-1, con el universo de discurso 0-9%, donde 0% representa una inflación muy baja (MB) y 9% muy alta (MA), tiene un comportamiento simétrico observado los últimos 20 años, es decir, se evalúa el valor actual de diciembre del 2018 como valor central, función de membresía es triangular, representa un comportamiento lineal. A continuación, se realiza la representación gráfica en la figura 4.4.

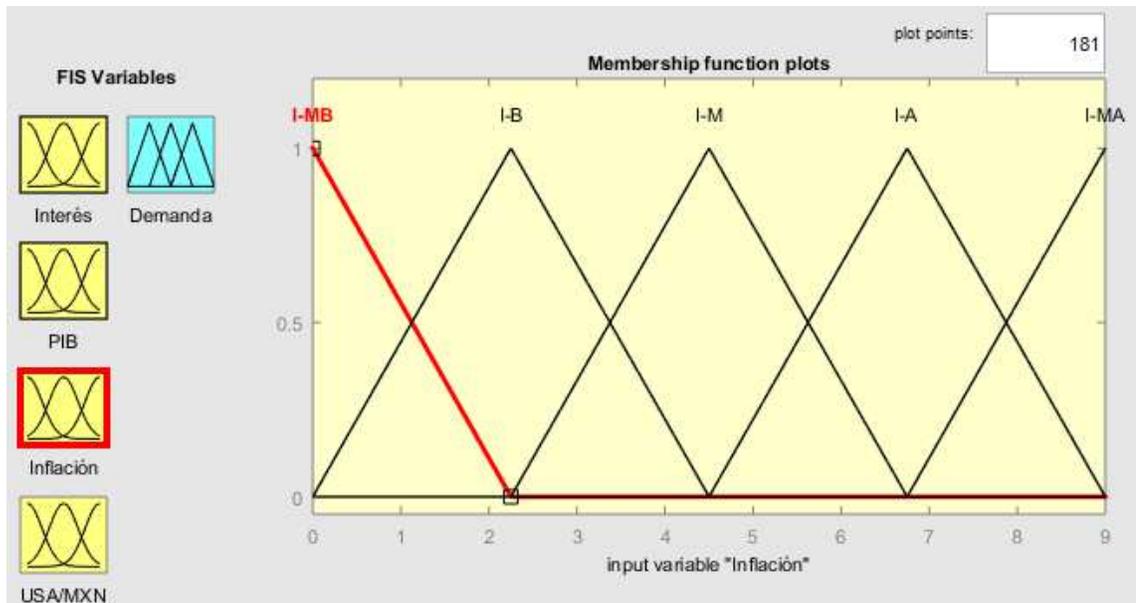


Figura 4.4: Factor inflación

4.4.4 FUNCIONES DE MEMBRESÍA DEL VALOR DE LA MONEDA NACIONAL (USA/MXN)

El valor de la divisa nacional corresponde a la variable lingüística USA/MXN de entrada, con los conjuntos lingüísticos, muy bajo (USA-MB), bajo (USA-B), medio (USA-M), alto (USA-A) y muy alto (USA-MA), con el rango de pertenencia desde 0-1, con el universo de discurso 10-30 %, donde 10 % representa una USA/MXN muy baja (MB) y 30 % muy alta (MA), mantiene un comportamiento simétrico observado los últimos 20 años, es decir, se evalúa el valor actual de diciembre del 2018 como valor central, la función de membresía es triangular, representa un comportamiento lineal. A continuación, se realiza la representación gráfica en la figura 4.5.

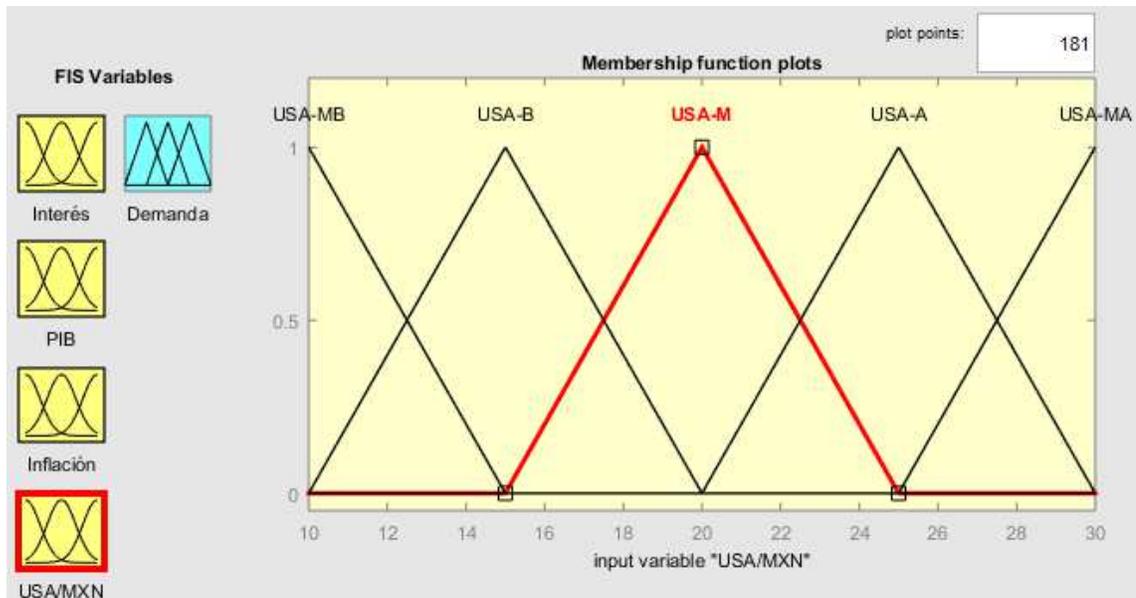


Figura 4.5: Factor de la divisa nacional

4.4.5 FUNCIONES DE MEMBRESÍA DE LA DEMANDA DE AUTOMÓVILES (DA)

La demanda corresponde a la variable lingüística demanda de salida con los conjuntos lingüísticos, muy bajo (D-MB), bajo (D-B), medio (D-M), alto (D-A) y muy alto (D-MA), con el rango de pertenencia desde 0-1, con el universo de discurso 100000-600000 unidades, donde 100000 unidades representa una demanda muy baja (MB) y 600000 unidades muy alta (MA), el comportamiento es simétrico observado los últimos 13 años, es decir, se evalúa el valor actual de diciembre del 2018 como valor central, la función de membresía triangular, representa un comportamiento lineal. A continuación, se realiza la representación gráfica en la figura 4.6.

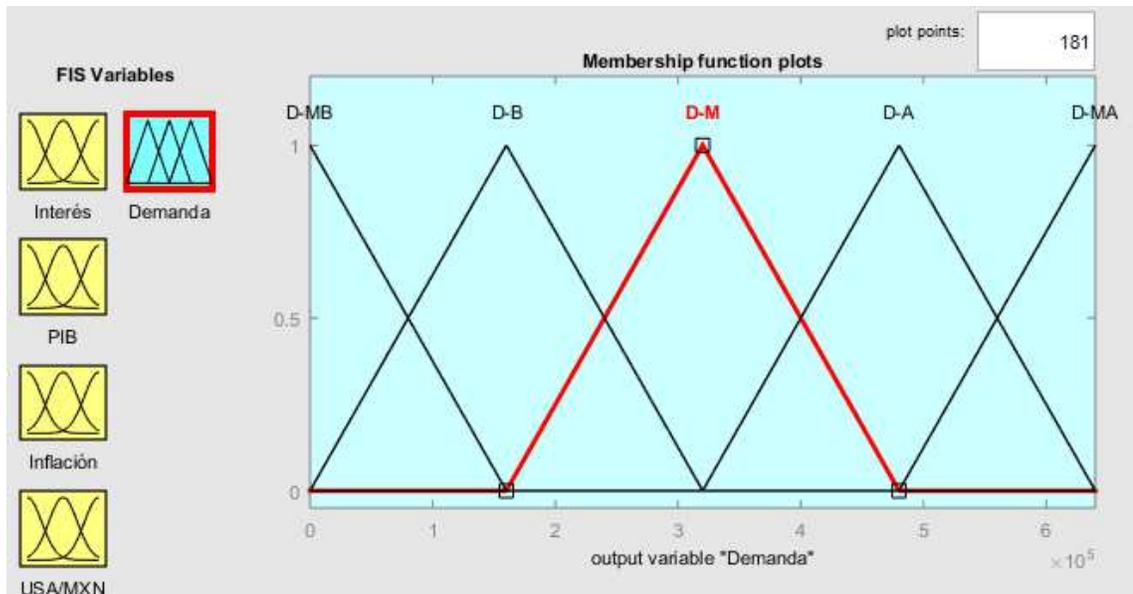


Figura 4.6: Factor demanda

Una vez elaborada las funciones de membresía de los factores, se realizó la construcción de mecanismo de inferencia difusa. Se caracteriza por establecer las relaciones existentes entre los factores mediante un conjunto de reglas difusa.

4.4.6 REGLAS DIFUSAS

Las reglas difusas es la parte esencial de un mecanismo de inferencia, a partir de él se establecen el comportamiento de las variables, se interpreta como el estudio de antecedentes que permite generar un consecuente, es decir, factores con un comportamiento específico generan un resultado consecuente, se elaboraron los posibles escenarios del comportamiento de los factores. Los patrones identificados en los registros históricos:

- El interés es un factor que mantiene mínima variación con las ventas independiente al nivel de demanda, por lo tanto, es una variable de bajo impacto.

- El PIB es una variable de alto impacto en el desarrollo nacional, dónde si el PIB nacional no crece, se considera recesión, ejemplo la crisis del año 2009.
- La inflación mantiene relación directa con el poder adquisitivo, se concederá una variable de bajo impacto en la demanda de automóviles, es importante destacar que los créditos automotrices mitigan el factor inflación facilitando la adquisición de unidades.
- El valor de la moneda nacional es un factor importante, de él se derivan los precios de las unidades, es importante mencionar que, aunque el peso se ha devaluado frente al dólar la venta de unidades mantiene una tendencia estable.

Se elaboran 22 reglas difusas que se caracterizan con el nombre de los factores como variables lingüísticas, interés (IN), producto interno bruto (PIB), inflación (INF), demanda (DA) y las funciones de membresía muy bajo (MB), bajo (B), medio (M), alto (A), muy alto (MA). Se utilizaron operadores Y (*and*) para reglas incluyentes, O (*or*) como excluyentes. A continuación, se enlistan.

1. Si IN es M y PIB es M y INF es B y USA/MXA es M entonces DA es A
2. Si IN es MB y PIB es M y INF es B y USA/MXA es MA entonces DA es MA
3. Si IN es B y PIB es M y INF es B y USA/MXA es MA entonces DA es A
4. Si IN es A y PIB es M y INF es B y USA/MXA es MA entonces DA es B
5. Si IN es MA y PIB es M y INF es B y USA/MXA es MA entonces DA es B
6. Si IN es M y PIB es M y INF es M y USA/MXA es M entonces DA es M
7. Si IN es M y PIB es A y INF es M y USA/MXA es M entonces DA es A
8. Si IN es M y PIB es B y INF es M y USA/MXA es M entonces DA es B
9. Si IN es M y PIB es MA y INF es M y USA/MXA es M entonces DA es MA

10. Si IN es M y PIB es M y INF es MB y USA/MXA es M entonces DA es M
11. Si IN es M y PIB es MB y INF es M y USA/MXA es M entonces DA es B
12. Si IN es M y PIB es M y INF es MA y USA/MXA es M entonces DA es M
13. Si IN es M y PIB es M y INF es M y USA/MXA es A entonces DA es M
14. Si IN es M y PIB es M y INF es M y USA/MXA es B entonces DA es M
15. Si IN es M y PIB es M y INF es M y USA/MXA es MB entonces DA es A
16. Si IN es M y PIB es B y INF es M y USA/MXA es MA entonces DA es B
17. Si IN es MB y PIB es M y INF es M y USA/MXA es A entonces DA es MA
18. Si IN es B y PIB es M y INF es M y USA/MXA es M entonces DA es M
19. Si IN es A y PIB es M y INF es M y USA/MXA es M entonces DA es M
20. Si IN es M y PIB es M y INF es A y USA/MXA es M entonces DA es M
21. Si IN es MA entonces DA es M
22. Si IN es MB entonces DA es MA

4.5 RESULTADOS DEL ANÁLISIS DIFUSO

El desarrollo del mecanismo difuso concluye con la obtención de los valores consecuentes de demanda, después se realiza la agregación, y finaliza con la obtención del pronóstico de demanda basado en factores del entorno. Se elaboraron 22 reglas excluyentes o incluyentes de los factores en estudio. En el cuadro 4.7 se realiza la representación gráfica de cada una de las variables, en él se establece el comportamiento de la demanda respecto a su ajuste.

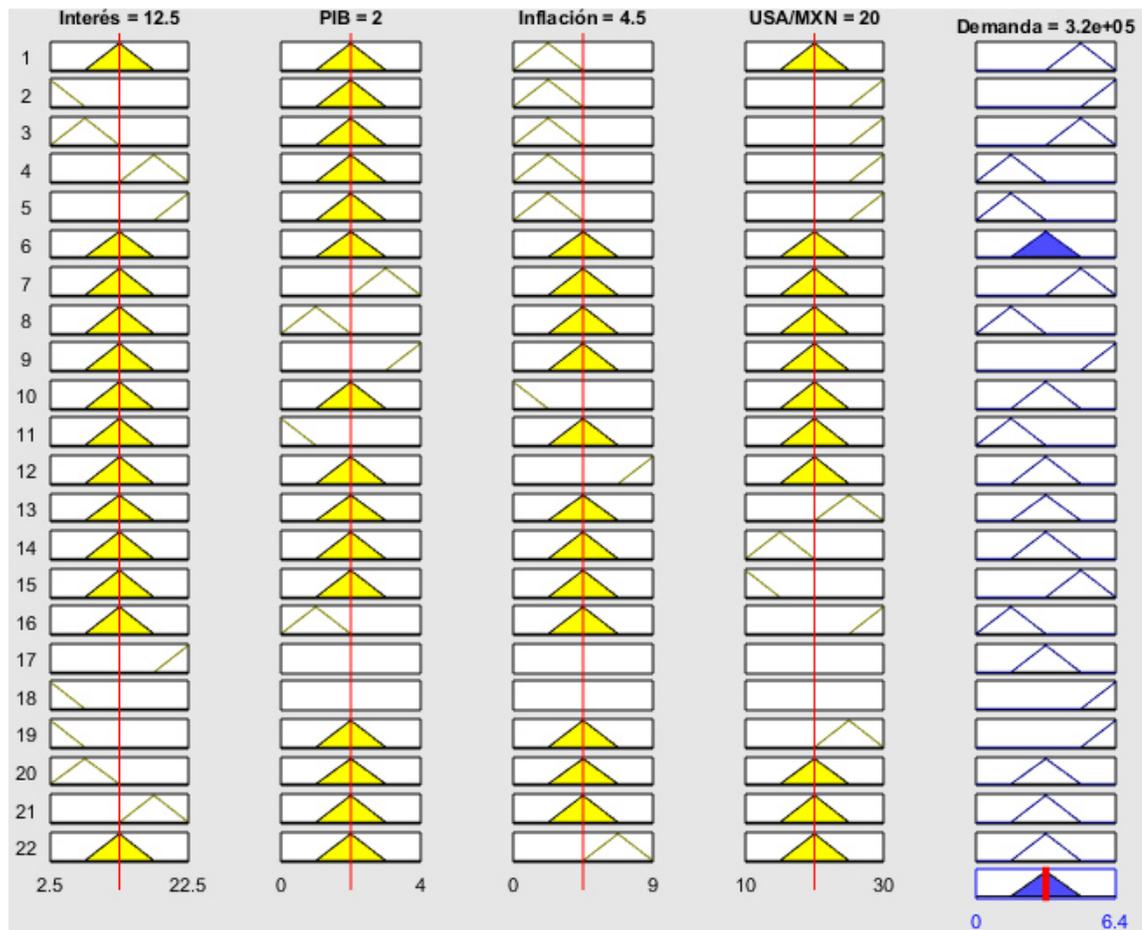


Figura 4.7: Reglas difusas

Entradas					Salidas
Fecha (año/mes)	Interés	PIB	inflación	USA/MXN	Demanda
2018/01	13.15	1.2	5.55	18.60	205000
2018/02	13.15	1.2	5.34	18.84	202000
2018/03	13.15	1.2	5.04	18.16	206000
2018/04	13.15	2.6	4.55	18.71	360000
2018/05	13.19	2.6	4.51	19.91	413000
2018/06	13.19	2.6	4.65	19.91	413000
2018/07	13.90	2.5	4.82	18.64	400000
2018/08	13.90	2.5	4.90	19.08	400000
2018/09	13.24	2.5	5.02	18.71	400000
2018/10	13.24	1.7	4.90	20.33	266000
2018/11	13.32	1.7	4.70	20.40	266000
2018/12	13.32	1.7	4.80	19.64	266000

Tabla 4.4: Pronóstico de demanda basado en las variables del entorno

La tabla 4.4 presenta el análisis de los periodos mensuales correspondientes al año 2018, es decir, se evaluaron cada uno de los periodos con sus respectivos niveles difusos, concluyendo con los valores de demanda, contribuyendo en generar información relevante para la toma de decisiones basadas en el comportamiento del entorno.

Por lo tanto, mediante la aplicación de lógica difusa se generó una herramienta de pronósticos que contribuye en la planeación de la demanda, al ser una actividad que brinda soporte a la cadena de suministros interna y externa, basado en variables del entorno y contribuyendo en el proceso de toma de decisiones.

Una vez realizado los pronósticos, se plantea como trabajo complementario la integración de los datos generados del proceso difuso en conjunto con los históricos de ventas de automóviles ligeros, mediante la técnica de IA, RNA de series de tiempo

de tipo no lineal autorregresiva con entrada externa (NARX), tiene la capacidad de aprender de los patrones de comportamiento, permitiendo generar un pronóstico unificado de la información. A continuación, se describe su desarrollo.

4.6 APLICACIÓN DE REDES NEURONALES DE SERIES DE TIEMPO

La elaboración de la red neuronal artificial se centró en la elección y experimentación de diferentes estructuras basado en la estructura NARX. Está compuesta por datos de series de tiempos y variables externas como el pronóstico elaborado mediante lógica difusa. Se describen algunos de los parámetros utilizados en la medición del desempeño de la red.

- Estructura de la red tipo NARX.
- Red de tipo multicapa.
- Número de neuronas ocultas 10-15.
- Información históricos; valores de entrada y valores de objetivo (target).
- Porcentajes de entrenamiento 70 %, validación 15 % y prueba 15 %.
- Algoritmos de entrenamiento; Levenberg-Marquardt, *Bayesian Regularization*, *Scaled Conjugate Gradient*.
- Variables de desempeño; error cuadrático medio (ECM), correlación.

La elaboración de la RNA contempló fuentes de información de los registros históricos de ventas de automóviles y los valores de demanda obtenidos a partir del análisis difuso. A continuación, se describen la caracterización de los datos.

4.6.1 DATOS HISTÓRICOS

Los datos que se administraron en la RNA contemplan el registro histórico de ventas de automóviles ligeros obtenido del Instituto Nacional de Estadística y Geografía que contempla del año 2005 al 2018 en periodos mensuales, integra todas las marcas y modelos, con estacionalidad anual y tendencia positiva, se puede documentar en base de datos de libre consulta. La información obtenida a partir del método difuso contempla la evaluación de los periodos correspondientes al año 2018 en el que se miden mediante el ajuste de los factores respectivamente en la tabla 4.5, mientras que en la tabla 4.6 muestra los datos normalizados mediante la ecuación $N=X/X_{max}$.

Periodo	Demanda
enero	205000
febrero	202000
marzo	206000
abril	360000
mayo	413000
junio	413000
julio	400000
agosto	400000
septiembre	400000
octubre	266000
noviembre	266000
diciembre	266000

Tabla 4.5: Periodos evaluados del 2018

Periodo	Demanda
enero	0.50
febrero	0.49
marzo	0.50
abril	0.87
mayo	1
junio	1
julio	0.97
agosto	0.97
septiembre	0.97
octubre	0.64
noviembre	0.64
diciembre	0.64

Tabla 4.6: Periodos evaluados normalizados del 2018

La normalización de los datos es parte indispensable al realizar la experimentación, el objetivo de esta actividad fue mejorar el desempeño mediante la conversión a factores o porcentajes. En el desarrollo de pronósticos se utilizan el software Matlab 2015, con la aplicación Neural Network Toolbox 8.3, Statgraphics Centurion 18, Minitab 18. A continuación, se muestran los resultados del proceso de experimentación de la RNA.

4.6.2 RESULTADOS DEL PRONÓSTICOS

Los resultados obtenidos contemplan las diferentes estructuras: número de modelo; multicapa (2); neuronas por capa, entrada (2), oculta (10,15), salida (1); algoritmo de entrenamiento, Levenberg-Marquardt, *Scaled Conjugate Gradient*, *Bayesian Regularization*; función de activación, tangente hiperbólica; interacciones, máximo 1000; y desempeño mediante el error cuadrático medio (ECM). La experimentación

contempla los modelos que se ilustran en las tablas 4.7, 4.8, 4.9.

Modelo 1		Modelo 2	
Nodos de entrada	2	Nodos de entrada	2
Nodos ocultos	10	Nodos ocultos	15
Nodos de salida	1	Nodos de salida	1
Función de activación	tansig	Función de activación	tansig
Algoritmo de entrenamiento	trainlm	Algoritmo de entrenamiento	trainlm
Interacciones	12	Interacciones	9
ECM	0.0065	ECM	0.0071
R Entrenamiento	0.8713	R Entrenamiento	0.8704
R Validación	0.8955	R Entrenamiento	0.9131
R Test	0.8808	R Test	0.9099
Max-error	6	Max-error	6

Tabla 4.7: Modelos RNA: Levenberg-Marquardt

Modelo 3		Modelo 4	
Nodos de entrada	2	Nodos de entrada	2
Nodos ocultos	10	Nodos ocultos	15
Nodos de salida	1	Nodos de salida	1
Función de activación	tansig	Función de activación	tansig
Algoritmo de entrenamiento	trainscg	Algoritmo de entrenamiento	trainscg
Interacciones	11	Interacciones	16
ECM	0.0091	ECM	0.0069
R Entrenamiento	0.8897	R Entrenamiento	0.8697
R Validación	0.8594	R Entrenamiento	0.8874
R Test	0.8460	R Test	0.8041
Max-error	6	Max-error	6

Tabla 4.8: Modelos RNA: *Scaled Conjugate Gradient*

Modelo 5		Modelo 6	
Nodos de entrada	2	Nodos de entrada	2
Nodos ocultos	10	Nodos ocultos	15
Nodos de salida	1	Nodos de salida	1
Función de activación	tansig	Función de activación	tansig
Algoritmo de entrenamiento	trainbr	Algoritmo de entrenamiento	trainbr
Interacciones	152	Interacciones	443
ECM	-	ECM	-
R Entrenamiento	0.8897	R Entrenamiento	0.8697
R Validación	0.8594	R Entrenamiento	0.8874
R Test	0.8460	R Test	0.8041
Max-error	6	Max-error	6

Tabla 4.9: Modelos RNA: *Bayesian Regularization*

En el análisis de resultados se encontró que el modelo 1 representa la RNA que minimiza el nivel de error, sus características son: neuronas de entrada, 2; ocultas, 10; salida, 1; función tangente hiperbólica; algoritmo de entrenamiento, Levenberg-Marquardt; interacciones, 12; error cuadrático medio, 0.0065; correlación de entrenamiento, 0.8713; correlación de validación, 0.8955; correlación de prueba, 0.8808; máximo de errores, 6. Mientras que el algoritmo *Scaled Conjugate Gradient* representa una alternativa con menor desempeño y correlación y con *Bayesian Regularization* no arroja resultados. Por lo tanto, se concluye que implementar el modelo 1 es adecuado en la elaboración de pronósticos, permitiendo que se integren los datos históricos de ventas de automóviles ligeros.

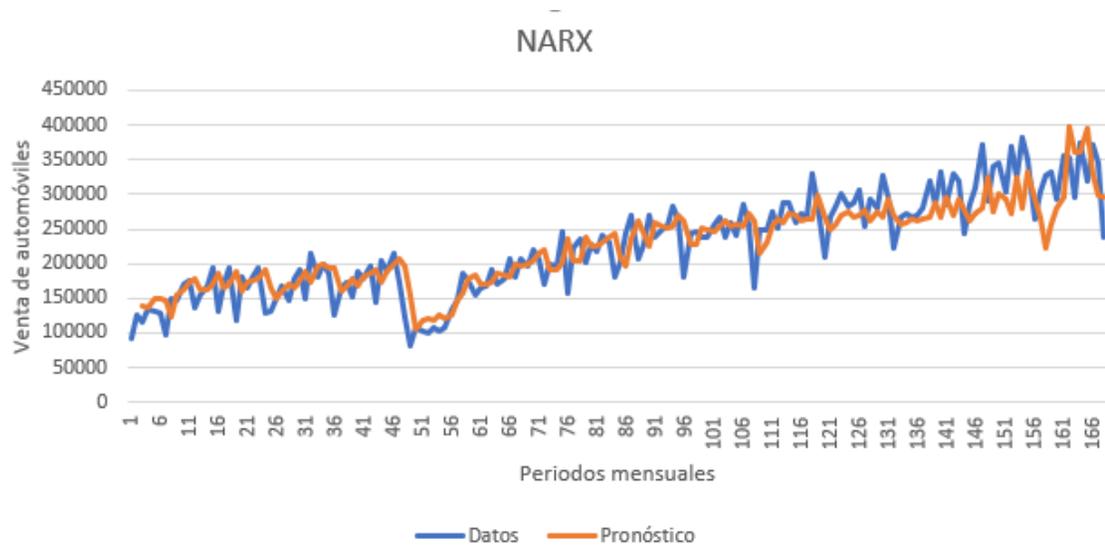


Figura 4.8: NARX

La RNA de series de tiempo tiene la capacidad de identificar patrones de estacionalidad, tendencia, ciclos, cómo se muestra en la figura 4.8 se puede observar como se ajustan el pronóstico a los datos con el aporte de la variable externa.

Resultados de desempeño			
Modelo	MEA	MEPA	ECM
NARX	17661	8	561742971

Tabla 4.10: Resultados de NARX

Al elaborarse los pronósticos mediante la herramienta NARX se encontraron los siguientes resultados: media del error absoluto (MEA), 17661; media del error porcentual absoluto (MEPA), 8; error cuadrático medio (ECM), 561742971, como se ilustra en la tabla 4.10. La información de entrada contemplo 168 valores de demanda mensual correspondiente al periodo 2005 al 2018 en conjunto con los datos obtenidos del análisis difuso. El siguiente apartado contempla el desarrollo de una comparativa de las herramientas de pronósticos mediante las métricas de desempleo.

4.7 COMPARATIVA DE TÉCNICAS DE PRONÓSTICOS

La comparativa de los métodos de pronósticos, este apartado contemplo medir el desempeño de la herramienta propuesta en la elaboración de pronósticos respecto a la red neuronal no lineal autorregresiva (NAR) y las técnicas tradicionales de pronósticos, suavización exponencial de Holt, tendencia lineal, y método autorregresivo integrado de media móvil (ARIMA). A continuación, se realiza la descripción de cada uno con sus respectivos resultados.

4.7.1 RED NEURONAL ARTIFICIAL AUTORREGRESIVO (NAR)

La elaboración de la RNA de pronósticos se centró en la elección y experimentación de diferentes estructuras basado en la estructura NAR, tiene la capacidad de identificar patrones de comportamiento de los datos basados en una entrada de históricos. El proceso de experimentación contemplo los mismos parámetros que la red tipo NARX, a excepción de los datos de la variable exógena.

Los resultados obtenidos contempla las diferentes estructuras; número de modelo; multicapa (2); neuronas por capa, entrada (1), oculta (10,15), salida (1); algoritmo de entrenamiento, Levenberg-Marquardt, *Scaled Conjugate Gradient*, *Bayesian Regularization*; función de activación, tangente hiperbólica; interacciones, máximo 1000; desempeño, error cuadrático medio (ECM), como se puede observar son los mismos parámetros que la red NARX a excepción de la variable externa. La experimentación contempla los siguientes modelos, ver tablas 4.11, 4.12, 4.13.

Modelo 7		Modelo 8	
Nodos de entrada	2	Nodos de entrada	2
Nodos ocultos	10	Nodos ocultos	15
Nodos de salida	1	Nodos de salida	1
Función de activación	tansig	Función de activación	tansig
Algoritmo de entrenamiento	trainlm	Algoritmo de entrenamiento	trainlm
Interacciones	9	Interacciones	8
ECM	0.0061	ECM	0.0097
R Entrenamiento	0.8780	R Entrenamiento	0.9274
R Validación	0.8992	R Validación	0.7937
R Test	0.8407	Test	0.8190
Max-error	6	Max-error	6

Tabla 4.11: Modelos RNA: Levenberg-Marquardt

Modelo 9		Modelo 10	
Nodos de entrada	2	Nodos de entrada	2
Nodos ocultos	10	Nodos ocultos	15
Nodos de salida	1	Nodos de salida	1
Función de activación	tansig	Función de activación	tansig
Algoritmo de entrenamiento	trainscg	Algoritmo de entrenamiento	trainscg
Interacciones	10	Interacciones	17
ECM	0.0076	ECM	0.0064
R Entrenamiento	0.8228	R Entrenamiento	0.8883
R Validación	0.8982	R Validación	0.7717
R Test	0.8578	R Test	0.8810
Max-error	6	Max-error	6

Tabla 4.12: Modelos RNA: *Scaled Conjugate Gradient*

Modelo 11		Modelo 12	
Nodos de entrada	2	Nodos de entrada	2
Nodos ocultos	10	Nodos ocultos	15
Nodos de salida	1	Nodos de salida	1
Función de activación	tansig	Función de activación	tansig
Algoritmo de entrenamiento	trainbr	Algoritmo de entrenamiento	trainbr
Interacciones	244	Interacciones	1000
ECM	-	ECM	-
R Entrenamiento	-	R Entrenamiento	-
R Validación	-	R Entrenamiento	-
R Test	-	R Test	-
Max-error	6	Max-error	6

Tabla 4.13: Modelos RNA: *Bayesian Regularization*

En el análisis de resultados se encontró que el modelo 7 representa la RNA que minimiza el nivel de error, sus características fueron: neuronas de entrada, 1; ocultas, 10; salida, 1; función tangente hiperbólica; algoritmo de entrenamiento, Levenberg-Marquardt; interacciones, 12; error cuadrático medio, 0.0061; correlación de entrenamiento, 0.8780; correlación de validación, 0.8992; correlación de prueba, 0.8407; máximo de errores, 6. Mientras que el algoritmo *Scaled Conjugate Gradient* representa una alternativa con menor desempeño y correlación y con *Bayesian Regularization* no arroja resultados. Por lo tanto, se concluye que implementar el modelo 7 es adecuado en la elaboración de pronósticos en el que se integran únicamente los datos históricos de ventas de automóviles ligeros.

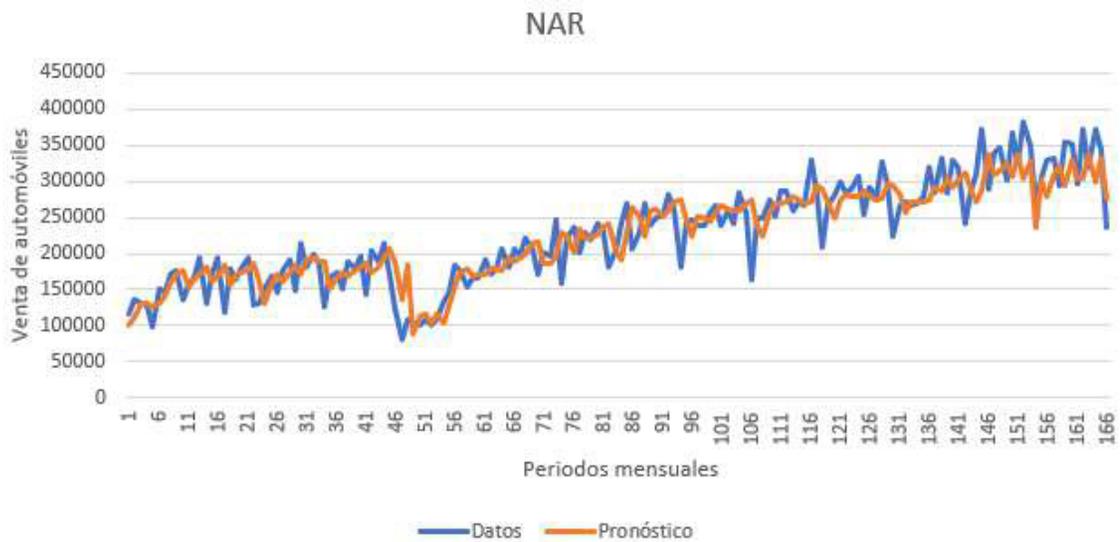


Figura 4.9: NAR

La RNA tipo NAR de series de tiempo tiene la capacidad de identificar patrones de estacionalidad, tendencia, ciclos, arrojando resultados eficientes cómo se muestra en la figura 4.9 se puede observar cómo se ajustan el pronóstico a los datos.

Resultados de desempeño			
Modelo	MEA	MEPA	ECM
NAR	16446	8	584297989

Tabla 4.14: Resultados de NAR

Al realizar los pronósticos mediante la herramienta NAR se encontraron los siguientes resultados: media del error absoluto (MEA), 16446; media del error porcentual absoluto (MEPA), 8; error cuadrático medio (ECM), 584297989, como se ilustra en la tabla 4.14. La información de entrada contempló 168 valores de demanda mensual correspondiente al periodo 2005 al 2018. A continuación, se realiza el análisis de suavización de Holt.

4.7.2 MÉTODO DE SUAVIZACIÓN EXPONENCIAL DE HOLT

Las técnicas tradicionales de pronósticos contemplan modelos matemáticos o estadísticos en los que se analizan características de los datos históricos. El método Holt o ajuste de tendencia contempla un factor constante denominado alfa y beta, suele ser aplicado en la elaboración de proyecciones de mediano a largo plazo.

El modelo fue alimentado con 168 periodos correspondientes al periodo del 2005 al 2018, con valor de $\alpha = 0.1$ y $\beta = 0.1$. La representación gráfica muestra que la proyección se mantiene como valores centrales respecto a los datos originales 4.10.

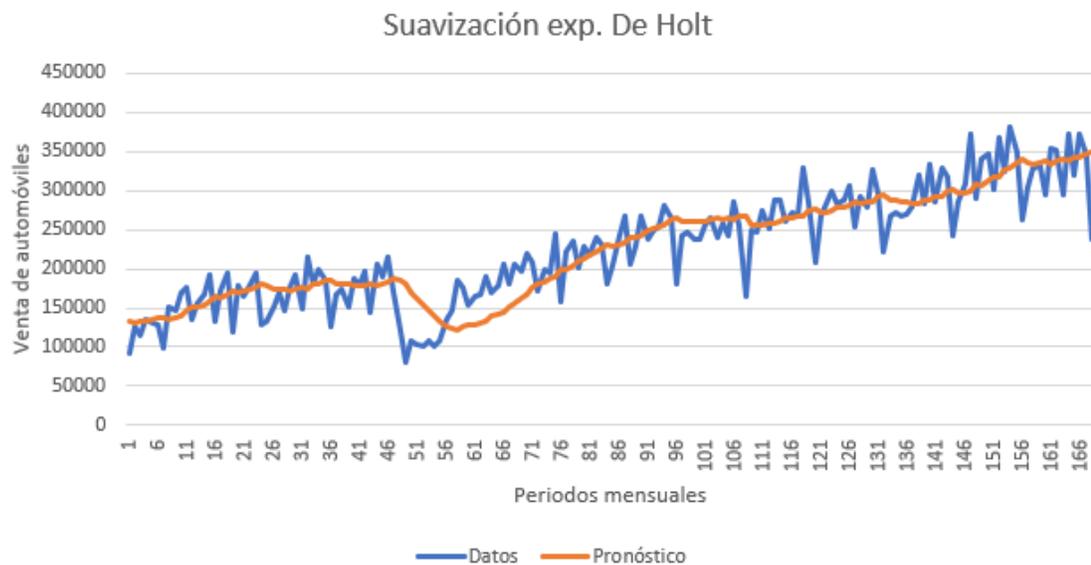


Figura 4.10: Suavización exp. De Holt

Resultados de desempeño			
Modelo	MEA	MEPA	ECM
Holt	23359	12	996544938

Tabla 4.15: Resultado de suavización exp. De Holt

Al realizarse los pronósticos mediante la herramienta suavización exponencial de Holt se encontraron los siguientes resultados: media del error absoluto (MEA),

23359; media del error porcentual absoluto (MEPA), 12; error cuadrático medio (ECM), 996544938, como se ilustra en la tabla 4.15. A continuación, se realiza el análisis de tendencia lineal.

4.7.3 TENDENCIA LINEAL

El método de tendencia lineal o análisis de tendencia, este modelo asume que el mejor pronóstico está dado por una función de regresión lineal basada en los valores pasados, permite anticipar la dirección del comportamiento de los datos futuros. Tendencia lineal = $115909 + 1289.55t$, se ilustra en la figura 4.11, los términos con valores-P menores que 0.05 son estadísticamente diferentes de cero con un nivel de confianza del 95.0%. En este caso, el valor-P para el término lineal es menor que 0.05, de modo que es estadísticamente diferente de 0.

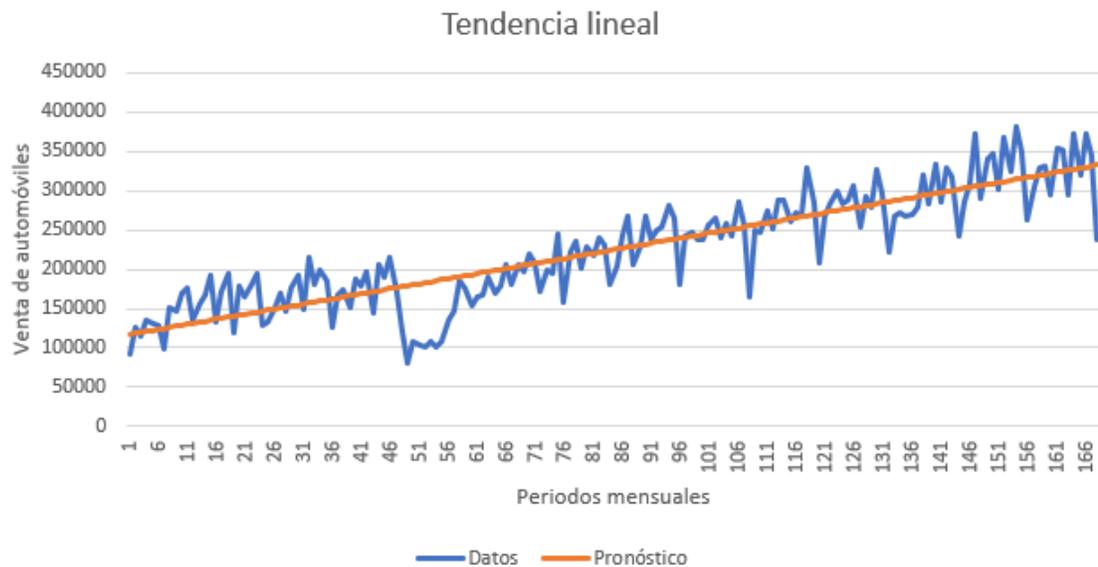


Figura 4.11: Tendencia lineal

Resultados de desempeño			
Modelo	MEA	MEPA	ECM
Tendencia lineal	18154	11	671400650

Tabla 4.16: Resultados de tendencia lineal

Al realizar los pronósticos mediante la herramienta tendencia lineal se encontraron los siguientes resultados: media del error absoluto (MEA), 18154; media del error porcentual absoluto (MEPA), 11; error cuadrático medio (ECM), 671400650, ver tabla 4.16. A continuación, se realiza el análisis del modelo ARIMA.

4.7.4 MÉTODO AUTORREGRESIVO INTEGRADO DE MEDIA MÓVIL (ARIMA)

El modelo ARIMA se compone por un apartado autorregresivo (AR), integrado (I), promedio móvil (MA), es aplicado a pronósticos con estacionalidad y tendencia. El modelo propuesto es ARIMA (1,1,1) asume que el mejor pronóstico disponible para datos futuros está dado por el modelo paramétrico que relaciona el valor más reciente con los valores y ruido previos. Términos con valores-P menores que 0.05 son estadísticamente diferentes de cero con un nivel de confianza del 95.0%, el valor-P para el término AR (1) es mayor o igual que 0.05, el valor-P para el término MA (1) es menor que 0.05, se ilustra en la figura 4.12.

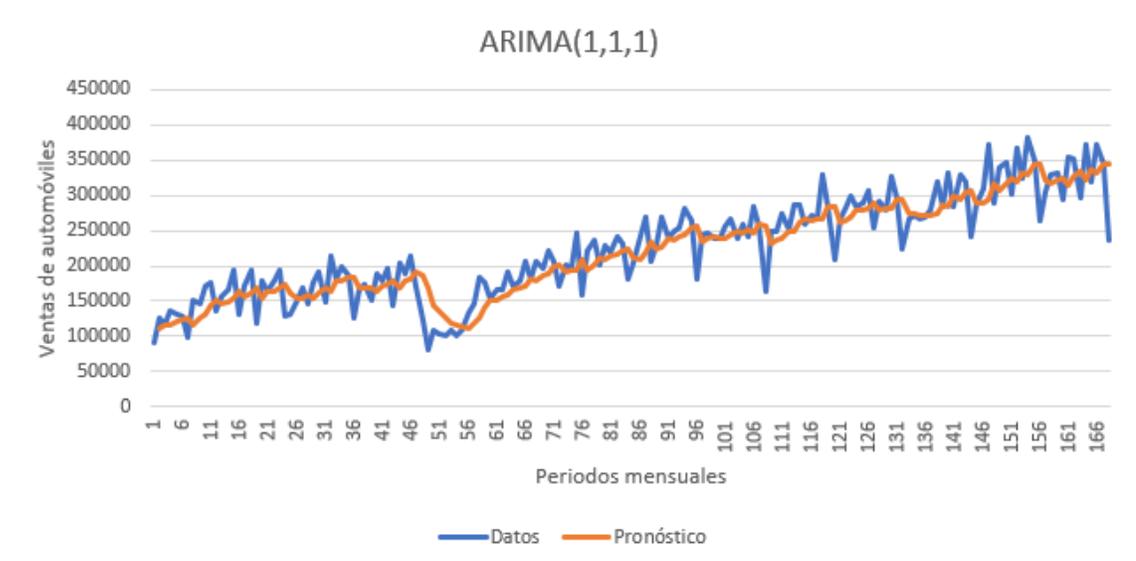


Figura 4.12: ARIMA (1,1,1)

Resultados de desempeño			
Modelo	MEA	MEPA	ECM
ARIMA	23531	12	1006704058

Tabla 4.17: Resultados de ARIMA (1,1,1)

Los pronósticos elaborados mediante la herramienta tendencia lineal se muestran en la tabla 4.17, los obtenidos fueron: media del error absoluto (MEA), 23531; media del error porcentual absoluto (MEPA), 12; error cuadrático medio (ECM), 1006704058. A continuación, se realiza la comparativa de los diferentes métodos de pronósticos.

Resultados de desempeño			
Modelo	MEA	MEPA	ECM
NARX	17661	8	561742971
NAR	16446	8	584297989
Holt	23359	12	996544938
Tendencia lineal	18154	11	671400650
ARIMA	23531	12	1006704058

Tabla 4.18: Comparativa de resultados

Mediante el análisis de resultados se puede identificar que la metodología propuesta permite generar pronósticos eficientes: media de error absoluto, 17661; media de error porcentual absoluto 8%; error cuadrático medio, 561742971, respecto a la técnica tendencia lineal con mejor desempeño con las diferencias: media de error absoluto, 493; media de error porcentual absoluto 4%; error cuadrático medio, 109657679, ver tabla 4.18. Por lo tanto, la implementación de un pronóstico integrado permite generar proyecciones eficientes integrando factores externos contribuyendo en la planeación de la demanda y la toma de decisiones en la industria automotriz. Algunos de los hallazgos encontrados en el desarrollo de aplicación fueron:

- Identificación de patrones, las RNA permiten la generación de pronósticos ajustándose e identificando el comportamiento de la demanda mediante el aprendizaje.
- Proyecciones de ventas eficientes, mediante la integración de las metodologías Delphi, LD, RNA, permite generar pronósticos de demanda eficientes en el que se incorpora factores externos relevantes en la industria.
- Toma de decisiones, es parte indispensable en la gestión de organizaciones del sector automotriz, mediante la metodología propuesta se genera una herramienta que contribuye en las actividades de planeación.

4.7.5 CONSIDERACIONES

El desarrollo del capítulo contempló algunas consideraciones en el proceso de aplicación de la metodología, es decir, corresponde a actividades básicas e indispensables para mantener la calidad en el estudio.

- Elaboración del instrumento Delphi, la construcción de este debe minimizar el sesgo, es decir, eliminar la modificación de la opinión de los expertos.
- Construcción de reglas difusas, estas deben estar basadas en el contexto históricos de los factores analizados.
- Normalización de datos ingresados a la RNA, es un proceso adecuado que permite mejorar el desempeño y aprendizaje.

CAPÍTULO 5

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1 CONCLUSIONES

La planeación de la demanda es una actividad de gran relevancia, brinda soporte a la cadena de suministro interna y externa, en los ámbitos estratégicos, tácticos, y operativos de las organizaciones, contribuyendo en la distribución adecuada de recursos y capacidades en mercados altamente exigentes. Es por eso, que las herramientas matemáticas y estadísticas de pronósticos son importantes, contribuyen y facilitan la toma de decisiones, por lo que, esta tesis propuso una metodología en la que se integran factores del entorno en conjunto con información histórica que permite generar proyecciones de ventas de automóviles mediante la implementación del método Delphi, LD, RNA en la industria automotriz y es evaluada respecto al desempeño de las técnicas NAR, suavización exponencial de Holt, tendencia lineal, y ARIMA. A manera de colofón se describen los siguientes hallazgos.

- Las organizaciones planifican desde un enfoque limitado, utilizan en su gran mayoría registros históricos y limitada visibilidad de los mercados, los factores del entorno son una fuente de información que contribuyen en la generación de proyecciones de ventas desde una perspectiva amplia.
- El método Delphi es un instrumento eficiente en la recolección de información,

permite identificar factores correlacionados con el comportamiento de demanda de automóviles aunado a que permite su validación mediante la convergencia de opiniones.

- La información del entorno o indicadores nacionales son utilizados de mejor manera, enriqueciendo y robusteciendo las herramientas de pronósticos, reflejando el desarrollo nacional desde una perspectiva externa en la industria automotriz.
- Las técnicas de lógica difusa permiten establecer las relaciones existentes entre los factores del entorno, tasa de financiamiento, PIB, inflación y valor del peso respecto al dólar, permitiendo generar pronósticos de demanda mediante un mecanismo de inferencia.
- Las RNA es una herramienta eficiente en la generación de pronósticos, mediante el aprendizaje automático logra identificar patrones de comportamiento ajustándose al comportamiento de la demanda y reduciendo el nivel de error respecto a las técnicas tradicionales.
- Las RNA es una herramienta eficiente que permite integrar los factores del entorno, tasa de financiamiento, PIB, inflación, valor del peso respecto al dólar, y registros históricos en la generación de pronósticos de demanda en la industria automotriz.
- Las técnicas de inteligencia artificial brindan la oportunidad de desarrollar herramientas robustas en la toma de decisiones, al facilitar la integración de diferentes metodologías y técnicas de inteligencia artificial.
- El pronóstico elaborado es eficiente, al generar una proyección de demanda con bajo nivel de error MEA, MEPA, ECM, al ser evaluado respecto las técnicas tradicionales, tales como: suavización exponencial de Holt, tendencia lineal, y ARIMA.

- Un pronóstico de demanda que integra factores del entorno puede ser implementados en diferentes organizaciones e industrias, todo surge desde las fuentes de información.
- La unificación de información contribuye en facilitar y simplificar la toma de decisiones, al generarse un valor único de demanda, es decir, ese pronóstico es ajustado automáticamente en relación a los cambios en el mercado o la economía nacional.
- Los pronósticos de demanda parten desde la primicia de la imperfección, es decir, no existen proyecciones que eliminen el nivel de error, por lo tanto, la herramienta propuesta obtiene un desempeño satisfactorio partiendo desde el mismo principio.
- Las tecnologías de la información cada día son más avanzadas, facilitando la construcción, desarrollo y elaboración del mecanismo difuso y las redes neuronales permitiendo simplificar su aplicación.
- En la actualidad existen muchos modelos de pronósticos tradicionales, con características y aplicaciones específicas, mismo que permiten obtener resultados eficientes.
- Las industrias realizan su planificación de actividad y recursos a partir de herramientas de pronósticos, por lo tanto, son herramientas indispensables en previsión de la demanda.
- La administración de la cadena de suministro es parte indispensable para el flujo adecuado de productos y servicio, por lo tanto, una planeación adecuada de recurso contribuye en el desarrollo adecuado de actividades.

Mediante la implementación de variables cualitativas, juicios de expertos en la identificación de factores del entorno como la tasa de financiamiento, PIB, Inflación, valor del peso frente al dólar, y cuantitativas como datos históricos se contribuye

en generar pronósticos con mayor eficiencia en la industria automotriz de vehículos ligeros respecto a las técnicas tradicionales al reducir el nivel de error en las proyecciones de ventas.

5.2 RECOMENDACIONES

Al considerar la importancia del proceso de pronósticos mediante la herramienta propuesta como soporte en la cadena de suministro y en función a los resultados obtenidos, se hacen las siguientes recomendaciones a investigadores que tengan interés en el proyecto, métodos y técnicas.

- La información es indispensable en el estudio, por lo que, se sugiere a los investigadores integrar datos de calidad, es decir, factores del entorno relevantes para el bien o servicio evaluado mediante una herramienta de correlación.
- La integración del comité de experto es parte esencial del estudio, por lo tanto, se sugiere seleccionar personas que mantengan relación directa o cercana al área en estudio mediante características específicas de perfil.
- Mediante el análisis difuso se generan pronósticos de demanda a partir de los factores del entorno, por lo que, se sugiere construir las reglas del mecanismo de inferencia con base en el comportamiento histórico de los datos respecto al producto pronosticado.
- El análisis difuso contempla el método Mamdani, por lo que, se sugiere experimentar con Sugeno y sus variantes en las que se implementa aprendizaje automático, esto con el objeto de aumentar la precisión en la construcción de reglas difusas.
- La selección de la RNA es parte indispensable, por lo que, se sugiere experimentar con diferentes configuraciones y estructuras, evaluando mediante el desempeño, a partir de ECM y el porcentaje de correlación.

5.3 TRABAJO A FUTURO

La herramienta propuesta tiene como finalidad contribuir en la toma de decisiones, son modificaciones que permitan aumentar la eficiencia de los resultados obtenidos, es decir, un pronóstico con menor grado de error, y con la finalidad de seguir mejorando la metodología, por lo tanto, se proponen las siguientes líneas de trabajo a futuro:

- Aplicación de técnicas de inteligencia artificial y de clasificación en la identificación de patrones de comportamiento entre los factores del entorno y la demanda.
- Experimentación con el método Sugeno y sus variantes en las que se implementa aprendizaje automático (ANFIS), esto con el objeto de aumentar la precisión en la construcción de reglas difusas.
- Integración de las herramientas mediante programación computacional, desarrollando una interfase simple de aplicación.

APÉNDICE A

APÉNDICE

Esté apartado tiene como objetivo complementar e ilustrar conceptos y herramientas aplicadas en la investigación, en él encontraras un glosario con las definiciones de las palabras clave en la interpretación del documento e imágenes de los instrumentos de recolección de información.

A.1 GLOSARIO

Las definiciones enlistadas a continuación se extraen del diccionario de la Real Academia Española (Española, 2009), es importante mencionar que son citas textuales.

Algoritmo. Conjunto ordenado y finito de operaciones que permite hallar la solución de un problema.

Difusa. La que admite una cierta incertidumbre entre la verdad o falsedad de sus proposiciones, a semejanza del raciocinio humano.

Disruptivo. Que produce ruptura brusca.

Entorno. Conjunto de características que definen el lugar y la forma de ejecución de una aplicación.

Factor. Elemento o causa que actúan junto con otros.

Inteligencia artificial. Disciplina científica que se ocupa de crear programas informáticos que ejecutan operaciones comparables a las que realiza la mente humana, como el aprendizaje o el razonamiento lógico.

Lógica. Ciencia que expone las leyes, modos y formas del conocimiento científico.

Modelo. Esquema teórico, generalmente en forma matemática, de un sistema o de una realidad compleja, como la evolución económica de un país, que se elabora para facilitar su comprensión y el estudio de su comportamiento.

Neurona. Célula nerviosa, que generalmente consta de un cuerpo de forma variable y provisto de diversas prolongaciones, una de las cuales, de aspecto filiforme y más larga que las demás, es el axón o neurita.

Pronóstico. Señal por donde se conjetura o adivina algo futuro.

Red. Conjunto de elementos organizados para determinado fin.

Variable estadística. Función real definida sobre una población finita o una muestra, que toma los valores de cada una de las modalidades de un atributo, y a las que asocia una distribución de frecuencias.

A.2 PRIMER INSTRUMENTO

27/3/2019

Demanda de automóviles ligeros

Demanda de automóviles ligeros

Universidad Autónoma de Nuevo León
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica
Maestría en Logística y Cadena de Suministro

Trabajo de tesis: Predicción de la demanda utilizando softcomputing: caso industria automotriz
Ing. José Manuel Vela Haro
Dr. Tomás Eloy Salais Fierro

El presente instrumento tiene como objetivo analizar el entorno de la industria automotriz con enfoque en el comportamiento de la demanda de vehículos ligeras. Según su experiencia podría identificar aquellos factores que repercuten o modifican el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros.

*Obligatorio

1. Nombre

2. Puesto laboral *

3. Experiencia (años) *

4. Giro de la empresa *

5. Ubicación (ciudad) *

Por favor, contesta las siguientes preguntas.

Pregunta 1 de 6

6. Según su percepción ¿Qué factores económicos influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros? *

Ejemplo: inflación en 3%, desarrollo económico en 5%, poder adquisitivo 3%.

<https://docs.google.com/forms/d/1w-Y5XGRQslbwB7Bz8br36O3kZJkYc06A4rH9o00R8/edit>

1/3

Figura A.1: Primer instrumento: parte 1

27/3/2019

Demanda de automóviles ligeros

Pregunta 2 de 6

7. Según su percepción ¿Qué factores gubernamentales influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros? *

Ejemplo: políticas publicas en 3%, burocracia en 1%.

Pregunta 3 de 6

8. Según su percepción ¿Qué factores demográficos influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros? *

Ejemplo: crecimiento de la población en 3%, edad productiva en 3%, escolaridad en 5%, seguridad en 2%.

Pregunta 4 de 6

9. Según su percepción ¿Qué factores geográficos influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros? *

Ejemplo: localización de fabricas en 3%, numero de concesionarios en 5%, infraestructura en 2%.

Pregunta 5 de 6

10. Según su percepción ¿Qué factores culturales influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros? *

Ejemplo: cambio climático en 3%, responsabilidad social en 5%.

<https://docs.google.com/forms/d/1w-Y5XGRQsIbwB7Bz8br36O3kZJjkIYc06A4rH9o00R8/edit>

2/3

Figura A.2: Primer instrumento: parte 2

27/3/2019

Demanda de automóviles ligeros

Pregunta 6 de 6

11. Según su percepción ¿Qué factores del producto (automóvil) influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros? *

Ejemplo: calidad en 3%, durabilidad en 5%, rendimiento en 2%.

Gracias por su participación.

Con la tecnología de
 Google Forms

<https://docs.google.com/forms/d/1w-Y5XGRQslbwB7Bz8br36O3kZJkYc06A4rH9o00R8/edit>

3/3

Figura A.3: Primer instrumento: parte 3

A.3 SEGUNDO INSTRUMENTO

27/3/2019

Demanda de automóviles ligeros

Demanda de automóviles ligeros

Universidad Autónoma de Nuevo León
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica
Maestría en Logística y Cadena de Suministro

Trabajo de tesis: Predicción de la demanda utilizando softcomputing: caso industria automotriz
Ing. José Manuel Vela Haro
Dr. Tomás Eloy Salais Fierro

El presente instrumento tiene como objetivo analizar el entorno de la industria automotriz con enfoque en el comportamiento de la demanda de vehículos ligeras. Según su experiencia podría identificar aquellos factores que repercuten o modifican el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros.

*Obligatorio

1. Nombre

2. Puesto laboral *

3. Experiencia (años) *

4. Giro de la empresa *

5. Ubicación (ciudad) *

Por favor, contesta las siguientes preguntas.

Pregunta 1 de 6

6. Según su percepción ¿Qué factores económicos influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros y en qué grado? *

Ejemplo: inflación en 3%, desarrollo económico en 5%, poder adquisitivo 3%.

<https://docs.google.com/forms/d/1V466HI9yutOsdDphdP-xkGEwoQ4HLvxJKLjxZKaTQ08/edit>

1/3

Figura A.4: Segundo instrumento: parte 1

27/3/2019

Demanda de automóviles ligeros

Pregunta 2 de 6

7. Según su percepción ¿Qué factores gubernamentales influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros y en qué grado? *

Ejemplo: políticas publicas en 3%, burocracia en 1%.

Pregunta 3 de 6

8. Según su percepción ¿Qué factores demográficos influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros y en qué grado? *

Ejemplo: crecimiento de la población en 3%, edad productiva en 3%, escolaridad en 5%, seguridad en 2%.

Pregunta 4 de 6

9. Según su percepción ¿Qué factores geográficos influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros y en qué grado? *

Ejemplo: localización de fabricas en 3%, numero de concesionarios en 5%, infraestructura en 2%.

Pregunta 5 de 6

10. Según su percepción ¿Qué factores culturales influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros y en qué grado? *

Ejemplo: cambio climático en 3%, responsabilidad social en 5%.

<https://docs.google.com/forms/d/1V466HI9yutOsdDphdP-xkGEwoQ4HLvxJKLjxZKaTQ08/edit>

2/3

Figura A.5: Segundo instrumento: parte 2

27/3/2019

Demanda de automóviles ligeros

Pregunta 6 de 6

11. Según su percepción ¿Qué factores del producto (automóvil) influyen sobre el comportamiento de la demanda de automóviles ligeros y en qué grado? *

Ejemplo: calidad en 3%, durabilidad en 5%, rendimiento en 2%.

Gracias por su participación.

Con la tecnología de
 Google Forms

Figura A.6: Segundo instrumento: parte 3

BIBLIOGRAFÍA

- ACOSTA RÍOS, M. F., R. A. DÍAZ PACHECO y Á. P. ANAYA SALAZAR (2009), «Revisión de técnicas de análisis de decisión multicriterio (múltiple criteria decision analysis-MCDA) como soporte a problemas complejos: pronósticos de demanda», *Revista Científica Guillermo de Ockham*, **7**(2).
- ALAMINOS, A. y J. L. CASTEJÓN (2006), *Elaboración, análisis e interpretación de encuestas, cuestionarios y escalas de opinión*, Universidad de Alicante.
- ALLEN, W. (2000), «Estadística aplicada a los negocios y la economía», *Bradley University 3da Ed. México: Editorial McGraw Hill*.
- AMIA (2018), «Boletín de prensa», En Internet, <http://www.amia.com.mx/>.
- ANGUITA, J. C., J. R. LABRADOR, J. D. CAMPOS, J. CASAS ANGUITA, J. REPULLO LABRADOR y J. DONADO CAMPOS (2003), «La encuesta como técnica de investigación. Elaboración de cuestionarios y tratamiento estadístico de los datos (I)», *Atención primaria*, **31**(8), págs. 527–538.
- ARDILA, W., D. ROMERO y F. GONZÁLEZ (2014), «Estrategias para la Gestión de Riesgos en la Cadena de Suministros», en *Latin American and Caribbean Conference for Engineering and Technology. Guayaquil, Ecuador*, págs. 22–24.
- ARMSTRONG, J. S. y F. COLLOPY (1998), «Integration of statistical methods and judgment for time series forecasting: Principles from empirical research», .
- ARRIBAS, M. (2004), «Diseño y validación de cuestionarios», *Matronas profesión*, **5**(17), págs. 23–29.

- ASLI, A. y Ö. N. Y SUCKY ERIC (2014), «Demand forecasting for apparel manufacturers by using neuro-fuzzy techniques», *Journal of Modelling in Management*, **9**(1), págs. 18–35.
- ASTIGARRAGA, E. (2003), «El método delphi», *San Sebastián: Universidad de Deusto*.
- BARRATT, M. y A. OKE (2007), «Antecedents of supply chain visibility in retail supply chains: a resource-based theory perspective», *Journal of operations management*, **25**(6), págs. 1217–1233.
- BOWERSOX, D., D. CLOSS y B. COOPER (2007), *Administración y logística en la cadena de suministros*, segunda edición, McGraw-hill/interamericana editores, México.
- BUSTAMANTE, B., E. ORLANDO *et al.* (2013), «Estrategia de mejoramiento de los modelos de pronósticos de la demanda con el fin de optimizar la gestión logística de repuestos automotrices», .
- CANIATO, F., M. KALCHSCHMIDT y S. RONCHI (2011), «Integrating quantitative and qualitative forecasting approaches: organizational learning in an action research case», *Journal of the Operational Research Society*, **62**(3), págs. 413–424.
- CHANG, P.-C., Y.-W. WANG y C.-Y. TSAI (2005), «Evolving neural network for printed circuit board sales forecasting», *Expert Systems with Applications*, **29**(1), págs. 83–92.
- CHRISTOPHER, M. (2016), *Logistics & supply chain management*, Pearson UK.
- CLEMEN, R. T. (1989), «Combining forecasts: A review and annotated bibliography», *International journal of forecasting*, **5**(4), págs. 559–583.
- CORREA, A. y R. A. GÓMEZ (2009), «Tecnologías de la información en la cadena de suministro», *Dyna*, **76**(157), págs. 37–48.

- CRAIGHEAD, C. W., J. BLACKHURST, M. J. RUNGTUSANATHAM y R. B. HANDFIELD (2007), «The severity of supply chain disruptions: design characteristics and mitigation capabilities», *Decision Sciences*, **38**(1), págs. 131–156.
- DE LA PUENTE, C. (2010), «Estadística descriptiva e inferencial y una introducción al método científico», *España: Editorial Complutense*. Recuperado de <http://site.ebrary.com/lib/bibliocauladechsp/docDetail.action>.
- DIAZ, N. N. L., V. G. SOLER y A. I. P. MOLINA (2017), «Análisis e integración de la cadena de suministro para evitar el efecto látigo», *3c Empresa: investigación y pensamiento crítico*, (1), págs. 19–28.
- EPPEN, G., F. GOULD, C. SCHMIDT, J. MOORE y L. WEATHERFORD (2000), «Investigación de operaciones en las ciencias administrativas. Trad. Español. González, RAC y Sánchez, GG 5 th», .
- ESCOBAR GÓMEZ, E., J. DÍAZ-NÚÑEZ y L. TARACENA-SANZ (2010), «Modelo para el ajuste de pronósticos agregados utilizando lógica difusa», *Ingeniería, investigación y tecnología*, **11**(3), págs. 289–302.
- ESPAÑOLA, D. D. L. R. A. (2009), «edición», *Madrid: Real Academia Española*, URL <https://dle.rae.es/?w=diccionario>.
- 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.
- FIGUEROA, G. A., M. A. C. MONTILLA y R. M. MELO (2012), «Método DELPHI: aplicaciones y posibilidades en la gestión prospectiva de la investigación y desarrollo», *Revista Venezolana de Análisis de Coyuntura*, **18**(1), págs. 41–52.
- FORBES, S. (2018), «Ford dejará de producir autos sedan Taurus Fiesta y Fusion en EU», *Forbes México*.

- GARCÍA VALDÉS, M. y M. SUÁREZ MARÍN (2013), «Empleo del método Delphi en investigaciones sobre salud publicadas en revistas científicas cubanas», *Revista cubana de información en Ciencias de la Salud*, **24**(2), págs. 133–144.
- GIL, B. y D. PASCUAL (2012), «La metodología Delphi como técnica de estudio de la validez de contenido», *anales de psicología*, **28**(3).
- GUARDIOLA, M. (2018), «Chevrolet Cruze se despide de complejo Ramos Arizpe, Coahuila», *El financiero*.
- GUTIÉRREZ, V. y C. J. VIDAL (2008), «Modelos de gestión de inventarios en cadenas de abastecimiento: revisión de la literatura», *Revista Facultad de Ingeniería Universidad de Antioquia*, (43).
- HAGAN, M. T. y M. B. MENHAJ (1994), «Training feedforward networks with the Marquardt algorithm», *IEEE transactions on Neural Networks*, **5**(6), págs. 989–993.
- HEIZER, J. y B. RENDER (2004), *Principios de administración de operaciones*, Pearson Educacion.
- H.ROLAND, B. (2004), *Logística. Administración de la cadena*, quinta edición, Person education, México.
- HU, Y., J. LI y L. E. HOLLOWAY (2008), «Towards modeling of resilience dynamics in manufacturing enterprises: Literature review and problem formulation», , págs. 279–284.
- HUERTAS, P. L., A. I. MORO y F. J. M. LÓPEZ (2005), «Los delphi como fundamento metodológico predictivo para la investigación en sistemas de información y tecnologías de la información (IS/IT)», *Píxel-Bit. Revista de Medios y Educación*, (26), págs. 89–112.
- INEGI (2018), «Índice de precios», En Internet, <https://www.inegi.org.mx/temas/inpp/>.

- JURCZYK, K., K. GDOWSKA, J. MIKULIK y W. WOŹNIAK (2016), «Demand forecasting with the usage of artificial neural networks on the example of a distribution enterprise», .
- JÜTTNER, U. (2005), «Supply chain risk management: Understanding the business requirements from a practitioner perspective», *The international journal of logistics management*, **16**(1), págs. 120–141.
- KANDANANOND, K. (2012), «Consumer product demand forecasting based on artificial neural network and support vector machine», *World Academy of Science, Engineering and Technology*, **63**, págs. 372–375.
- KOCHAK, A. y S. SHARMA (2015), «Demand forecasting using neural network for supply chain management», *International journal of mechanical engineering and robotics research*, **4**(1), pág. 96.
- KOURENTZES, N. (2013), «Intermittent demand forecasts with neural networks», *International Journal of Production Economics*, **143**(1), págs. 198–206.
- KUMAR, P., D. HERBERT y D. RAO (2014), «Demand forecasting Using Artificial Neural Network Based on Different Learning Methods: Comparative Analysis», *International journal for research in applied science and engineering technology*, **2**(4), págs. 364–374.
- KUO, R., Y. TSENG y Z.-Y. CHEN (2016), «Integration of fuzzy neural network and artificial immune system-based back-propagation neural network for sales forecasting using qualitative and quantitative data», *Journal of Intelligent Manufacturing*, **27**(6), págs. 1191–1207.
- LAMBERT, D. M. y M. C. COOPER (2000), «Issues in supply chain management», *Industrial marketing management*, **29**(1), págs. 65–83.
- LEE, T. Y. S. (2008), «Supply chain risk management», *International Journal of Information and Decision Sciences*, **1**(1), págs. 98–114.

- LEONTARITIS, I. y S. A. BILLINGS (1985), «Input-output parametric models for non-linear systems part I: deterministic non-linear systems», *International journal of control*, **41**(2), págs. 303–328.
- LIAO, J. J. y J. W. LEWIS (2000), «A note on concordance correlation coefficient», *PDA journal of pharmaceutical science and technology*, **54**(1), págs. 23–26.
- LIN, L. (1989), «A Concordance Correlation Coefficient to Evaluate Reproducibility. Biometric, 45, 255-268», .
- MAMDANI, E. H. y S. ASSILIAN (1975), «An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller», *International journal of man-machine studies*, **7**(1), págs. 1–13.
- MECHAQRANE, A. y M. ZOUAK (2004), «A comparison of linear and neural network ARX models applied to a prediction of the indoor temperature of a building», *Neural Computing & Applications*, **13**(1), págs. 32–37.
- MEDINA SALGADO, C. (2012), «La resiliencia y su empleo en las organizaciones», .
- MEJÍA VILLAMIZAR, J. C., Ó. PALACIO LEÓN y W. ADARME JAIMES (2013), «Efecto látigo en la planeación de la cadena de abastecimiento, medición y control», *Ciencia e Ingeniería Neogranadina*, **23**(2), págs. 37–54.
- MENTZER, J. T., W. DEWITT, J. S. KEEBLER, S. MIN, N. W. NIX, C. D. SMITH y Z. G. ZACHARIA (2001), «Defining supply chain management», *Journal of Business logistics*, **22**(2), págs. 1–25.
- MIRA, J. E. B., A. L. PADRÓN y S. MENGUAL-ANDRÉS (2010), «Validación mediante el método Delphi de un cuestionario para conocer las experiencias e interés hacia las actividades acuáticas con especial atención al Winsurf», *Ágora para la educación física y el deporte*, **12**(1), págs. 75–94.

- MITREA, C., C. LEE y Z. WU (2009), «A comparison between neural networks and traditional forecasting methods: A case study», *International Journal of Engineering Business Management*, **1**, pág. 11.
- MOHEDANO, F. O. (2008), «El método Delphi, prospectiva en Ciencias Sociales a través del análisis de un caso práctico», *Revista Escuela de Administración de negocios*, (64), págs. 31–54.
- MORALES, R. G., S. D. M. ESPINOZA, D. ÖZDEMİR y C. E. V. RODRÍGUEZ (2008), «Pronósticos de las Ventas Nacionales de Vehículos Subcompactos», .
- MORCILLO, C. G. (2011), «Lógica Difusa. Una introducción Práctica», *Universidad de Castilla-La Mancha*.
- PAL, S. K. y S. C. SHIU (2004), *Foundations of soft case-based reasoning*, tomo 8, John Wiley & Sons.
- PAREJA, I. V. (2002), «El Método Delphi», *Facultad de*.
- PÉREZ, R. A. M. (2010), «Sistemas de inferencia basados en Lógica Borrosa: Fundamentos y caso de estudio», *Rev. Investig. Sist. e Informática*, **7**(1), págs. 91–104.
- RANGANATHAN, A. (2004), «The levenberg-marquardt algorithm», *Tutorial on LM algorithm*, **11**(1), págs. 101–110.
- RATNA, S. y D. PRASAD (2015), «Forecasting of demand using artificial neural network for supply chain management», , págs. 159–166.
- REGUANT, M. y M. TORRADO (2016), «El método Delphi», *REIRE. Revista d'Innovació i Recerca en Educació*, 2016, vol. 9, num. 2, p. 87-102.
- RIAÑO, C. E. y M. PALOMINO (2015), «Diseño y elaboración de un cuestionario acorde con el método Delphi para seleccionar laboratorios virtuales (LV)», *Sophia*, **11**(2), págs. 129–141.

- SANCHIS, R. y R. POLER (2011), «Medición de la resiliencia empresarial ante eventos disruptivos. una revisión del estado del arte», en *V international conference on industrial engineering and industrial management*, págs. 104–113.
- SANDERS, N. R. y L. P. RITZMAN (2004), «Integrating judgmental and quantitative forecasts: methodologies for pooling marketing and operations information», *International Journal of Operations & Production Management*, **24**(5), págs. 514–529.
- SARMIENTO, A. T. y O. C. SOTO (2014), «New product forecasting demand by using neural networks and similar product analysis», *Dyna*, **81**(186), págs. 311–317.
- SCHUCH, F. W. (1999), *Manual de la Técnica del Automóvil*, Reverte.
- SHAHRABI, J., S. MOUSAVI y M. HEYDAR (2009), «Supply chain demand forecasting: A comparison of machine learning techniques and traditional methods», *Journal of Applied Sciences*, **9**(3), págs. 521–527.
- SKIPPER, J. B. y J. B. HANNA (2009), «Minimizing supply chain disruption risk through enhanced flexibility», *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, **39**(5), págs. 404–427.
- SLIMANI, I., I. EL FARISSI y S. ACHCHAB (2015), «Artificial neural networks for demand forecasting: Application using Moroccan supermarket data», en *Intelligent Systems Design and Applications (ISDA), 2015 15th International Conference on*, IEEE, págs. 266–271.
- STEVENS, G. C. (1989), «Integrating the supply chain», *International Journal of Physical Distribution & Materials Management*, **19**(8), págs. 3–8.
- SUNIL, C. y M. PETER (2008), *Administración de la cadena de suministro*, tercera edición, Person education, México.

- THIESING, F. M. y O. VORNBERGER (1997), «Sales forecasting using neural networks», en *Neural Networks, 1997., International Conference on*, tomo 4, IEEE, págs. 2125–2128.
- THOMAS, P. M., DOUGLAS J Y GRIFFIN (1996), «Coordinated supply chain management», *European journal of operational research*, **94**(1), págs. 1–15.
- TORO O., M. G. D. A. Y. S. I., ELIANA M. (2004), «Pronóstico de ventas usando redes neuronales», *Scientia Et Technica*, **10**(26).
- TRILLAS, E. y J. G. RÍOS (1992), *Aplicaciones de la lógica borrosa*, tomo 20, Editorial CSIC-CSIC Press.
- UNGER, K. y R. CHICO (2004), «La industria automotriz en tres regiones de México. Un análisis de clusters», *El Trimestre Económico*, págs. 909–941.
- VARELA-RUIZ, M., L. DÍAZ-BRAVO y R. GARCÍA-DURÁN (2012), «Descripción y usos del método Delphi en investigaciones del área de la salud», *Investigación en educación médica*, **1**(2), págs. 90–95.
- VÉLIZ MARTÍNEZ, P. L., E. M. BERRA SOCARRÁS, A. R. JORNA CALIXTO y R. R. S. MARTÍNEZ (2013), «Aplicación del método Delphi para la definición de funciones del especialista en medicina intensiva y emergencia», *Revista Cubana de Medicina Intensiva y Emergencias*, **12**(2).
- VIO, F., L. LERA, A. FUENTES-GARCÍA y J. SALINAS (2012), «Método Delphi para identificar materiales educativos sobre alimentación saludable para educadores, escolares y sus padres», *Archivos Latinoamericanos de Nutrición*, **62**(3), págs. 275–282.
- ZHANG, N. y P. K. BEHERA (2012), «Solar radiation prediction based on recurrent neural networks trained by Levenberg-Marquardt backpropagation learning algorithm», en *Innovative Smart Grid Technologies (ISGT), 2012 IEEE PES*, IEEE, págs. 1–7.

RESUMEN AUTOBIOGRÁFICO

José Manuel Vela Haro

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:

PREDICCIÓN DE LA DEMANDA UTILIZANDO SOFTCOMPUTING:
CASO INDUSTRIA AUTOMOTRIZ

Nacimiento en el municipio Tlaltenango de Sánchez Román Zacatecas, el día 27 de septiembre de 1992, hijo de Clementina Haro Arrellano y Humberto Vela Lopez, hermano de Humberto Vela Haro, Alejandro Vela Haro, Alicia Vela Haro, Raul Vela Haro, Flavio Vela Haro, Raudel Vela Haro y Daniel Vela Haro y con estudios de Ingeniería en Gestión Empresarial en el Instituto Tecnológico Superior Zacatecas Sur.