



**UTILIDAD DEL MÉTODO DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES PARA EL
PRONÓSTICO DE DEMANDA EN MARCAS DE CONSUMO MASIVO**

TRABAJO DE GRADO

Presentado por

CARLOS ANDRÉS GONZÁLEZ CLAVIJO

Presentado como requisito parcial para optar al título de

MAGISTER EN LOGÍSTICA INTEGRAL

UNIVERSIDAD MILITAR NUEVA GRANADA

FACULTAD DE INGENIERÍA

MAESTRÍA EN LOGÍSTICA INTEGRAL

Bogotá D.C., Colombia

(Febrero de 2018)

NOTA DE ADVERTENCIA

“La universidad no se hace responsable de los conceptos emitidos por sus estudiantes en sus proyectos de trabajo de grado, sólo velará por la calidad académica de los mismos, en procura de garantizar su desarrollo de acuerdo a la actualidad del área disciplinar respectiva. En el caso de presentarse cualquier reclamación o acción por parte de un tercero en cuanto a los derechos de autor sobre la obra en cuestión, el estudiante – autor asumirá toda la responsabilidad y saldrá en defensa de los derechos. Para todos los derechos la universidad actúa como un tercero de buena fe”. (Ley 23 de 1982, Ley 44 de 1993, Decisión Andina 351 de 1993, Decreto 460 de 1995)

AGRADECIMIENTOS

A Dios, por permitirme llegar a este momento académico y profesional en mi vida, por darme la fortaleza para nunca desfallecer en la búsqueda de mis metas y sueños.

Agradezco a toda mi familia en especial a mi Esposa Diana Rojas por su apoyo, comprensión y amor que me ayudaron alograr este objetivo en mi vida.

Es muy importante para mi agradecer en mi proyecto de grado a todos los docentes que fueron partícipes en mi formación académica para llegar a ser una persona y profesional mejor. En especial a mi tutor del proyecto de grado Dr Carlos Gonzalez quien me guió y acompañó en todo el proceso de lograr mi título de Magister con su acompañamiento en mi Tesis de grado. Agradezco a la facultad de Ingeniería de la Universidad Militar Nueva Granada por darme la oportunidad de ser docente y poder servir a mi país desde la mejor profesión.

Por último y más importante le agradezco a mi hijo Santiago por enseñarme que debo siempre buscar ser un mejor hombre, profesional, persona y padre.

DEDICATORIA

A Dios quien me ha dado mi hermosa familia mis amigos y mis ganas de siempre buscar ser un hombre mejor.

A Diana Rojas motor incansable de mi vida llenándola de amor, disciplina y ganas de siempre luchar por algo mejor.

A mis padres por la vida y la formación que con mucho amor me siguen dando.

Tabla de contenido

RESUMEN	XI
ABSTRACT	XII
CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN	1
1.1 Planteamiento del Problema	3
1.2 Justificación	5
1.3 Objetivos	6
1.3.1 Objetivo General	6
1.3.2 Objetivos Específicos	7
1.4 Hipotesis	7
1.5 Presentación del documento	7
CAPÍTULO 2	9
ANTECEDENTES Y ESTADO DEL ARTE	9
2.1. Antecedentes	9
2.2. Estado del arte	11
CAPÍTULO 3 MARCO DE REFERENCIA	17
3.1. Marco Contextual	17
3.2. Marco teórico	18
3.2.1 Pronósticos	18
3.2.2 Demanda	18
3.2.3 Planeación de la demanda	19
3.2.4 Pronóstico de la demanda	20

3.2.5 Métodos de pronósticos cualitativos	20
3.2.6 Métodos de pronósticos cuantitativos	22
3.2.7 Otras metodologías de planeación de la demanda	24
3.3. Marco conceptual	25
3.3.1 Presupuesto	25
3.3.2 Proceso presupuestario	26
3.3.3 La planificación presupuestaria	28
3.3.4 Objetivos y principios del presupuesto	29
CAPÍTULO 4 METODOLOGÍA	31
4.1 Diseño metodológico	31
4.1.1 Tipo de estudio	31
4.1.2 Participantes o sujetos	31
4.1.3 Herramientas, aparatos, materiales o instrumentos	32
4.1.4 Etapas del proyecto	32
4.1.5 Método de análisis e interpretación de los datos	33
4.2 Metodología de Desarrollo	33
CAPÍTULO 5 RESULTADOS	35
5.1 Principales métodos de pronóstico de demanda empleados en empresas dedicadas al sector de la distribución de productos de consumo masivo de la ciudad de Bogotá	35
5.2 Método de redes neuronales a emplear en la estimación de pronósticos de demanda de productos de consumo masivo	38
5.2.1 Una capa de neuronas	40
5.2.2 Varias capas de neuronas	43
5.2.3 Entrada y salida de las funciones de procesamiento	45

5.3 Comparación de los resultados obtenidos por los tres principales métodos de pronóstico y el de redes neuronales verificando los beneficios	47
5.3.1 Pronósticos con el método de Promedios Móviles	48
5.3.2 Pronósticos con el método de Cuotas de Mercado	49
5.3.3 Pronósticos con el método de Regresión Lineal	50
5.3.4 Error cuadrático medio de las pruebas diagnósticas utilizadas por las empresas	51
5.3.5 Pronósticos con el método de Redes Neuronales	56
5.3.6 Error cuadrático medio de la prueba de Redes Neuronales	56
CAPÍTULO 6 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	59
BIBLIOGRAFÍA	61

Lista de Tablas

Tabla 1. Métodos estadísticos que emplean las empresas del sector de distribución de productos de consumo masivo de la ciudad de Bogotá	35
Tabla 2. Métodos estadísticos que emplean las empresas del sector de cueros, calzado y marroquinería de la ciudad de Cali para el pronóstico de la demanda	37
Tabla 3. Ventas del año 2015 de seis productos de consumo masivo en la ciudad de Bogotá	47
Tabla 4. Ventas del año 2016 de seis productos de consumo masivo en la ciudad de Bogotá	47
Tabla 5. Ventas del año 2017 de seis productos de consumo masivo en la ciudad de Bogotá	48
Tabla 6. Pronósticos de demanda para el año 2017 de los diferentes productos con el método de Promedios móviles	49
Tabla 7. Pronósticos de demanda para el año 2017 de los diferentes productos con el método de cuotas de mercado	50
Tabla 8. Pronósticos de demanda para el año 2017 de los diferentes productos con el método de regresión lineal	51
Tabla 9. Error cuadrático medio del resultado de cada prueba diagnóstica empleada con respecto al valor real demandado	52
Tabla 10. Pronósticos de demanda para el año 2017 de los diferentes productos con el método de redes neuronales	56
Tabla 11. Error cuadrático medio del resultado del método de Redes Neuronales con respecto al valor real demandado	57

Tabla 12. Error cuadrático medio del resultado de todos los métodos diagnósticos empleados con respecto al valor real demandado	57
--	----

Lista de Figuras

Figura 1. Principales métodos de pronóstico de demanda empleados en empresas colombianas.

Fuente: Elaborada por el Autor, 2018 36

Figura 2. Procedimiento para el pronóstico de la demanda a través de redes neuronales

artificiales. 39

Figura 3. Capa de S neuronas 40

Figura 4. Capa de S neuronas, Notación Abrebiada 42

Figura 5. Red de tres capas 43

Figura 6. Red de tres capas, notación abreviada 45

Figura 7. Proyección de la demanda 2017 de Caldo de Costilla Cubo 53

Figura 8. Proyección de la demanda 2017 de Caldo de Gallina Cubo 53

Figura 9. Proyección de la demanda 2017 de Crema dental 54

Figura 10. Proyección de la demanda 2017 de Crema Sopa en Polvo 54

Figura 11. Proyección de la demanda 2017 de Fresco en Polvo 55

Figura 12. Proyección de la demanda 2017 de Gelatina 55

Resumen

En los últimos años, a la par del desarrollo y evolución de la tecnología, los métodos para realizar pronósticos también lo han hecho. Es por eso que en la actualidad existe un tercer grupo de métodos de pronóstico con base en la inteligencia artificial en el que se combinan la computación y los métodos cuantitativos y cualitativos. Aun cuando las empresas han venido empleando los primeros complementados con los segundos para realizar los pronósticos de demanda, estos no han sido del todo precisos en los últimos años, originando una mala planeación, lo cual ha repercutido en déficits de cubrimiento de mercados en algunos casos, excesos de inventario en otros, acarreando pérdidas en ventas y capitales importantes en lucro cesante. Por ello el objetivo de esta investigación será determinar la utilidad del método por Redes Neuronales para pronosticar la demanda de marcas de productos de uso masivo con respecto a la de los tres principales métodos empleados por empresas que se dedican a la distribución de dichos productos en la ciudad de Bogotá. Para su desarrollo se llevará a cabo una investigación aplicada con un diseño post facto, de enfoque cuantitativo, de tipo analítico, en la que se aplicarán los tres modelos de pronóstico de demanda más empleados por las empresas de distribución masiva de la ciudad y sus resultados se compararán mediante la estimación de sus errores cuadráticos medios con los resultados arrojados con un modelo de redes neuronales para un set de datos de tres años proporcionados por una de dichas empresas. La cercanía de los resultados de pronósticos, dados por el menor error cuadrático medio, con respecto a los datos de lo ocurrido en los años analizados permitirá establecer la utilidad del método de redes neuronales artificiales para el pronóstico de demanda en marcas de consumo masivo.

Palabras clave: Redes neuronales, pronósticos de demanda, empresa, utilidad

Abstract

In recent years, along with the development and evolution of technology, the methods for making forecasts have also done so. That is why today there is a third group of forecasting methods based on artificial intelligence in which computation is combined with quantitative and qualitative methods. Even when companies have been using the first ones complemented by the latter to make demand forecasts, these have not been entirely accurate in recent years, causing bad planning, which has led to deficits in market coverage in some cases, excess of inventory in others, leading to losses in sales and important capital in lost profits. Therefore, the objective of this research will be to determine the utility of the method by Neural Networks to forecast the demand of brands of mass-use products with respect to the three main methods used by companies that are dedicated to the distribution of said products in the market. city of Bogota. For its development, an applied research will be carried out with a post-facto design, with a quantitative approach, of an analytical type, in which the three demand forecasting models most used by the city's mass distribution companies and their results will be applied. they will be compared by estimating their mean square errors with the results obtained with a neural network model for a three-year data set provided by one of these companies. The proximity of the results of forecasts, given by the lower mean square error, with respect to the data of what happened in the analyzed years, will allow establishing the usefulness of the method of artificial neural networks for the forecast of demand in mass consumer brands.

Keywords: Neural networks, demand forecasts, company, utility

Capítulo 1 Introducción

Para que las empresas tengan éxito y perduren en el tiempo deben trazarse metas claras y definir un plan de acción concreto y ejecutable para conseguirlas. No obstante, esto no es fácil, debido a que en el mundo actual la característica es la inestabilidad de los ambientes los cuales se ven sujetos a cambios imprevisibles, por lo que los empresarios requieren tener permanentemente información suficiente con la menor incertidumbre posible para tomar las mejores decisiones que contribuyan a la distribución de sus recursos humanos, tecnológicos y financieros (Jaramillo, 2012).

Debido a que la planeación estratégica efectiva, tanto en el corto como en el largo plazo, depende de un pronóstico de la demanda de los productos de una compañía, es inevitable enfrentar la necesidad de hacer pronósticos (Heizer y Render, 2010 en: Méndez y López, 2014).

Con base en lo anterior, muchas empresas han redefinido y formalizado los procesos de elaboración de pronósticos para llevar a cabo una mejor planeación de sus actividades comerciales. Por ende, el reto de las empresas es contar con las cantidades de producto o servicios, necesarias, según los requerimientos del mercado (Correa, 2009; Arredondo y Vásquez, 2013). Es por eso que, para desarrollar mejores niveles de servicio y rentabilidad, las empresas necesitan habituarse a una cultura de predicción y planeación.

Aquí es importante aclarar que “el pronóstico no es una predicción de lo que irremediablemente va a pasar en el futuro. Un pronóstico es información con cierto grado de probabilidad de lo que pudiera pasar” (Correa, 2009, p.1), sin embargo, “el análisis de los datos históricos de demanda es fundamental para la correcta selección del método de pronósticos y su puesta en marcha” (Vidal, 2010, p.18). Por lo tanto, se pueden establecer tres horizontes sobre los cuales se pronostica, que son: largo, mediano y corto plazo. Los pronósticos de largo plazo son necesarios para establecer el curso general de las empresas, se usan generalmente para definir localización de nuevas instalaciones, adquisición de maquinaria y planeación de nuevos productos. Los de mediano plazo se usan para planificar las ventas, la producción y el presupuesto, y los de corto plazo para diseñar estrategias inmediatas, como la asignación de tareas y la programación de trabajos (Cohen, s.f.).

Otra clasificación de los pronósticos permite asociarlos en dos grandes grupos: los cualitativos y los cuantitativos.

“Cuando la situación no es clara y hay pocos datos, como por ejemplo al estudiar el lanzamiento de un producto innovador o una nueva tecnología, se recurre a métodos cualitativos, donde prevalece la intuición. Por el contrario, cuando la situación es más estable y existen datos históricos, se suelen utilizar los métodos cuantitativos” (Cohen, s.f., p.3).

En los últimos años, a la par del desarrollo y evolución de la tecnología, los métodos para realizar pronósticos también lo han hecho. Es por eso que en la actualidad existe un tercer grupo

de métodos de pronóstico con base en la inteligencia artificial en el que se combinan la computación y los métodos cualitativos y cuantitativos descritos (Jaramillo, 2012).

1.1 Planteamiento del Problema

A continuación, se define el problema de investigación, eje alrededor del cual gira el estudio que se plantea.

Las empresas cuyo objeto está centrado en la distribución de productos de diferentes marcas, de consumo masivo, en el mercado nacional, cuentan con departamentos de planeación de demanda, que se encargan de analizar todas las líneas y productos que distribuye una determinada empresa, para la toma de decisiones a corto, mediano y largo plazo. Así mismo, se ocupan de la gestión de inventarios analizando el volumen de los mismos, sus costos y rotación.

Con los datos históricos de ventas y con la información de los inventarios realizan periódicamente reuniones para decidir los volúmenes de productos por marca que requieren solicitar a los proveedores para abastecer de manera adecuada los mercados hacia los cuales están dirigidos.

Aun cuando las empresas han venido empleando métodos cuantitativos complementados con métodos cualitativos para realizar los pronósticos de demanda, estos no han sido del todo precisos en los últimos años, originando una mala planeación, lo cual ha repercutido en déficits de cubrimiento de mercados en algunos casos, excesos de inventario en otros, acarreando pérdidas en ventas y capitales importantes en lucro cesante. En el caso de un estudio de análisis y pronóstico de demanda para una empresa de telefonía móvil la diferencia entre el pronóstico y la demanda

real fue del 27% (Jiménez, 2011), en una empresa de la industria farmacéutica mexicana, Garduño (2011) encontró un error de pronóstico del 32%. Ariza (2013), encontró, por su parte, que, al calcular el pronóstico de demanda de energía eléctrica en sistemas de distribución, por diferentes métodos el error del pronóstico osciló entre el 9% y el 20,56%.

Esta problemática se sintetiza en el desconocimiento de las causas que están generando las imprecisiones, las cuales pueden deberse a errores procedimentales en los métodos empleados, a la mala calidad de los datos con los que se alimentan, a la variabilidad constante de los mercados o a que definitivamente son métodos con ineficiencias dadas de origen.

Por otra parte, en la actualidad han ido incursionando en el campo de los pronósticos de demanda los métodos de inteligencia artificial como las redes neuronales, los cuales tienen la propiedad de auto ajustarse ante parámetros variables en el tiempo, con lo que teóricamente podrían ser más precisos y por ende más eficientes.

De ser así, podrían rápidamente convertirse en la opción más adecuada para ser implementada en las empresas que requieran pronósticos de demanda para la toma de decisiones en el desarrollo de sus estrategias comerciales.

Con base en lo anteriormente expuesto se plantea la siguiente pregunta: ¿Cuál es la utilidad del método por Redes Neuronales para pronosticar la demanda de marcas de productos de uso masivo con respecto a la de los tres principales métodos empleados por empresas que se dedican a la distribución de dichos productos en la ciudad de Bogotá?

1.2 Justificación

La realización de la investigación fue importante desde diferentes ópticas, definidas por sus aspectos técnico, científico, empresarial, académico, económico y social, los cuales se desarrollan a continuación:

Aspecto Técnico. La investigación se justificó desde esta perspectiva ya que la identificación de una mayor utilidad del método de pronóstico de demanda de productos masivos por redes neuronales artificiales con respecto a los métodos convencionales permitiría contemplarlo como una herramienta de amplia aplicación en el campo industrial en el que se beneficiarían empresas tanto productoras como distribuidoras de productos y servicios a nivel local, regional y nacional.

Aspecto científico. El análisis del manejo de las Redes Neuronales Artificiales como método de pronóstico de demanda con una utilidad superior a los métodos convencionales realizado mediante un procedimiento científico permitiría corroborar la hipótesis de una mayor versatilidad y exactitud de este método, dada por su naturaleza y por tener la capacidad de incorporar la variabilidad y el cambio de las condiciones del mercado.

Aspecto académico. El desarrollo de esta investigación promovería el desarrollo de la asociación universidad – empresa en pro de la búsqueda de soluciones de situaciones reales que afectan a la industria, desde donde la academia con sus procesos de investigación puede generar las alternativas de solución más adecuadas ante la problemática planteada. Así mismo, generaría

un espacio especial en el que se podrían aplicar los conocimientos adquiridos en función de una problemática real del mundo empresarial.

Aspecto económico. La investigación con sus resultados permitiría identificar la mayor utilidad dada por algunos de los métodos de pronóstico de demanda de productos masivos, con lo cual se incrementaría la probabilidad de optimizar los ajustes económicos y presupuestales de la producción y/o abastecimiento de las empresas, con lo cual se lograría generar ventajas competitivas y un mejor aprovechamiento de los mercados a los que impactan, trayendo como consecuencia el incremento de sus márgenes de ventas y por consiguiente de sus utilidades.

Aspecto empresarial. El desarrollo de la investigación generaría la información suficiente para que las empresas pudieran tener elementos sólidos de juicio en la elección de su método o métodos de pronóstico de demanda con lo cual sentirían una mayor confianza en la toma de decisiones vitales para sus organizaciones.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo General

- Determinar la utilidad del método por Redes Neuronales para pronosticar la demanda de marcas de productos de uso masivo con respecto a la de los tres principales métodos empleados por empresas que se dedican a la distribución de dichos productos en la ciudad de Bogotá.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Identificar los tres principales métodos de pronóstico de demanda empleados en empresas dedicadas al sector de la distribución de productos de consumo masivo de la ciudad de Bogotá.
- Definir el método de redes neuronales a emplear en la estimación de pronósticos de demanda de productos de consumo masivo.
- Comparar los resultados obtenidos por los tres principales métodos de pronóstico y el de redes neuronales verificando los beneficios.

1.4 Hipotesis

Mediante el método de redes neuronales artificiales se obtienen pronósticos de demanda de productos masivos más exactos y con menos error con respecto a los métodos convencionales empleados por las empresas del sector en la ciudad de Bogotá.

1.5 Presentación del documento

El documento está conformado por 6 capítulos, así: en el primero se realiza la contextualización del tema de investigación y se presentan el problema a desarrollar, la justificación, los objetivos y la hipótesis a comprobar. En el segundo capítulo se exponen los antecedentes y el estado del arte del tema objeto de estudio. En el tercer capítulo se muestra el marco de referencia que soporta y fundamenta el problema de investigación. En el cuarto capítulo

se describe la metodología mediante la cual se llevó a cabo la investigación. En el quinto capítulo se presentan los resultados de la investigación asociados a cada uno de los objetivos planteados. Y finalmente, el sexto capítulo enuncia las conclusiones y las recomendaciones producto del estudio realizado.

Capítulo 2

Antecedentes y Estado del Arte

2.1. Antecedentes

En sus inicios, el empleo de las redes neuronales artificiales (RNA) para realizar pronósticos fue llevado a cabo por primera vez en el año 1964, cuando Hu empleó una RNA lineal adaptable de Widrow para el pronóstico del clima (Zhang, Patuwo & Hu, 1998). Pero no fue sino hasta 1986 cuando Rumelhart, Hinton & Williams (1986) introdujeron el algoritmo de retropropagación, que las RNA empezaron su verdadero desarrollo. Dos años más tarde Werbos (1988) reportó que la RNA entrenada por retropropagación “superó el desempeño de los métodos estadísticos tradicionales tales como los procedimientos de regresión y Box-jenkins en varios casos” (Salazar y Cabrera, 2007, p.7).

En los primeros años del siglo XXI, las RNAs se popularizaron en el pronóstico de series de tiempo en diversas áreas que incluyen finanzas, generación de energía, medicina, recursos del agua y ciencias ambientales, entre otras (Maier & Dandy, 2000). Otros estudios realizados por Smith & Gupta (2000) y Zhang (2004), mostraron aplicaciones de las RNAs en problemas de investigación de operaciones y negocios.

A continuación se presentan algunos casos desarrollados en Colombia, donde este método ha sido empleado con éxito y ha demostrado mejores resultados que los métodos clásicos:

Salazar y Cabrera (2007), efectuaron un análisis de las RNA aplicadas al pronóstico de demanda de una empresa de telecomunicaciones que tenía la necesidad de planear a nivel operacional, estratégico y táctico para mantenerse competitiva ante las fluctuaciones del mercado y cursos de acción de sus competidores. Los resultados que obtuvieron fueron comparados con los que arrojaron los análisis de las mismas series de tiempo a través de métodos lineales tradicionales, tales como promedios móviles y regresión lineal, entre otros. En los casos analizados el modelo de RNAs construido con la metodología propuesta resultó con mejores resultados, quedando así como una opción viable para la aplicación en la compañía.

Por su parte, Salazar (2009) realizó una aplicación de las redes neuronales artificiales sobre el PIB en Colombia, donde muestra que esta variable contiene relaciones no lineales en su proceso generador de datos y que, además, las redes logran capturar de manera exitosa estas relaciones. Lo anterior se concluye debido a que las redes neuronales superan ampliamente el modelo lineal ARIMA.

En los últimos años, las RNA han ganado protagonismo en el pronóstico de series de tiempo en un gran número de áreas de la gestión empresarial, donde destacan: las finanzas (Lastre, Lastre y García, 2014; Lastre, 2015; Pérez, Garriga y Benítez, 2015), la generación de energía (Ramos, 2011; Villa, Velásquez y Sánchez, 2015), los servicios (Sifontes, 2010), la medicina (Sprockela, Diaztagleb, Alzatec y González, 2014), las ciencias ambientales (Cárdenas et al., 2015; Curvelo et al., 2015), las ciencias de los materiales (Mayén et al., 2014; Pérez, Díaz, Estrada y Salazar, 2015), entre otras.

2.2. Estado del arte

La predicción de demanda empleando redes neuronales artificiales ha sido llevada a cabo en diferentes empresas y registrada por diversos autores, tanto a nivel internacional como a nivel nacional, dentro de los cuales se pueden contemplar los siguientes:

Gil y Rodríguez (2010), en el estudio titulado *Sistema de pronóstico de la demanda de productos farmacéuticos basado en redes neuronales*, anotaron que la supervivencia en los negocios altamente competitivos requieren una visión precisa de la demanda para poner en marcha los planes de producción, inventario, distribución y compra dentro de las empresas, en donde el sector farmacéutico no es la excepción, pues los efectos de las temporadas, promociones, cambios de precios, publicidad, productos con bajo o alto nivel de movimiento y datos atípicos en general afectan en la determinación de la misma. En este contexto, pronosticar por arriba de la demanda tiene entre sus consecuencias el excesivo inventario de fármacos, obsolescencia o caducidad, y por otro lado, pronosticar por debajo de la demanda tiene como consecuencia la pérdida de las ventas y un posible incremento en los costos. Por lo mencionado, el tema se centró en el desarrollo de un sistema que usa las técnicas de redes neuronales artificiales para el pronóstico de la demanda de productos. En este trabajo se propuso el uso de una red neuronal (Perceptrón multicapa) para el pronóstico de la demanda de productos farmacéuticos, la cual realizó su fase de aprendizaje con el algoritmo backpropagation que brindó una tasa de error de 3.57% en el mejor caso encontrado. Su implementación se desarrolló bajo la tecnología de MATLAB para la construcción de la red neuronal y del lenguaje JAVA para el diseño de la interfaz gráfica de usuario.

Rueda, Velásquez & Franco (2011) en el documento titulado *Avances recientes en la predicción de la demanda de electricidad usando modelos no lineales*, partieron de la base que la

predicción de la demanda es un problema de gran importancia para el sector eléctrico, ya que, a partir de sus resultados, los agentes del mercado de energía toman las decisiones más adecuadas para su labor. En dicho estudio se presentó un análisis de las técnicas y modelos más usados en el pronóstico de la demanda de electricidad y la problemática o dificultades a las que se enfrentan los investigadores al momento de realizar un pronóstico. El análisis mostró que las técnicas más usadas son los modelos ARIMA y las redes neuronales artificiales. Sin embargo, se encontró poca claridad sobre cuál modelo es más adecuado y en qué casos, adicionalmente, los estudios no presentan una recomendación específica para desarrollar modelos de pronóstico de demanda, específicamente en el caso colombiano. Finalmente, se propuso realizar un estudio sistemático con el fin de determinar los modelos más adecuados para predicción de demanda para el caso colombiano.

Ortiz (2014), en su investigación titulada *Aplicación de redes neuronales artificiales en el pronóstico de la demanda eléctrica a corto plazo en el SNI*, brindó una solución a la predicción de la demanda eléctrica a corto plazo usando modelos de redes neuronales. Con la aplicación de las Redes Neuronales Artificiales se resolvió el problema de la complejidad de los modelos de predicción tradicionales, a partir de los factores que realmente afectan el consumo energético, como lo son: datos históricos de demandas eléctricas diarias, datos de clima y datos de tiempo como son la fecha y la hora. Con el algoritmo de solución desarrollado se realizó el análisis de dos casos, en el primero se efectuó la predicción en el Sistema Nacional Interconectado (SNI) incluyendo únicamente el comportamiento de la demanda, y en el segundo se realizó la predicción de la demanda eléctrica en el SNI tomando el caso anterior incluyéndole la variable del clima

Rodríguez (2016) en su estudio titulado *Pronóstico de demanda de agua potable mediante redes neuronales*, buscó analizar la capacidad de redes neuronales artificiales para predecir la

demanda de agua producida en las localidades de Los Andes, Calle Larga y Real Curimón de la provincia de los Andes, en Chile. La utilidad del proyecto recayó en la obtención de la predicción de niveles de agua no contabilizada (pérdida de agua) en un mediano a largo plazo. La predicción de agua no contabilizada se obtuvo de la diferencia entre los pronósticos de demanda de agua producida y demanda de agua facturada. La empresa sanitaria ya dispone del pronóstico de agua facturada, por lo tanto, el fin de este trabajo es entregar a la empresa el pronóstico de agua producida faltante.

Básicamente, las redes neuronales son una herramienta matemática que emula la estructura de una red neuronal biológica, con el fin de aprender patrones y asociar eventos a partir de un set de datos. La factibilidad de las redes neuronales como herramienta de pronóstico, está basada en estudios existentes en la literatura, donde son utilizadas para la predicción de datos en distintos contextos industriales. Particularmente, las predicciones de consumo de agua mediante redes neuronales ya han sido implementadas en otros países con excelentes resultados.

Se utilizó Matlab con la librería Neural Network Toolbox para el desarrollo de la red neuronal predictiva. La metodología de trabajo consistió en la evaluación de distintos aspectos del diseño de redes predictivas, tales como la inclusión de nuevas variables, linealidad de la red, diseño de distintas arquitecturas, desfase de entrenamiento, retardos de entrada, y frecuencia de datos. Cada configuración de red fue simulada y sus predicciones fueron comparadas con datos reales. Según los resultados, el diseño de red óptimo corresponde a una red no lineal entrenada con datos mensuales de demanda de agua y temperatura máxima, la cual arrojó un error promedio de predicción de 1.83%.

Oscullo & Haro (2016) en su investigación titulada *Pronóstico de la demanda diaria del Sistema Nacional Interconectado utilizando Redes Neuronales*, anotaron que un adecuado

pronóstico de la demanda de un sistema eléctrico de potencia (SEP) era el primer paso en la determinación de las características de la calidad del servicio eléctrico proporcionado al consumidor, constituyéndose como uno de los requisitos más importantes para la planificación de la operación económica en niveles de calidad óptimos para el SEP.

Para la operación horaria de un SEP, contar de forma anticipada con la demanda lo más ajustada a los requerimientos reales de los consumidores, con lo que se alcance un adecuado control en el balance entre la generación ofertada por las centrales de generación y la carga demandada por los usuarios en cada instante de la operación del SEP, y así de esta forma asegurar el abastecimiento del producto “energía eléctrica” con estándares de calidad para cada usuario del servicio eléctrico.

Ante la existencia de varias metodologías adoptadas por los SEP para obtener el pronóstico, en este trabajo se presentó un modelo mediante el uso de una red neural, la cual permitió obtener el pronóstico de la demanda; en la cual se utiliza modelos no lineales eficientes que poseen la capacidad de aprender, identificar y aproximar las características de una serie de datos. Para evaluar el desempeño del modelo se implementó un modelo en MATLAB®, que utilizó datos de horarios de demanda del Sistema Nacional Interconectado (SNI) para un día laborable, uno de fin de semana y un día de feriado; a los cuales se aplicó dos métodos de entrenamiento a la red neural con el fin de obtener el pronóstico de la demanda. Mediante la optimización de la función de adaptabilidad de la red neural a la cual se le aplicaron dos técnicas de optimización de primero y segundo orden.

Lastre, Méndez & Cordovés (2016) en el trabajo titulado *Redes neuronales artificiales para la predicción de flujo de carga en subestaciones eléctricas*, plantearon que el flujo de carga tiene gran relevancia en la asistencia del proceso de toma de decisiones y planificación de la generación,

distribución y transmisión de energía eléctrica. El desconocimiento de los valores de este indicador, así como su inadecuada predicción, dificulta la toma de decisiones y eficiencia del servicio eléctrico, además puede ocasionar situaciones indeseadas tales como la sobre demanda, el sobre calentamiento de los componentes que integran una subestación, y la no correcta planificación de los procesos de generación y distribución eléctrica. Dada la necesidad de predicción de flujo de carga eléctrica de las subestaciones en el Ecuador el estudio propuso el desarrollo de un sistema automatizado de predicción empleando el uso de Redes Neuronales Artificiales.

Finalmente, Matson (2017), en su estudio titulado *Redes Neuronales para clasificación:*

Una aplicación al caso de riesgos laborales en Colombia, describió el diseño, la formalización matemática, programación y la aplicación de una red neuronal “perceptron multicapa” en un problema de economía de la información. El modelo permitió clasificar correctamente el 85% de las empresas de una muestra aleatoria de asegurados a riesgos laborales en Colombia, identificándolas como fraudulentas o no fraudulentas a partir de sus variables explicativas. Este estudio contó con dos factores diferenciales frente a los realizados en el pasado. En primer lugar, se aplicó una red neuronal típicamente usada para modelar pronósticos de series de temporales a un problema de clasificación de individuos, siguiendo el método propuesto por Hongjun Lu, Rudy Setiono y Huan Liu en “Neuro Rule: A Connectionist Approach to Data Mining” artículo que introduce un algoritmo para generar reglas de fácil interpretación para la clasificación de individuos. En segundo lugar, la aplicación de esta técnica de minería de datos fue novedosa en la detección de empresas fraudulentas afiliadas al seguro de riesgos laborales y en general en el campo de investigación económica en Colombia.

De lo anterior se concluye la versatilidad de aplicaciones de los modelos de Redes Neuronales Artificiales para la realización de pronósticos de demanda en diversos ámbitos empresariales y la utilización creciente que han tenido en el contexto latinoamericano.

Capítulo 3 Marco de Referencia

3.1. Marco Contextual

Entendiendo que actualmente los mercados presentan un comportamiento mucho más dinámico que hace unas cuantas décadas, ha resultado necesario el diseño e implementación de diferentes herramientas administrativas y de gestión que permitan la optimización de las actividades empresariales.

Generalmente, en el campo de la administración de operaciones, poder predecir a tiempo los sucesos futuros del mercado puede significar el éxito del negocio, en este sentido, cobra importancia poder conocer cuál será el posible comportamiento de la demanda de los productos o servicios que ofrecen las empresas, en donde las necesidades de predicción dependen del producto, su mercado y los nichos de mercado abordados (Méndez y López, 2014).

En este sentido, los pronósticos, se han constituido como una de las herramientas más útiles para los gerentes, puesto que permiten una estimación futura de las demandas y los recursos de materia prima necesarios para poder abastecerla, así mismo, y entendiendo las inevitables interrelaciones de los componentes y actividades que se desarrollan en los procesos internos de las empresas, los pronósticos permiten estimar presupuestos de compras, contratación de mano de obra, un mejor manejo de inventarios, entre otros (Contreras, Zúñiga, Martínez y Sánchez, 2016).

Con lo anterior, se puede entender que los pronósticos se constituyen como una herramienta que también permite tomar decisiones y desarrollar estrategias -a corto, mediano y largo plazo- en

relación a los productos, procesos, operaciones y otras gestiones que tienen lugar dentro de las empresas (Perea, 2014).

Ese es el caso de las empresas de distribución de marcas de productos de uso masivo, las cuales encuentran un importante nicho de mercado en la ciudad de Bogotá, razón por la cual la aplicación del estudio está orientada a este tipo de empresas y se tomarán como base de análisis los datos proporcionados por una de ellas en la ciudad de Bogotá. contenido en el capítulo

3.2. Marco teórico

En esta sección se presentan los fundamentos teóricos sobre los que se soportó el desarrollo de la investigación.

3.2.1 Pronósticos

Un pronóstico consiste en la estimación de la demanda futura para un producto en específico mediante el análisis de diversos datos históricos de ventas a través de distintos métodos de previsión, con el objetivo de preparar a las diferentes áreas de la empresa para las distintas operaciones futuras. (Tamayo, 2017)

3.2.2 Demanda

El concepto de demanda, desde el punto de vista de IES Vandelvira (2016), consiste en “el conjunto de personas que tienen intención de comprar un determinado bien o servicio” (p.9). La cantidad que están dispuestos a comprar los consumidores depende de varios factores, entre ellos: Precio del bien, precio de otros bienes, los gustos de los consumidores, renta de los consumidores,

y otras causas como: Expectativas futuras, cambios demográficos, condiciones meteorológicas y condiciones de los créditos bancarios.

Otros autores como Kotler, Cámara, Grande & Cruz (2006), conciben la demanda como el deseo que se tiene por un determinado producto y este deseo está respaldado una capacidad de adquisición, lo cual está alineado con lo anotado en el párrafo anterior.

3.2.3 Planeación de la demanda

La planeación de la demanda es un proceso clave para la productividad y competitividad empresarial. Así, esta consiste en el proceso de analizar el comportamiento de las ventas y el mercado con el objetivo de estimar sus valores en el futuro (Merino, 2013). También la definen como el proceso de previsión de línea de base dependiente del histórico de envíos de pedidos (Brandt, 2016). Sin embargo, Franco (2012) integró los conceptos de anticipación y respuesta a las fluctuaciones del mercado, a través de operaciones ágiles y flexibles con costos competitivos.

Si bien los conceptos anteriores hacen referencia a las funciones de la planeación de la demanda como apalancamiento a procesos de producción, operaciones, compras y ventas, es necesario establecer una visión de la planeación de la demanda como un proceso acoplado con otros procesos de la cadena, en este punto y de acuerdo con Zuluaga (2011), la planeación de la demanda se integra con la gestión del abastecimiento, de la producción, de los inventarios y de la distribución, con el fin de garantizar la satisfacción de los clientes tanto internos como externos, por medio de la integración de cada uno de los componentes de la cadena, garantizándose un flujo constante de materiales, información, dinero y decisiones que balancean los costos vs el servicio.

3.2.4 Pronóstico de la demanda

Desde la perspectiva de Ávila (2010) un pronóstico es la estimación futura de la demanda de un producto y/o servicio, el cual debe regirse bajo un contexto externo e interno, dentro de un escenario definido por unos supuestos racionales.

A su vez Heizer & Render (2004) lo definieron como:

“Pronosticar es un arte y una ciencia que permiten predecir eventos futuros, que pueden implicar el uso de datos históricos y el uso de algún tipo de modelo matemático en busca de una proyección; esta predicción puede ser subjetiva o intuitiva, o una combinación de ambas, porque puede dar un modelo matemático ajustado por el buen juicio del administrador” (p.84).

De acuerdo con Hillier & Liberman (2001) la calificación de los pronósticos es de dos tipos. El primero está basado en métodos intuitivos que se componen de técnicas que dependen del juicio personal y son de tipo cualitativos. El segundo, de tipo cuantitativo, provee técnicas estadísticas, basado en el procesamiento de datos históricos de ventas.

3.2.5 Métodos de pronósticos cualitativos

- *Análisis de registros históricos.* Este método según Hendry & Richard (1983). Consiste en analizar las ventas pasadas y hacer una proyección de las mismas, tiende a deducir aumentos o disminuciones en función de la comparación de datos pasados Este método requiere que el negocio ya tenga un tiempo de operaciones.
- *Método de la demanda potencial.* Según Weiss & Indurkha (1998) este método consiste en hallar primero la demanda potencial (máxima demanda posible que se podría dar en un mercado),

posteriormente de acuerdo a dicha demanda potencial realizar el pronóstico de los productos, teniendo en cuenta aspectos como el tamaño de la inversión, capital de trabajo, capacidad de producción, capacidad de abastecimiento y el esfuerzo realizado por mercadeo. No obstante, se debe tener en cuenta los datos de la competencia y las opiniones de expertos con conocimiento en el negocio.

- *Método de la investigación de mercados.* Autores como Aburto & Weber (2005), mencionan que este método consiste en pronosticar las ventas de acuerdo a un estudio de mercados, generalmente realizado a través de encuestas, en donde algunas preguntas pueden ser:
 - ¿tiene usted interés en adquirir este producto?
 - ¿estaría dispuesto a probar este nuevo producto o servicio?
 - ¿cuánto estaría dispuesto a pagar por este producto?
- *Método jurado de opinión ejecutiva.* Es quizás el método más antiguo y más simple para realizar un pronóstico de ventas y para los autores Hendry & Richard (1983), consiste en conformar un grupo pequeño de dirigentes que se reúnen para en consenso estimar las futuras demandas, bajo los parámetros de intuición y la experiencia. Este método permite la fusión de las opiniones de un grupo de expertos ínter funcionales
- *Método compuesto del departamento de ventas.* Es utilizado por los autores Özen, Sošic, & Slikker (2011) el cual consiste en solicitar a cada persona del departamento de ventas una proyección de sus ventas de acuerdo a su conocimiento y experticia. Esta información se agrupa y eleva a nivel local, regional y por ultimo a nacional.
- *Método Delphi.* De acuerdo con Özen, Sošic, & Slikker (2011) se utiliza para lograr un consenso dentro de un comité el cual está confirmado por un grupo de expertos. Usualmente en

este método, los miembros del panel usualmente se ubican en diferentes lugares y participan desde el anonimato.

- *Método de encuesta a los consumidores.* Pilinkienė (2008) plantea que se debe de preguntar directamente a los clientes por medio de una encuesta sobre sus futuros planes de compras. Es necesario que las encuestas tengan muestras representativas del mercado objetivo.

3.2.6 Métodos de pronósticos cuantitativos

También denominados métodos estadísticos, se basan en series de tiempo y modelos causales. Su objetivo es descifrar el futuro como una función de datos del pasado que integra un patrón o combinación de patrones recurrentes en el tiempo (Box, Jenkins, y Reinsel, 2008).

- *Método de pronóstico causal.* También llamado de asociación, y de acuerdo con Ballou (2004) una técnica matemática que considera la relación entre variables y el método más utilizado es la regresión lineal que relaciona una variable dependiente con una variable independiente.
- *Promedio móvil (PM).* De acuerdo con Vidal (2005) el promedio móvil es una serie de promedios aritméticos y recomendado si existe poca o ninguna tendencia en los datos. Se emplea cuando se quiere dar más importancia a conjuntos de datos más recientes y ofrece una impresión general de los datos en el tiempo.
- *Promedio móvil ponderado (PMP).* El promedio móvil ponderado plantea una ponderación o peso a los datos y da mayor peso a los datos más recientes, los pesos se basan en la intuición y están entre 0 y 100% y su suma debe ser igual 100% (Sierra, 2000).

- *Método de suavización exponencial.* La suavización exponencial o alisada exponencial se define como:

“Método de ponderación que responde más fuertemente a cambios recientes en la demanda asignando una constante de alisamiento que es más fuerte para los datos más recientes; es útil si los cambios recientes en los datos son el resultado del cambio real (patrón de temporada) y no solo fluctuaciones aleatorias” (Vidal, 2005, p.125).

Este método requiere tan solo 3 tipos de datos: el pronóstico del último período, la demanda del último período y el coeficiente de suavización.

- *Método de suavización exponencial doble.* Conocido como el método de Holt, es un método de suavizado exponencial doble, y usa dos parámetros para mejorar el comportamiento de la tendencia. Según el planteamiento de Nahmias (2007) para realizar este método se requieren de dos constantes de suavización (α y β), la primera el valor de la serie, y la segunda para la tendencia.
- *Método de suavización exponencial triple.* La suavización exponencial triple o modelo de Winters es utilizado cuando los datos históricos tienen un componente de tendencia y estacionalidad (Vidal, 2005). Por otro lado Nahmias (2007) menciona que este método cuenta con la ventaja de ser fácil de actualizar conforme se dispone de nuevos datos. Este método contempla tres constantes (α , β y γ), las dos primeras corresponden a lo ya mencionado en el método anterior y la tercera (γ) corresponde a la estacionalidad.
- *Método de Descomposición de series de tiempo.* La descomposición de series de tiempo es usada para identificar componentes o patrones de los datos, los cuales se pueden ajustar para predecir periodos futuros.

- *Método Box-Jenkins / ARIMA*. En este método no se hacen suposiciones sobre el comportamiento de la demanda, la cual es de forma dependiente y se compone de diferentes funciones establecidas en bloques que se adapta mejor a los datos observados. Esta función es iterativa y se compone de 3 pasos. El primero es la identificación del modelo, el cual se obtiene a través de la comparación de la autocorrelación de las distribuciones teóricas y las observadas. El segundo paso es seleccionar el modelo de estimación, y su selección depende de los menores valores del error cuadrático medio. Por último es tercer paso son las pruebas del modelo, las cuales se centran en el error, y si este es puramente aleatoria e independiente, entonces el modelo se supone que es confiable (Box, Jenkins, & Reinsel, 2008).

3.2.7 Otras metodologías de planeación de la demanda

La evolución de la logística trajo consigo nuevos elementos en la planeación, como las *Redes Neuronales Artificiales (RNA)*. Las cuales son sistemas de procesamiento de la información cuya estructura y funcionamiento están inspirados en las redes neuronales biológicas y “consisten en un gran número de elementos simples de procesamiento llamados nodos o neuronas que están organizados en capas. Cada neurona está conectada con otras neuronas mediante enlaces de comunicación” (Palmer & Montaña, 1999, p.244).

Una de las características más importantes de los RNA es su capacidad adaptativa, es decir, son capaces de aprender de eventos pasados. Esto permite no solo que puedan responder ante situaciones nuevas, sino que sean capaces de completar situaciones incompletas o modificar las actuales. Es un sistema que difícilmente se vuelve obsoleto a través del tiempo, ya que puede actualizarse automáticamente.

A diferencia del sistema secuencial empleado por un computador, el cual solo lee datos y ejecuta una serie de instrucciones previamente establecidas, las redes neuronales no son secuenciales, simplemente responden en paralelo a las entradas. Algunas de sus ventajas son: “tolerantes a fallas, tienen alta capacidad de adaptación a nuevos ambientes, pueden manejar información difusa, con ruido o defectuosa, son altamente interconectadas y tienen un buen desempeño ante situaciones desconocidas” (Toro, Mejía & Salazar, 2004, p.26).

Sin embargo, por su gran capacidad, se comete a menudo el error de pensar que este tipo de sistemas pueden solucionar cualquier tipo de problemas. Muchos autores aconsejan utilizarlo como un complemento de un método de solución de problema, en lugar de un método efectivo en sí.

Las Redes Neuronales Artificiales tienen muchas aplicaciones en áreas como la medicina, ingeniería, economía entre otras, que ya tiene gran número de aplicaciones en pronósticos de venta para las empresas con buenos resultados debido a su flexibilidad.

3.3. Marco conceptual

3.3.1 Presupuesto

Según Rondon (2001) el presupuesto “es una representación en términos contabilísticos de las actividades a realizar en una organización, para alcanzar determinadas metas, y que sirve como instrumento de planificación, de coordinación y control de funciones” (p.25). Según Burbano (2005), el presupuesto “es la estimación programada, de manera sistemática, de las condiciones de operación y de los resultados a obtener por un organismo en un periodo determinado” (p.32).

También dice que el presupuesto “es una expresión cuantitativa formal de los objetivos que se propone alcanzar la administración de la empresa en un periodo, con la adopción de las estrategias necesarias para lograrlos” (p.33).

3.3.2 Proceso presupuestario

El proceso presupuestario tiende a reflejar de una forma cuantitativa, a través de los presupuestos, los objetivos fijados por la empresa a corto plazo, mediante el establecimiento de los oportunos programas, sin perder la perspectiva del largo plazo, puesto que ésta condicionará los planes que permitirán la consecución del fin último al que va orientado la gestión de la organización.

Los presupuestos sirven de medio de comunicación de los planes de toda la organización, proporcionando las bases que permitirán evaluar la actuación de los distintos segmentos, o áreas de actividad. El proceso culmina con el control presupuestario, mediante el cual se evalúa el resultado de las acciones emprendidas permitiendo, a su vez, establecer un proceso de ajuste que posibilite la fijación de nuevos objetivos.

Un proceso presupuestario eficaz depende de muchos factores, sin embargo, cabe destacar dos que pueden tener la consideración de "requisitos imprescindibles"; así, por un lado, es necesario que la empresa tenga configurada una estructura organizativa clara y coherente, a través de la que se vertebrará todo el proceso de asignación y delimitación de responsabilidades.

Un programa de presupuestación será más eficaz en tanto en cuanto se puedan asignar adecuadamente las responsabilidades, para lo cual, necesariamente, tendrá que contar con una estructura organizativa perfectamente definida. El proceso de planificación presupuestaria de la

empresa varía mucho dependiendo del tipo de organización de que se trate, sin embargo, con carácter general, se puede afirmar que consiste en un proceso secuencial integrado por etapas:

Según Sarmiento (1989), las etapas son las siguientes:

Definición y transmisión de las directrices generales a los responsables de la preparación de los presupuestos: La dirección general, o la dirección estratégica, es la responsable de transmitir a cada área de actividad las instrucciones generales, para que éstas puedan diseñar sus planes, programas, y presupuestos; ello es debido a que las directrices fijadas a cada área de responsabilidad, o área de actividad, dependen de la planificación estratégica y de las políticas generales de la empresa fijadas a largo plazo.

Elaboración de planes, programas y presupuestos: A partir de las directrices recibidas, y ya aceptadas, cada responsable elaborará el presupuesto considerando las distintas acciones que deben emprender para poder cumplir los objetivos marcados. Sin embargo, conviene que, al preparar los planes correspondientes a cada área de actividad, se planteen distintas alternativas que contemplen las posibles variaciones que puedan producirse en el comportamiento del entorno, o de las variables que vayan a configurar dichos planes.

Negociación de los presupuestos: La negociación es un proceso que va de abajo hacia arriba, en donde, a través de fases iterativas sucesivas, cada uno de los niveles jerárquicos consolida los distintos planes, programas y presupuestos aceptados en los niveles anteriores.

Coordinación de los presupuestos: A través de este proceso se comprueba la coherencia de cada uno de los planes y programas, con el fin de introducir, si fuera necesario, las modificaciones necesarias y así alcanzar el adecuado equilibrio entre las distintas áreas.

Aprobación de los presupuestos: La aprobación, por parte de la dirección general, de las previsiones que han ido realizando los distintos responsables supone evaluar los objetivos que

pretende alcanzar la entidad a corto plazo, así como los resultados previstos en base de la actividad que se va a desarrollar.

Seguimiento y actualización de los presupuestos: Una vez aprobado el presupuesto es necesario llevar a cabo un seguimiento o un control de la evolución de cada una de las variables que lo han configurado y proceder a compararlo con las previsiones. Este seguimiento permitirá corregir las situaciones y actuaciones desfavorables, y fijar las nuevas previsiones que pudieran derivarse del nuevo contexto.

Ahora bien, según Burbano (2005), se plantea que el proceso presupuestario está íntimamente relacionado con el proceso administrativo descrito en las ciencias administrativas, y que se debe comprender que la función de un buen presupuesto es mejor, cuando este se relaciona con los fundamentos de la administración misma, o sea, como parte de las funciones administrativas: Planeación, organización, Coordinación, dirección y control.

Lo lógico es comprender que, sin presupuesto, la dirección de una empresa no conoce hacia cual meta debe dirigirse. No puede precisar los campos de la inversión que deben financiarse, puede incurrir en la administración incorrecta de los recursos económicos, no tiene bases sólidas para emplear la capacidad instalada de producción y no dispone de la información necesaria para medir el cumplimiento de los objetivos. La ausencia de presupuestos imposibilita cuestionar los resultados obtenidos en los diferentes departamentos de la empresa.

3.3.3 La planificación presupuestaria

Según Sarmiento (1989), el presupuesto es un plan, lo cual significa que expresa lo que la administración tratará de realizar.

Integrador: Indica que toma en cuenta todas las áreas y actividades de la empresa. Dirigido a cada una de las áreas de forma que contribuya al logro del objetivo global. Es indiscutible que el plan o presupuesto de un departamento de la empresa no es funcional si no se identifica con el objetivo total de la organización, a este proceso se le conoce como presupuesto maestro, formado por las diferentes áreas que lo integran.

Coordinador: Significa que los planes para varios de los departamentos de la empresa deben ser preparados conjuntamente y en armonía.

En términos monetarios: significa que debe ser expresado en unidades monetarias.

Operaciones: Uno de los objetivos primordiales del presupuesto es el de la determinación de los ingresos que se pretenden obtener, así como los gastos que se van a producir. Esta información debe elaborarse en la forma más detallada posible.

Recursos: No es suficiente con conocer los ingresos y gastos del futuro, la empresa debe planear los recursos necesarios para realizar sus planes de operación, lo cual se logra, con la planeación financiera que incluya: el Presupuesto de efectivo y el Presupuesto de adiciones de activos.

3.3.4 Objetivos y principios del presupuesto

De manera general los objetivos del presupuesto son:

Planear integral y sistemáticamente todas las actividades que la empresa debe desarrollar en un periodo determinado.

Controlar y medir los resultados cuantitativos, cualitativos y, fijar responsabilidades en las diferentes dependencias de la empresa para lograr el cumplimiento de las metas previstas.

Coordinar los diferentes centros de costo para que se asegure la marcha de la empresa en forma integral.

Capítulo 4 Metodología

4.1 Diseño metodológico

A continuación se describe la metodología mediante la cual se dará la realización de la investigación contenido en el capítulo

4.1.1 Tipo de estudio

De acuerdo con el objeto de estudio el trabajo se trata de una investigación aplicada con un diseño post facto, de enfoque cuantitativo, de tipo analítico contenido en el capítulo

4.1.2 Participantes o sujetos

Los sujetos de estudio son los tres principales métodos de pronóstico de demanda empleados en empresas de distribución de marcas de productos de uso masivo junto con el método de redes neuronales artificiales. Para su selección se realizará un sondeo a 10 empresas del sector en la ciudad de Bogotá.

Los datos para el análisis serán proporcionados de manera anónima por una empresa de distribución de marcas de productos de uso masivo de los años 2015 y 2016, con los que se efectuará el desarrollo de los tres métodos tradicionales junto con el de RNA.

4.1.3 Herramientas, aparatos, materiales o instrumentos

Para llevar a cabo el sondeo se elegirá las empresas del sector, se identificará el administrador o gerente a quien se le expondrá el objeto de la investigación y la confidencialidad de la información brindada a quién se le pedirá que diligencia un cuestionario corto enfocado a determinar el modelo que emplea la empresa para realizar los pronósticos de demanda de productos. De dicho sondeo se seleccionarán los tres principales métodos empleados por las empresas.

Los datos de los años 2015 y 2016 de series de tiempo y volúmenes serán proporcionados por una empresa del sector, de forma anónima, a los cuales se aplicarán los métodos seleccionados y el de RNA.

4.1.4 Etapas del proyecto

El proyecto constará de cuatro etapas, a saber:

Etapa 1. Identificación de los tres principales métodos de pronóstico de demanda empleados en empresas dedicadas al sector de la distribución de productos de consumo masivo de la ciudad de Bogotá.

Etapa 2. Definición del método de redes neuronales a emplear en la estimación de pronósticos de demanda de productos de consumo masivo

Etapa 3. Comparación de los resultados obtenidos por los tres principales métodos de pronóstico y el de redes neuronales verificando los beneficios.

Etapa 4. Interpretación y análisis de la información (resultados de la información obtenida mediante análisis cuantitativo, construcción del cuerpo del proyecto, los capítulos y subtemas.

4.1.5 Método de análisis e interpretación de los datos

Para realizar el análisis del sondeo se efectuará un análisis de frecuencia de los tipos de métodos empleados para pronóstico de demanda de productos masivos.

Una vez realizadas las aplicaciones de los métodos con los datos suministrados por la empresa del sector, los pronósticos resultantes se analizaron mediante la estimación del error cuadrático medio de los resultados obtenidos con cada método diagnóstico en función del valor de la demanda real para así establecer cuál de los métodos, al presentar el menor valor de error, es el más acertado en el pronóstico.

4.2 Metodología de Desarrollo

Para el desarrollo del trabajo se llevó a cabo el siguiente procedimiento:

Etapa 1. Identificación de los tres principales métodos de pronóstico de demanda empleados en empresas dedicadas al sector de la distribución de productos de consumo masivo de la ciudad de Bogotá. Se realizó un sondeo con diez de las principales empresas de distribución de productos de consumo masivo en la ciudad de Bogotá, con el propósito de identificar los tres principales métodos empleados para llevar a cabo los pronósticos de demanda. Una vez identificados se

procedió a realizar los pronósticos de demanda de los datos de una de ellas a través de dichos métodos.

Etapa 2. Definición del método de redes neuronales a emplear en la estimación de pronósticos de demanda de productos de consumo masivo. Para cumplir con este propósito se efectuó un análisis de las metodologías disponibles que emplean redes neuronales, junto con la definición de las variables a emplear, y se seleccionó.

Etapa 3. Comparación de los resultados obtenidos por los tres principales métodos de pronóstico y el de redes neuronales verificando los beneficios. Se llevó a cabo mediante la estimación del error cuadrático medio de los valores pronosticados con respecto a los datos de ventas reales para cada uno de los análisis realizados.

Etapa 4. Interpretación y análisis de la información (resultados de la información obtenida mediante análisis cuantitativo, construcción del cuerpo del proyecto, los capítulos y subtemas.

Capítulo 5 Resultados

5.1 Principales métodos de pronóstico de demanda empleados en empresas dedicadas al sector de la distribución de productos de consumo masivo de la ciudad de Bogotá

Para el desarrollo de este propósito se realizó una entrevista a los directores comerciales de diez (10) empresas del sector de la distribución de productos de consumo masivo de la ciudad de Bogotá, que llevan a cabo pronósticos de demanda, los cuales solicitaron mantener nombre de las empresas en reserva, a quienes se indagó acerca de la forma de realizar los mencionados pronósticos (Tabla 1).

Tabla 1.
Métodos estadísticos que emplean las empresas del sector de distribución de productos de consumo masivo de la ciudad de Bogotá

MODELO / EMPRESA	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	E9	E10	% MODELO
Cuotas de mercado	x			x			x				30%
Regresión lineal			x					x			20%
Suavización exponencial triple					x						10%
Promedios o promedios móviles		x				x			x	x	40%

Nota: Elaborado por el Autor, 2018

En la figura 1 se muestra la distribución porcentual de los principales métodos señalados.

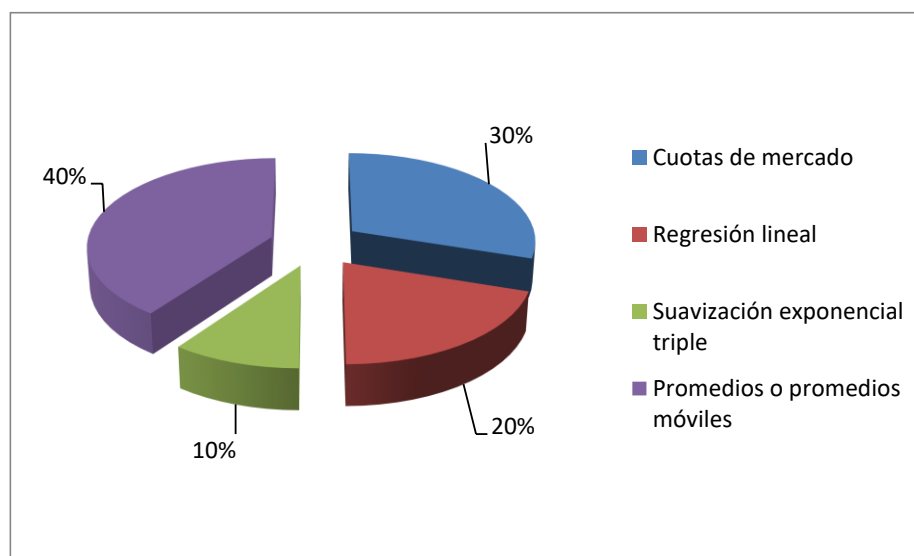


Figura 1. Principales métodos de pronóstico de demanda empleados en empresas colombianas.
Fuente: Elaborada por el Autor, 2018

De acuerdo con lo que se muestra en la figura 1, se encontraron cuatro métodos empleados por las empresas entrevistadas, a saber: Suavización exponencial triple, regresión lineal, cuotas de mercado y promedios o promedios móviles.

Al agrupar las empresas según los modelos anotados se encontró que el 40% de las empresas realizan sus pronósticos con base en promedios o promedios móviles, el 30% con cuotas de mercado y el 20% mediante regresión lineal.

Tamayo (2017), en un estudio llevado a cabo en la ciudad de Cali para el sector de cuero, calzado y marroquinería, identificó los métodos estadísticos empleados por las empresas de dicho sector para realizar sus pronósticos de demanda (Tabla 2).

Tabla 2.
Métodos estadísticos que emplean las empresas del sector de cueros, calzado y marroquinería de la ciudad de Cali para el pronóstico de la demanda

Método	n	%
Encuestas de mercado	2	9.1%
Cuotas de mercado	6	27.3%
Promedios o promedios móviles	10	45.5%
Regresión lineal	3	13.6%
Suavización exponencial	3	13.6%
ARIMA o Box Jenkins	2	9.1%
Ninguno	6	27.3%

Nota: Tamayo, 2017

De acuerdo con los resultados que obtuvo Tamayo (2017) se puede vislumbrar que hay una similitud entre las empresas del sector de cueros, calzado y marroquinería, con respecto a las de distribución de productos de uso masivo de la ciudad de Bogotá en cuanto al empleo de los métodos estadísticos para el pronóstico de la demanda, donde el de promedios o promedios móviles en los dos casos fue el más usado, seguido por el de cuotas de mercado y regresión lineal.

A partir de los resultados de las entrevistas y el estudio anteriormente mencionado, se establecen los tres principales métodos de pronósticos de demanda, los cuales serán empleados para tratar los datos disponibles y compararlos con el método de Redes Neuronales Artificiales en esta investigación.

5.2 Método de redes neuronales a emplear en la estimación de pronósticos de demanda de productos de consumo masivo

Como resultado de los análisis conceptuales realizados, los elementos que conforman los pronósticos, los diferentes enfoques e instrumentos metodológicos existentes y las carencias detectadas, se propone un procedimiento que persigue perfeccionar el pronóstico de la demanda; permitiendo a las organizaciones objeto de estudio reducir la incertidumbre en este, como principal contribución al proceso de planificación empresarial. Este procedimiento consta de cuatro fases, en cada una de ellas se declaran pasos, objetivos, contenidos y posibles técnicas a utilizar, en la figura 2 se muestra el algoritmo que lo sustenta.

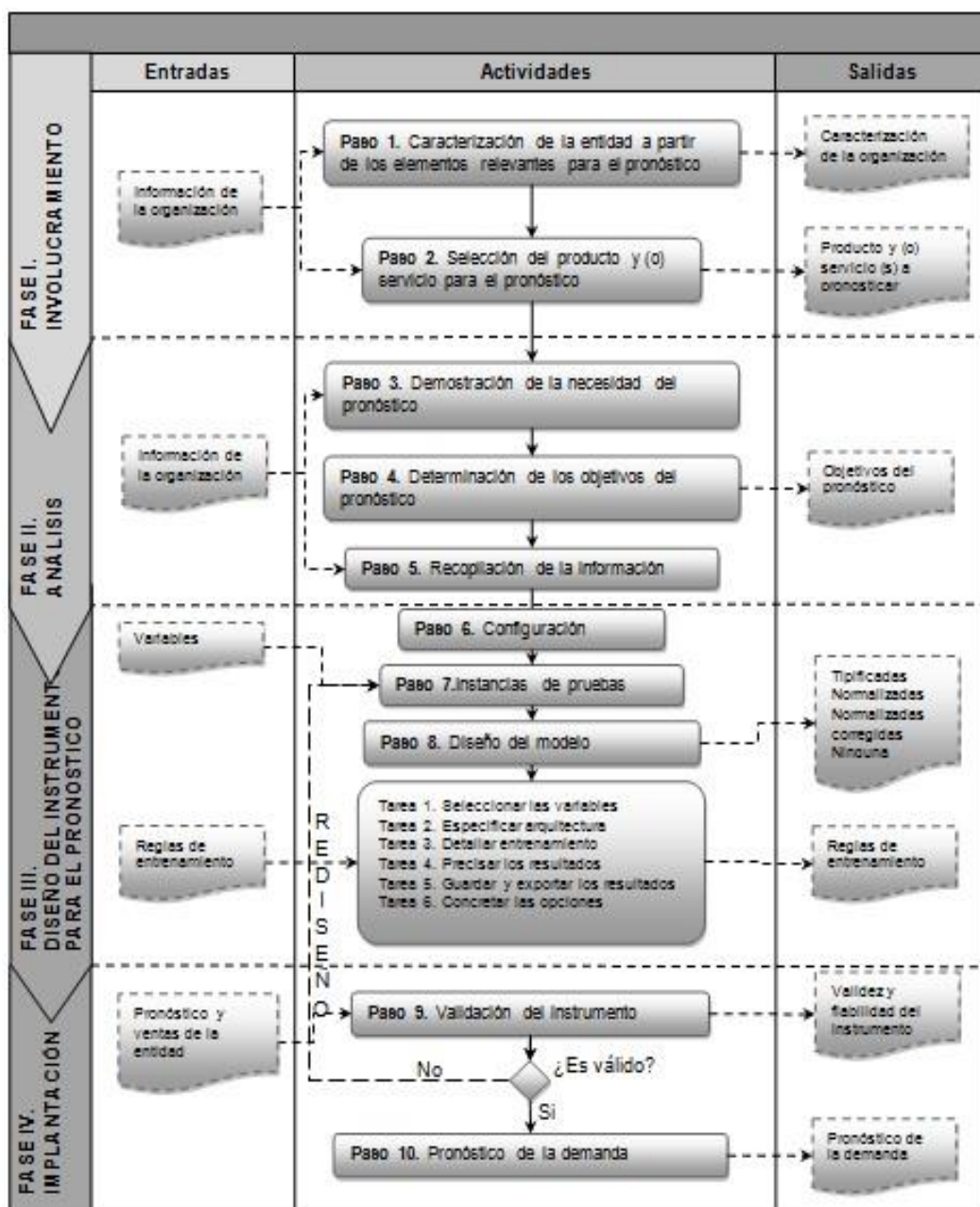


Figura 2. Procedimiento para el pronóstico de la demanda a través de redes neuronales artificiales.
Fuente: Lao, Rivas, Pérez y Marrero, 2017

Dos o más neuronas pueden combinarse en una capa, y una red determinada puede contener uno o más de dichas capas. Se considera primero una sola capa de neuronas.

5.2.1 Una capa de neuronas

Los elementos de entrada de red de una capa con R y S neuronas se indica de la forma en la que se muestra en la figura 3 (Hagan, Demuth, Beale & De Jesús, 1996).

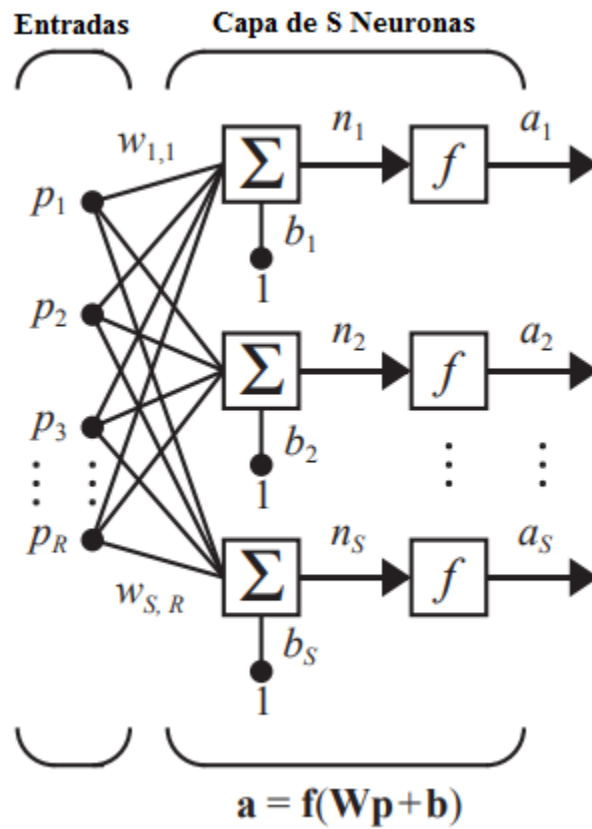


Figura 3. Capa de S neuronas

Fuente: Hagan, Demuth, Beale & De Jesús, 1996

Donde:

R = Número de elementos en el vector de entrada

S = Número de neuronas por capa

En esta red, cada elemento del vector de entrada **p** está conectado a cada neurona a través de la matriz de peso **W**. Cada neurona tiene un sesgo b_i , un verano, una función de transferencia f y una salida a_i . Tomados en conjunto, los resultados forman el vector de salida **a** (Hagan et al, 1996).

Los diversos (**n**) en conjunto forman una **S**-entrada neta del elemento vector **n**. Por último, la capa de neuronas salidas forma una columna vector **una**. La expresión para **una** muestra en la parte inferior de la figura.

Tenga en cuenta que es común que el número de entradas a una capa diferente del número de neuronas (es decir, **R** no es necesariamente igual a **S**). Una capa no está limitada el número de sus entradas iguales al número de sus neuronas.

Puede crear una sola capa (compuesta) de neuronas con funciones de transferencia diferentes simplemente poniendo dos de las redes que se muestra en paralelo. Ambas redes tendrían las mismas entradas, y cada red crearía algunas de las salidas (Hagan et al., 1996).

Los elementos del vector entrada entran en la red a través de la matriz de peso **W**.

$$\mathbf{W} = \begin{matrix} & \begin{matrix} w_{1,1} & w_{2,1} & w_{S,1} & w_{1,2} & w_{2,2} & w_{S,2} & \dots & w_{1,R} & w_{2,R} & w_{S,R} \end{matrix} \\ \begin{matrix} 266664 \end{matrix} & \begin{matrix} 377775 \end{matrix} \end{matrix}$$

Tenga en cuenta que los índices de fila en los elementos de la matriz **W** indican la neurona destino del peso, y los índices de columna indican qué fuente es la entrada para ese peso. Así, los índices en $w_{1,2}$ decir que la fuerza de la señal **del** segundo elemento de entrada **a** la neurona de primer (y única) es $w_{1,2}$.

La neurona **S**, **R**-entrada, de una red de una capa también se puede establecer en notación abreviada (Figura 4).

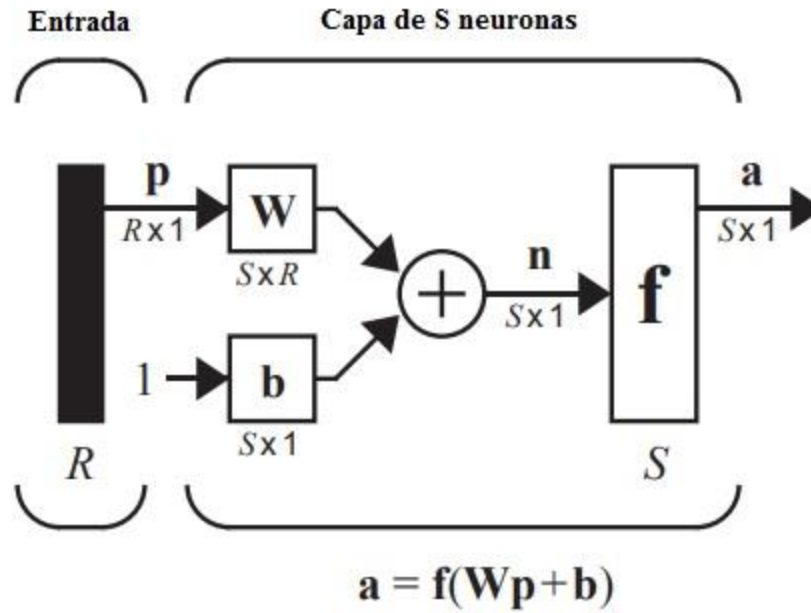


Figura 4. Capa de S neuronas, Notación Abrebiada
Fuente: Hagan, Demuth, Beale & De Jesús, 1996

Aquí $\mathbf{p}$ es un vector de longitud $\mathbf{R}$ entrada, $\mathbf{W}$ es una matriz $\mathbf{S} \times \mathbf{R}$, $\mathbf{a}$ y $\mathbf{b}$ son vectores de longitud $\mathbf{S}$. Como se definió anteriormente, la capa neuronal incluye la matriz de peso, las operaciones de multiplicación, el sesgo del vector $\mathbf{b}$, los bloques de función de transferencia y el vector de salida.

5.2.1.1 Entradas y capas.

Para describir redes de múltiples capas, debe ampliarse la notación. Específicamente, es necesario hacer una distinción entre matrices de peso que están conectados a las entradas y matrices de peso que están conectados entre capas. También debe identificar el origen y el destino de las matrices de peso (Hagan et al., 1996).

La matriz de peso conectada a la entrada del vector $\mathbf{p}$ es etiquetada como una matriz de peso de entrada ($\mathbf{IW}^{1,1}$) tiene una fuente 1 (segundo índice) y un destino 1 (primer índice). Elementos

de la capa 1, tales como su sesgo, neto de entrada y salida tienen un superíndice 1 quiere decir que se asocian con la primera capa.

Múltiples capas de neuronas utiliza matrices de peso ($\mathbf{LW}$) de capa, así como matrices de peso entrada ($\mathbf{IW}$).

5.2.2 Varias capas de neuronas

Una red puede tener varias capas. Cada capa tiene una matriz de peso $\mathbf{W}$, un sesgo del vector $\mathbf{b}$, y una salida de vectores $\mathbf{a}$. Para distinguir entre las matrices de peso, vectores de salida, etc., para cada una de estas capas en las cifras, el número de la capa se añade como superíndice a la variable de interés. Se puede ver el uso de esta capa notación de la red de tres capas se muestra a continuación y en las ecuaciones en la parte inferior de la figura 5 (Hagan et al., 1996).

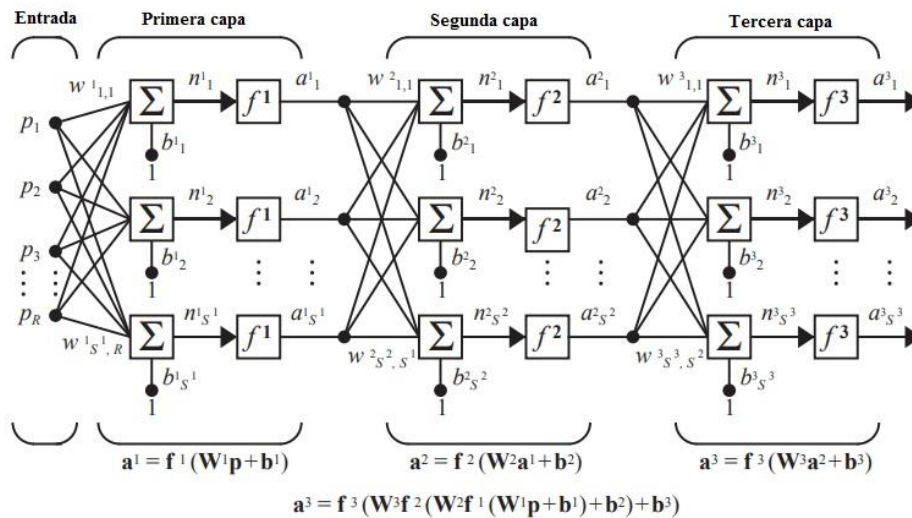


Figura 5. Red de tres capas

Fuente: Hagan, Demuth, Beale & De Jesús, 1996

La red que se muestra arriba tiene R^1 entradas, S^1 neuronas en la primera capa, S^2 neuronas en la segunda capa, etcetera. Es común que diversas capas que tienen diferentes números de neuronas. Una constante entrada 1 es alimentada al sesgo para cada neurona (Hagan et al., 1996).

Tenga en cuenta que las salidas de cada capa intermedia son las entradas a la siguiente capa. Así la capa 2 puede ser analizada como una red de una capa con S^1 entradas, S^2 las neuronas y una $S^2 \times S^1$ matriz de peso W^2 . La capa 2 es un^1 ; la salida es un^2 . Ahora que se han identificado todos los vectores y matrices de capa 2, puede tratarse como una red de una sola capa. Este enfoque puede ser tomado con cualquier capa de la red.

Las capas de una red multicapa juegan diferentes roles. Una capa que produce la salida de la red es llamada una **capa de salida**. Todas las demás capas se llaman **oculta capas**. La red de tres capas se muestra anteriormente tiene una salida (capa 3) y dos capas ocultas (capa 1 y capa 2). Algunos autores se refieren a las entradas como una cuarta capa. Esta caja de herramientas no hace uso de esa designación.

La arquitectura de una red de múltiples capas con un solo vector de entrada puede especificarse con la notación $R - S^1 - S^2 - \dots - S^M$, donde se especifican el número de elementos del vector de entrada y el número de neuronas en cada capa.

La misma red de tres capas puede establecerse también mediante la notación abreviada.

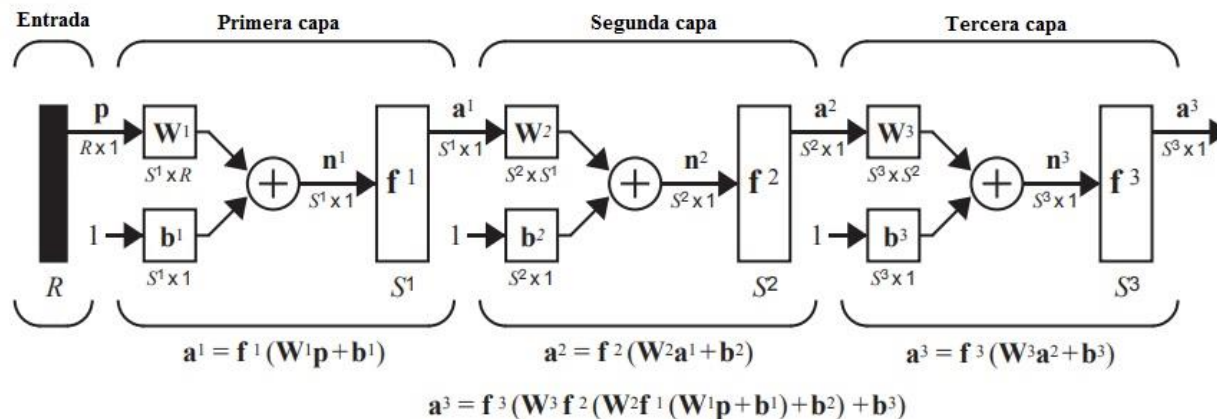


Figura 6. Red de tres capas, notación abreviada
Fuente: Hagan, Demuth, Beale & De Jesús, 1996

Redes de múltiples capas son bastante poderosas. Por ejemplo, una red de dos capas, donde la primera capa es sigmoidea y la segunda capa es lineal, puede ser entrenada para aproximar cualquier función (con un número finito de discontinuidades) arbitrariamente bien. Este tipo de red de dos capas se utiliza extensivamente en las redes neuronales multicapa y entrenamiento Backpropagation.

Aquí se supone que la salida de la tercera capa, un^3 , es la salida de la red de interés, y esta salida está etiquetada como de y . Esta notación se utiliza para especificar la salida de redes multicapas.

5.2.3 Entrada y salida de las funciones de procesamiento

Entradas de red pueden han asociado las funciones de procesamiento. Funciones de procesamiento transforman datos de entrada del usuario a un formulario que es más fácil o más eficiente para una red.

Por ejemplo:

`mapminmax`: transforma datos de entrada para que todos los valores caigan en el intervalo $[-1,1]$. Esto puede acelerar el aprendizaje de muchas redes.

`removeconstantrows`: elimina las filas de los vectores de entrada que corresponden a elementos de entrada que siempre tienen el mismo valor, porque estos elementos de entrada no están proporcionando ninguna información útil a la red.

La tercera función de procesamiento común es `fixunknowns`, que recodifica los datos desconocidos (representados en los datos del usuario con valores de NaN) en forma numérica para la red.

`fixunknowns`: conserva información sobre los valores que se conocen y que son desconocidos.

Del mismo modo, a las salidas de la red pueden también estar asociadas las funciones de procesamiento. Las funciones de procesamiento de salida se utilizan para transformar vectores destino proporcionado por el usuario para el uso de la red. Entonces, salidas de la red son inversa-procesada usando las mismas funciones para producir datos de salida con las mismas características que los objetivos originales de proporcionado por el usuario.

`mapminmax` y `removeconstantrows` a menudo están asociados con salidas de red. Sin embargo, `fixunknowns` no son valores desconocidos en los objetivos (representados por valores NaN) los cuales no necesitarán ser modificados para el uso de la red.

Para ello se tuvieron en cuenta las siguientes variables:

- Ventas año anterior 1
- Ventas año anterior 2
- Mes
- Época del año (Estudio / Receso)

- Tendencia climática (Invierno / verano)

5.3 Comparación de los resultados obtenidos por los tres principales métodos de pronóstico y el de redes neuronales verificando los beneficios

Para el desarrollo de la comparación se tuvieron en cuenta los pronósticos llevados a cabo con los tres métodos identificados a partir de la información disponible de los años 2015 y 2016 de una empresa distribuidora de productos de consumo masivo que se muestra en las tablas 3 y 4. Posteriormente el pronóstico obtenido para el año 2017 se comparó con los datos reales de ventas (Tabla 5).

Tabla 3.
Ventas del año 2015 de seis productos de consumo masivo en la ciudad de Bogotá

ART. CANASTA BASICA	ENE-2015	FEB-2015	MAR-2015	ABR-2015	MAY-2015	JUN-2015	JUL-2015	AGO-2015	SEP-2015	OCT-2015	NOV-2015	DIC-2015
CALDO GALLINA CUBO	434,52	389,42	357,63	363,43	318,80	323,30	339,43	448,53	386,00	366,65	439,79	541,45
CALDO COSTILLA CUBO	646,34	695,86	653,59	552,58	495,37	641,98	592,02	609,87	745,15	537,64	645,04	804,16
FRESCO EN POLVO	726,47	718,55	813,76	750,77	932,18	722,81	823,12	836,65	827,70	961,38	875,77	1010,61
GELATINA	265,51	326,24	263,19	305,95	258,85	249,37	346,43	315,46	301,43	336,11	341,06	317,73
CREMA DENTAL	544,19	688,17	738,35	576,97	552,30	566,12	626,75	505,62	565,90	671,22	535,49	627,37
CREMA SOPA EN POLVO	157,80	180,17	211,21	182,30	181,26	170,27	218,23	197,02	197,33	226,09	166,96	217,98

Nota: Datos proporcionados con reserva de la fuente al Autor, 2018

Tabla 4.

Ventas del año 2016 de seis productos de consumo masivo en la ciudad de Bogotá

ART. CANASTA BASICA	ENE-2016	FEB-2016	MAR-2016	ABR-2016	MAY-2016	JUN-2016	JUL-2016	AGO-2016	SEP-2016	OCT-2016	NOV-2016	DIC-2016
CALDO GALLINA CUBO	269,97	287,57	211,34	294,60	333,89	296,89	276,70	347,57	326,63	332,17	378,39	381,14
CALDO COSTILLA CUBO	579,95	432,85	483,29	679,09	505,42	516,06	503,27	615,17	589,16	548,25	592,43	621,86
FRESCO EN POLVO	689,95	855,15	828,37	847,35	766,78	814,96	777,70	1135,90	957,65	938,39	1189,10	1172,09
GELATINA	269,43	300,43	319,23	353,02	287,35	311,13	351,48	329,13	332,20	353,98	328,28	320,45
CREMA DENTAL	429,35	551,41	674,47	576,31	617,19	689,15	569,54	574,92	657,55	585,44	697,20	717,82
CREMA SOPA EN POLVO	135,91	165,30	201,10	201,20	184,76	216,10	160,78	161,49	207,53	207,11	180,68	206,88

Nota: Datos proporcionados con reserva de la fuente al Autor, 2018

Tabla 5.

Ventas del año 2017 de seis productos de consumo masivo en la ciudad de Bogotá

ART. CANASTA BASICA	ENE-2017	FEB-2017	MAR-2017	ABR-2017	MAY-2017	JUN-2017	JUL-2017	AGO-2017	SEP-2017	OCT-2017	NOV-2017	DIC-2017
CALDO GALLINA CUBO	250,65	308,24	315,23	269,83	288,20	332,10	316,34	344,75	331,95	310,61	399,16	378,09
CALDO COSTILLA CUBO	447,45	544,28	529,83	520,53	579,73	466,25	522,67	525,55	550,00	561,65	676,21	582,71
FRESCO EN POLVO	589,18	703,67	854,39	733,41	728,16	683,78	750,13	699,41	676,59	749,98	880,81	946,21
GELATINA	172,90	326,50	273,41	275,65	263,46	250,29	298,70	268,53	275,01	326,47	291,08	273,72
CREMA DENTAL	494,74	667,18	650,85	525,55	527,28	903,86	738,54	724,34	659,61	630,54	768,63	744,67
CREMA SOPA EN POLVO	104,79	147,77	183,12	148,39	141,33	154,49	175,19	136,88	138,85	158,72	181,70	164,77

Nota: Datos proporcionados con reserva de la fuente al Autor, 2018

A partir de los datos registrados se llevó a cabo la proyección de la demanda para cada uno de los seis artículos de la canasta familiar objeto de estudio, para el año 2017, a partir de los datos históricos de los años 2015 y 2016, con cada uno de los métodos identificados.

5.3.1 Pronósticos con el método de Promedios Móviles

A partir de los datos registrados se llevó a cabo la proyección de la demanda para cada uno de los seis artículos de la canasta familiar considerados, para el año 2017, con el método de Promedios móviles (Tabla 6).

Tabla 6.
Pronósticos de demanda para el año 2017 de los diferentes productos con el método de Promedios móviles

Pronóstico de Caldo de		Pronóstico de Caldo de		Pronóstico de Crema		Pronóstico de Crema		Pronóstico de Fresco en		Pronóstico de Gelatina	
Mes	Cantidad	Mes	Cantidad	Mes	Cantidad	Mes	Cantidad	Mes	Cantidad	Mes	Cantidad
ene-17	428	ene-17	228	ene-17	517	ene-17	138	ene-17	604	ene-17	197
feb-17	562	feb-17	332	feb-17	648	feb-17	110	feb-17	683	feb-17	296
mar-17	498	mar-17	293	mar-17	667	mar-17	163	mar-17	864	mar-17	298
abr-17	542	abr-17	302	abr-17	500	abr-17	123	abr-17	752	abr-17	243
may-17	602	may-17	266	may-17	547	may-17	162	may-17	693	may-17	246
jun-17	448	jun-17	352	jun-17	868	jun-17	130	jun-17	676	jun-17	270
jul-17	542	jul-17	294	jul-17	752	jul-17	173	jul-17	785	jul-17	307
ago-17	542	ago-17	358	ago-17	693	ago-17	110	ago-17	679	ago-17	246
sep-17	498	sep-17	300	sep-17	682	sep-17	147	sep-17	704	sep-17	298
oct-17	578	oct-17	288	oct-17	633	oct-17	130	oct-17	730	oct-17	300
nov-17	702	nov-17	422	nov-17	784	nov-17	203	nov-17	907	nov-17	314
dic-17	558	dic-17	356	dic-17	730	dic-17	140	dic-17	970	dic-17	262

Nota: Elaborado por el Autor, 2018

5.3.2 Pronósticos con el método de Cuotas de Mercado

A partir de los datos registrados se llevó a cabo la proyección de la demanda para cada uno de los seis artículos de la canasta familiar considerados, para el año 2017, con el método de Cuotas de Mercado (Tabla 7).

Tabla 7.
Pronósticos de demanda para el año 2017 de los diferentes productos con el método de cuotas de mercado

Pronóstico de Caldo de		Pronóstico de Caldo de		Pronóstico de Crema		Pronóstico de Crema		Pronóstico de Fresco en		Pronóstico de Gelatina	
Mes	Cantidad	Mes	Cantidad	Mes	Cantidad	Mes	Cantidad	Mes	Cantidad	Mes	Cantidad
ene-17	427	ene-17	227	ene-17	518	ene-17	139	ene-17	605	ene-17	198
feb-17	563	feb-17	333	feb-17	647	feb-17	109	feb-17	682	feb-17	295
mar-17	497	mar-17	292	mar-17	668	mar-17	162	mar-17	865	mar-17	299
abr-17	543	abr-17	303	abr-17	499	abr-17	122	abr-17	753	abr-17	242
may-17	603	may-17	265	may-17	548	may-17	163	may-17	692	may-17	245
jun-17	447	jun-17	353	jun-17	867	jun-17	129	jun-17	675	jun-17	271
jul-17	543	jul-17	293	jul-17	753	jul-17	199	jul-17	786	jul-17	308
ago-17	543	ago-17	359	ago-17	692	ago-17	109	ago-17	678	ago-17	245
sep-17	497	sep-17	299	sep-17	683	sep-17	148	sep-17	705	sep-17	299
oct-17	577	oct-17	287	oct-17	608	oct-17	129	oct-17	729	oct-17	299
nov-17	703	nov-17	423	nov-17	785	nov-17	204	nov-17	908	nov-17	315
dic-17	557	dic-17	355	dic-17	729	dic-17	139	dic-17	971	dic-17	261

Nota: Elaborado por el Autor, 2018

5.3.3 Pronósticos con el método de Regresión Lineal

A partir de los datos registrados se llevó a cabo la proyección de la demanda para cada uno de los seis artículos de la canasta familiar considerados, para el año 2017, con el método de Regresión Lineal (Tabla 8).

Tabla 8.
Pronósticos de demanda para el año 2017 de los diferentes productos con el método de regresión lineal

Pronóstico de Caldo de Costilla 2017		Pronóstico de Caldo de Gallina Cubo 2017		Pronóstico de Crema Dental 2017		Pronóstico de Crema sopa en polvo 2017		Pronóstico de Fresco en polvo 2017		Pronóstico de Gelatina 2017	
Mes	Cantidad	Mes	Cantidad	Mes	Cantidad	Mes	Cantidad	Mes	Cantidad	Mes	Cantidad
ene-17	430	ene-17	230	ene-17	515	ene-17	136	ene-17	602	ene-17	195
feb-17	560	feb-17	330	feb-17	650	feb-17	112	feb-17	685	feb-17	298
mar-17	500	mar-17	295	mar-17	665	mar-17	165	mar-17	862	mar-17	296
abr-17	540	abr-17	300	abr-17	502	abr-17	125	abr-17	750	abr-17	245
may-17	600	may-17	268	may-17	545	may-17	160	may-17	695	may-17	248
jun-17	450	jun-17	350	jun-17	870	jun-17	132	jun-17	678	jun-17	268
jul-17	540	jul-17	296	jul-17	750	jul-17	196	jul-17	783	jul-17	305
ago-17	540	ago-17	356	ago-17	695	ago-17	112	ago-17	681	ago-17	248
sep-17	500	sep-17	302	sep-17	680	sep-17	145	sep-17	702	sep-17	296
oct-17	580	oct-17	290	oct-17	611	oct-17	132	oct-17	732	oct-17	302
nov-17	700	nov-17	420	nov-17	782	nov-17	201	nov-17	905	nov-17	312
dic-17	560	dic-17	358	dic-17	732	dic-17	142	dic-17	968	dic-17	264

Nota: Elaborado por el Autor, 2018

5.3.4 Error cuadrático medio de las pruebas diagnósticas utilizadas por las empresas

El error cuadrático medio (RMSE) mide la cantidad de error que hay entre dos conjuntos de datos, es decir, compara un valor predicho y un valor observado o conocido. De manera que a menor valor del RMSE se considera el pronóstico más cercano al valor real. En la tabla 9 se observan los valores del RMSE para cada uno de los seis productos de la canasta familiar tenidos en cuenta, para cada una de las pruebas diagnósticas identificadas como las más usadas por las empresas.

Tabla 9.
Error cuadrático medio del resultado de cada prueba diagnóstica empleada con respecto al valor real demandado

Producto / Prueba pronóstica	Promedio Móvil	Cuotas de Mercado	Regresión Lineal
Caldo de Costilla 2017	25,01	25,8	23,48
Caldo de Gallina cubo 2017	22,73	23,67	20,86
Crema Dental 2017	20,57	22,39	19,66
Crema sopa en polvo 2017	22,71	24,56	21,8
Fresco en polvo 2017	22,68	23,58	20,9
Gelatina 2017	21,91	22,83	20,1

Nota: Elaborado por el Autor, 2018

Para cada uno de los seis productos de la canasta familiar se calculó el error cuadrático medio de cada prueba diagnóstica empleada con lo cual se logró evidenciar que aun cuando la regresión lineal ocupa el tercer puesto en las pruebas diagnósticas empleadas según el sondeo realizado, es la prueba que de las tres arroja los mejores resultados por tener en cada producto el error cuadrático medio más pequeño. El segundo lugar lo ocupa la prueba de promedio móvil y el tercer lugar la prueba de la cuota de mercado.

Para el caso de la prueba de regresión lineal, con el propósito de identificar el ajuste de los datos se tuvo en cuenta el coeficiente de determinación R^2 , el cual al ser mayor indica que los datos tienen un mejor ajuste que uno pequeño.

Los datos que se muestran a continuación fueron el resultado del método de regresión lineal que mostró un mejor ajuste de los datos, en comparación con los métodos de promedios móviles y de cuotas de mercado, para cada uno de los seis productos de la canasta familiar (Figuras 7 a 12).

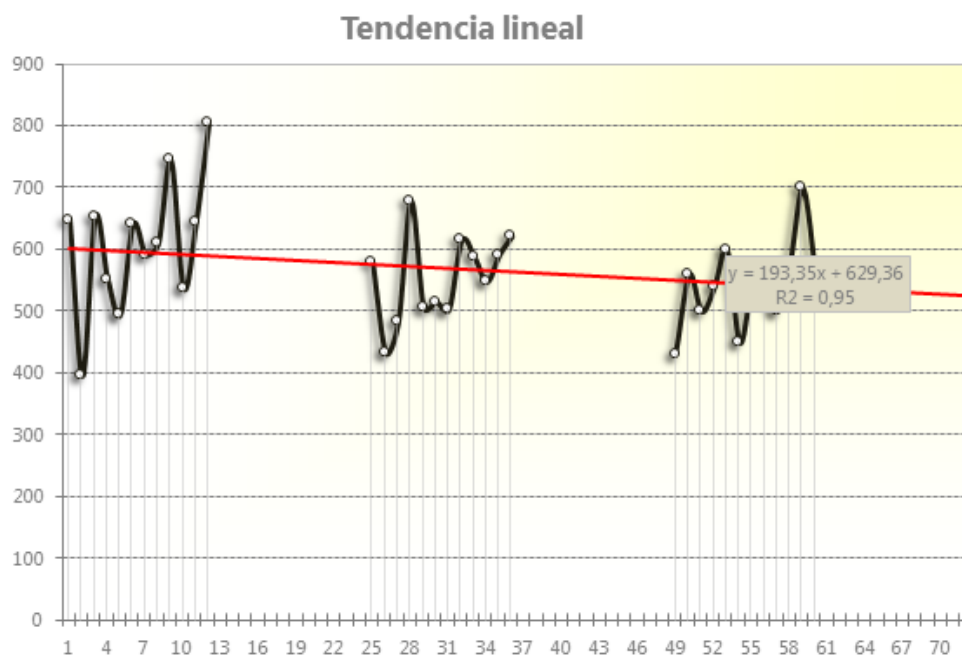


Figura 7. Proyección de la demanda 2017 de Caldo de Costilla Cubo
Fuente: Elaborado por el Autor, 2018



Figura 8. Proyección de la demanda 2017 de Caldo de Gallina Cubo
Fuente: Elaborado por el Autor, 2018



Figura 9. Proyección de la demanda 2017 de Crema dental
Fuente: Elaborado por el Autor, 2018



Figura 10. Proyección de la demanda 2017 de Crema Sopa en Polvo
Fuente: Elaborado por el Autor, 2018



Figura 11. Proyección de la demanda 2017 de Fresco en Polvo
 Fuente: Elaborado por el Autor, 2018



Figura 12. Proyección de la demanda 2017 de Gelatina
 Fuente: Elaborado por el Autor, 2018

Los índices de determinación para cada uno de los pronósticos de demanda por regresión lineal para los productos de la canasta familiar analizados mostraron ser altos, cercanos a 1, con lo cual se indicó que los datos estaban debidamente ajustados y el pronóstico era confiable, a pesar de tener errores cuadráticos medios entre 20,1 y 23,48

5.3.5 Pronósticos con el método de Redes Neuronales

A continuación, se muestra en la tabla 10 el pronóstico de demanda para el año 2017 empleando el método de redes neuronales para los diferentes productos.

Tabla 10.
Pronósticos de demanda para el año 2017 de los diferentes productos con el método de redes neuronales

Pronóstico de Caldo de Costilla 2017		Pronóstico de Caldo de Gallina Cubo 2017		Pronóstico de Crema Dental 2017		Pronóstico de Crema sopa en polvo 2017		Pronóstico de Fresco en polvo 2017		Pronóstico de Gelatina 2017	
Mes	Cantidad	Mes	Cantidad	Mes	Cantidad	Mes	Cantidad	Mes	Cantidad	Mes	Cantidad
ene-17	445	ene-17	255	ene-17	500	ene-17	100	ene-17	580	ene-17	179
feb-17	548	feb-17	300	feb-17	660	feb-17	150	feb-17	700	feb-17	320
mar-17	525	mar-17	320	mar-17	655	mar-17	190	mar-17	860	mar-17	274
abr-17	520	abr-17	273	abr-17	530	abr-17	150	abr-17	739	abr-17	280
may-17	585	may-17	280	may-17	532	may-17	135	may-17	720	may-17	259
jun-17	460	jun-17	330	jun-17	910	jun-17	150	jun-17	690	jun-17	245
jul-17	520	jul-17	320	jul-17	735	jul-17	170	jul-17	745	jul-17	306
ago-17	530	ago-17	340	ago-17	730	ago-17	142	ago-17	704	ago-17	275
sep-17	545	sep-17	330	sep-17	665	sep-17	143	sep-17	182	sep-17	270
oct-17	565	oct-17	315	oct-17	636	oct-17	163	oct-17	744	oct-17	320
nov-17	680	nov-17	405	nov-17	775	nov-17	187	nov-17	895	nov-17	294
dic-17	580	dic-17	380	dic-17	750	dic-17	160	dic-17	952	dic-17	270

Nota: Elaborado por el Autor, 2018

5.3.6 Error cuadrático medio de la prueba de Redes Neuronales

Para determinar qué tan cercano fue el pronóstico efectuado con el método de Redes Neuronales con respecto al valor de la demanda real se empleó de nuevo el error cuadrático medio,

el cual se puede observar en la tabla 11 para cada uno de los seis productos de la canasta familiar empleados.

Tabla 11.
Error cuadrático medio del resultado del método de Redes Neuronales con respecto al valor real demandado

Producto / Prueba pronóstica	Redes Neuronales
Caldo de Costilla 2017	3,97
Caldo de Gallina cubo 2017	4,74
Crema Dental 2017	5,17
Crema sopa en polvo 2017	4,61
Fresco en polvo 2017	6,61
Gelatina 2017	4,95

Nota: Elaborado por el Autor, 2018

Con base en lo anterior, se puede observar que el método de redes neuronales presentó un valor de error medio cuadrático muy inferior al de los otros tres métodos, con lo cual se convierte en el mejor de los métodos para el pronóstico de demanda.

Lo cual se ratifica en la tabla 12 al relacionar los errores cuadráticos medios de todos los métodos empleados.

Tabla 12.
Error cuadrático medio del resultado de todos los métodos diagnósticos empleados con respecto al valor real demandado

Producto / Prueba pronóstica	Promedio Móvil	Cuotas de Mercado	Regresión Lineal	Redes Neuronales
Caldo de Costilla 2017	25,01	25,8	23,48	3,97
Caldo de Gallina cubo 2017	22,73	23,67	20,86	4,74
Crema Dental 2017	20,57	22,39	19,66	5,17
Crema sopa en polvo 2017	22,71	24,56	21,8	4,61
Fresco en polvo 2017	22,68	23,58	20,9	6,61
Gelatina 2017	21,91	22,83	20,1	4,95

Nota: Elaborado por el Autor, 2018

Efectivamente, hay una gran diferencia en el error cuadrático medio del método de redes neuronales con respecto al error cuadrático medio de los tres métodos más empleados por las empresas según el sondeo realizado, lo cual significa que el método de redes neuronales resultó ser el método más acertado y el que presenta el pronóstico más cercano a los valores reales de la demanda.

Capítulo 6 Conclusiones y Recomendaciones

La identificación de los tres principales métodos de pronóstico de demanda empleados en empresas dedicadas al sector de la distribución de productos de consumo masivo de la ciudad de Bogotá, concluyó tras el sondeo realizado con diez de las principales empresas, que los métodos más empleados son el de promedios móviles, cuotas de mercado y regresión lineal. Al realizar los pronósticos del año 2017 a partir de los datos disponibles de 2015 y 2016, se encontró que los datos que mejor se ajustaron a las ventas reales del 2017 fueron los hallados mediante el método de regresión lineal demostrado por su error cuadrático medio, ocupando el segundo lugar el método del promedio móvil y en tercer el lugar el de las cuotas de mercado.

Se definió un método de redes neuronales multicapa, debido a que incluye de manera adecuada las variables tenidas en cuenta para su procesamiento. Con este se efectuó la estimación del pronóstico de demanda de los productos de consumo masivo para 2017, empleando como variables: Ventas año anterior 1, Ventas año anterior 2, Mes, Época del año (Estudio / Receso), y Tendencia climática (Invierno / verano), lo cual arrojó resultados muy similares a los de las ventas reales reportadas para dicho año.

La comparación de los resultados obtenidos por los tres principales métodos de pronóstico y el de redes neuronales verificando los beneficios, se llevó a cabo mediante la estimación del error cuadrático medio en comparación con los datos de ventas reales para cada uno de los análisis realizados, donde se encontró que el método de redes neuronales se ajusta mejor a los pronósticos de demanda que los métodos empleados tradicionalmente.

A manera de recomendación se hace necesario implementar el método de redes neuronales para la estimación de pronósticos de demanda en diferentes tipos de empresas y de líneas de productos, ya que solo de esa manera podría llegar realmente a verificarse su utilidad en comparación con los métodos tradicionales.

Bibliografía

- Aburto, L., & Weber, R. (2005). Improved supply chain management based on hybrid. *Magazine Penta Analytics*, 3, 136-144.
- Anderson, D., Sweeney, D., & Williams, T. (2004). *Métodos cuantitativos para los negocios: Soluciones empresariales*. México: Cengage Learning Editores.
- Ariza, A. (2013). *Métodos utilizados para el pronóstico de demanda de energía eléctrica en sistemas de distribución*. Pereira: Universidad Tecnológica de Pereira.
- Arredondo, F., & Vásquez, J. (2013). Un modelo de análisis racional para la toma de decisiones gerenciales, desde la perspectiva Elsteriana. *Cuad. admon.ser.organ.*, 26(46), 135-158.
- Ávila, J. (2010). *Administración de Operaciones*. Administración de Empresas, U.M.S.A.
- Ballou, R. (2004). *Logística. Administración de la cadena de suministros*. México: Prentice Hall.
- Box, G., Jenkins, G., & Reinsel, G. (2008). *Time Series Analysis. Forecasting and Control*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Brandt, J. (2016). *Planeación de la demanda: optimizar las operaciones a través de la cadena de suministros*. Axentit.
- Burbano, J. (2005). *Presupuestos: Enfoque Moderno de Planeación y Control de Recursos* (Tercera ed.). Bogotá: Mc Graw Hill.

- Cardenas, M., Medel, R., Castillo, J., Vázquez, J., & Casco, O. (2015). *Modelos de aprendizaje supervisados: aplicaciones para la predicción de incendios forestales en la provincia de Córdoba*. Salta: XVII Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación .
- Cohen, R. (s.f.). *Pronósticos*. Obtenido de <http://materias.fi.uba.ar/7628/PronosticosTexto.pdf>
- Contreras, A., Zúñiga, C., Martínez, J., & Sánchez, D. (2016). Análisis de series de tiempo en el pronóstico de la demanda de almacenamiento de productos perecederos. *Estudios Gerenciales*(32), 387-396.
- Córdoba, J. (2016). *Propuesta de un sistema de gestión de inventarios de producto terminado para la empresa Alimentos Exquisitos de la ciudad de Palmira, Valle del Cauca*. Palmira, Valle del Cauca: Universidad Pontificia Bolivariana.
- Correa, O. (2009). *Mind de Colombia*. Obtenido de <https://www.mind.com.co/las-mejores-practicas-en-pronosticos-combinar-pronosticos-estadisticos-con-experiencia-e-intuicion/>
- Curvelo, J., de Araújo, S., Biazus, J., & de Souza, R. (2015). Simulación del proceso de biodegradación de aguas residuales de la industria de carne mediante una red neuronal artificial perceptrón multicapa. *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*, 23(2), 269-275.
- Everet, A., & Ronald, E. (1991). *Administración de la producción y las operaciones: Conceptos, modelos y funcionamiento*. México: Pearson Education.
- Franco, G. (2012). Planeación de la demanda: Plataforma para anticiparse, responder efectiva y rápidamente a los cambios del mercado con costos óptimos en las operaciones. *Accenture Newsletter*(14), 1-4.

- Gaither, N., & Frazier, G. (1999). *Production and Operations Management*. South-Western College Publishing.
- Garduño, G. (2011). *Metodología para calcular el pronóstico de ventas y una medición de su precisión en una empresa farmacéutica: caso de estudio*. México, D.F.: Instituto Politécnico Nacional.
- Gil, E., & Rodríguez, E. (2010). *Sistema de pronóstico de la demanda de productos farmacéuticos basado en redes neuronales*. Lima, Perú: Universidad Nacional Mayor de San Marcos.
- Hagan, M., Demuth, H., Beale, M., & De Jesús, O. (1996). *Neural Network Design* (2nd ed.). Boston, M.A.: PWS Publishing Company.
- Heizer, J., & Render, B. (2004). *Principios de Administración de Operaciones*. México: Pearson.
- Hendry, D., & Richard, J. (1983). The econometric analysis of economic time series. *International Statistical Review*, 111-163.
- Hillier, F., & Lieberman, G. (2001). *Investigación de operaciones*. México: McGraw-Hill.
- IES Vandelvira. (2016). *La oferta, la demanda y el equilibrio del mercado*. Obtenido de [iesvandelvira.com: http://iesvandelvira.com/wp-content/uploads/2016/09/Presentaci%C3%B3n-Tema-5-1.pdf](http://iesvandelvira.com/wp-content/uploads/2016/09/Presentaci%C3%B3n-Tema-5-1.pdf)
- Jaramillo, L. (2012). *Pronósticos: métodos cualitativos y cuantitativos vs métodos de inteligencia artificial*. Colegio de Estudios Superiores de Administración CESA.
- Jiménez, D. (2011). *Análisis y pronósticos de demanda para telefonía móvil*. Santiago de Chile: Universidad de Chile.

- Kotler, P., Cámara, D., Grande, I., & Cruz, I. (2006). *Dirección de Marketing*. México: Prentice Hall.
- Lao, O., Rivas, A., Pérez, M., & Marrero, F. (2017). Procedimiento para el pronóstico de la demanda mediante redes neuronales artificiales. *Ciencias Holguín*, 23(1), 1-18.
- Lastre, A., Méndez, E., & Cordovés, A. (2016). Redes neuronales artificiales para la predicción de flujo de carga en subestaciones eléctricas . *Memorias de la Décima Quinta Conferencia Iberoamericana en Sistemas, Cibernética e Informática (CISCI)*, 44-49.
- Lastre, M. (2015). Predicción de insolvencia, confiabilidad y calidad de los sistemas organizaciones. *Ciencias Holguín*, 21(4), 1-13.
- Lastre, M., Lastre, A., & García, G. (2014). Redes neuronales artificiales en la predicción de insolvencia. Un cambio de paradigma ante recetas tradicionales de prácticas empresariales. *Enfoque UTE*, 5(2), 38-58.
- Maier, H., & Dandy, G. (2000). Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications. *Environment Modelling & Software*, 15, 101-124.
- Matson, C. (2017). *Redes Neuronales para clasificación: Una aplicación al caso de riesgos laborales en Colombia*. Bogotá: Pontificia Universidad Javeriana.
- Mayén, J., Serna, S., Flores, O., López, E., & Campillo, B. (2014). Predicción de propiedades térmicas de aceros microaleados experimentales de alta resistencia mediante el uso de redes neuronales artificiales. *Revista Colombiana de Materiales*(5), 47-52.

- Méndez, G., & López, E. (2014). Metodología para el pronóstico de la demanda en ambientes multiproducto y de alta variabilidad. *Tecnura*, 18(40), 89-102.
- Merino, V. (2013). *Planeación de la demanda en la logística contemporánea*. Obtenido de logisticamx: <http://www.logisticamx.enfasis.com/articulos/67699-planeacion-la-demanda-la-logistica-contemporanea>
- Nahmias, S. (2007). *Análisis de la producción y las operaciones*. México: McGraw Hill.
- Ortíz, D. (2014). *Aplicación de Redes Neuronales Artificiales en el pronóstico de la demanda eléctrica a corto plazo en el SNI*. Quito: Universidad Politécnica Salesiana.
- Oscullo, J., & Haro, L. (2016). Pronóstico de la demanda diaria del Sistema Nacional Interconectado utilizando Redes Neuronales. *Revista Politécnica*, 38(1), 1-6.
- Özen, U., Sošic, G., & Slikker, M. (2011). A collaborative decentralized distribution system with demand forecast updates. *European Journal of Operational Research*, 573-583.
- Palmer, A., & Montaña, J. (1999). ¿Qué son las redes neuronales artificiales? Aplicaciones realizadas en el ámbito de las adicciones. *Adicciones*, 11(3), 243-255.
- Perea, C. (2014). *Propuesta de mejoramiento en la planeacion de la demanda en una empresa del sector alimenticio*. Santiago de Cali: Universidad ICESI.
- Pérez, L., Garriga, L., & Benítez, M. (2015). Sistema de predicción financiera para hoteles mediante Redes Neuronales Artificiales/System of financial prediction for hotels intervening Neuronal Artificial Networks. *Retos Turísticos*, 14(1), 11.

- Pérez, R., Díaz, J., Estrada, F., & Salazar, J. (2015). Predicción de la Rugosidad Superficial del Acero cold rolled 1018 a través de la Metodología de Superficie de Respuesta y Redes Neuronales. *CULCyT*, 2(10), 9-20.
- Pilinkienė, V. (2008). Selection of Market Demand Forecast Methods: Criteria and Application. *Engineering Economics*, 58(3), 19-25.
- Ramos, R. (2011). *Diseño de una red neuronal artificial para la predicción de la demanda eléctrica (Tesis de Maestría)*. Morelia, Michoacán: Universidad Michoacana de San Nicolas de Hidalgo.
- Rodríguez, N. (2016). *Pronóstico de demanda de agua potable mediante redes neuronales*. Valparaíso, Chile: Universidad Técnica Federico Santa María.
- Rondón, F. (2001). *Presupuesto (Teoría y Práctica Integrada)*. Caracas: Ediciones Frigor.
- Rueda, V., Velásquez, J., & Franco, C. (2011). Avances recientes en la predicción de la demanda de electricidad usando modelos no lineales. *Dyna*, 78(167), 36-43.
- Rumelhart, D., Hinton, G., & Williams, R. (1986). Learning representations by backpropagating errors. *Nature*, 323(6188), 533-536.
- Salazar, J. (2009). Pronóstico de demanda por medio de redes neuronales artificiales. *Ingenierías*, X(35), 6-12.
- Salazar, M., & Cabrera, M. (2007). Pronóstico de demanda por medio de redes neuronales artificiales. *Ingenierías*, X(35), 6-12.
- Sarmiento, E. (1989). *Los presupuestos teoría y aplicaciones*. Bogotá: Universidad Distrital.

- Sierra, G. (2000). *Pronóstico de la demanda*. México: McGraw Hill.
- Sifontes, R. (2010). *Estimación de demanda a mediano plazo de la subestación lagunita utilizando redes neuronales*. Venezuela: Universidad Simón Bolívar.
- Smith, K., & Gupta, J. (2000). Neural networks in business: techniques and applications for the operations researcher. *Computers and Operations Research*, 27(11-12), 1023-1044.
- Sprockela, J., Diaztagleb, J., Alzatec, W., & González, E. (2014). Redes neuronales: aplicación de una herramienta computacional en Cardiología clínica. *Revista Colombiana de Cardiología*, 21(4), 224-225.
- Tamayo, J. (2017). *Diseño de una herramienta de pronóstico de demanda para Mipyme del sector cuero, calzado y marroquinería de Cali*. Cali: Universidad Autónoma de Occidente.
- Toro, E., Mejía, D., & Salazar, H. (2004). Pronóstico de ventas usando redes neuronales. *Scientia Et Technica*, X(26), 25-30.
- Vidal, C. (2005). *Fundamentos de Gestión de Inventarios*. Santiago de Cali: Universidad del Valle.
- Vidal, C. (2010). *Fundamentos de Control y Gestión de Inventarios*. Universidad del Valle: Programa Editorial.
- Villa, F., Velásquez, J., & Sánchez, P. (2015). Control del sobreajuste en redes neuronales tipo cascada correlación aplicado a la predicción de precios de contratos de electricidad. *Ingenierías Universidad de Medellín*, 14(26), 161-176.
- Weiss, S., & Indurkha, N. (1998). *Predictive Data Mining*. U.S.A.: Morgan Kaufmann.

- Werbos, P. (1988). Generalization of backpropagation with applications to a recurrent gas market model. *Neural Networks*, 1, 339-356.
- Zhang, G. (2004). *Neural Networks in business forecasting*. Georgia: Idea Group Publishing, Georgia State University.
- Zhang, G., Patuwo, E., & Hu, Y. (1998). Forecasting with artificial neural networks the state of the art. *International Journal of Forecasting*, 14(1), 35-62.
- Zuluaga, M. (2011). La Planeación de la Demanda Como Requisito para la Gestión de las Cadenas de Suministro en las Empresas en Colombia. *Revista Politécnica*, 7(12), 11-22.