

FACULTAD DE INGENIERÍA INDUSTRIAL Y TURISMO  
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

# Pronóstico de la demanda a través de una Red Neuronal Artificial Perceptrón Multicapa

---

Tesis presentada en opción al título de  
Ingeniero Industrial

**Autor:** Jorge Yasmanis González García

**Tutor:** Prof. Asist., Yosvani Orlando Lao León, Msc.

Holguín, 2015

# *Pensamiento*

*"No hay inversión más rentable que la del conocimiento".*

*Benjamín Franklin*

# *Agradecimientos*

*A mi madre por ser dedicada y apoyarme en todos los momentos de mi vida,  
A mi padre Ovidio por encaminarme siempre y ayudarme,  
A mis Hermanos, Cristian, Cristian y Jorge Luis,  
A mis abuelas Isabel y Nery por apoyarme, quererme y siempre estar presente  
en cada día dándome aliento,  
A mis tías Mirelys y Mayelín por apoyarme,  
A mi esposa Yunet, por apoyarme, ayudarme y darme fuerzas para continuar,  
A mis suegros, por la ayuda y el cariño que me han dado,  
A mi prima pilar, a Elianis, a Roxana,  
A mis primos Yaret y Yury,  
A Josefa, Alfredo por encaminarme cuando más lo necesite,  
A mis amigos que son como hermanos, Jorgito, Yaisel, Alberto, Rojer, Luisi,  
Albenis, Alexander; Rubislandis, Adonis, Yarlexis, Reymundo, Gretel,  
Joaquín, en especial a Rojer y Luisi por su apoyo y ayuda incondicional  
durante estos años,  
A mi tutor y amigo Yosvani,  
A mis compañeros de grupo Roberto, Alberto F, Irene, Yanetsy, Alberto G,  
A aquellas personas que no he mencionado pero que han marcado mi vida de  
una forma diferente.*

# *Dedicatoria*

*A mi familia, a mis amigos y a aquellas personas que han contribuido de una forma u otra a lograr mi meta principal.*

## **Resumen**

En el mundo moderno, las empresas son reconocidas por sus producciones/servicios, las cuales son concluidas con alta eficiencia y calidad, al tener un mercado variable, se percibe la importancia del conocimiento de la demanda futura aunque sea con cierto grado de incertidumbre, ya que esta influye directamente en su proyección económica. Para el pronóstico de la demanda, existen diversas herramientas que posibilitan la disminución de costos en sus actividades normales. La Empresa Comercializadora y Distribuidora de Medicamentos Holguín (EMCOMED) dado a su creciente demanda y teniendo presente la necesidad de mejora continua empresarial, ha dado pasos de avances en la aplicación de estas herramientas novedosas que repercuten por su participación en actividades claves como: demanda, planeación de los recursos humanos, capacitación y desarrollo, transporte, almacenamiento, entre otros.

Partiendo de lo planteado se desarrolló la presente investigación con el objetivo de perfeccionar el procedimiento que en su concepción pronostique la demanda a partir de una red neuronal artificial perceptrón multicapa diseñada en software libre y que tenga en cuenta las variables que más influyen en el pronóstico en EMCOMED. La aplicación de este posibilitó validar la hipótesis de la investigación, se obtuvo el pronóstico para cada producto seleccionado, logrando de esta forma mejorar el proceso de planificación a corto y largo plazo. En el transcurso de esta se aplicaron diferentes métodos y técnicas como: hipotético deductivo, histórico – lógico, clúster, método del coeficiente de concordancia de Kendall, análisis de Pareto, entre otros.

## **Abstract**

In the modern world, the companies are recognized by their productions and services, which are concluded with high efficiency and quality, when having a variable market, the importance of the knowledge of the future demand is perceived although it is with certain grade of uncertainty, since this it influences directly in its economic projection. For the forecast of the demand, diverse tools that facilitate the decrease of costs in their normal activities exist. The Company Marketer and Distributor of Medicines Holguin (EMCOMED) given to their growing demand and having presented the necessity of managerial continuous improvement, it has taken steps of advances in the application of these novel tools that rebound for their holding in key activities as: it demands, gliding of the human resources, training and development, transport, storage, among others.

Leaving of that outlined the present investigation was developed with the objective of improve the procedure that forecast the demand starting from a net neuronal networks multilayer perceptron designed in free software in their conception and that keeps in mind the variables that more influences in the forecast in EMCOMED. The application of this it facilitated to validate the hypothesis of the investigation, the forecast was obtained for each selected product, achieving this way to improve the process of planning to short and release term. In the course of this different methods were applied and technical as: hypothetical deductive, historical logical, cluster, method of the coefficient of agreement of Kendall, analysis of Pareto, among others.

## Índice

	Pág.
Introducción .....	1
Capítulo I. Marco teórico práctico referencial del pronóstico de la demanda a través de redes neuronales artificiales perceptrón multicapa.....	6
1.1. Pronóstico de la demanda. Definición, evolución e importancia.....	7
1.2. Métodos utilizados en el pronóstico de la demanda. Clasificaciones, ventajas y desventajas.....	11
1.2.1 El pronóstico a través de redes neuronales artificiales .....	13
1.3. Valoración de los enfoques para el pronóstico .....	20
1.4. El pronóstico de la demanda en la Empresa Comercializadora y Distribuidora de Medicamentos de Holguín.....	24
Capítulo II. Pronóstico de la demanda a través de redes neuronales artificiales perceptrón multicapa .....	27
2.1. Procedimiento para el pronóstico de la demanda a través de redes neuronales artificiales perceptrón multicapa .....	27
Fase I. Involucramiento .....	27
Fase II. Análisis.....	32
Fase III. Diseño del instrumento para el pronóstico .....	33
Fase IV. Implementación.....	37
2.2. Determinación del pronóstico en EMCOMED Holguín.....	39
Fase I. Involucramiento .....	39
Fase II. Análisis.....	44
Fase III. Diseño del instrumento para el pronóstico .....	45
Fase IV. Implementación.....	48
Valoración de los impactos económica y social .....	50
Conclusiones .....	51
Recomendaciones .....	52
Bibliografía.....	53
Anexos	

## Introducción

Históricamente en el contexto empresarial, los responsables de procesos y la alta dirección, centran gran parte de sus preocupaciones en conocer el estado futuro de sus ventas, demanda e insumos, etc., y de todo aquello que signifique riesgo u oportunidad de progreso en el manejo de sus finanzas. A esto se debe la alta importancia que presenta la realización de pronósticos para la gestión empresarial, ya que es una de las premisas para planificar, organizar, dirigir y controlar logísticamente un conjunto de actividades o procesos, coordinadas (os) para aprovechar los factores productivos de la forma más efectiva y eficiente posible, dando prioridad a los procesos más críticos y a sus actividades claves, con el fin de que las decisiones que se tomen sobre ellas generen el mayor impacto positivo.

Las técnicas de pronóstico surgieron en el siglo XIX y han evolucionado con el tiempo, haciéndose cada vez más eficientes con la aparición de las nuevas tecnologías, y reconociendo su papel protagónico en las decisiones empresariales. Actualmente, los directivos o administrativos deben ser capaces de utilizar estas técnicas, aplicando los recursos tecnológicos modernos, lo que impactará en la fiabilidad y rapidez de los resultados del pronóstico, teniendo presente que es el primer paso dentro del proceso de planificación de las operaciones y sirven como punto de partida, no sólo para la elaboración de los planes estratégicos, sino además, para el diseño de los planes a mediano y corto plazo.

Ciertamente se pueden clasificar los métodos de pronóstico en dos grandes grupos: cualitativos y cuantitativos. Derivadas de las condiciones se emplean varias metodologías en diferentes empresas o aún en una misma empresa, en función del horizonte temporal, la urgencia en la toma de decisiones y la información disponible. 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. Constituye una práctica frecuente utilizar en la práctica una mezcla de varios métodos.

El autor de la investigación considera que para la correcta realización de los pronósticos no se debe utilizar un solo método, el éxito consiste en la combinación de técnicas cualitativas y cuantitativas, ya que se complementan.

Una revisión documental permitió identificar investigaciones que de una forma u otra abordan los pronósticos. Serrano Cinca y Martín del Brío (1993); De la Fuente, Pino, Priore, y Parreño (2002); Maneta y Schnabel (2003); Jaime García y Cabrera Milanes (2003); Fernández, De la Fé Dotres, y Miraglia (2004); Trujillano, March, y Sorribas (2004); Palmerpol, Montañomoreno, y Calafatfar (2005); Medina Hurtado y Garcia Aguado (2005); Lizarazo Marriaga y Gómez Cortés (2007); López y Caicedo (2007); Jalil y Misas (2007); Salazar Aguilar y Cabrera Ríos (2007); Núñez Tabales, Caridad y Ocerin, Ceular Villamandos, y Fuentes Jiménez (2009); Correa, Bielza, Pamies-Teixeira, y Alique (2009); Sifontes Rodríguez (2010); Gil Zavaleta y Rodríguez Collas (2010); Sanjinés Tudela y Aliaga Lordemann (2010); Aguilar, Marroquín, Rodríguez, Sarasty, y Ríos (2011); Cadenas Calderón (2011); Acosta Cervantes, Villarreal Marroquín, y Cabrera Ríos (2013) y Rodríguez Toledo (2014), utilizaron las Redes neuronales artificiales (RNA) para su pronóstico. El último autor, además de utilizar esta herramienta aplica el suavizado exponencial. Por otra parte Carmona (2007), Raffo Lecca, Guevara, y Quispe Atúncar (2012) y Bolaños Ocampo, Correa Flórez, y Escobar Zuluaga (2009) aplicaron otros métodos de series de tiempo. Redes Bayesianas y RNA son utilizadas por López y Caicedo (2007) y Correa et al. (2009); García García, López Puga, Cano Guillén, Gea Segura, y De la Fuente Sánchez (2006); M. de Campos, Fernández Luna, F. Huete, y Rueda Morales (2007) y Corina Pineda, Viloría, y Viloría (2011) utilizaron solo Redes Bayesianas.

Del análisis de estas investigaciones se concluye que la mayoría de los autores no validan las variables de entrada ni los resultados y las propuestas son utilizadas para otros tipos de pronósticos (precios, experimentos, tendencias). En el caso de las propuestas para pronosticar demanda, se obvian elementos como la validación de las variables de entrada, se utilizan software propietario que entorpecen el diseño de la herramienta para el pronóstico y la interpretación de los resultados. En la investigación se seleccionó el procedimiento propuesto por Rodríguez

Toledo (2014), considerándose necesario realizarle adecuaciones en función de los planteado anteriormente.

A fines del año 2012, mediante el proceso de implementación de los Lineamientos de Política Económica y Social del Partido y la Revolución, el gobierno aprobó la creación de BioCubaFarma (integrado por 38 empresas, de la fusión de las entidades Quimefa productora de medicamentos, y el Polo Científico de la Biotecnología) perteneciendo Empresa Comercializadora y Distribuidora de Medicamentos de Holguín (EMCOMED) a la Unión Quimefa. Esta está proyectada para almacenar, distribuir, transportar y comercializar de forma mayorista a las entidades del Grupo Empresarial Químico Farmacéutico y a las instituciones del sector de la salud, medicamentos y productos similares en el territorio de Holguín, satisfaciendo así la política de los lineamientos siete y ocho del nuevo modelo económico, aprobados en el VI Congreso del Partido Comunista de Cuba (PCC).

En el sector de la salud se han desarrollado numerosas investigaciones con el objetivo de estimular la notificación de efectos secundarios y garantizar el aseguramiento material de los medicamentos. En la actualidad el pronóstico de la demanda se ha difundido por la mayoría de las empresas cubanas, ya que se logra obtener resultados significativos en el proceso de planificación. EMCOMED Holguín no está ajena a este proceso, como resultado de investigaciones realizadas en el año 2014 se propuso un procedimiento a través de Redes Neuronales Artificiales para el pronóstico de la demanda debido al aumento del nivel de quejas por insatisfacciones de clientes al no poder satisfacer totalmente la demanda. Al cierre del año 2014 se comprobó una serie de deficiencias en la realización de los pronósticos por la implementación del procedimiento propuesto por Rodríguez Toledo (2014), relacionadas con:

1. La necesidad de destinar un presupuesto para adquirir el software en la implementación del procedimiento, lo que se traduciría en un incremento de los costos.
2. Los resultados obtenidos por el procedimiento no son entendidos por el personal encargado de realizar el pronóstico.

3. Diferencias significativas en los resultados del pronóstico del SPSS con respecto al Weka.

4. Incremento de quejas en el año 2014 con respecto al año 2013.

El análisis de esta situación, permitió concluir que la deficiente implementación del pronóstico de la demanda en EMCOMED Holguín a partir de la herramienta actual, ocasiona dificultades en el proceso de pronóstico y en consecuencia en la planificación de las ventas, constituyendo este el **problema profesional** a resolver en la presente investigación.

En consecuencia se estableció como **objeto de la investigación** el pronóstico de la demanda. En el desarrollo de la investigación se estableció como **objetivo general**: desarrollar un procedimiento que en su concepción pronostique la demanda a partir de una red neuronal artificial perceptrón multicapa diseñada en software libre y que tenga en cuenta las variables que más influyen en el pronóstico. Para contribuir a su cumplimiento se establecieron los **objetivos específicos** siguientes:

1. Elaborar el marco teórico práctico referencial de la investigación, a partir de las concepciones del pronóstico de la demanda, así como las aplicaciones de las redes neuronales artificiales, a través de su desarrollo, importancia y tendencias actuales.
2. Comparar resultados obtenidos en la aplicación previa y la propuesta a realizar.
3. Perfeccionar el procedimiento para el pronóstico de la demanda a través de una red neuronal artificial perceptrón multicapa.
4. Aplicar el procedimiento en la entidad objeto de estudio.

Sintetizándose el **campo de acción** en el pronóstico de la demanda a través de redes neuronales artificiales en EMCOMED. La **hipótesis de la investigación** se definió como sigue: el perfeccionamiento del procedimiento para el pronóstico de la demanda a través de una red neuronal artificial perceptrón multicapa diseñada en software libre y se tiene en cuenta las variables que más influyen en el pronóstico, contribuirá a disminuir la brecha entre el pronóstico y la realidad, por ende asegurar los suministros necesarios y al alcance de niveles superiores en el desempeño organizacional de EMCOMED Holguín.

En transcurso de la investigación se aplicaron diferentes métodos de investigación científica como:

### **Métodos teóricos**

Análisis y síntesis: al consultar la literatura, para procesar e interpretar la información y relacionar los elementos que tributan al problema.

Histórico – lógico: se consultó la bibliografía especializada tanto nacional como internacional, para lograr realizar un análisis histórico del pronóstico de la demanda, resultando un mejor entendimiento, así como sus tendencias en la actualidad.

Hipotético – deductivo: en la interpretación de los resultados obtenidos en la aplicación del procedimiento.

### **Métodos empíricos**

Observación directa, encuestas, pruebas de contraste (Friedman) entrevistas informales, método del coeficiente de concordancia de Kendall, clúster, Pareto, redes sociales.

Métodos estadísticos: para realizar el procesamiento de los datos obtenidos de revisiones documentales y en la confección de tablas, grafos e interpretación de resultados.

La presente investigación está constituida en dos capítulos, en el primero se exponen los elementos teóricos relacionados con el objeto de la investigación y el campo de acción, definiéndose las diferentes estructuras de la investigación científica desde el punto de vista de diversos autores y se finaliza con la demostración del problema planteado. En el capítulo II se encuentra el diseño del perfeccionamiento del procedimiento para el pronóstico de la demanda a través de una red neuronal artificial perceptrón multicapa además de su aplicación en EMCOMED Holguín. Se exponen, las conclusiones arribadas al desarrollar la investigación, así como las recomendaciones propuestas para futuras investigaciones. Se presenta la bibliografía consultada y un grupo de anexos para complementar lo expuesto.

## Capítulo I. Marco teórico práctico referencial del pronóstico de la demanda a través de redes neuronales artificiales perceptrón multicapa

Los objetivos del presente capítulo se definieron de la manera siguiente:

- Realizar un análisis teórico referente al pronóstico de la demanda y específicamente a la utilización de las redes neuronales artificiales en este.
- Demostrar la necesidad de modificar la concepción en el procedimiento para el pronóstico de la demanda a través de una red neuronal artificial perceptrón multicapa propuesto por Rodríguez Toledo (2014).

Para dar cumplimiento a estos, se desarrolló un estudio bibliográfico dirigido al análisis sobre los pronósticos de demanda y la utilización de las redes neuronales artificiales en estos, como resultado se representa el hilo conductor seguido para la construcción del marco teórico-práctico referencial de la investigación en la figura 1.1. Se inicia con la evolución e importancia del pronóstico de la demanda. Seguidamente se analizan los métodos utilizados para el pronóstico de la demanda (ventajas y desventajas), profundizando en las redes neuronales artificiales, profundizándose en la aplicación de la red neuronal artificial perceptrón multicapa y por último se caracterizó el estado actual del pronóstico de la demanda en EMCOMED Holguín.

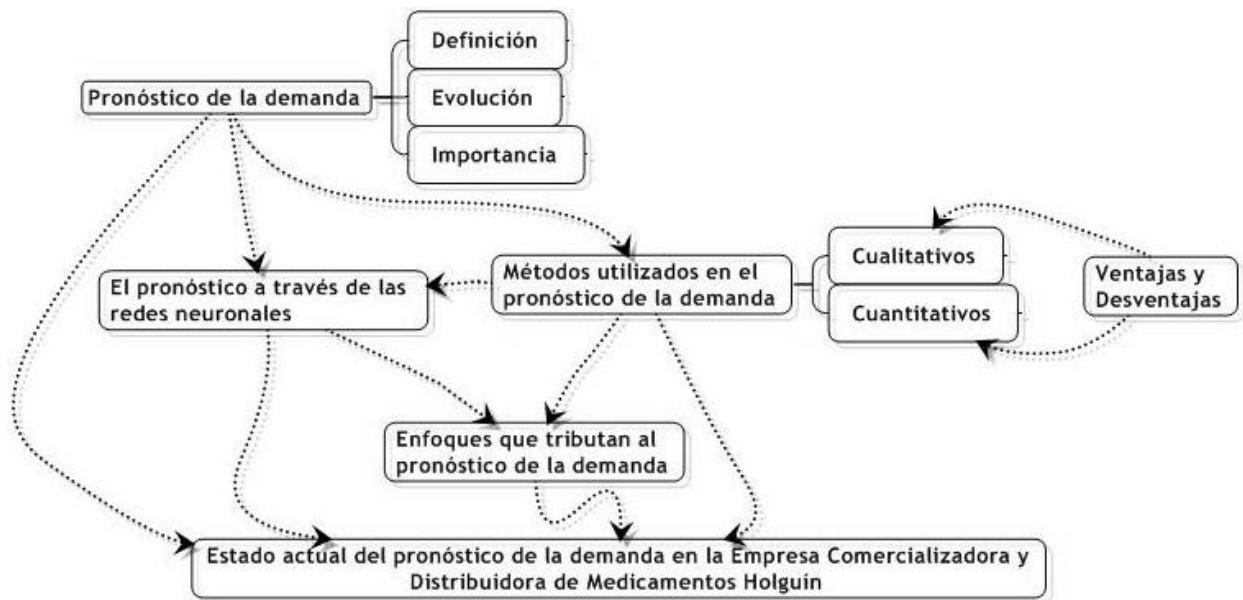


Figura 1.1. Estrategia seguida para la elaboración del marco teórico-práctico referencial de la investigación.

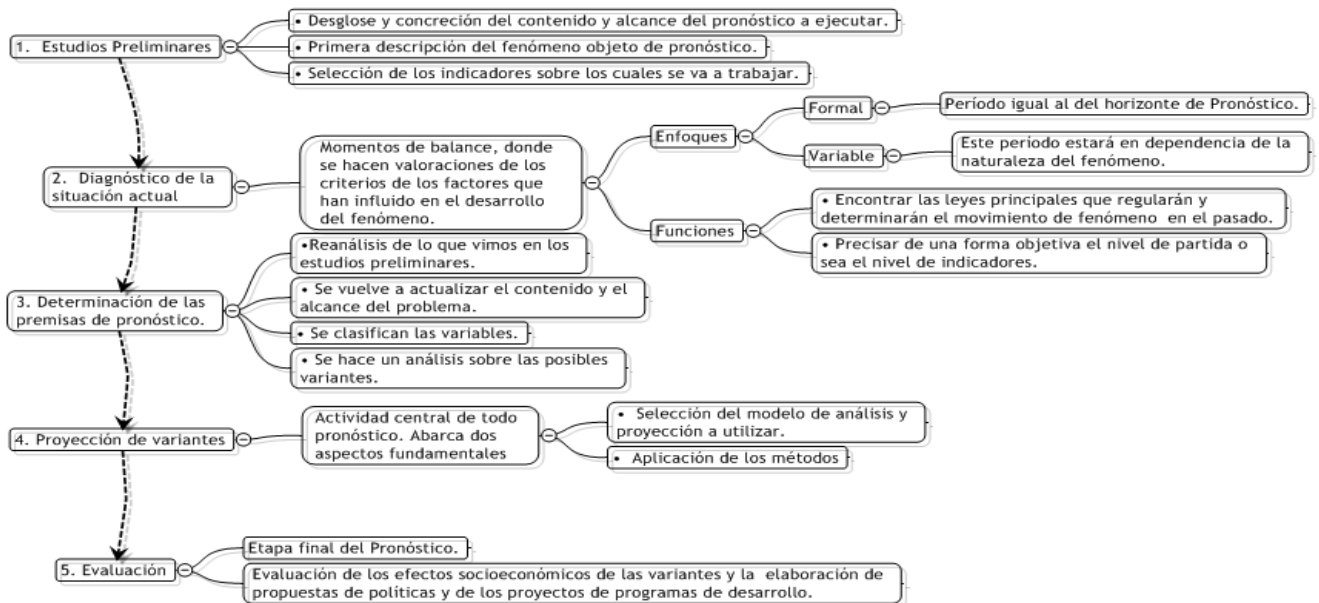
### **1.1. Pronóstico de la demanda. Definición, evolución e importancia**

El ser humano desde su origen se preocupó por conocer el futuro, es para él un principio de supervivencia, para ello realiza desde su inicio en la tierra diversos ritos y mitos, construye leyendas, desarrolla metodologías, hace plegarias, realiza prácticas religiosas o de adoración a objetos terrícolas o celestes, adopta costumbres e infinidad de actos que le permitan conocer signos vitales de su futuro. Es una propiedad humana, la detección anticipada del futuro, forma parte de la idiosincrasia del hombre como medio de supervivencia ante ataques de otros seres vivos en su origen o como forma de atenuar amenazas u oportunidades en el mundo actual de los negocios. Para esto, el hombre practica diferentes sistemas, metodologías, cálculos y métodos que le permiten visualizar el futuro en el estado presente, en ocasiones estos procedimientos se acercan al esoterismo, la fantasía, a veces será ya con la locura ,que versan sobre astrólogos, adivinadores y afines; tienen en común que no siguen una metodología formal de aceptación universal (Mora Gutiérrez, 2007).

Pronosticar la demanda es una de las herramientas más importante dentro de las organizaciones en la actualidad, dado que es posible avizorarse con alto grado de fiabilidad, teniendo presente que según Cohen (2005) y Mouriño Feria (2005) pronosticar es el arte de adelantarse en el futuro, Marqués León (2013) argumenta que los pronósticos son el primer paso dentro del proceso de planificación de las operaciones y sirven como punto de partida, no sólo para la elaboración de los planes estratégicos, sino además, para el diseño de los planes a mediano y corto plazo. Es casi imposible tener un pronóstico perfecto ya que es una aproximación cercana a la realidad, tomando como base de referencia datos pasados, por lo que como consecuencia generalmente se generan errores. La tendencia para realizar un buen pronóstico es que el error tienda a cero lo cual es casi imposible, además de que entre mayor sea el horizonte de tiempo a pronosticar, mayor será el error del pronóstico.

Oliveros (2006), afirma que pronosticares un proceso de estimación de un acontecimiento futuro, proyectando hacia el futuro datos del pasado. Los datos del pasado se combinan sistemáticamente en forma predeterminada para hacer una

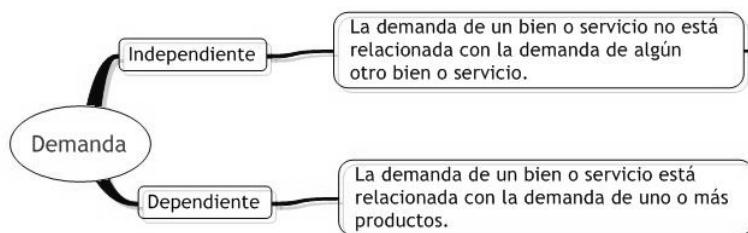
estimación del futuro además de basarse consideraciones subjetivas diferentes a los simples datos provenientes del pasado; estas consideraciones subjetivas no necesariamente deben combinarse de manera predeterminada. Render y Heizer (2009), plantean que existen, en cuanto a horizonte temporal, tres clasificaciones de pronóstico: corto (hasta un año), mediano (de tres meses hasta tres años) y largo plazo (tres años o más). Tomando como base lo planteado el autor de la investigación considera que pronosticar es una predicción del futuro, apoyándose en datos del presente y pasado, manteniendo el error ligado al horizonte temporal. Mouriño Feria (2005), alega que este está constituido por un conjunto de enunciados acerca de la evolución futura de un objeto determinado, deducido sobre la base de las leyes que rigen el comportamiento pasado del fenómeno, el conocimiento de las condiciones presentes así como de los posibles cambios que pueden experimentar en su desarrollo, comprendido por un conjunto de etapas como se observa en la figura 1.2. De ahí que el pronóstico permita prever las posibilidades de lograr determinados objetivos así como las vías o medios que se requieren para la toma de decisiones.



**Figura 1.2. Etapas del pronóstico.**

**Fuente: Elaboración propia basado en Mouriño Feria (2005).**

Oliveros (2006), define que demanda es una relación que muestra las distintas cantidades de un bien<sup>1</sup> que el consumidor o los consumidores desearían o serán capaces de adquirir a precios alternativos posibles durante un período de tiempo dado y se pueden caracterizar según se muestra en la figura 1.3.



**Figura 1.3. Clasificaciones de la demanda.**

**Fuente: Oliveros (2006).**

Para las empresas contemporáneas es importante conocer la demanda, vista como una cantidad finita de bienes o servicios, derivado de su influencia directa en la utilización racional de los recursos<sup>2</sup> y en la productividad de la entidad. Partiendo de la necesidad creciente de conocer la demanda, nace su estimación (Pronóstico) el que garantiza a la organización una noción, de manera aproximada, del futuro cercano aunque no sea certero<sup>3</sup>, por ello se hace necesaria la revisión sistémica de los pronósticos. No se trata de enfocar sus acciones en ellos, sino tomarlos como punto de partida, de esta forma se garantiza el enfoque futurista y el punto de partida para trazar metas (estrategias<sup>4</sup>). Corres, Esteban, García, y Zárate (2009), plantean que pronosticar la demanda futura es central en cualquier actividad de planificación y de operaciones, en particular en actividades relacionadas a la logística y a la cadena de suministro con el objetivo de mejorar el flujo de información de la cadena de suministro de las empresas y, por tanto, preparar a la organización en el sentido de medios técnicos, humanos y financieros para soportar operaciones futuras de la empresa: estimación de compras, producción, necesidades de almacenajes, transportes, entre otros.

Fernández Alfajarrín (2006), afirma que es la actividad logística que permite determinar con cierta holgura, cómo se va a comportar la demanda futura, según

<sup>1</sup> Entiéndase como producto o servicio.

<sup>2</sup> Materiales, financieros y humanos.

<sup>3</sup> Debido al error de pronóstico.

<sup>4</sup> A corto, mediano y largo plazo.

el método que se aplique, ya sea cualitativo, cuantitativo o ambos, para así poder inferir en la cantidad de suministros que necesita el sistema para brindar un mejor servicio al cliente.

Respondiendo la interrogante: ¿qué importancia tiene para la organización pronosticar? La utilización del mejor método garantizaría un menor error de predicción, lo que representa un aspecto importante en el sector empresarial ya que se logra un mejor ajuste de los planes de producción y (o) prestación de servicios. En las empresas inversionistas pronosticar juega un papel crucial ya que dota de una visión certera de donde es posible y fiable invertir recursos de cualquier índole. Pronosticar la demanda representa un reto en la actualidad donde el que obtiene mejores resultados es el que mejor la pronostica además consta de vital importancia para la organización, así lo afirma Mora Gutiérrez (2007), al plantear que es una de las actividades generales de mayor valor para cualquier empresa, ya que proporciona los datos básicos de entrada para la planificación y el control de todas las áreas funcionales, incluidas la logística, la comercialización, la producción y las finanzas.

Lucina (2014), afirma que es la base de la planeación corporativa a largo plazo. En las áreas funcionales de finanzas y contabilidad, los pronósticos proporcionan el fundamento para la planeación de presupuestos y control de costos. El marketing depende del pronóstico de ventas para planear productos nuevos; el personal de producción y operaciones utiliza los pronósticos para tomar decisiones periódicas que comprenden la selección de procesos, la planeación de las capacidades y la distribución de las instalaciones, así como para tomar decisiones continuas cerca de la planeación de la producción, la programación y el inventario. Se reconoce la importancia del pronóstico de la demanda en la gestión empresarial, derivada de esta, se plantea que su realización se debe sustentar en la aplicación de diversas técnicas y métodos, siempre integrando los caracteres cuantitativos y cualitativos de estos.

## 1.2. Métodos utilizados en el pronóstico de la demanda. Clasificaciones, ventajas y desventajas

Las técnicas de pronóstico comenzaron en el siglo XIX y se han desarrollado a técnicas más complejas, con la aparición de las nuevas tecnologías, de ahí que en la actualidad se reconozca su papel protagónico. Actualmente, los directivos o administrativos deben ser capaces de utilizar estas técnicas, a partir de la utilización de las nuevas tecnologías, lo que impactará en la fiabilidad y rapidez de los resultados del pronóstico (Mouriño Feria, 2005).

Se considera oportuno destacar que cuando se pronostica no se está obteniendo exactamente lo que ocurrirá en el futuro, con lo que se quiere destacar que cuando se llega al período pronosticado no siempre éste coincidirá con lo que pronosticó, producto a los errores introducidos al pronóstico. Para la determinación de pronósticos de la demanda, existe el consenso de dos clasificaciones para los métodos: los cualitativos<sup>5</sup> o subjetivos y los cuantitativos<sup>6</sup> u objetivos (figura 1.4).

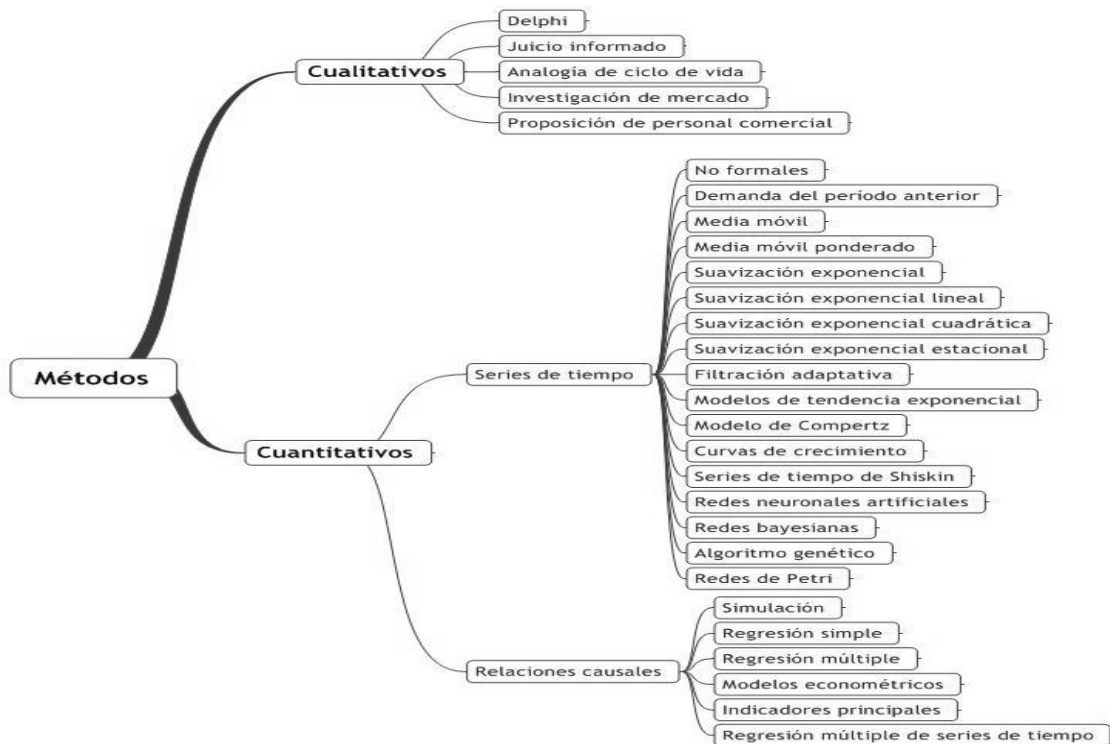


Figura 1.4. Métodos para pronosticar la demanda.

Fuente: Elaboración propia basado en Rodríguez Toledo (2014).

<sup>5</sup>Dependen de juicios.

<sup>6</sup>Poseen un modelo subyacente (datos o patrones de datos).

Los primeros (anexo 1) reciben también el nombre de tecnológicos, porque históricamente se usaron primero para pronosticar cambios tecnológicos. La posición central en estos métodos no la tienen los datos pasados, sino la experiencia de las personas. Frecuentemente se usa la experiencia y buen juicio de varios expertos. Estas técnicas usan el criterio de la persona y ciertas relaciones para transformar información cualitativa en estimados cuantitativos. Se aplican cuando los datos son escasos, y son útiles para pronósticos a largo plazo, pronósticos de ventas y desarrollo de nuevos productos, inversiones de capital, planeación estratégica y pronósticos tecnológicos (Morales Higuera, 2005).

Este autor, especifica que los métodos cuantitativos (anexo 2) se basan en datos históricos. Esta información pasada se encuentra en forma numérica. Las fuentes usuales son los registros de la propia empresa o información oficial de diversos orígenes: gobierno, asociaciones de empresarios o profesionistas, organismos internacionales, entre otros. Se debe ser precavido, sobre todo cuando la información proviene de la propia empresa (de igual forma con la proveniente de otras fuentes), pues puede ser cuantificada de manera uniforme.

Para aplicar los métodos cuantitativos, constituye una premisa el cumplimiento de la llamada hipótesis de continuidad. Este supuesto consiste en la invariabilidad de los factores externos en los que se desarrollaron los datos históricos. Dentro de estos factores, destacan:

- Economía en general
- Competencia en el mercado (oferta)
- Estado del mercado (demanda)
- Estado tecnológico del producto (“ciclo de vida del producto”).

Indiscutiblemente esta continuidad del ambiente nunca se da en forma perfecta, sino de forma gradual. Se requiere un buen juicio para suponer que las violaciones a la continuidad no van a afectar a los resultados de la aplicación del método de pronóstico.

A criterio del autor de este trabajo las técnicas utilizadas en el pronóstico de la demanda requieren de un grupo de condiciones para ser aplicadas.

La aplicación de los métodos depende en gran medida de una serie de ventajas y desventajas que ofrecen en dependencia de la naturaleza del estudio. En la tabla 1.1 se puede apreciar una comparación entre los métodos cualitativos y cuantitativos.

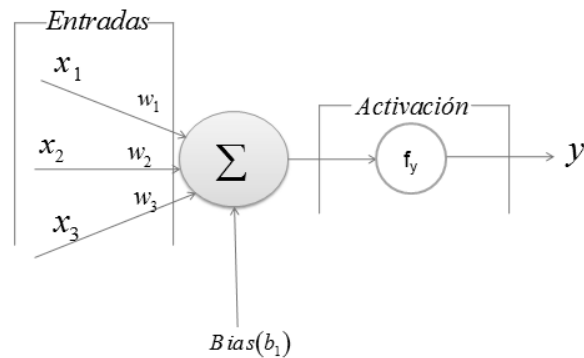
**Tabla 1.1. Ventajas y desventajas de los métodos de pronósticos**

<b>Métodos cualitativos</b>		<b>Métodos cuantitativos</b>	
<b>Ventajas</b>	<b>Desventajas</b>	<b>Ventajas</b>	<b>Desventajas</b>
Son métodos en general bastante rápidos, pocos costosos, requieren de un grupo reducido de expertos. Efectúan estimaciones futuras a partir de informaciones cualitativas. Son utilizados cuando la situación no es clara y existen pocos datos.	La mayoría de las técnicas son de pensamiento en grupo. Son basados en criterios de expertos, lo cual otorga un alto grado de subjetividad. Poseen una exactitud regular, no capta puntos de cambio.	Su utilización es económica y, por lo tanto, muy atractiva para las empresas que realizan muchos pronósticos. Reducen el grado de incertidumbre sobre el futuro. Pueden ser trabajados con software profesionales.	Se empleo se reduce a la disponibilidad de datos históricos y su relación entre los factores que se intenta pronosticar y otros factores externos o internos. Se expresan en términos matemáticos y suelen ser muy complejos para su interpretación. Su aplicación genera errores de pronóstico.

### **1.2.1 El pronóstico a través de redes neuronales artificiales**

Las primeras investigaciones sobre redes neuronales artificiales (RNA) datan de principios del siglo XIX, pero fue hasta la década de los cuarenta y cincuenta del siglo XX cuando el estudio de las RNA cobró mayor fuerza gracias al movimiento Conexionista. Este movimiento sostenía la premisa de que el secreto para el aprendizaje y el conocimiento se halla en axiomas o verdades incuestionables y que el conocimiento es independiente de la estructura que maneje los símbolos, y la representación del conocimiento se hace desde el estrato más básico de la inteligencia: el cerebro, especialmente en las neuronas y las múltiples interconexiones entre ellas (Gil Zavaleta y Rodríguez Collas, 2010). Sanjinés Tudela y Aliaga Lordemann (2010), coinciden en que una RNA es un modelo matemático inspirado en la neurona biológica. Las RNA son modelos que intentan reproducir el comportamiento del cerebro. El modelado de la neurona biológica es relativamente sencillo. Se compone de entradas  $x$ , un valor de peso  $w$  para cada entrada, un bias  $b$  (este valor tiene como justificación, el permitir que la neurona artificial mueva su frontera de decisión, que es una recta, de tal forma que no pase

por el origen), una función de suma  $\Sigma$ , una función de activación  $f$  y una salida ( $y$ ), lo cual se puede observar en la figura 1.5.



**Figura 1.5. Esquema de una neurona artificial.**

**Fuente: Elaboración propia basado en Sanjinés Tudela y Aliaga Lordemann (2010).**

Según Ramos Lira (2011) estas parten de la idea de emular la estructura de funcionamiento del cerebro, creando un sistema compuesto por múltiples neuronas ampliamente interconectadas, y estudiar si a partir de su auto-organización pueden reproducir sus capacidades. Existen diversas formas para definir lo que son las RNA, desde las definiciones cortas y genéricas, hasta las que intentan explicar detalladamente lo que significa:

- a) Una nueva forma de computación, inspirada en modelos biológicos
- b) Un modelo matemático compuesto por un gran número de elementos procesales organizados en niveles
- c) Un sistema de computación hecho por un gran número de elementos simples, elementos de proceso muy interconectados, los cuales procesan información por medio de su estado dinámico como respuesta a entradas externas.

Las RNA, debido a que simulan el funcionamiento del cerebro humano, poseen características similares (capaces de adaptarse y aprender de la experiencia, generalizar de casos anteriores a nuevos casos, abstraer características esenciales a partir de entradas que representan información irrelevante, memorizar y relacionar) condiciones que constituyen relevantes ventajas para su aplicación:

### **Aprendizaje adaptativo**

La capacidad de aprendizaje adaptativo es una de las características más atractivas de las RNA. O sea aprenden a llevar a cabo ciertas tareas mediante un entrenamiento con ejemplos ilustrativos. Como las RNA pueden aprender a diferenciar patrones mediante ejemplos y entrenamientos, no es necesario elaborar modelos a priori ni necesidad de especificar funciones de distribución de probabilidad.

Las RNA son sistemas dinámicos auto-adaptativos. Son adaptables debido a la capacidad de autoajuste de los elementos procesales (neuronas) que componen el sistema. Son dinámicos, pues son capaces de estar constantemente cambiando para adaptarse a las nuevas condiciones (Matich, 2001).

### **Auto-organización**

Emplean su capacidad de aprendizaje adaptativo para auto-organizar la información que reciben durante el aprendizaje y (o) la operación. Mientras que el aprendizaje es la modificación de cada elemento procesal, la auto-organización consiste en la codificación de la RNA completa para llevar a cabo un objetivo específico.

Esta auto-organización provoca la generalización: facultad de las RNA de responder apropiadamente cuando se les presentan datos o situaciones a las que no había sido expuesta anteriormente. El sistema puede generalizar la entrada para obtener una respuesta. Esta característica es muy importante cuando se tiene que solucionar problemas en los cuales la información de entrada no es muy clara; además permite que el sistema dé una solución, incluso cuando la información de entrada está especificada de forma incompleta (Bollella, 2014).

### **Tolerancia a fallos**

La razón por la que las RNA son tolerantes a los fallos es que tienen su información distribuida en las conexiones entre neuronas, existiendo cierto grado de redundancia en este tipo de almacenamiento. La mayoría de los ordenadores algorítmicos y sistemas de recuperación de datos almacenan cada pieza de información en un espacio único, localizado y direccionable. En cambio, las RNA almacenan información no localizada. Por lo tanto, la mayoría de las

interconexiones entre los nodos de la red tendrán sus valores en función de los estímulos recibidos, y se generará un patrón de salida que represente la información almacenada (Matich, 2001).

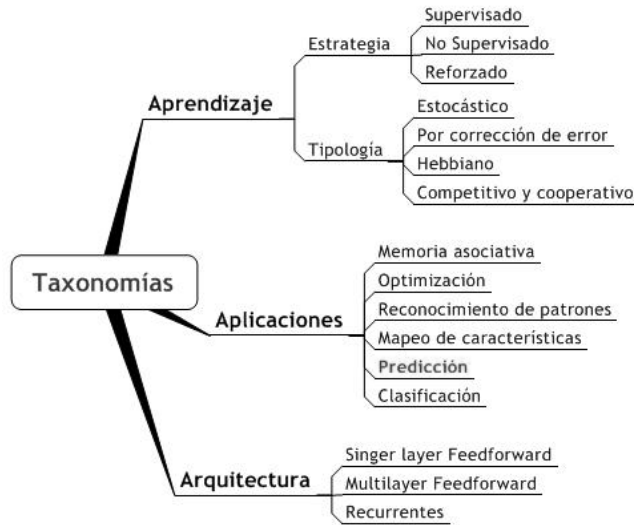
### **Operación en tiempo real**

Una de las mayores prioridades, casi en la totalidad de las áreas de aplicación, es la necesidad de realizar procesos con datos de forma muy rápida. Las RNA se adaptan bien a esto debido a su implementación paralela. Para que la mayoría de las redes puedan operar en un entorno de tiempo real, la necesidad de cambio en los pesos de las conexiones o entrenamiento es mínimo (Matich, 2001).

### **Fácil inserción dentro de la tecnología existente**

Una red individual puede ser entrenada para desarrollar una única y bien definida tarea (tareas complejas, que hagan múltiples selecciones de patrones, requerirán sistemas de redes interconectadas). Con las herramientas computacionales existentes (no del tipo PC), una red puede ser rápidamente entrenada, comprobada, verificada y trasladada a una implementación hardware de bajo coste. Por lo tanto, no se presentan dificultades para la inserción de RNA en aplicaciones específicas, por ejemplo de control, dentro de los sistemas existentes. De esta manera, las RNA se pueden utilizar para mejorar sistemas en forma incremental y cada paso puede ser evaluado antes de acometer un desarrollo más amplio (Bollella, 2014). El desarrollo de la informática y las comunicaciones ha posibilitado la implementación de diferentes software como: Statistic Program for Social Sciences, Matlab, Weka, entre otros para facilitar el entrenamiento, modelaje y aplicación de las RNA.

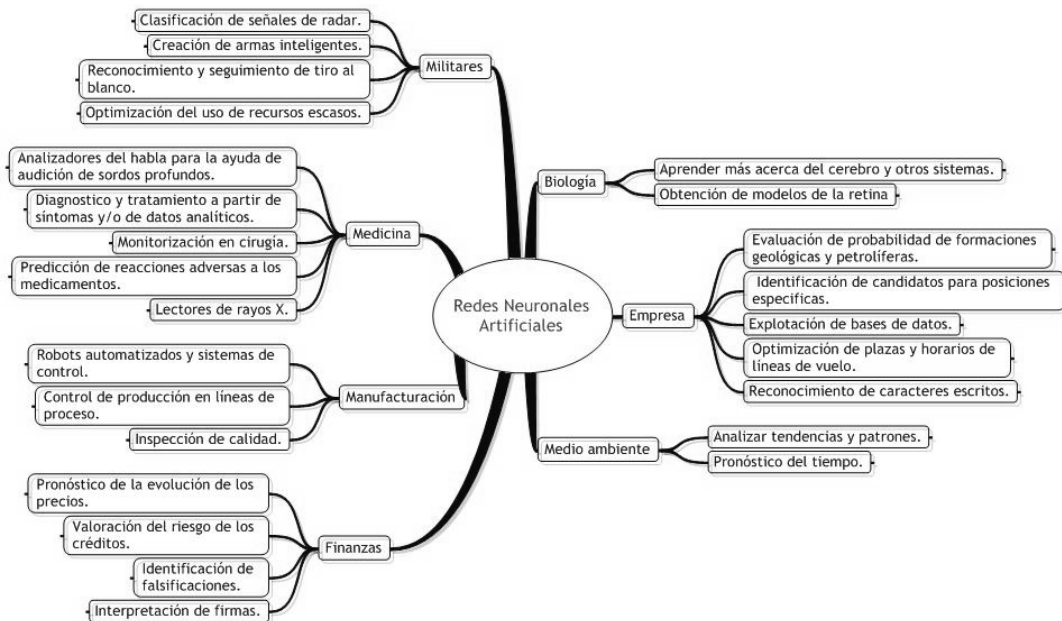
A medida que se consulta la bibliografía actualizada existen disimiles formas de clasificación. En la figura 1.6 se observan las diferentes taxonomías existentes.



**Figura 1.6. Taxonomías de las redes neuronales.**

**Fuente: Elaboración propia basado en Rodríguez Toledo (2014).**

Otra forma de clasificación es respecto a su aplicación donde puede considerarse que ha llegado a su madurez, y en muchas ocasiones ya ni se cita que en determinado producto se empleen estas técnicas, por ser algo rutinario (Ramos Lira, 2011). En la figura 1.7 que se muestra a continuación se resume un grupo de aplicaciones de las RNA separándolas por grupos de diferentes disciplinas.



**Figura 1.7. Aplicaciones de las Redes Neuronales Artificiales.**

**Fuente: Elaboración propia basado en Ramos Lira (2011).**

## Niveles o capas de una red neuronal

La distribución de neuronas dentro de la red se realiza formando niveles o capas, con un número determinado de dichas neuronas en cada una de ellas (Matich, 2001). A partir de su situación dentro de la red, se pueden distinguir tres tipos de capas:

- De entrada: es la capa que recibe directamente la información proveniente de las fuentes externas de la red.
- Ocultas: son internas a la red y no tienen contacto directo con el entorno exterior. El número de niveles ocultos puede estar entre cero y un número elevado. Las neuronas de las capas ocultas pueden estar interconectadas de distintas maneras, lo que determina, junto con su número, las distintas topologías de redes neuronales.
- De salidas: transfieren información de la red hacia el exterior.

Gil Zavaleta y Rodríguez Collas (2010), proponen una serie de criterios (convergencia, minimización del error, complejidad de la red, robustez, tiempo de entrenamiento) para establecer una evaluación entre las diferentes redes neuronales más utilizadas. En la tabla 1.3 se muestra la puntuación obtenida en cada criterio, donde la RNA perceptrón multicapa obtiene la mayor puntuación.

**Tabla 1.2. Criterios de comparación entre las diferentes Redes Neuronales**

Criterio/Modelo	Perceptrón multicapa (Back-Propagation)	Red de Elman (Back-Propagation)	Red de Base radiales (Back-Propagation)	Red de Jordan (Back-Propagation)
Convergencia	5	5	5	5
Minimización del error	4	4	4	4
Complejidad de la red	3	1	1	1
Robustez	3	3	3	0
Tiempo de entrenamiento	1	1	2	1
Total	16	14	15	11

**Fuente: Gil Zavaleta y Rodríguez Collas (2010).**

A criterio del autor de la investigación, tomando como punto de partida lo antes planteado, se retoma la RNA perceptrón multicapa como herramienta principal a aplicar en el desarrollo de la investigación.

## Perceptrón multicapa

Dentro de las redes supervisadas unidireccionales, la estructura más utilizada es el llamado perceptrón multicapa (*MLP, multilayer perceptron*). La arquitectura típica de este tipo de red está constituida por varias capas de nodos con interconexión completa entre ellos. El caso más sencillo en este tipo de red consiste en sólo dos capas de neuronas, la de entrada y la de salida. De esta manera, se puede obtener un modelo adecuado para problemas lineales del tipo de la regresión lineal múltiple. Si se quiere analizar problemas no-lineales, es necesario incorporar otras capas de neuronas intermedias u ocultas (*hidden units*) (Trujillano et al., 2004).

Según Rodríguez Toledo (2014), su arquitectura surge en una combinación de esfuerzos de diversos autores (Werbos, 1974; Parker, 1985; Rumelhart, Hinton, y Williams, 1986; Parker, 1987; Werbos, 1988, 1989); por corregir las limitaciones que las redes iniciales, Adaline y Perceptrón, tenían sobre todo en cuanto a separabilidad de funciones no lineales.

Una de las ventajas de este tipo de red, Cybenko y Hornik (1989), entre otros, es que es un aproximado universal de funciones, de modo que cualquier función continua en el espacio multidimensional real se puede aproximar mediante una red MLP, también es de relativa dificultad de uso y aplicación, dado que es una red sin recurrencias y *feed-forward*. Posee además una elevada capacidad de generalización y robustez, que provoca que la pérdida de una neurona no afecte al resultado (Gil Zavaleta y Rodríguez Collas, 2010). Es por ello que, aunque no sea la solución óptima en muchos casos, sobre todo por su elevado tiempo de entrenamiento en estructuras complejas, esta red está ampliamente extendida, teniendo aplicaciones en campos como:

- El reconocimiento del habla
- El reconocimiento óptico de caracteres
- El control de procesos
- La predicción de series temporales
- La conducción de vehículos.

La arquitectura del MLP está basada en una red *feed-forward* o con conexiones hacia delante, en la que se disponen de tres tipos de capas:

- La capa de entrada, en la que las neuronas actúan como buffer y no se disponen de pesos ni umbrales
- Las capas ocultas
- La capa de salida, que actúa como un buffer de salida.

Todas las neuronas de la red (excepto las de la entrada, en general) llevan asociado un umbral. Además, cada neurona de una capa tiene conexiones con todas las de la capa anterior, aunque puede suceder que en ciertos casos no sea así, y que el peso de una conexión sea 0, es decir, que no exista. El entrenamiento de este tipo de redes, es decir, su aprendizaje, se realiza utilizando el algoritmo de Retro-propagación.

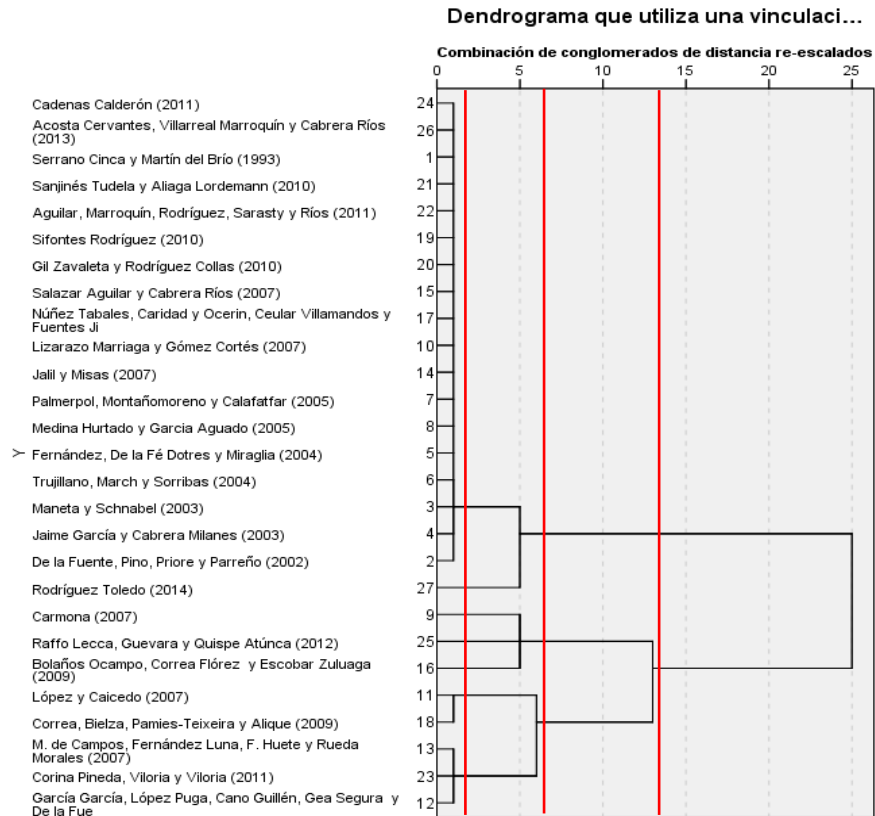
### **1.3. Valoración de los enfoques para el pronóstico**

Atendiendo a la importancia que posee pronosticar para las empresas contemporáneas y como resultado de la búsqueda realizada por el autor de esta investigación y apoyado en el Statistic Program for Social Sciences (SPSS) for Windows versión 19.0, se construyó un dendograma (figura 1.8) utilizando el método de aglomeración Ward con la distancia euclídea al cuadrado, con el objetivo de identificar rasgos distintivos en cuanto a los métodos utilizados para el pronóstico entre los autores analizados. El clúster fue validado con los mismos datos y utilizando distintas medidas de distancia, se compararon los resultados con todas las medidas determinándose estabilidad de las soluciones obtenidas. Para el análisis se realizaron tres cortes a las distancias de 14, 7 y 2. A continuación se explican las conclusiones a las que se arribaron:

**Distancia 14:** en esta distancia se dividen los autores por los que trabajan con las RNA y los que utilizan otros métodos para el pronóstico.

**Distancia 7:** a esta distancia autores como Serrano Cinca y Martín del Brío (1993); De la Fuente et al. (2002); Maneta y Schnabel (2003); Jaime García y Cabrera Milanes (2003); Fernández et al. (2004); Trujillano et al. (2004); Palmerpol et al. (2005); Medina Hurtado y Garcia Aguado (2005); Lizarazo Marriaga y Gómez Cortés (2007); López y Caicedo (2007); Jalil y Misas (2007); Salazar Aguilar y

Cabrera Ríos (2007); Núñez Tabales et al. (2009); Correa et al. (2009); Sifontes Rodríguez (2010); Gil Zavaleta y Rodríguez Collas (2010); Sanjinés Tudela y Aliaga Lordemann (2010); Aguilar et al. (2011); Cadenas Calderón (2011); Acosta Cervantes et al. (2013) y Rodríguez Toledo (2014) utilizan las RNA para su pronóstico.

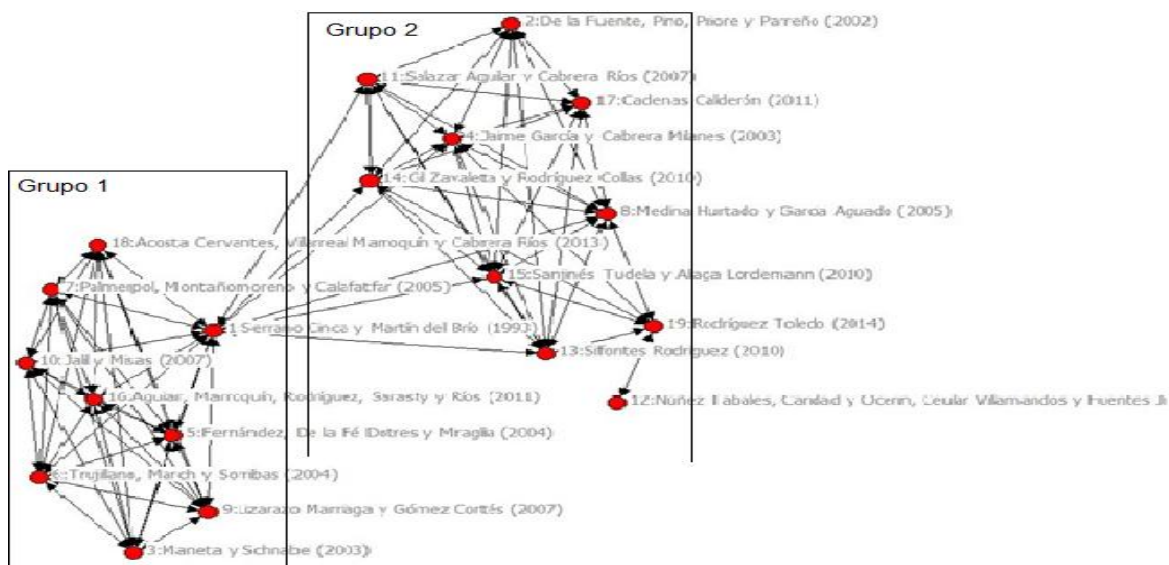


**Figura 1.8. Análisis de conglomerado de las investigaciones consultadas.**

El último autor, además de utilizar la misma herramienta aplica el suavizado exponencial. Por otra parte Carmona (2007), Raffo Lecca et al. (2012) y Bolaños Ocampo et al. (2009) aplicaron otros métodos de pronósticos. Redes Bayesianas y RNA son utilizadas por López y Caicedo (2007) y Correa et al. (2009); García García et al. (2006); M. de Campos et al. (2007) y Corina Pineda et al. (2011) utilizaron solo Redes Bayesianas.

**Distancia 2:** en esta distancia se observan los autores agrupados por métodos empleados para el pronóstico, lo que no otorga criterio discriminativo para los objetivos de la investigación.

Como principal conclusión de los análisis realizados a partir de las investigaciones a las que se tuvo acceso, se concentró el análisis de la investigación en la aplicación de redes neuronales artificiales específicamente en la percepción multicapa, dada la amplia coincidencia con los autores consultados. En la figura 1.9 se muestra el resultado obtenido de la construcción de una red social en el software Ucinet 6.0 a través de diferentes criterios (validación de variables de entrada, validación de resultados, pronóstico de ventas, pronóstico de demanda, otros tipos de pronóstico, justificación selección de objeto, sector aplicado).



**Figura 1.9. Red de agrupamiento de los autores según tipo de pronóstico.**

En esta se observa la presencia de dos grupos en el grafo. El grupo 1 está dado por los autores que utilizaron en su investigación RNA en función de otros tipos de pronósticos<sup>7</sup>, destacándose Serrano Cinca y Martín del Brío (1993) que conecta con el segundo grupo, pues son los únicos autores que además validan las variables de entrada. En el segundo grupo se concentran los autores que utilizaron RNA en función del pronóstico de la demanda y las ventas, validaron los datos de entrada, justificaron la selección del objeto y validaron los resultados obtenidos. Más del 73% realiza su propuesta en el sector terciario, reconociéndose la representatividad de este en el contexto actual. Se realizó una valoración cuantitativa a través de las medidas de centralidad, los resultados se encuentran expuestos en la tabla 1.4.

<sup>7</sup>Experimentales, precios, tendencias, entre otros.

**Tabla 1.3. Análisis de centralidad**

<b>Autores</b>	<b>Degree</b>	<b>Betweenness</b>	<b>Closeness</b>	<b>Harmonic Closeness</b>	<b>Eigenvector</b>
Serrano Cinca y Martín del Brío (1993)	14	80.000	42.000	15.833	0.379
Jaime García y Cabrera Milanes (2003)	9	7.800	46.000	13.500	0.241
Medina Hurtado y García Aguado (2005)	9	7.800	46.000	13.500	0.241
Sifontes Rodríguez (2010)	9	7.800	46.000	13.500	0.241
Gil Zavaleta y Rodríguez Collas (2010)	9	7.800	46.000	13.500	0.241
Sanjinés Tudela y Aliaga Lordemann (2010)	9	7.800	46.000	13.500	0.241
Maneta y Schnabel (2003)	8	0.000	52.000	12.250	0.230
Fernández, et al. (2004)	8	0.000	52.000	12.250	0.230
Trujillano, et al. (2004)	8	0.000	52.000	12.250	0.230
Palmerpol, et al. (2005)	8	0.000	52.000	12.250	0.230
Lizarazo Marriaga y Gómez Cortés (2007)	8	0.000	52.000	12.250	0.230
Jalil y Misas (2007)	8	0.000	52.000	12.250	0.230
Salazar Aguilar y Cabrera Ríos (2007)	8	3.000	48.000	12.833	0.227
Aguilar, et al. (2011)	8	0.000	52.000	12.250	0.230
Acosta Cervantes, et al. (2013)	8	0.000	52.000	12.250	0.230
De la Fuente, et al. (2002)	7	0.000	57.000	11.000	0.188
Cadenas Calderón (2011)	7	0.000	57.000	11.000	0.188
Rodríguez Toledo (2014)	6	17.000	57.000	10.667	0.142
Núñez Tabales, et al. (2009)	1	0.000	74.000	6.833	0.016

Se puede observar los autores Serrano Cinca y Martín del Brío (1993); Jaime García y Cabrera Milanes (2003); Medina Hurtado y Garcia Aguado (2005); (Salazar Aguilar y Cabrera Ríos, 2007)); Sifontes Rodríguez (2010); Gil Zavaleta y Rodríguez Collas (2010) y Sanjinés Tudela y Aliaga Lordemann (2010) muestran alto grado de centralidad normalizada (degree), alto grado de intermediación (betweenness), menor grado de cercanía con la red (Closeness), mayor centralización global de la cercanía armónica (Harmonic Closeness) y mayor robustez en los valores del eigenvector en comparación con los restantes autores analizados. Esta condición indica que los autores cumplen con la mayoría de las características evaluadas.

Rodríguez Toledo (2014), presenta un alto grado de intermediación (betweenness) debido a que en su propuesta se combinan varias de las características evaluadas. Al igual que Salazar Aguilar y Cabrera Ríos (2007) que muestran menor grado de cercanía con la red (Closeness) y mayor centralización global de la cercanía armónica (Harmonic Closeness).

El autor de la investigación considera que como conclusión de las valoraciones realizadas, se concluye que la mayoría de los autores no validan las variables de

entrada ni los resultados y las propuestas son utilizadas para otros tipos de pronósticos (precios, experimentos, tendencias). En el caso de las propuestas para pronosticar demanda, se obvian elementos como la validación de las variables de entrada, se utilizan software propietario que entorpecen el diseño de la herramienta para el pronóstico y la interpretación de los resultados.

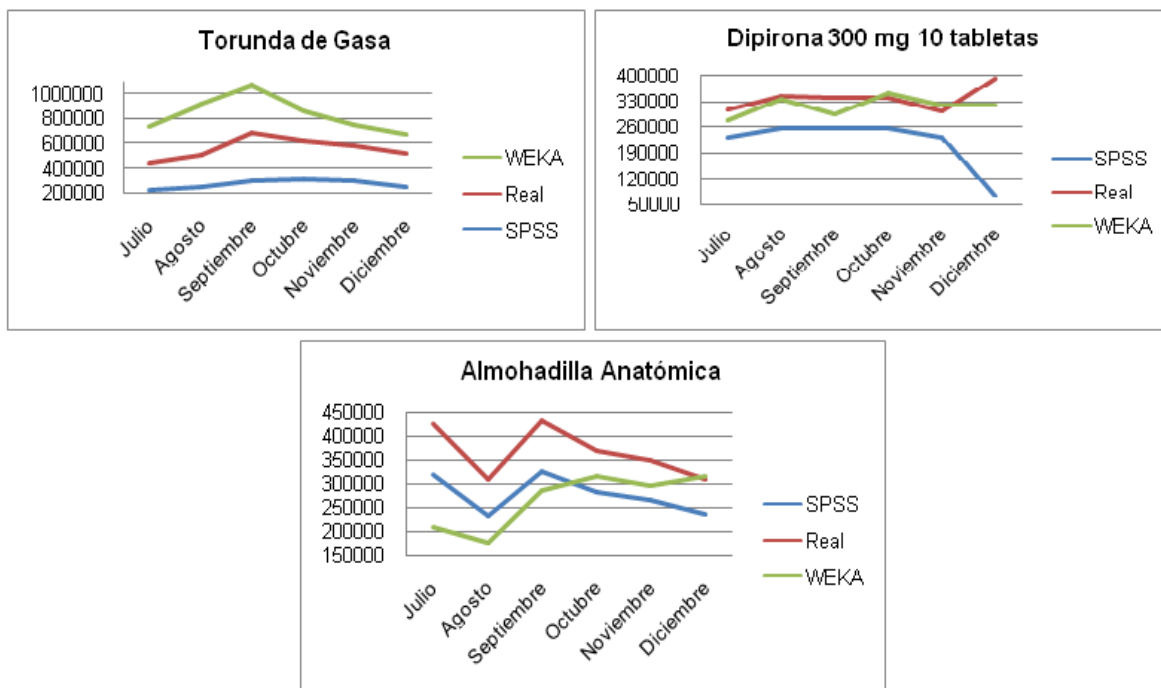
#### **1.4. El pronóstico de la demanda en la Empresa Comercializadora y Distribuidora de Medicamentos de Holguín**

EMCOMED Holguín de la Unión Quimefa, que antiguamente pertenecía al MINBAS pasa a formar parte de la OSDE se caracteriza por tener autonomía relativa en su gestión económica corriente y funciona bajo el principio de autofinanciamiento empresarial con una capacidad de respuesta a las demandas del mercado provincial y cuenta con dos almacenes, uno en el municipio de Holguín y otro en el municipio Mayarí, desde Holguín se distribuye a los municipios de Calixto García, Cueto, Antilla, Rafael Freyre, Urbano Noris, Banes, Gibara, Báguanos, Cacocum y Holguín; mientras que desde Mayarí se distribuye a Frank País, Moa, Sagua y Mayarí.

Tiene como objeto social almacenar, distribuir, transportar y comercializar de forma mayorista a las entidades del Grupo Empresarial Químico Farmacéutico y a las instituciones del sector de la salud, medicamentos y productos similares en el territorio de Holguín y se apoya para su logro, en regulaciones, procedimientos y normas internacionales adaptadas a las necesidades nacionales de compromiso social. Al cierre del año 2014 se detectaron una serie de deficiencias en la realización de los pronósticos que se argumentan a continuación. Inicialmente los pronósticos en la entidad se realizaban empíricamente, a partir del primer semestre del 2014 por la propuesta de Rodríguez Toledo (2014), se comenzó a utilizar la red neuronal perceptrón multicapa en el software SPSS para Windows en su versión 19.0. Este es propietario, o sea que su licencia no es libre, pues hay que pagar para poder utilizarlo. Esta situación provoca que el personal de la entidad tenga que destinar presupuesto (con el que no cuentan) para su implementación.

De igual forma los resultados obtenidos muestran diferencias con el

comportamiento real. Esta situación se comprobó a partir de una comparación de los resultados obtenidos por Rodríguez Toledo (2014), el comportamiento real de las ventas y los pronósticos obtenidos del procesamiento de una RNA<sub>pm</sub> en la herramienta Weka<sup>8</sup>. Los resultados muestran diferencias significativas (figura 1.10), lo anterior presupone que una planificación basada en los pronósticos por el SPSS equivaldría a sobre gastos en materia prima, almacenamiento, mano de obra, energía, transportación, entre otros.



**Figura 1.10. Comparación de los resultados del pronóstico con las cantidades reales vendidas en EMCOMED Holguín.**

Al establecer una comparación entre los pronósticos realizados por las herramientas SPSS y Weka 3.6 la demanda real para los meses evaluados queda demostrada, como se observa en la figura 1.10, la superioridad de la herramienta implementada en Weka ya que ofrece un pronóstico más eficaz.

Independientemente a las deficiencias detectadas en la plataforma de la herramienta propuesta, en entrevista con el personal del Departamento de Comercial se pudo corroborar el insuficiente y deficiente seguimiento a los resultados obtenidos en el pronóstico, ocasionado en la mayoría de las ocasiones

<sup>8</sup> Este software es utilizado en estudios avanzados de pronósticos, reconocimiento de patrones, KDD, entre otros.

por la deficiente preparación del personal para implementar el procedimiento, específicamente en la Fase III. Diseño del instrumento para el pronóstico y dificultades en la interpretación de los resultados obtenidos con el procedimiento implementado.

## **Capítulo II. Pronóstico de la demanda a través de redes neuronales artificiales perceptrón multicapa**

Para solucionar el problema planteado en el marco teórico-práctico referencial de esta investigación, se presenta en el capítulo, el perfeccionamiento del procedimiento para el pronóstico de la demanda a través de redes neuronales artificiales perceptrón multicapa propuesto por Rodríguez Toledo (2014) donde se integran herramientas para garantizar un alto grado de fiabilidad en los resultados. Finalmente se exponen los resultados de su aplicación en EMCOMED Holguín.

### **2.1. Procedimiento para el pronóstico de la demanda a través de redes neuronales artificiales perceptrón multicapa**

En resultado del análisis conceptual realizado de los elementos que conforman al pronóstico de la demanda, sus características, ventajas y desventajas, los enfoques existentes de diferentes autores, instrumentos aplicados, y las dificultades detectadas en la construcción del marco teórico-práctico referencial en este capítulo se propone el perfeccionamiento del procedimiento propuesto por Rodríguez Toledo (2014), con el objetivo de incrementar la efectividad de su aplicación, reducir costos y disminuir el nivel de incertidumbre incidiendo positivamente en el proceso de planificación de las organizaciones. El procedimiento transita por cuatro fases que contemplan una serie de pasos con sus entradas y salidas y se proponen las posibles técnicas a utilizar. Su diseño permite establecer parámetros guías para sus usuarios, contribuyendo a un mejor entendimiento en su desarrollo (Figura 2.1).

#### **Fase I. Involucramiento**

##### **Paso 1. Caracterización de la entidad a partir de los elementos relevantes para el pronóstico**

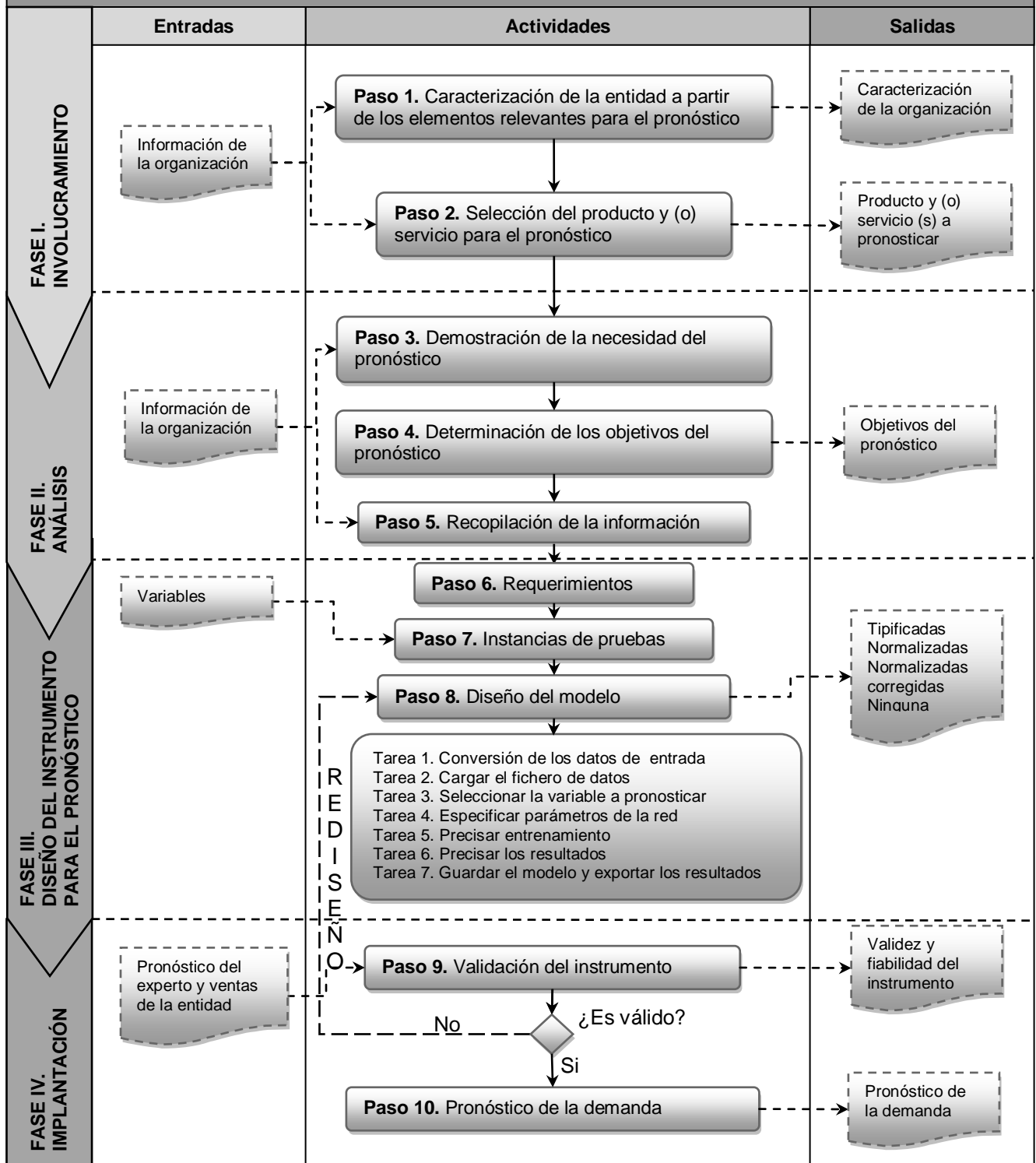
**Objetivo:** definir las principales características organizativas de la entidad que tributen al pronóstico de la demanda

**Contenido:** caracterizar la entidad teniendo en cuenta:

##### **Elementos de entrada**

- Proveedores, principales suministros y la oportunidad en el arribo de estos:  
Oportunidad de los suministros (OS): permite conocer si los recursos fueron suministrados oportunamente o no.

Figura 2.1. Procedimiento para el pronóstico de la demanda a través de redes neuronales artificiales



$$OS = 100\% - \left( \frac{\sum (P_j - (SR_j + Invacum_{j-1}))}{\sum SP_j} \right) \cdot 100\% \quad (2.1)$$

Donde:

SPj: cantidad de suministro planificado para el periodo j, (unidades físicas)

SRj: cantidad de suministro real que llegó en el periodo j, (unidades físicas)

Inv j – 1: inventario acumulado del periodo anterior

El valor que debe alcanzar el indicador OS es el 100 %, en caso de ser inferior indicaría la existencia de atrasos en los suministros, lo cual podría conllevar a incumplimientos en los planes.

- Regulaciones legales y políticas.

### **Procesos de transformación**

Identificar y explicar brevemente los procesos claves (operativos, de realización, principales, misionales, operacionales) que se llevan a cabo en la organización. Caracterizar los recursos materiales o información que se consumen en la generación de la(s) salida(s), la infraestructura disponible, el estado técnico del equipamiento y de las instalaciones, así como las fuentes de recursos financieros y el tipo de empresa respecto a la forma de generar fondos financieros (empresa presupuestada o lucrativa).

### **Elementos de salida**

- Clientes. Satisfacción
- Productos y (o) servicios que oferta

### **Clasificación del sistema**

Para Lao León (2013) todo sistema debe trabajar sujeto a las exigencias del entorno por lo que debe adoptar una única forma de funcionamiento. Es por esto que para seleccionar el objeto de pronóstico se debe tener en cuenta las características de la entidad objeto de estudio. Acevedo Suárez, Urquiaga Rodríguez, y Gómez Acosta (2001), proponen una clasificación relacionada con los factores internos y externos, la cual consideran que es aplicable a cualquier tipo de sistema. Estos son factores que actúan indistintamente, de acuerdo con la naturaleza de la organización. En la tabla 2.1 se resumen los criterios de clasificación relacionados con la demanda.

**Técnicas:** revisión de documentos, observación directa, entrevistas y trabajo en grupo

### **Paso 2. Selección del producto/servicio para el pronóstico**

**Objetivo:** seleccionar el producto/servicio que será objeto del pronóstico

**Contenido:** inicialmente se confeccionará un listado de los productos/servicios que ofrece la entidad. Posteriormente se consultará a los expertos (personas de la empresa que tienen total conocimiento y experiencia en su funcionamiento interno y externo). Para esto inicialmente se deben seleccionar estos cuidadosamente de forma que se garanticen juicios exactos y oportunos en correspondencia con la problemática abordada. De igual forma, se deben establecer los requisitos que resultan indispensables cumplir por el conjunto de expertos, que garanticen la integridad en los resultados.

**Tabla 2.1. Tabla morfológica para la clasificación del sistema**

Factores externos					
Relación demanda/capacidad	≈ 1	>1	<1	<<1	
Cantidad de consumidores	Uno	Pocos	Muchos		
Comportamiento de la demanda	Uniforme	Irregular	Casuística		
Situación de las ventas	Demanda > capacidad	Demanda < capacidad	Destinada al mercado exterior		
Factores internos					
Tipo de producción	Masiva	Gran serie	Mediana serie	Pequeña serie	Unitaria
Duración del ciclo	Largo	Mediano	Corto		
Grado de unitarización	Alto	Medio	Bajo		
Precio del artículo	Alto	Medio	Bajo		
Nivel técnico del proceso	Mecanizado	Automatizado	Manual		
Costo de preparación y ajuste	Despreciable	Alto	Medio	Muy alto	
Grado de conservación del producto	Fácil descomposición o rotura	Normal	Mucho tiempo de conservación		
Complejidad del producto	Grande	Mediana	Poca		
Magnitud del producto	Pequeño	Mediano	Grande	Muy grande	
Medios para el movimiento del material	Flexible	Especializada			

**Fuente: Acevedo Suárez et al. (2001).**

La cantidad de expertos depende de la complejidad y las características del trabajo a realizar. El grupo de expertos debe estar entre 7 y 15 para mantener un nivel de confianza y calificación elevado (Normalización, 1981). Para la determinación de la cantidad de expertos se utilizan criterios probabilísticos asumiendo una distribución binomial. Con este fin se utiliza la expresión siguiente:

$$n = \frac{p \cdot (1-p) \cdot k}{i^2} \quad (2.2)$$

Donde:

n: Cantidad de expertos

i: Nivel de precisión deseado

p: Proporción estimada de errores de los expertos

k: Constante cuyo valor está asociado al nivel de confianza elegido.

En caso de que el número de expertos sea igual o mayor que el 5% de la población (N) la muestra a seleccionar se determina por:

$$n = \frac{N \cdot \left(\frac{i^2}{k}\right) + N \cdot p - N \cdot p^2}{N \cdot \left(\frac{i^2}{k}\right) + p - p^2} \quad 2.3)$$

Para la selección de la comunidad de expertos se establecen los requerimientos generales siguientes:

- interés en participar en el estudio: el personal experto debe estar motivado de antemano a participar y a ofrecer sus criterios sin prejuicios de ninguna índole
- poseer una formación de tipo empresarial en general, sin importar las especializaciones
- competencia profesional: deben poseer un nivel de formación superior y estar relacionados, en alguna medida, con las teorías y conceptos sobre los que se fundamenta la problemática abordada
- objetividad: ser profundo y objetivo en los análisis y juicios aportados
- no estar comprometido con los resultados, de manera tal, que sus motivaciones e intereses individuales no se superpongan con el problema abordado, para garantizar imparcialidad.

En el anexo 3 se muestra el instrumento a utilizar para evaluar y procesar el nivel de competencias que deben cumplir los expertos. Estos determinarán el criterio a través del cual se seleccionará el producto/servicio a pronosticar, inicialmente se proponen los siguientes:

1. Costo de producción o de venta.
2. Representatividad en el nivel de ingresos de la entidad.
3. Volúmenes de unidades vendidas.
4. Importancia e impacto del producto o servicio en la sociedad.

Se le solicitará a cada experto su criterio acerca de la jerarquización de cada criterio analizado. Luego se seleccionará el criterio más importante según el consenso de los expertos. Para seleccionar el producto/servicio a pronosticar se

realizará el análisis de Pareto (anexo 4), a partir del criterio seleccionado por los expertos.

**Técnicas:** voto ponderado, método Delphi.

## **Fase II. Análisis**

### **Paso 3. Demostración de la necesidad del pronóstico**

**Objetivo:** argumentar la necesidad de realizar el pronóstico del producto/servicio seleccionado.

**Contenido:** se evaluará la situación actual de la empresa en todo lo referente al pronóstico de la demanda del producto/servicio seleccionado. Para ello se deberá tener en cuenta lo siguiente:

1. Conocimiento de la demanda del producto/servicio por parte de la organización.
2. Realización del pronóstico de la demanda a través de la aplicación de métodos de pronóstico. ¿Cuáles? ¿Con qué frecuencia se aplican? ¿Se utilizan sus resultados?
3. Se cuenta con un inventario de seguridad en función de la demanda.
4. Se encuentra definido el responsable de llevar a cabo el proceso control y evaluación del comportamiento de la demanda periódicamente.
5. Se controla y evalúa el comportamiento de la demanda periódicamente.
6. Están identificadas las brechas que limitan el correcto comportamiento de este proceso.

**Técnicas:** observación directa, revisión documental, entrevistas.

### **Paso 4. Determinación de los objetivos del pronóstico**

**Objetivo:** establecer los objetivos del pronóstico.

**Contenido:** se fijarán los objetivos del pronóstico de acuerdo a las necesidades demostradas. Estos deben estar redactados de forma clara, cuantificable y medible. Deberán expresar lo que se quiere alcanzar, en este caso, la certera demanda de un producto/servicio.

**Técnicas:** tormenta de ideas, trabajo en grupo, técnicas de consenso.

### **Paso 5. Recopilación de la información**

**Objetivo:** compilar la información necesaria para la aplicación del instrumento de pronóstico.

**Contenido:** la información necesaria para aplicar el instrumento depende de las variables a considerar para realizarlo, estas pueden estar relacionadas, entre otras con:

- período que se va a pronosticar
- precio del producto
- tipo de cliente
- segmentos de mercado al que se oferta el producto
- oportunidad de los suministros necesarios para su fabricación/oferta

**Técnicas:** revisión documental, entrevistas, técnicas de investigación de mercado

### **Fase III. Diseño del instrumento para el pronóstico**

#### **Paso 6. Requerimientos**

**Objetivo:** especificar los requerimientos necesarios para la prueba y funcionamiento de la red neuronal artificial perceptrón multicapa ( $RNA_{PM}$ ).

**Contenido:** definir los requerimientos mínimos para prueba y funcionamiento, teniendo en cuenta el hardware (ordenador de 512 MB de memoria RAM, 2.7 GHz de procesador y 80 GB de disco duro), software (Weka para Windows 3.6.10 o superior) y sistema operativo (Windows XP SP3 o superior).

#### **Paso 7. Instancias de pruebas**

**Objetivo:** detallar las variables a emplear en el entrenamiento y la validación de la  $RNA_{PM}$ .

**Contenido:** seleccionar las variables a emplear en el pronóstico de la demanda del (los) producto (s) y (o) servicio (s), para ello se deberán estudiar las variables que estén correlacionadas con esta, lo que permitirá evaluar los principales aspectos influyentes en el pronóstico. Se deberá evitar la introducción de variables irrelevantes que puedan causar un sobre ajuste innecesario en el modelo que se diseñará. Estas variables serán clasificadas como se muestra a continuación:

- **nominal:** sus valores representan categorías que no obedecen a una ordenación intrínseca
- **ordinal:** sus valores representan categorías con alguna ordenación
- **escala:** sus valores representan categorías ordenadas con una métrica con significado

**Técnicas:** análisis histórico, métodos de expertos.

## Paso 8. Diseño del modelo

**Objetivo:** diseñar el instrumento en base a la estructura que presenta Weka.

### Tarea 1. Conversión de los datos de entrada

**Contenido:** a partir de los datos en Microsoft Excel, se deben salvar en un fichero de extensión .csv (delimitado por comas), después de ello se ejecuta la aplicación Conversor.exe<sup>9</sup>. Mediante el botón convertir se accede al fichero guardado recientemente, luego se escribe el nombre de la relación existente entre las variables (sin espacios intermedios). Mediante el botón salvar, se guarda el fichero ya preparado para el procesamiento con Weka. En la figura 1.11 se observa gráficamente el proceso descrito.

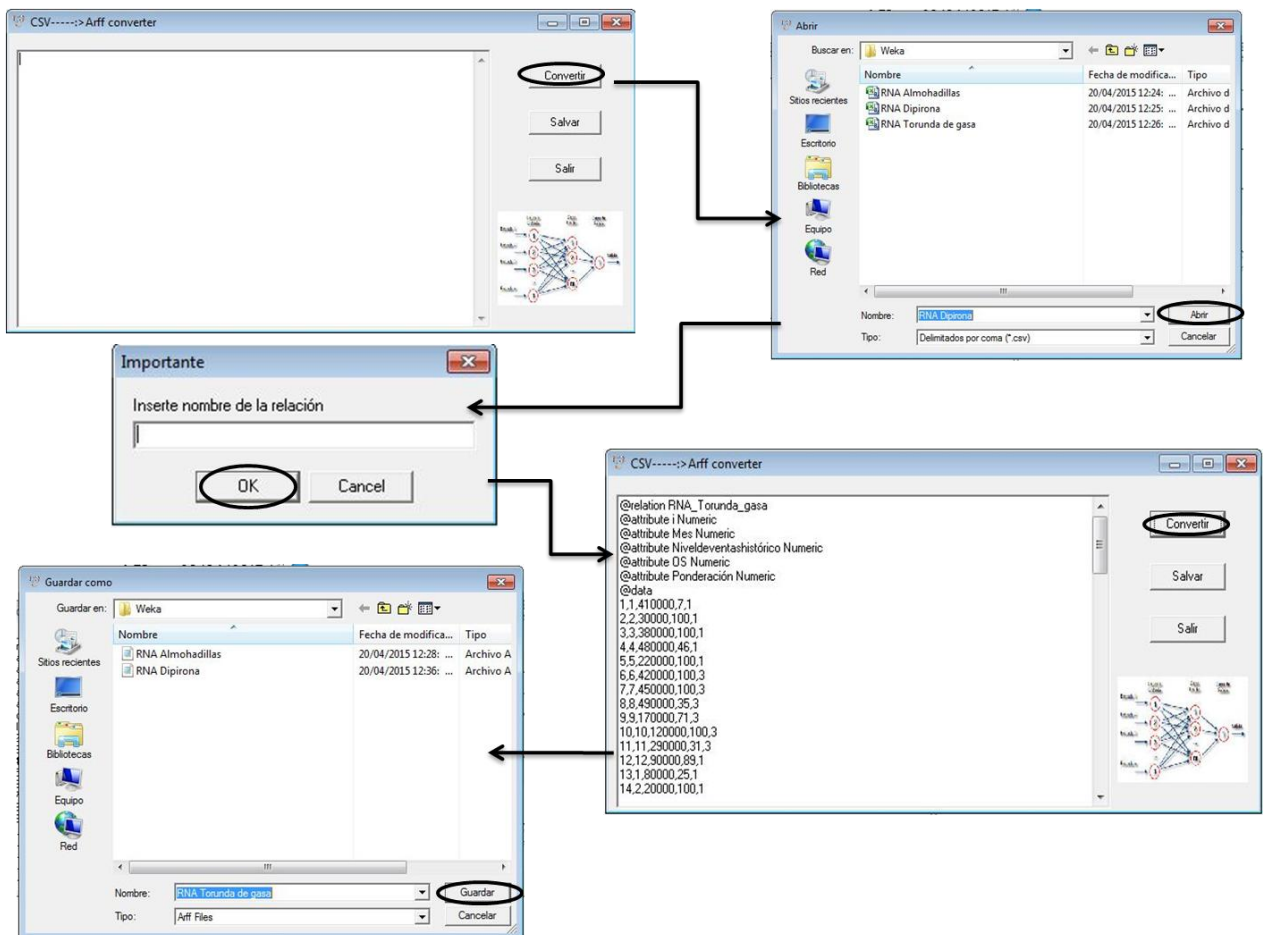


Figura 2.2 Proceso de tratamiento del fichero.

### Tarea 2. Cargar el fichero de datos

**Contenido:** se accede al menú Explorer, luego se da Click al botón Open File, cuando sale la ventana de búsqueda se selecciona el fichero y se da aceptar. Una

<sup>9</sup> Software desarrollado por el autor de la investigación.

vez el fichero cargado, se puede editar (*Edit*) y guardar los cambios realizados (*Save*). Para aplicar un determinado filtro sobre los datos se debe dar Click en Filtrer/choose, seleccionar el tipo de filtro y luego dar Click en aplicar.

Se pueden eliminar las variables (*Attributes*) primero seleccionándola y luego dando Click en remover (*Remove*). Se muestra información adicional sobre la variable seleccionada en una tabla. Gráfico principal indicará un histograma para las distribuciones de atributo, para un atributo seleccionado solo a la vez, por defecto muestra el atributo de clase. El botón visualizar todo (*visualize all*) mostrará una pantalla con todas distribuciones inmediatamente.

### **Tarea 3. Seleccionar la variable a pronosticar**

**Contenido:** se deberá acceder a la paleta clasificador (*Classify*), se dará Click en choose/Functions/MultilayerPerceptron, se deben seleccionar: usar entrenamiento de red (Use training set), Click en más opciones (*More Options*), seleccionar salida de predicciones (*Output Predictions*) y luego aceptar. Click en el botón desplegable y seleccionar la variable a pronosticar.

### **Tarea 4. Especificar parámetros de la red**

**Contenido:** esta red puede ser desarrollada interactivamente, por un algoritmo o ambas formas. La red también puede ser monitoreada y modificada durante el tiempo de entrenamiento. Para acceder a las configuraciones de la red se deberá dar Click en perceptrón multicapa (*Multilayer Perceptron*), aparecerá una ventana con todos los parámetros de la red:

**GUI:** muestra la interfaz gráfica. Esto admitirá el pausar y modificar de la red durante el entrenamiento.

- Los variables son provistas de las etiquetas a la izquierda.
- Los nodos rojos son las capas ocultas.
- Los nodos de naranja son los nodos de producto.
- Las etiquetas a la derecha indican la clase que el nodo de producto representa.
- Las modificaciones para la red neural pueden ser hechas mientras la red está funcionando.
- Inicialmente el entrenamiento de la red se encuentra detenido.
- La red puede ser pausada/detenida para ser aceptada o continuar con el entrenamiento.
- Si GUI no es seleccionado la red no requerirá interacción.

**AutoBuild:** añade y conecta las capas ocultas en la red.

**Depure:** si es verdadero (*true*), el clasificador se muestra en una consola.

**Decay:** esto causará que el rango de aprendizaje (*learning rate*) disminuya. Dividirá el rango de aprendizaje (*learning rate*) de arranque por el número de época, para determinar el rango de aprendizaje (*learning rate*) en curso. Esto puede ayudar para la red de bifurcar del producto meta, tanto como mejorar el rendimiento general. Si este es cambiado en el GUI, esto es tratado como el rango de aprendizaje (*learning rate*) de arranque.

**HiddenLayers:** esto define las capas ocultas de la red neural. Es una lista de los números enteros positivos, uno para cada capa escondida y separados por de coma. Para ninguna capa escondida se coloca 0. También "a" de valores de comodín (attribs + clases) / 2, "i" = attribs, "o" = clases, "t" = attribs + clases.

**LearningRate:** la cantidad las pesos que son actualizados.

**Momentum:** la velocidad que es aplicable a las pesos durante la actualización.

**NominalToBinaryFilter:** este test preprocesa los datos con el filtro. Ayuda a mejorar el rendimiento si hay atributos nominales de datos.

**NormalizeAttributes:** normalizará los atributos. Esto no es dependiente de la clase siendo numérico, también normalizará los atributos nominales (después de que han sido pasados por el filtro) con el propósito de que los valores simbólicos estén entre -1 y 1.

**NormalizeNumericClass:** se normalizará la clase si es numérico para garantizar que los valores se encuentren entre -1 y 1.

**Reset:** se reiniciará la red para volver a poner con nuevo rango de aprendizaje (*learning rate*) más bajo. Si la red se bifurca, volverá a poner la red automáticamente con nuevo rango de aprendizaje (*learning rate*) más bajo y empezará el entrenamiento otra vez.

**Seed:** inicializa el generador de número aleatorios. Los números aleatorios son usados para fijar los pesos iniciales de los nodos de entre conexiones, y también para revolver los datos de entrenamiento.

**TrainingTime:** el número de las épocas a través de las que se entrena. Si la validación es diferente a cero entonces se puede poner fin al entrenamiento.

**ValidationSetSize:** tamaño de porcentajes de la validación. (El entrenamiento continuará hasta que se observa que el error sobre la validación se ha puesto peor constantemente, o si el tiempo de entrenamiento ha terminado).

**ValidationThreshold:** pone fin a la prueba de validación. El valor determina cuántas veces consecutivo el error puede ponerse peor antes de que el entrenamiento sea puesto a fin.

#### **Tarea 5. Precisar entrenamiento**

**Contenido:** a partir de definir los valores para el diseño de la RNA perceptrón Multicapa se da Click al botón iniciar (*Start*) el cual genera la interfaz gráfica GUI para iniciar el entrenamiento, estará dado por un número de épocas elevado con el objetivo de monitorear el error por época, cuando este sea cero de detiene el entrenamiento dando Click en aceptar (*Accept*), para iniciar el entrenamiento dar Click en el botón iniciar (*Start*).

#### **Tarea 6. Precisar los resultados**

**Contenido:** una vez que el entrenamiento haya concluido, weka genera un reporte con los principales resultados del entrenamiento de la red y la salida de los pronósticos con la cantidad real, además del error por cada pronóstico. Se puede obtener gráficamente los resultados haciendo Click derecho en el resultado que se desea, Click izquierdo en visualizar error de clasificador (*Visualize Classifiers errors*).

#### **Tarea 7. Guardar el modelo y exportar los resultados**

**Contenido:** en el listado de resultados se debe seleccionar el que se desea guardar o exportar, para ello se debe dar Click derecho:

**Guardar modelo:** dar Click en salvar modelo (*Save Model*).

**Exportar:** dar Click en salvar resultados (*Save result buffer*), luego guardar en un fichero (Nombre.txt).

### **Fase IV. Implementación**

#### **Paso 9. Validación del instrumento**

**Objetivo:** detectar las posibles desviaciones en los resultados obtenidos.

**Contenido:** se validan los resultados de la aplicación de la RNA<sub>PM</sub> a través de la determinación de las desviaciones (error) de este con respecto a la demanda conocida de un período anterior. El objetivo es poder pronosticar la cantidad

demandada con un margen mínimo de error. Para lo que se utilizará la tabla 2.2 que se presenta a continuación:

**Tabla 2.2. Determinación de los errores en las estimaciones**

i	Mes	Cantidad pronosticada por la red	Cantidad pronosticada por suavización exponencial lineal	Demanda real	Error de la RNA <sub>PM</sub>	Error del método de suavización exponencial lineal
1						
.						
n						
Total				$\sum DR$	$\sum  E_{RNA} $	$\sum  E_{SEL} $

- **Cantidad pronosticada por la RNA<sub>PM</sub>:** cantidad pronosticada por la red neuronal del sistema propuesto en el mes n
- **Cantidad pronosticada por el método de suavización exponencial lineal:** cantidad pronosticada según el método de suavización exponencial lineal en el mes n
- **Demanda real:** cantidad real de ventas que ha sido proporcionada por la empresa del período conocido
- **Error de la RNA<sub>PM</sub>:** cantidad que representa la diferencia entre la cantidad pronosticada por la red neuronal y la demanda real
- **Error del método de suavización exponencial lineal:** cantidad que representa la diferencia entre la cantidad pronosticada por el método de suavización exponencial lineal y la demanda real.

Obtenidas las sumatorias de los errores de los pronósticos se procede a calcular los errores promedios:

$$EP_{RNA} = \frac{\sum |E_{RNA}|}{\sum DR} \cdot 100 \quad (2.7)$$

Donde:

EP<sub>RNA</sub>: error promedio del pronóstico de la RNA<sub>PM</sub>

$$EP_{SEL} = \frac{\sum |E_{SEL}|}{\sum DR} \cdot 100 \quad (2.8)$$

Donde:

EP<sub>SEL</sub>: error promedio del pronóstico del método suavización exponencial lineal

**Criterio de aceptación:** debe cumplirse que el error promedio de la RNA<sub>PM</sub> sea menor que el error promedio del pronóstico del método suavización exponencial lineal, para que los pronósticos de la RNA<sub>PM</sub> sean válidos. En caso de observar

alguna irregularidad se recomienda retornar al paso 8 del procedimiento para rectificar el modelo diseñado.

#### **Paso 10. Pronóstico de la demanda**

**Objetivo:** obtener el pronóstico del producto/servicio seleccionado.

**Contenido:** se obtendrán los pronósticos de la demanda del producto/servicio seleccionado, por mes. A partir de los resultados obtenidos se propone aplicar la media ponderada para obtener el pronóstico por mes. Se recomienda confeccionar un gráfico de tendencia con las ventas de los años anteriores y el pronóstico obtenido, para observar tendencias, estacionalidades o patrones que se puedan manifestar.

### **2.2. Determinación del pronóstico en EMCOMED Holguín**

#### **Fase I. Involucramiento**

##### **Paso 1. Caracterización de la entidad a partir de los elementos relevantes para el pronóstico**

La entidad EMCOMED está diseñada de forma estratégica, con el objetivo de recepcionar, tramitarlos productos de forma eficiente, manteniendo el control sobre los procesos para obtener el resultado esperado.

#### **Entradas**

Las principales entradas están dadas por los clientes, proveedores, principales suministradores, cumplimiento del plan de insumo y la oportunidad de arribo, además de las regulaciones legales, políticas y sociales.

#### **Proveedores**

Se cuenta con un número elevado de proveedores cuyos contratos contraídos son renovados anualmente. Los medicamentos son suministrados por 19 laboratorios productores (NOVATEC, CIDEM, UEBMI, AICA, MEDSOL, LIORAT, Dietético Bayamo, Roberto Escudero, Reynaldo Gutiérrez, Saúl Delgado, Julio Trigo, Juan R. Franco, Adalberto Pessant, Carlos J. Finlay, Mario Muñoz, ORIENTE, MEDILIP, ACRILEST y MATHISA) subordinados al Grupo Empresarial QUIMEFA. Estos se encargan de transportar los productos a la base nacional perteneciente a EMCOMED, la que posee la misión de transportarlas producciones a las diferentes droguerías del país.

## **Regulaciones legales y políticas**

En la entidad se tiene definida y actualizada la base legal referida a regulaciones, referidas a las normas cubanas, ramales e internacionales y otros documentos legales aplicados. Los trabajadores, las partes interesadas y terceras personas relacionadas con la actividad de la entidad, tienen conocimientos de estas. Los procesos que se desempeñan se encuentran regulados y controlados según las normas y resoluciones vigentes.

## **Procesos de transformación**

Al aplicar una revisión documental y entrevistas con funcionarios, se determinó que el proceso de Servicios Generales es el encargado de asegurar los medios y recursos necesarios, para esto cuenta con proveedores seleccionados sobre la base de la aptitud en cumplimiento de requisitos, antecedentes, estabilidad y credibilidad. Los productos se reciben a ciegas o en confianza, a partir que el transporte arribe, al introducir los datos en el sistema MISTRAL; se generan y reciben los reportes electrónicos. Una vez que la mercancía se encuentra en el área de recepción general, se efectúa una inspección de entrada a través de un muestreo donde son verificados parámetros de calidad tales como: coloración, peso, envase y embalaje, además se realiza un conteo detallado del 100% de los productos en un tiempo máximo de 72h.

Los productos recepcionados son comparados con las facturas que se encuentran en el departamento económico, luego se procede a inventariar los lotes de medicamentos que no se hayan rechazado, siendo trasladados al área de almacenamiento dividido según formas farmacéuticas: tabletas, productos químicos, líquidos, bulbos, cremas, polvos, reactivos químicos, clínicos, dentales, productos de frío, ampulas y material gastable. En cada almacén en que los productos son recibidos se produce un recuento y son ubicados en lotes para garantizar que se realice el despacho por número de lote donde el primero que expira, es el primero en salir (FEFO)<sup>10</sup>.

## **Recursos materiales**

La Empresa Comercializadora y Distribuidora de Medicamentos nacional es la principal intermediaria de insumos hacia las Droguerías como: cintas de impresora, presilla, computadoras, lapiceros hojas, entre otros. El departamento

---

<sup>10</sup> FEFO (First Expire, First Out): Primero en vencer, primero en salir.

económico es el encargado de dirigir, controlar y financiar la adquisición de materiales de la construcción para la edificación o reparación de almacenes siendo aprobado por la dirección de la entidad.

### **Infraestructura**

EMCOMED cuenta con una infraestructura favorable, dado que los equipos y la implementación técnica se encuentran en buen estado. El departamento económico para realizar su actividad contable utiliza el software profesional Versat Sarasola y el Departamento Comercial el MISTRAL, que garantizan seguridad, confiabilidad en todas las operaciones realizadas tanto económicas, financieras como comerciales. Ambos sistemas cuentan con registros electrónicos de salidas que facilitan la toma de decisiones a corto, mediano y largo plazo.

### **Recursos financieros**

Al realizar un análisis de los resultados económicos obtenidos por la entidad se puede observar que en el transcurso del año 2014 se produjo un incremento de las ventas totales, lo que contribuyó a que aumentaran favorablemente los ingresos totales. A pesar de ello, también se produjo un incremento de los costos de ventas superior al esperado, lo que provocó que disminuyeran las utilidades en comparación con el año anterior (tabla 2.3).

**Tabla 2.3. Balance anual EMCOMED 2014**

<b>Indicadores</b>	<b>U/M</b>	<b>Real 2013</b>	<b>Real 2014</b>	<b>Desviación</b>
Total de ingresos	MP	84525,3	86589,2	2063,9
Total de gastos	MP	50919,6	53723,3	2803,7
Utilidad del período	MP	33605,7	32865,9	-739,8

El análisis de la rotación de los inventarios se realizó teniendo en cuenta los años 2013 y 2014 (tabla 2.4). En el período analizado se evidencia una situación ventajosa en cuanto a la rotación de los inventarios, ya que este tiende a aumentar, lo que trae consigo que los productos estén menos tiempo en el almacén y disminuyan los gastos por concepto de almacenamiento y conservación de estos.

**Tabla 2.4. Rotación de los inventarios**

<b>Rotación de inventario</b>		<b>Ciclo de rotación de inventario</b>	
<b>(veces/año)</b>		<b>(días/año)</b>	
<b>2013</b>	<b>2014</b>	<b>2013</b>	<b>2014</b>
9	11	45	41

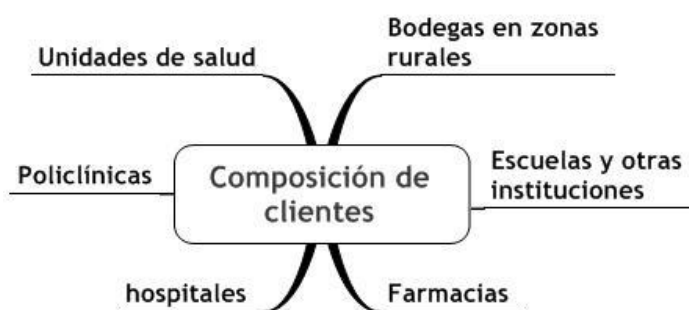
## Salidas

### Productos y servicios que oferta

Ofrece servicios de almacenamiento, comercialización y distribución de forma mayorista a las instituciones de salud y a las pertenecientes al Grupo QUIMEFA productos como: medicamentos, dentales, material de envase, reactivos químicos, dermocosméticos medicinales, artículos ópticos, productos químicos, materiales higiénicos sanitarios, alcohol de uso médico, materias primas, materiales para bancos de sangre, suplementos nutricionales, narcóticos, y medios de diagnósticos, todos en moneda nacional (CUP). Además está a cargo de la salvaguarda de la reserva de medicamentos y otros productos.

### Clientes

La entidad tiene ciclos de distribución que oscilan de siete, quince y treinta días. Semanalmente se realiza la distribución de los medicamentos a todas las instituciones de salud, en Holguín además del municipio cabecera se entrega a los municipios siguientes: Calixto García, Cueto, Antilla, Rafael Freyre, Urbano Noris, Banes, Gibara, Báguanos y Cacocum. El establecimiento en Mayarí distribuye además a los municipios: Frank País, Moa y Sagua de Tánamo. En la figura 2.1 se muestran las entidades que componen el sistema de salud.



**Figura 2.3. Desglose por instituciones de salud.**

### Satisfacción del cliente

La entidad no cuenta con un indicador establecido para la medición de la satisfacción del cliente. Se le da seguimiento y control al número de reclamaciones recibidas para posteriormente dar solución con el objetivo de que el cliente quede satisfecho, no obstante en la figura 2.2 se constata que las reclamaciones se han incrementado presentando al cierre del 2014 un total de 1118 quejas y reclamaciones fundamentadas en su gran mayoría por errores en despacho, facturación, calidad, devoluciones y rupturas.



**Figura 2.4. Nivel de quejas y reclamaciones.**

### Clasificación del sistema

Las clasificaciones dadas al sistema se muestran en la tabla 2.8 a continuación:

**Tabla 2.5 Clasificación de la entidad**

Factores externos				
Relación demanda/capacidad	≈ 1	>1	<1	<<1
Cantidad de consumidores	Uno	Pocos	Muchos	
Comportamiento de la demanda	Uniforme	Irregular	Casuística	
Situación de las ventas	Demanda > capacidad	Demanda < capacidad	Destinada al mercado exterior	
Factores internos				
Duración del ciclo	Largo	Mediano	Corto	
Grado de unitarización	Alto	Medio	Bajo	
Precio del artículo	Alto	Medio	Bajo	
Nivel técnico del proceso	Mecanizado	Automatizado	Manual	
Costo de preparación y ajuste	Despreciable	Alto	Medio	Muy alto
Grado de conservación del producto	Fácil descomposición o rotura	Normal	Mucho tiempo de conservación	
Complejidad del producto	Grande	Mediana	Poca	
Magnitud del producto	Pequeño	Mediano	Grande	Muy grande
Medios para el movimiento del material	Flexible	Especializada		

### Paso 2. Selección del producto/servicio para el pronóstico

En la parte inicial de este paso se utilizaron los parámetros y expertos utilizados por Rodríguez Toledo (2014), dado que no existieron variaciones en la entidad que demandaran de actualizar la comunidad de expertos para el estudio, además de que estos se encontraban familiarizados con el estudio.

Seguidamente, a partir de la encuesta propuesta (anexo 6), se les solicitó a los expertos que ponderaran cada criterio, para obtener el (los) criterio (os) más importante (s), resultando volumen de unidades vendidas e importancia e impacto del producto en la sociedad, determinándose un coeficiente de concordancia de  $w=,858^{11}$ .

Se realizó el análisis de Pareto<sup>12</sup> (anexo 7) para los criterios seleccionados por los expertos obteniéndose los productos siguientes: almohadilla anatómica con alas superfina b x 10, captopril 25 mg x 20 tbs, dipirona 300 mg 10 tabletas y heberprot-B siendo los productos que representan cerca del 80%.

## **Fase II. Análisis**

### **Paso 3. Demostración de la necesidad del pronóstico**

Antes del año 2014 en la entidad los pronósticos no eran realizados por métodos convencionales, era una estimación del especialista que atiende ventas apoyado en su experiencia y conocimiento y en las demandas de los clientes. A partir de la propuesta de Rodríguez Toledo (2014) se implementó un procedimiento a través de una RNA<sub>PM</sub>, el cual se implementó en SPSS, durante su explotación se identificaron deficiencias relacionadas con la complejidad de procesamiento por parte del personal de la entidad, además que SPSS es software propietario. Para ajustar los contratos del año 2015 es necesario el conocimiento de la demanda de los clientes por parte de la entidad. En ocasiones se incurren en gastos adicionales debido a los faltantes, ocasionando la insatisfacción de los clientes. Para reducir el impacto de las insatisfacciones y por ende el efecto social que implica la falta de un medicamento se hace necesario realizar el pronóstico de la demanda para el segundo semestre del 2015.

### **Paso 4. Determinación de los objetivos del pronóstico**

Al aplicar una tormenta de ideas con los altos directivos de la entidad objeto de estudio, el tutor y el autor de esta investigación, se llegó a la conclusión de que los objetivos del pronóstico que respondían a las necesidades de la empresa fuesen:

1. Identificar y controlar las variables que influyen en los productos a pronosticar.

---

<sup>11</sup>Se validó a través de la prueba de contraste Friedman ya que  $k < 7$ , rechazándose la hipótesis nula al cumplirse que  $S < S_{Tabulada}$  con un 5% de significación.

<sup>12</sup>Para su realización se realizaron las concesiones siguientes: se eliminaron del análisis los productos cuyo consumo en el 2014 fue inferior o igual a las 1000 unidades.

2. Reducir el error de pronóstico para obtener resultados más reales.
3. Definir un método de pronóstico para la empresa, que le permita obtener buenos resultados para la planificación.
4. Demostrar la eficacia del procedimiento propuesto para el pronóstico de la demanda.

### **Paso 5. Recopilación de la información**

Se procedió al análisis de la documentación existente en la empresa relacionada a los planes de producción mensuales, correspondiente a los periodos del 2007 al 2014 tomando como base para el cálculo de la oportunidad de los suministros cada año anterior al analizado, por lo que el año 2007 quedó fuera del estudio. La dirección de la entidad tomó la decisión de pronosticar el segundo semestre del 2015 por su alta importancia, los datos se encuentra en el anexo 8.

### **Fase III. Diseño del instrumento para el pronóstico**

#### **Paso 6. Requerimientos**

En la construcción de la RNA<sub>PM</sub> se utilizó un ordenador de 2 GB de memoria RAM, un procesador Intel(R) DualCore (TM) CPU @ 2.20GHz (2 CPUs) y 100 GB de disco duro, se utilizó el software profesional Weka 3.6 con base de Windows 7 SP 1.

#### **Paso 7. Instancias de pruebas**

El perceptrón multicapa es un modelo para la predicción de datos del futuro, a una o varias variables en la capa de salida. Se seleccionó como variable dependiente nivel de ventas histórico más las faltas registradas (nominal) y el software seleccionado asume (variable incremental (i), meses, ponderación, OS) como independientes usando el 100% de la muestra para el entrenamiento<sup>13</sup>.

#### **Paso 8. Diseño del modelo**

##### **Tarea 1. Conversión de los datos de entrada**

Es necesaria una correcta conversión de los datos de entrada al programa, logrando una interrelación eficiente entre las diferentes aplicaciones. Terminada la introducción de datos en una tabla Excel se guarda como un fichero delimitado por comas (nombre.csv), luego se ejecutó la aplicación propuesta en la investigación

---

<sup>13</sup>Weka utiliza un algoritmo *back-propagation* (retroalimentación de la red).

(converter.exe) convirtiéndolo a un fichero (nombre.arff) para su posterior uso en Weka 3.6.

### **Tarea 2. Cargar el fichero de datos**

Para poder utilizar las herramientas de Weka es necesario cargar el fichero de datos. Ya teniendo el programa Weka abierto, dando Click en Explorer se accede a la ventana que permite mediante el botón abrir fichero (*open file*) que Weka cargue el fichero donde se encuentran los datos para la realización del pronóstico.

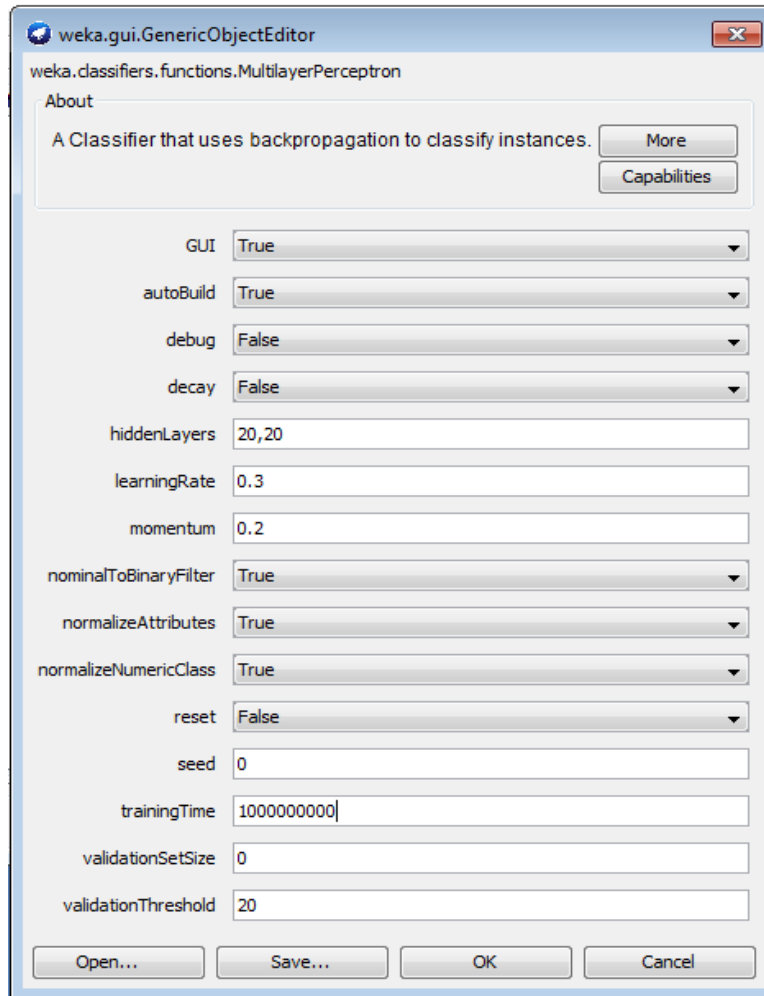
### **Tarea 3. Seleccionar la variable a pronosticar**

Las RNA es una herramienta novedosa en la utilización de pronósticos, con el objetivo de lograr un correcto pronóstico y un mínimo error. En su implementación es necesaria la correcta selección de las variables que influyen en el pronóstico. Una incorrecta introducción de variables al modelo ocasionaría desviaciones, lo cual provocaría una incorrecta predicción y resultados erróneos. Para ello se seleccionaron como variables en la capa de entrada (i, meses, ponderación, os) y la variable a pronosticar el nivel de ventas histórico más las faltas que es el objetivo del pronóstico.

Accediendo a la paleta clasificador (*Classify*), y luego a choose/Functions/MultilayerPerceptron. Se seleccionó: usar entrenamiento de red (Use training set), además en más opciones (*More Options*) se seleccionó salida de predicciones (*Output Predictions*). En el botón desplegable se selecciona la variable a pronosticar (niveldeventashistorico).

### **Tarea 4. Especificar parámetros de la red**

Se accedió a las configuraciones de la red dando Click en perceptrón multicapa (*Multilayer Perceptron*), tras realizar diferentes pruebas se propone la configuración que se observa en la figura 2.5.



**Figura 2.5. Configuración propuesta.**

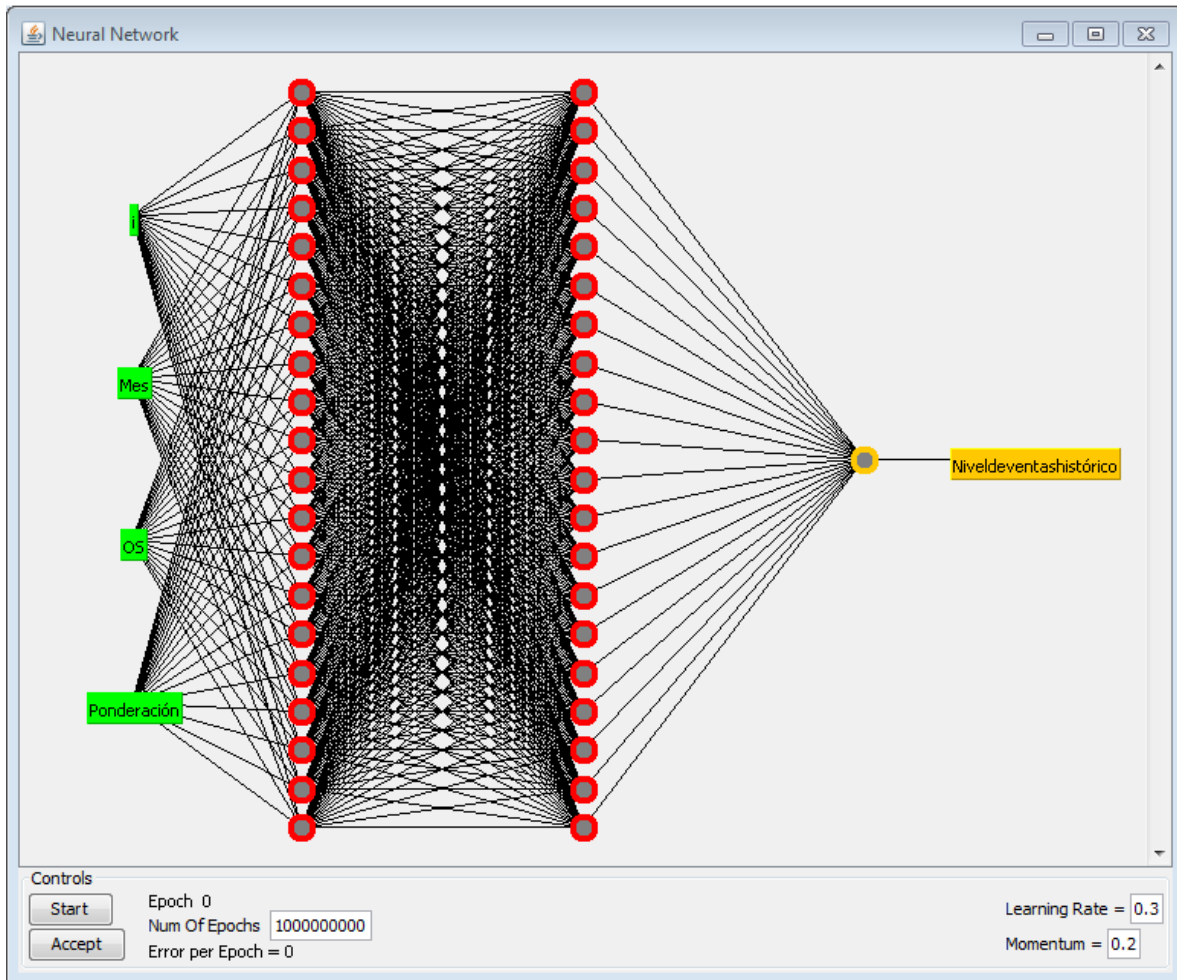
Cuando ya se encuentra terminada la configuración de la red se presionó el botón ok para volver a la interfaz principal.

### **Tarea 5. Precisar entrenamiento**

Mediante el botón iniciar (*Start*), el modelo generó una interfaz gráfica GUI (figura 2.6) para iniciar el entrenamiento (*Start*), estará dado por un número de épocas elevado con el objetivo de monitorear el error por época, cuando este fue cero de detuvo el entrenamiento dando Click en aceptar (*Accept*). Es importante concluir el entrenamiento de forma correcta para lograr un pronóstico lo más exacto posible.

### **Tarea 6. Precisar los resultados**

Cuando el entrenamiento concluyó, se generó un reporte con los principales resultados del entrenamiento de la red y la salida de los pronósticos con la cantidad real, además de la desviación por cada pronóstico. Estos resultados son mostrados en la interfaz principal del programa.



**Figura 2.6. Red neuronal artificial creada con Weka.**

### **Tarea 7. Guardar el modelo y exportar los resultados**

En el listado se seleccionó el resultado dando Click izquierdo sobre él, luego con un Click derecho se seleccionó salvar resultados (*Save result buffer*) y se guardó en un fichero (Nombre.txt) para su posterior uso.

### **Fase IV. Implementación**

#### **Paso 9. Validación del instrumento**

Se realizó la verificación de los resultados obtenidos al finalizar el entrenamiento y predicción a través de la RNA<sub>PM</sub>, resultando encontrarse en un rango aceptable, de esta manera la desviación existente en la cantidad pronosticada fue mínima. Se cumplió con el criterio de aceptación (anexo 9), verificándose además que el error promedio de las RNA<sub>PM</sub> siempre sea menor que el error promedio del pronóstico

realizado a través de suavizado exponencial, por lo que los pronósticos realizados a través de  $RNA_{PM}$  son válidos.

### **Paso 10. Pronóstico de la demanda**

Una vez validado instrumento, se procedió al pronóstico de la demanda de los productos seleccionados para el segundo semestre del 2015 (tabla 2.6).

**Tabla 2.6 Pronósticos (en uf) para el segundo semestres del 2015**

	<b>Julio</b>	<b>Agosto</b>	<b>Septiembre</b>	<b>Octubre</b>	<b>Noviembre</b>	<b>Diciembre</b>
<b>Almohadilla anatómica</b>	219719	229250	356901	369451	397829	437664
<b>Captopril 25 mg 10 tab</b>	123118	117455	121763	126605	118333	149670
<b>Dipirona 300 mg 10 tabletas</b>	339457	504552	416448	407427	457435	504392
<b>Heber-Prot-B</b>	103	132	97	126	126	135

Finalmente los resultados obtenidos de los pronósticos de las  $RNA_{PM}$  fueron procesados para realizar gráficos de tendencia (anexo 10) para cada producto, observándose que la almohadilla anatómica y el captopril se comportarán de manera estable con tendencia central, la dipirona para el año 2015 decaerá en el consumo respecto al 2014y el heber-prot-B se comportará de manera irregular, pronosticando una disminución en su consumo.

### **Valoración de los impactos económica y social**

Como resultado de la evaluación de la investigación, se denotan los impactos económicos y sociales que presenta.

Desde el punto de vista económico, a consideración del autor puede causar los efectos siguientes:

- Se contribuye a un incremento de los indicadores de eficiencia y eficacia de la entidad debido a la obtención de pronósticos más fiables.
- Se propicia el óptimo uso de los recursos materiales y económicos.
- Se reducen los costos por concepto de almacenamiento y transporte, debido a la mejora de la planificación.

Desde el punto de vista social, la investigación puede causar los efectos siguientes:

- Partiendo de la mejora en la efectividad de los pronósticos se logrará cubrir la demanda existente incrementado el índice de satisfacción de los clientes y un incremento de sus expectativas, máxime por la naturaleza del objeto de comercialización
- Propicia la correcta toma de decisiones, así como un incremento del desempeño individual y organizacional
- Permite el cumplimiento de los lineamientos de la política económica y social aprobados en el VI Congreso del PCC.

## **Conclusiones**

1. En el análisis del proceso del pronóstico de la demanda, se demostró la existencia de diferentes métodos para su cálculo y la importancia que presenta para las empresas en las condiciones actuales del entorno.
2. La comparación realizada entre las diferentes redes neuronales existentes permitió demostrar la superioridad de la red neuronal perceptrón multicapa y elegirla para su uso en la presente investigación debido a su capacidad de aprendizaje adaptativo, facilita el proceso de cálculo para el pronóstico, tolerancia a fallos y fácil interacción con la tecnología existente.
3. En las investigaciones consultadas constituye una práctica frecuente la utilización de RNA para el pronóstico, aunque se utilizan otras técnicas como las redes bayesianas y las series de tiempo.
4. Se construyó el modelo para el pronóstico de la demanda de medicamentos, identificando las variables, con la ayuda de los expertos que laboran de la entidad, en correspondencia con el conjunto de datos históricos presentado.
5. Con la aplicación del procedimiento propuesto se logró determinar con eficacia la demanda para el segundo semestre del 2015 a los productos almohadillas anatómicas superfina b x 10, captopril 10 tabs 25 mg, dipirona 300 mg 10 tabs y Heber-prot-B.

### **Recomendaciones**

1. Aplicar el procedimiento a los restantes medicamentos existentes comercializados por la entidad objeto de estudio.
2. Aplicar el procedimiento a las restantes empresas comercializadoras y distribuidoras de medicamentos del país.
3. Publicar los resultados obtenidos con el objetivo de contribuir a futuras investigaciones y demostrar los avances existentes en cuanto al pronóstico de la demanda.

## Bibliografía

1. Acevedo Suárez, J. A., Urquiaga Rodríguez, A. J., y Gómez Acosta, M. (2001). *Gestión de la cadena de suministro*. Ciudad de la Habana, Cuba: Centro de Estudio Tecnología de Avanzada (CETA) y Laboratorio de Logística y Gestión de la Producción (LOGESPRO).
2. Acosta Cervantes, M. C., Villarreal Marroquín, M. G., y Cabrera Ríos, M. (2013). Estudio de validación de un método para seleccionar técnicas de pronóstico de series de tiempo mediante redes neuronales artificiales. *XIV(1)*, 11.
3. Aguilar, M. A. S., Marroquín, M. G. V., Rodríguez, G. J. M., Sarasty, J. A. R., y Ríos, M. C. (2011). Generating multiple time series forecasts with artificial neural networks in a telecommunications company. 8.
4. Bolaños Ocampo, R. A., Correa Flórez, C. A., y Escobar Zuluaga, A. H. (2009). Planeamiento multiobjetivo de la expansión de la transmisión considerando seguridad e incertidumbre en la demanda. *Revista ingeniería e investigación, Vol. 29 ( 3)*, 74-78.
5. Bollella, A. (2014). Redes neuronales. Retrieved 25-diciembre, 2014, from <http://www.monografias.com/trabajos12/redneuro/redneuro2.shtml>
6. Cadenas Calderón, E. (2011). *Diseño de una red neuronal artificial para la predicción de la demanda eléctrica*. Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo.
7. Carmona, R. (2007). Propuesta para el pronóstico de precios internacionales de crudo: modelo híbrido. 13.
8. Cohen, R. (2005). Pronósticos 9.
9. Corina Pineda, M., Viloría, A., y Viloría, J. (2011). Evaluación de la susceptibilidad al deslizamiento en masa, usando regresión logística y redes bayesianas en paisajes montañosos de la región centro norte Venezuela. 7.
10. Correa, M., Bielza, C., Pamies-Teixeira, J., y Alique, J. R. (2009). Redes bayesianas vs redes neuronales en modelos para la predicción del acabado superficial 14.
11. Corres, G. A., Esteban, A., García, J. C., y Zárate, C. (2009). Análisis de series temporales. *Revista Ingeniería Industrial, 28(1)*, 14.
12. De la Fuente, D., Pino, R., Priore, P., y Parreño, J. (2002). Aplicación de redes neuronales artificiales a la gestión de inventarios de productos de demanda errática. 7.
13. Fernández Alfajarrín, Y. (2006). *Procedimiento para la mejora continua de la gestión de aprovisionamiento. Aplicación en el Grupo de Compras Minorista de la Gerencia de Comercio, Sucursal Holguín, Corporación CIMEX S.A.* . (Tesis presentada en opción al título de Master en Ingeniería Industrial), Universidad de Holguín "Oscar Lucero Moya" Holguín, Cuba.
14. Fernández, F., De la Fé Dotres, S., y Miraglia, D. (2004). Pronóstico de las pérdidas en redes de distribución mediante redes neuronales. *XXVI(1)*, 5.

15. García García, J., López Puga, J., Cano Guillén, C. J., Gea Segura, A. B., y De la Fuente Sánchez, L. (2006). Aplicación de las redes bayesianas al modelado de las actitudes emprendedoras. 8.
16. Gil Zavaleta, E., y Rodríguez Collas, E. (2010). *Sistema de pronóstico de la demanda de productos farmacéuticos basado en redes neuronales* Universidad Nacional Mayor de San Marcos Lima –Perú
17. Jaime García, D., y Cabrera Milanés, A. (2003). Predicción de la demanda eléctrica de corto plazo mediante Redes Neuronales Artificiales. .
18. Jalil, M. A., y Misas, M. (2007). Evaluación de pronósticos del tipo de cambio utilizando redes neuronales y funciones de pérdida asimétricas. *Revista Colombiana de Estadística*, 30(1), 143-161.
19. Lao León, Y. O. (2013). *Procedimiento para el perfeccionamiento de las funciones de la administración de operaciones en la EMPA Holguín*. (Tesis presentada en opción al título de Máster en Ingeniería Industrial), Universidad de Holguín Oscar Lucero Moya.
20. Lizarazo Marriaga, J. M., y Gómez Cortés, J. G. (2007). Desarrollo de un modelo de redes neuronales artificiales para predecir la resistencia a la compresión y la resistividad eléctrica del concreto. *Revista ingeniería e investigación*, Vol. 27 No. 1, 11-18.
21. López, J. A., y Caicedo, E. F. (2007). Identificación de Sistemas usando Redes Neuronales Entrenadas con Aprendizaje Bayesiano. 6.
22. Lucina, A. O. (2014). Unidad 2-Pronóstico de la demanda. Retrieved 10-01, 2015, from <https://sites.google.com/site/aolucina/home>
23. M. de Campos, L., Fernández Luna, J. M., F. Huete, J., y Rueda Morales, M. A. (2007). Uso de conocimiento estructurado en un sistema de recomendación basado en contenido. 6.
24. Maneta, M., y Schnabel, S. (2003). Aplicación de redes neuronales artificiales para determinar la distribución espacial de la humedad del suelo en una pequeña cuenca de drenaje. Estudios preliminares. VI, 10.
25. Marqués León, M. (2013). *Modelo y procedimientos para la planificación de medicamentos y materiales de uso médico en instituciones hospitalarias del territorio matancero*. (Tesis presentada en opción al grado científico de Doctor en Ciencias Técnicas), Universidad de Matanzas “Camilo Cienfuegos”, Matanzas, Cuba.
26. Matich, D. J. (2001). *Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones*. Rosario.
27. Medina Hurtado, S., y Garcia Aguado, J. (2005). Predicción de demanda de energía en Colombia mediante un sistema de inferencia difuso neuronal. 13.
28. Mora Gutiérrez, L. A. (2007). *Pronósticos de demanda e inventarios*. Colombia: AMG.
29. Morales Higuera, R. (2005). Administración de Operaciones. 40.
30. Mouriño Feria, T. (2005). *Técnicas de Pronóstico*. Maestría en Matemática Aplicada e Informática para la Administración. Holguín, Cuba.
31. INC 49 Control de la Calidad. Métodos de expertos (1981).
32. Núñez Tabales, J. M., Caridad y Ocerin, J. M., Ceular Villamandos, N., y Fuentes Jiménez, A. M. (2009). Estimación del precio de la vivienda me-

- dian­te redes neuronales artificiales (rna) en diferentes marcos temporales. 11, 23.
33. Oliveros, M. (2006). Pronósticos.
  34. Palmerpol, A., Montañomoreno, J., y Calafatfar, A. (2005). Predicción del consumo de éxtasis a partir de redes neuronales artificiales. 12(1), 14.
  35. Parker, D. B. (1985). *Learning-logic: Casting the cortex of the human brain in siliconTech*. (C. f. C. R. i. E. M. Science Ed.). Cambridge.
  36. Parker, D. B. (1987). *Optimal algorithms for adaptive networks: Second order backpropagation, second order direct propagation and second order Hebbian learning IEEE 1st Int. Conf. on Neural Networks* (Vol. 2).
  37. Raffo Lecca, E., Guevara, L. R., y Quispe Atúncar, C. (2012). Medición de la atención en un call center usando box-jenkins. 10.
  38. Ramos Lira, R. (2011). *Diseño de una Red Neuronal Artificial para la Predicción de la Demanda Eléctrica*. Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, MICHOACAN.
  39. Render, B., y Heizer, J. (2009). *Principios de Administración de Operaciones*.
  40. Rodríguez Toledo, Y. (2014). *Procedimiento para el pronóstico de la demanda a través de una red neuronal artificial perceptrón multicapa* (Trabajo de Diploma), Universidad de Holguín "Oscar Lucero Moya", Holguín, Cuba.
  41. Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., y Williams, R. J. (1986). *Learning representations by back-propagating errors Nature*: London.
  42. Salazar Aguilar, M. A., y Cabrera Ríos, M. (2007). Pronóstico de demandas por medio de redes neuronales artificiales. *Ingenierías*, X(35), 6-12.
  43. Sanjinés Tudela, G. N., y Aliaga Lordemann, J. (2010). *Análisis y Pronóstico de la Demanda de Potencia Eléctrica en Bolivia: Una Aplicación de Redes Neuronales* Bolivia.
  44. Serrano Cinca, C., y Martín del Brío, B. (1993). Predicción de la quiebra bancaria mediante el empleo de redes neuronales artificiales *XXIII(74)*, 153-176.
  45. Sifontes Rodríguez, R. J. (2010). *Estimación de demanda a mediano plazo de la subestación lagunita utilizando redes neuronales* Universidad Simón Bolívar, Venezuela.
  46. Trujillano, J., March, J., y Sorribas, A. (2004). Aproximación metodológica al uso de redes neuronales artificiales para la predicción de resultados en medicina. 9.
  47. Werbos, P. (1974). *Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Science Ph. D. dissertation*. Cambridge: Harvard University.
  48. Werbos, P. (1988). *Generalization of backpropagation with application to recurrent gas model, Neural Networks* (Vol. 1).
  49. Werbos, P. (1989). *Backpropagation and neurocontrol: A review and prospectus Proc. Int. Joint Conf. on Neural Networks*. Washington DC.

## Anexos

### Anexo 1. Métodos cualitativos

<b>Método o técnica utilizado</b>	<b>Criterio utilizado</b>	<b>Personal utilizado</b>	<b>Nivel de incertidumbre</b>	<b>Espacio temporal</b>
<b>Delphi</b>	Expertos	Expertos	Alto	Mediano y largo
<b>Juicio informado</b>	Experiencia y conocimientos técnicos	Altos directivos	Alto	Corto
<b>Analogía de ciclo de vida</b>	Analogía con otro producto	Expertos	Alto	Mediano y largo
<b>Investigación de mercado</b>	Cliente	Clientes	Alto	Corto y mediano
<b>Proposición de personal comercial</b>	Estimación de ventas esperadas	Vendedores	Alto	Corto

## Anexo 2. Métodos cuantitativos

	Método o técnica	Forma de cálculo	Espacio temporal
Series de tiempo	No formales	Varían en función del objeto	Corto
	Demanda del período anterior	$X_{n+1} = X_n$	Corto
	Media móvil	$MM = \frac{\sum \text{demanda de n periodos previos}}{n}$	Corto
	Media móvil ponderado	$\frac{\sum (\text{ponderación para el periodo n})(\text{demanda en el periodo n})}{\sum \text{ponderaciones}}$	Corto
	Suavización exponencial	$F_t = F_{t-1} + \alpha(A_{t-1} - F_{t-1})$	Corto
	Suavización exponencial lineal	$X_{n+1} = \alpha * X_n + (1 - \alpha) \cdot X^*$	Corto
	Suavización exponencial cuadrática	$F_t = \alpha (A_{t-1}) + (1-\alpha)(F_{t-1} + T_{t-1})$	Corto
	Suavización exponencial estacional	$Y_{t+1} = \alpha X_t + (1-\alpha)Y_t$	Corto
	Filtración adaptativa	$Y(n) = w(n)x(n)$	Corto
	Modelos de tendencia exponencial	$A_t = \alpha_{S_{t-L}}^{Y_t} + (1-\alpha)(A_{t-1} + T_{t-1})$	Mediano y largo
	Modelo de Compertz	$Y = a \cdot (b - (c \cdot t))$	Mediano y largo
	Curvas de crecimiento	Gráficos de tendencia	Mediano y largo
	Series de tiempo de Shiskin	$\Delta P_t^d = \gamma P_{t-1}^d + \beta \Delta P_{t-1}^d + \dots + \beta_p P_{t-p}^d + v_t$	-----
	Redes neuronales artificiales	$C_k = f_k(\alpha_k + \sum_{j \rightarrow k} W_{jk} f_j(\alpha_j + \sum_{i \rightarrow j} W_{ij} X_j))$ o Programación (C++, Java)	Corto, mediano y largo
	Redes bayesianas	$P(x_i   c_j) = P(x_{i1}   c_j) \dots P(x_{in}   c_j)$	Corto , Mediano y largo
Algoritmos Genéticos	Varían en función del objeto	Corto , Mediano y largo	
Redes de Petri	$PN = (P, T, F, W, M_0)$	Corto , Mediano y largo	
Relaciones causales	Simulación	Varían en función del objeto	Corto, mediano y largo
	Regresión simple	$Y = B_0 + B_1 X = a + bx$	Mediano
	Regresión múltiple	$y_i = a_0 + a_1 x_{i,1} + \dots + a_p x_{i,p} + \epsilon_i \quad i = 1 \dots n$	Mediano
	Modelos econométricos	$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \epsilon_i$	Corto
	Indicadores principales	Varían en función del objeto	Corto
	Regresión múltiple de series de tiempo	Varían en función del objeto	Mediano y largo

### Anexo 3. Selección de expertos

Datos del personal especialista

Cargo actual: \_\_\_\_\_

Años de experiencia en el cargo: \_\_\_\_\_

Calificación profesional, grado científico o académico:

Técnico: \_\_\_ Licenciado: \_\_\_ Ingeniero: \_\_\_ Especialista: \_\_\_ Máster: \_\_\_ Doctor: \_\_\_.

1.- Marque con una cruz (X), en la tabla siguiente, el valor que se corresponde con el grado de conocimientos que usted posee en la materia presentada. Considere que la escala que le presentamos es ascendente, es decir, el conocimiento sobre el tema referido va creciendo desde 0 hasta 10:

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

2.- Realice una autovaloración del grado de influencia que cada una de las fuentes que le presentamos a continuación, ha tenido en sus conocimientos y criterios. Para ello marque con una cruz (X), según corresponda, en A (alto), M (medio) o B (bajo):

Fuentes de argumentación	Grado de influencia de la fuente		
	A	M	B
Análisis teóricos realizados por usted			
Su experiencia obtenida			
Trabajos de autores nacionales			
Trabajos de autores extranjeros			
Su propio conocimiento del estado del problema en el extranjero			
Su intuición			

Muchas Gracias

b) Determinación del coeficiente de concordancia de los expertos (K)

Kc: es el coeficiente de conocimiento o información que tiene el experto acerca del problema sobre la base de la valoración del propio experto en una escala de 0 a 10 y multiplicado por 0,1

Ka: es el coeficiente de argumentación o fundamentación de los criterios del experto, determinado como resultado de la suma de los puntos alcanzados a partir de una tabla patrón

Fuentes de argumentación	Influencia de las fuentes en sus criterios sobre la GCD		
	Alto	Medio	Bajo
Análisis teóricos realizados por usted	0,30	0,20	0,10
Su experiencia obtenida	0,50	0,40	0,20
Trabajos de autores nacionales	0,05	0,05	0,05
Trabajos de autores extranjeros	0,05	0,05	0,05
Su propio conocimiento del estado del problema en el extranjero	0,05	0,05	0,05
Su intuición	0,05	0,05	0,05
<b>Total</b>	<b>1,00</b>	<b>0,80</b>	<b>0,50</b>

Ka= 1 → influencia alta de todas las fuentes

Ka= 0,8 → influencia media de todas las fuentes

Ka= 0,5 → influencia baja de todas las fuentes

$$K = \frac{1}{2}(Kc + Ka)$$

#### **Anexo 4. Análisis de Pareto**

El Análisis de Pareto es una técnica que separa los “pocos vitales” de los “muchos triviales”. Esta es utilizada para separar gráficamente los aspectos significativos de un problema desde los triviales de manera que un equipo sepa dónde dirigir sus esfuerzos para mejorar. Reducir los problemas más significativos (las barras más largas en una Gráfica Pareto) servirá más para una mejora general que reducir los más pequeños. Con frecuencia, un aspecto tendrá el 80% de los problemas. En el resto de los casos, entre 2 y 3 aspectos serán responsables por el 80% de los problemas.

Este análisis se utiliza al identificar un producto o servicio para el análisis para mejorar calidad, cuando existe la necesidad de llamar la atención a los problemas o causas de una forma sistemática, al identificar oportunidades para mejorar, al analizar las diferentes agrupaciones de datos (ej. por producto, segmento del mercado, área geográfica, etc.), al buscar las causas principales de los problemas y establecer la prioridad de las soluciones, al evaluar los resultados de los cambios efectuados a un proceso (antes y después), cuando los datos puedan clasificarse en categorías, cuando el rango de cada categoría es importante. Los pasos para su construcción son los siguientes:

1. Seleccionar categorías lógicas para el tópico de análisis identificado (incluir el periodo de tiempo).
2. Reunir datos
3. Ordenar los datos de la mayor categoría a la menor.
4. Totalizar los datos para todas las categorías.
5. Computarizar el porcentaje del total que cada categoría representa.
6. Trazar los ejes horizontales y verticales en papel para gráficas.
7. Trazar la escala de los ejes verticales izquierdos para frecuencia (de cero al total según se calculó arriba).
8. De izquierda a derecha, trazar una barra para cada categoría en orden descendiente. La “otra” categoría siempre será la última sin importar su valor.

#### **Anexo 4. Análisis de Pareto (Continuación)**

9. Trazar la línea del porcentaje acumulativo que muestre la porción del total que cada categoría de problemas represente.
10. En el eje vertical derecho, opuesto a los datos brutos en el eje vertical izquierdo, registrar el 100% al frente del número total y el 50% en el punto medio.
11. Llenar los porcentajes restantes llevados a escala.
12. Trazar la línea de porcentaje acumulativo.
13. Se inicia con la categoría más alta, colocar un punto en la esquina superior derecha de la barra.
14. Sumar el total de la siguiente categoría al primero y colocar un punto encima de la barra y se muestra el porcentaje acumulativo. Conectar los puntos y registrar los totales restantes acumulativos hasta que se llegue al 100%.
15. Dar un título a la Gráfica, agregar la fecha(s) cuando se reunió la información y la fuente de los datos.
16. Analizar la Gráfica para determinar los “pocos vitales”.

**Anexo 5. Caracterización de los expertos utilizados para definir su nivel de competencias**

<b>Nr</b>	<b>Año de experiencia</b>	<b>Grado científico, profesional o académico</b>	<b>Sector</b>	<b>Nivel de competencia</b>
1	15	MsC.	QUIMEFA	0.96
2	16	MsC.	QUIMEFA	0.95
3	12	MsC.	QUIMEFA	0.93
4	14	Lic.	QUIMEFA	0.90
5	19	Lic.	QUIMEFA	0.90
6	10	Lic.	QUIMEFA	0.87
7	15	Técnico Medio	QUIMEFA	0.86
8	17	Técnico Medio	QUIMEFA	0.80
9	10	Técnico Medio	QUIMEFA	0.80
10	12	Técnico Medio	QUIMEFA	0.78
11	14	Técnico Medio	QUIMEFA	0.75
12	11	Técnico Medio	QUIMEFA	0.80

**Fuente: Rodríguez Toledo (2014).**

## Anexo 6. Instrumento para expertos

Estimado compañero:

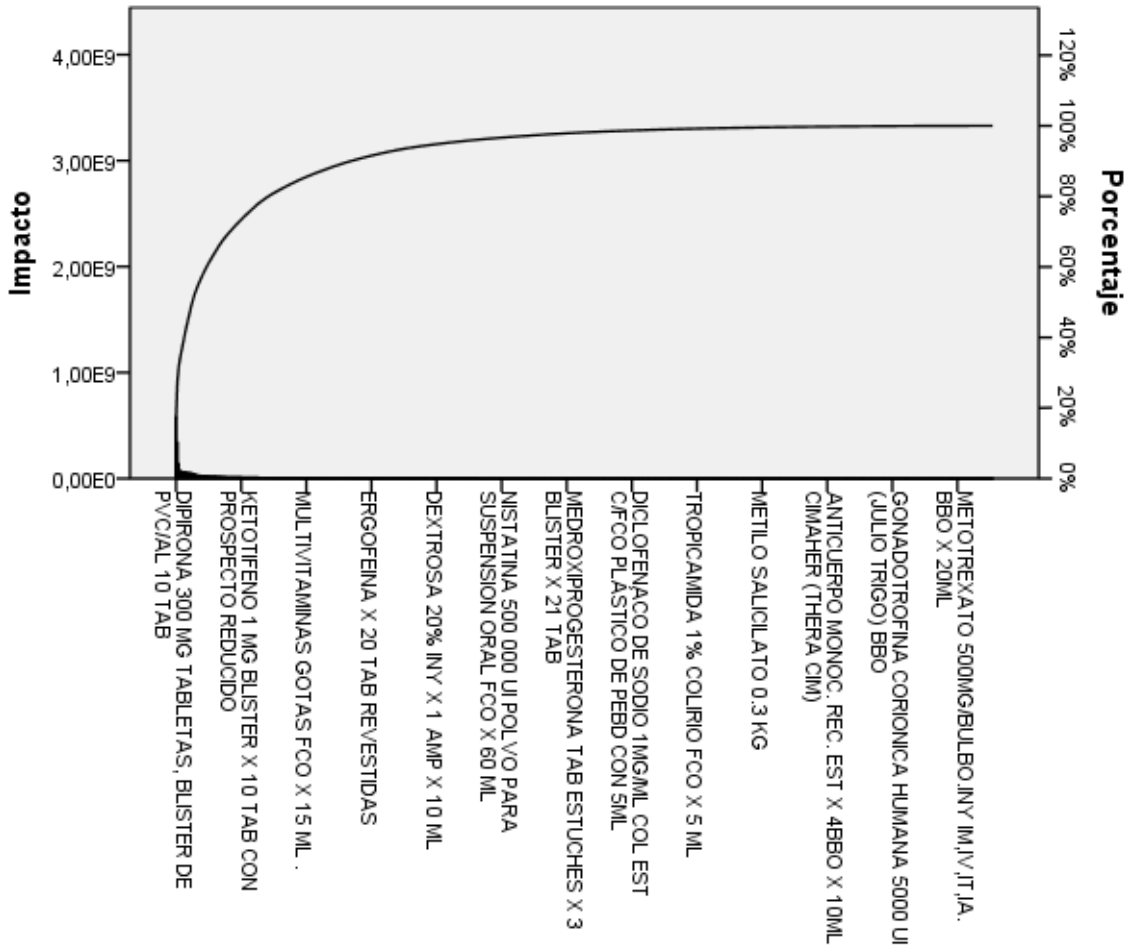
Se realiza un estudio para realizar el pronóstico de la demanda en su empresa, lo que permitirá realizar un proceso de planificación fiable y en consecuencia alcanzar mejores resultados. Dada la diversidad de producto/servicio se desea conocer, el criterio principal a partir del cual se debe hacer la elección, con este objetivo se le solicita que pondere por orden de prioridad de manera ascendente (1 menor valor) el grupo de criterios que se presenta a continuación:

Criterios	Grado de prioridad
Costo de producción o de venta	
Representatividad en el nivel de ingresos de la entidad	
Volúmenes de unidades vendidas	
Importancia e impacto del producto o servicio en la sociedad	

Nota: sin considera necesario agregar un (os) criterio (s) dada su importancia, se le solicita que lo incluya en la ponderación. De igual forma puede existir igualdad en las calificaciones de varios criterios.

**Muchas gracias**

### Anexo 7. Análisis de Pareto



### Anexo 8. Datos utilizados para la realización del pronóstico

N o	Mes	Almohadilla		Captopril		Dipirona		Heber-prot-B	
		Nivel de ventas histórico	OS	Nivel de ventas histórico	OS	Nivel de ventas histórico	OS	Nivel de ventas histórico	OS
1	1	256200	26,82	136830	94,49	168202	63,48	20	100
2	2	379360	100	180012	100	54362	19,6	50	100
3	3	196700	100	217464	78,55	570	0,16	4	100
4	4	219950	100	205764	100	172272	100	0	100
5	5	319460	100	178218	100	259777	49,46	0	100
6	6	362516	100	202478	100	360423	100	0	100
7	7	226800	100	196422	100	107464	100	25	100
8	8	313298	100	162520	100	305439	100	122	100
9	9	384596	100	151432	100	402836	100	0	100
10	10	315833	100	215498	100	192057	39,11	15	100
11	11	582564	100	193676	100	463920	100	60	100
12	12	428505	100	228090	100	434912	100	5	100
13	1	131635	100	211110	100	374460	100	0	100
14	2	37656	7,75	172292	100	345396	100	0	100
15	3	86850	60,96	200888	100	357598	100	165	100
16	4	261348	81,94	185806	49,31	366752	100	71	100
17	5	453668	100	44666	21,07	327030	100	98	100
18	6	369936	100	251218	100	215553	54,12	32	100
19	7	312984	100	174494	100	1981	100	100	100
20	8	332058	100	186722	100	467008	100	70	100
21	9	335448	100	191212	98,87	341876	100	84	100
22	10	420526	100	161582	98,87	394867	100	85	100
23	11	329184	89,96	61108	100	324919	67,71	31	100
24	12	645426	100	247526	100	401314	68,57	112	100
25	1	340920	100	101561	100	350565	100	207	100
26	2	328672	100	94247	100	380549	100	50	100
27	3	168408	100	102153	91,94	399543	83,57	84	89,17
28	4	279216	100	103281	100	370952	100	183	100
29	5	1944	0,16	119827	100	363332	100	39	100
30	6	249192	73,71	110082	39,26	96523	100	107	100
31	7	260386	100	57884	16,16	482031	100	72	100
32	8	216630	80,36	72627	29,86	652461	94,26	54	100
33	9	148392	100	69696	26,71	303027	100	75	100
34	10	402582	100	40769	100	382057	100	55	96,48

### Anexo 8. Datos utilizados para la realización del pronóstico (continuación)

No	Mes	Almohadilla		Captopril		Dipirona		Heber-prot-B	
		Nivel de ventas histórico	OS	Nivel de ventas histórico	OS	No	Mes	Nivel de ventas histórico	OS
35	11	197127	100	130302	100	521399	100	67	100
36	12	290592	68,66	130273	23,83	401561	100	32	100
37	1	268056	91,63	8380	98,62	127954	38,05	112	100
38	2	228602	100	148940	100	160086	34,61	28	100
39	3	236364	100	164101	100	329947	98,29	276	100
40	4	233020	100	117728	100	227064	54,13	49	100
41	5	71928	100	106892	100	372379	100	17	100
42	6	204068	74,19	108052	100	507809	100	51	100
43	7	167733	53,4	95834	100	406064	100	88	100
44	8	254232	100	116527	100	510531	100	54	100
45	9	276840	100	99493	100	451638	100	47	100
46	10	302256	100	98610	100	519031	100	83	100
47	11	414576	100	108804	100	395473	68,52	270	100
48	12	319320	100	102319	97,47	491426	100	221	100
49	1	207070	100	101559	100	382934	100	127	100
50	2	276624	100	68515	32,37	150740	93,67	209	100
51	3	261410	100	116300	100	453775	100	240	100
52	4	301528	100	85345	36,69	303660	100	257	100
53	5	269136	100	55985	100	632705	74,46	146	100
54	6	155456	90,61	164797	100	475256	100	229	100
55	7	269064	100	94947	100	382010	65,62	129	100
56	8	124632	65,12	73471	71,81	588307	100	132	100
57	9	425016	100	123132	100	498911	100	138	100
58	10	405504	100	124535	100	498216	100	141	100
59	11	609624	100	137333	100	525360	100	52	25,59
60	12	440640	100	106600	100	423825	89,4	166	100
61	1	207152	100	110262	100	567301	100	177	100
62	2	358332	100	39746	100	481244	100	72	100
63	3	309712	100	151281	100	157195	89,76	92	100
64	4	352976	100	127555	100	388292	92,98	259	100
65	5	329112	100	121940	100	811125	100	190	100
66	6	224640	100	98904	100	446203	67,24	167	100
67	7	231875	90,59	109026	100	455448	100	135	100
68	8	199303	100	104485	100	456489	100	191	100
69	9	488237	100	96996	100	442258	29,9	188	100
70	10	375768	100	124667	100	554130	100	255	100

### Anexo 8. Datos utilizados para la realización del pronóstico (continuación)

No	Mes	Almohadilla		Captopril		Dipirona		Heber-prot-B	
		Nivel de ventas histórico	OS	Nivel de ventas histórico	OS	No	Mes	Nivel de ventas histórico	OS
71	11	214128	35,82	94288	66,01	460497	100	250	100
72	12	333288	100	111430	100	447937	99,79	240	100
73	1	137664	44,35	135148	100	516743	100	201	85,71
74	2	143424	42,56	108312	100	223656	99,01	255	100
75	3	193689	100	121880	100	541175	100	137	100
76	4	402192	100	112452	100	423050	100	144	100
77	5	370872	100	113539	72,01	455043	94,09	257	100
78	6	137880	48,55	114652	100	413324	76,1	276	100
79	7	69192	83,02	133171	100	540770	100	170	100
80	8	164597	67,84	105798	100	550979	100	299	100
81	9	439776	100	120357	100	473809	88,3	148	100
82	10	363688	79,95	120543	100	310781	77,57	251	100
83	11	437603	100	102747	100	510030	100	152	100
84	12	605880	100	121439	100	929512	100	172	100

## Anexo 9. Validación del instrumento

### Determinación de los errores en las estimaciones para el año 2013

(Almohadilla anatómica con alas superfina b x 10)

i	Mes	Cantidad pronosticada por la red	Cantidad pronosticada por Suavizado exponencial lineal	Demanda real	Error de la $RNA_{PM}$	Error del método de deslizamiento exponencial
1	Enero	207090	255331	207152	-61,69	48179,20
2	Febrero	358333	317132	358332	1,08	-41200,32
3	Marzo	309750	312680	309712	37,65	2967,87
4	Abril	352996	336858	352976	20,05	-16118,45
5	Mayo	329119	332210	329112	6,99	3098,22
6	Junio	224634	267668	224640	-5,89	43028,09
7	Julio	231873	246192	231875	-2,04	14317,24
8	Agosto	199291	218059	199303	-11,98	18755,69
9	Septiembre	488275	380166	488237	38,49	-108071,32
10	Octubre	375765	377527	375768	-3,10	1759,07
11	Noviembre	214101	279488	214128	-27,34	65359,63
12	Diciembre	333304	311768	333288	16,17	-21520,15
Total		3624531	3635078	3624523	8,40	10554,77

### Determinación de los errores en las estimaciones para el año 2014

(Almohadilla anatómica con alas superfina b x 10)

i	Mes	Cantidad pronosticada por la red	Cantidad pronosticada por Suavizado exponencial lineal	Demanda real	Error de la $RNA_{PM}$	Error del método de deslizamiento exponencial
1	Enero	137664	215914	137664	0,00	78249,60
2	Febrero	143424	172420	143424	0,00	28995,84
3	Marzo	193689	185181	193689	0,00	-8507,66
4	Abril	402192	315388	402192	0,00	-86804,27
5	Mayo	370872	348678	370872	0,00	-22193,71
6	Junio	137880	222199	137880	0,00	84319,32
7	Julio	69192	130395	69192	0,00	61202,93
8	Agosto	164597	150916	164597	0,00	-13680,83
9	Septiembre	439776	324232	439776	0,00	-115543,93
10	Octubre	363688	347906	363688	0,00	-15782,37
11	Noviembre	437603	401724	437603	0,00	-35878,95
12	Diciembre	605880	524218	605880	0,00	-81662,38
Total		3466457	3339171	3466457	0,00	127286,41

### Comparación de los errores de estimaciones del año 2013 con respecto al

2014 (Almohadilla anatómica con alas superfina b x 10)

	2013	2014
Error de la $RNA_{PM}$	0,0002318	0,0000000
Error del método de suavizado exponencial	0,2912043	3,6719456

## Anexo 9. Validación del instrumento (Continuación)

### Determinación de los errores en las estimaciones para el año 2013 (Captopril 25 mg 10 tab)

i	Mes	Cantidad pronosticada por la red	Cantidad pronosticada por Suavizado exponencial lineal	Demanda real	Error de la $RNA_{PM}$	Error del método de deslizamiento exponencial
1	Enero	110257	108797	110262	-4,79	-1464,80
2	Febrero	39735	67366	39746	-10,90	27620,48
3	Marzo	151281	117715	151281	0,31	-33565,81
4	Abril	127555	123619	127555	0,10	-3935,92
5	Mayo	121934	122612	121940	-5,92	671,63
6	Junio	98901	108387	98904	-2,68	9483,05
7	Julio	109024	108770	109026	-1,79	-255,58
8	Agosto	104484	106199	104485	-1,43	1714,17
9	Septiembre	96994	100677	96996	-2,05	3681,27
10	Octubre	124665	115071	124667	-2,24	-9595,89
11	Noviembre	94286	102601	94288	-1,59	8313,24
12	Diciembre	111428	107898	111430	-1,75	-3531,50
Total		1290545	1289714	1290580	34,74	865,66

### Determinación de los errores en las estimaciones para el año 2014 (Captopril 25 mg 10 tab)

i	Mes	Cantidad pronosticada por la red	Cantidad pronosticada por Suavizado exponencial lineal	Demanda real	Error de la $RNA_{PM}$	Error del método de deslizamiento exponencial
1	Enero	135150	125661	135148	1,55	-9487,20
2	Febrero	108320	115252	108312	7,57	6939,52
3	Marzo	121880	119229	121880	0,13	-2651,39
4	Abril	112455	115163	112452	2,90	2710,64
5	Mayo	113538	114188	113539	-1,34	649,46
6	Junio	114665	114467	114652	12,91	-185,42
7	Julio	133179	125689	133171	7,66	-7481,77
8	Agosto	105791	113754	105798	-7,00	7956,49
9	Septiembre	120365	117716	120357	7,68	-2641,00
10	Octubre	120542	119412	120543	-0,83	-1130,80
11	Noviembre	102756	109413	102747	8,96	6666,08
12	Diciembre	121439	116629	121439	-0,19	-4810,37
Total		1410078,018	1406572	1410038	40,02	3465,75

### Comparación de los errores de estimaciones del año 2013 con respecto al 2014 (Captopril 25 mg 10 tab)

	2013	2014
Error de la $RNA_{PM}$	0,0026920	0,0028381
Error del método de suavizado exponencial	0,0670756	0,2457916

## Anexo 9. Validación del instrumento (Continuación)

### Determinación de los errores en las estimaciones para el año 2013 (Dipirona 300 mg 10 tab)

i	Mes	Cantidad pronosticada por la red	Cantidad pronosticada por Suavizado exponencial lineal	Demanda real	Error de la $RNA_{PM}$	Error del método de deslizamiento exponencial
1	Enero	567301	509911	567301	0,00	-57390,40
2	Febrero	481244	492711	481244	0,00	11466,64
3	Marzo	157195	291401	157195	0,00	134206,26
4	Abril	388292	349536	388292	0,00	-38756,30
5	Mayo	811125	626489	811125	0,00	-184635,72
6	Junio	446203	518318	446203	0,00	72114,51
7	Julio	455448	480596	455448	0,00	25147,80
8	Agosto	456489	466132	456489	0,00	9642,72
9	Septiembre	442258	451807	442258	0,00	9549,49
10	Octubre	554130	513201	554130	0,00	-40929,00
11	Noviembre	460497	481579	460497	0,00	21081,60
12	Diciembre	447937	461394	447937	0,00	13456,64
Total		5668119	5643073	5668119	0,00	25045,76

### Determinación de los errores en las estimaciones para el año 2014 (Dipirona 300 mg 10 tab)

i	Mes	Cantidad pronosticada por la red	Cantidad pronosticada por Suavizado exponencial lineal	Demanda real	Error de la $RNA_{PM}$	Error del método de deslizamiento exponencial
1	Enero	517079	489221	516743	336,44	-27522,40
2	Febrero	223679	329882	223656	22,92	106225,84
3	Marzo	541180	456658	541175	4,92	-84517,26
4	Abril	423062	436493	423050	12,01	13443,09
5	Mayo	455178	447623	455043	134,80	-7419,96
6	Junio	413373	427044	413324	49,02	13719,62
7	Julio	540746	495279	540770	-23,82	-45490,55
8	Agosto	551138	528699	550979	158,65	-22279,82
9	Septiembre	474029	495765	473809	219,56	21956,07
10	Octubre	310879	384775	310781	98,16	73993,63
11	Noviembre	510105	459928	510030	75,38	-50102,15
12	Diciembre	929528	741678	929512	16,31	-187833,66
Total		5889976,36	5693044	5888872	1104,36	195827,56

### Comparación de los errores de estimaciones del año 2013 con respecto al 2014 (Dipirona 300 mg 10 tab)

	2013	2014
Error de la $RNA_{PM}$	0,0000000	0,0187533
Error del método de suavizado exponencial	0,4418707	3,3253832

## Anexo 9. Validación del instrumento (Continuación)

### Determinación de los errores en las estimaciones para el año 2013 (Heber-prot)

i	Mes	Cantidad pronosticada por la red	Cantidad pronosticada por Suavizado exponencial lineal	Demanda real	Error de la $RNA_{PM}$	Error del método de deslizamiento exponencial
1	Enero	177	173	177	-0,03	-4,40
2	Febrero	72	112	72	-0,04	40,24
3	Marzo	92	100	92	-0,05	8,10
4	Abril	259	195	259	-0,04	-63,56
5	Mayo	190	192	190	0,00	2,18
6	Junio	167	177	167	-0,01	10,07
7	Julio	135	152	135	-0,01	16,83
8	Agosto	191	175	191	-0,06	-15,67
9	Septiembre	188	183	188	0,00	-5,07
10	Octubre	255	226	255	0,00	-28,83
11	Noviembre	250	240	250	0,00	-9,53
12	Diciembre	240	240	240	0,01	0,19
Total		2216	2167	2216	0,24	49,46

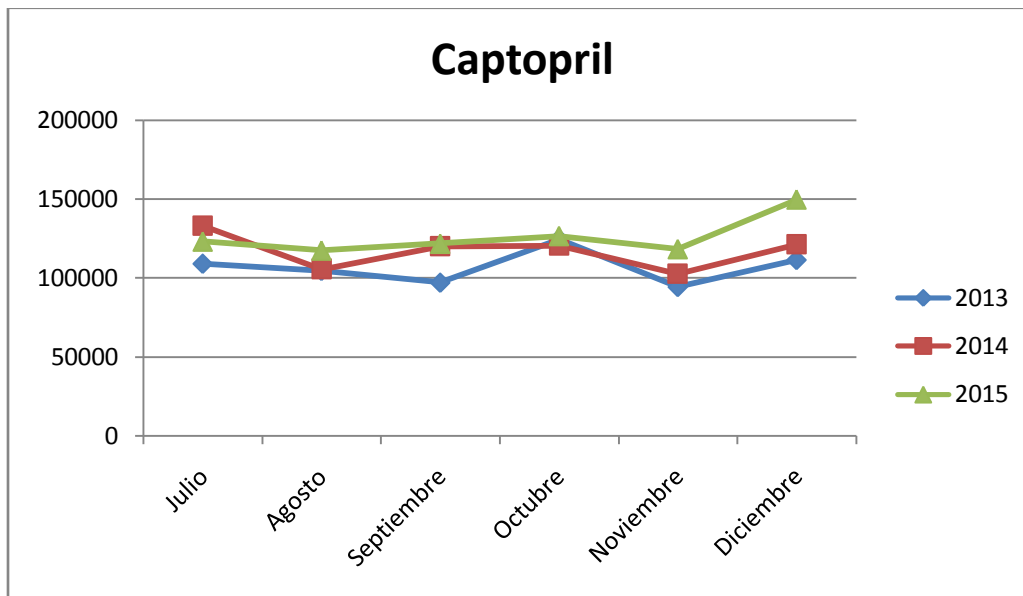
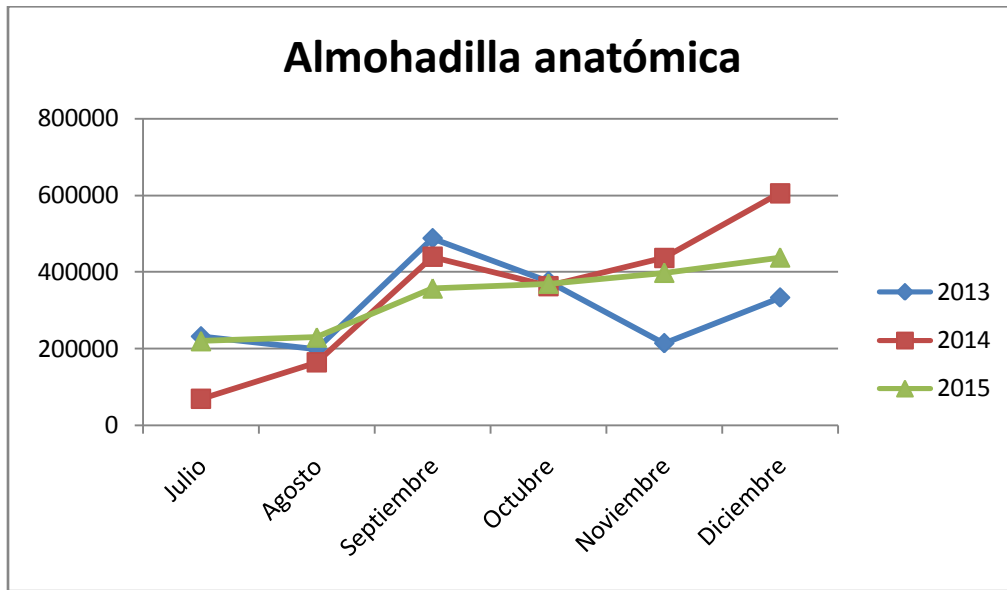
### Determinación de los errores en las estimaciones para el año 2014 (Heber-prot)

i	Mes	Cantidad pronosticada por la red	Cantidad pronosticada por Suavizado exponencial lineal	Demanda real	Error de la $RNA_{PM}$	Error del método de deslizamiento exponencial
1	Enero	201	217	201	0,00	15,60
2	Febrero	255	240	255	0,00	-15,36
3	Marzo	137	178	137	0,00	41,06
4	Abril	144	158	144	0,00	13,62
5	Mayo	257	217	257	-0,01	-39,75
6	Junio	276	252	276	0,01	-23,50
7	Julio	170	203	170	0,00	33,00
8	Agosto	299	261	299	0,00	-38,40
9	Septiembre	148	193	148	0,00	45,04
10	Octubre	251	228	251	0,00	-23,18
11	Noviembre	152	182	152	0,00	30,33
12	Diciembre	172	176	172	0,00	4,13
Total		2461,994	2505	2462	0,01	42,58

### Comparación de los errores de estimaciones del año 2013 con respecto al 2014 (Heber-Prot)

	2013	2014
Error de la $RNA_{PM}$	0,0106047	0,0002437
Error del método de suavizado exponencial	2,2318796	1,7294731

**Anexo 10. Gráficos de tendencia**



**Anexo 10. Gráficos de tendencia (Continuación)**

