aae0517

TESIS
~~IID~~995
R64
V.1

UNIVERSIDAD CATOLICA ANDRES BELLO

FACULTAD DE INGENIERIA

ESCUELA DE INGENIERIA INDUSTRIAL

"PLANTEAMIENTO Y FORMULACIÓN DE UN MODELO DE PRONÓSTICO DE INVENTARIO MEDIANTE LA APLICACIÓN DE REDES NEURALES"

Este Jurado; una vez realizado el examen del presente trabajo ha evaluado su contenido con el resultado: 16 (17 diecisiete)

JURADO EXAMINADOR

Firma:	Firma:	Firma:
Nombre: Nestor Lubynsky	Nombre: Sergio Dublé	Nombre: R. SILT ROSAS FLUNGER

REALIZADO POR	**BR. ROJAS C. Raúl J.**
PROFESOR GUIA	**ING. LUBYNSKYJ H.Nestor.**
FECHA	**17 de Junio de 1995**

Dedicatoria

Mi Trabajo Especial de Grado, está dedicado a mis Padres, Gral. Div (G.N) Raúl E. Rojas Lugo y la LIC. Magally J. Campos de Rojas, quienes:

- Han entregado lo mejor de sí para tratar de hacerme cada día mejor,
- Son mi mayor motivo de Orgullo y Felicidad, y
- Siempre han sido, son y serán el Faro Guía y el Ejemplo a seguir en todas las actividades de mi vida.

Agradecimientos

Agradezco en forma incondicional a mi Profesor Guía en este Trabajo Especial de Grado ING. Nestor Lubynskyj H., por todos sus consejos, enseñanzas, orientaciones y por la confianza depositada en mi durante la realización de este Trabajo. Sin ellas hubiese sido imposible su culminación.

Al Grupo de Trabajo del Almacén del Centro de Servicios Chacao, por todo su apoyo y colaboración prestada para la realización de este trabajo.

Al DR. Emigdio Aguirre y Familia, quienes desde muy lejos me apoyaron y suministraron herramientas indispensables para la realización de este Estudio.

A mi Padre, por su incomparable y valiosisima ayuda en todas las etapas del trabajo.

A mi Familia y a mi Novia, por confiar siempre en mi y apoyarme en todo momento.

Índice

INTRODUCCIÓN 1

SINOPSIS 3

METODOLOGÍA UTILIZADA 5

CAPÍTULO 1. Justificación del Proyecto 10

1.1.- Objetivo General 10

1.2.-Objetivos Específicos 10

1.3.- Alcance 11

1.4.- Limitaciones 11

CAPÍTULO 2. Análisis de la Situación Actual 12

2.1.- Procesos Actuales para el Pronóstico 12

2.2.- Definición de las Variables que Intervienen en el Proceso 14

2.3.- Diagnóstico y Conclusiones de la Situación Actual 18

CAPÍTULO 3. Planteamiento del Modelo de Pronóstico 19

3.1.- Generalidades 19

3.2.- Matriz de Impacto Cruzado 21

3.3.- Diseño del Modelo de Pronóstico 25

CAPÍTULO 4. Escogencia de la Red Neural 29

4.1.- Redes Neurales 29

4.1.1.- Reseña Histórica 30

4.1.3.- Funcionamiento General de una Red Neural 34

4.1.4.- Proceso de Aprendizaje de las Redes Neurales 37

4.2.- Tipos de Redes Neurales 39

4.2.1.- Modelos de Clasificación 39

4.2.2.- Modelos de Asociación 40

4.2.3.- Modelos de Optimización 41

4.2.4.- Modelos de Auto-organización 42

4.3.- Selección de la Red Neural 43

CAPÍTULO 5. Formulación del Modelo de Pronóstico y Aplicación de la Red 45

5.1.- Codificación del Modelo 45

5.2.- Diseño de la Red 47

5.3.- Operación de la Red 49

5.3.1.- El Entrenamiento 49

5.3.2.- La Validación 50

5.3.3.- Operación del Programa Utilizado 51

CAPÍTULO 6. Análisis de los Resultados 53

CAPÍTULO 7. Conclusiones y Recomendaciones 59

7.1.- Conclusiones 59

7.2.- Recomendaciones 61

GLOSARIO de TERMINOS 63

BIBLIOGRAFÍA 66

Índice de Figuras y Tablas

FIG.I. Cuadro Metológico. 10

FIG.1.1. Variables que Influyen sobre los Inventarios 14

FIG.3.1. Representación Gráfica de la Matriz de Impacto Cruzado 23

TABLA 3.1. Tabla de Motricidad-Dependencia 24

FIG.3.2. Fases de Depuración de la Matriz de Impacto Cruzado 24

FIG.4.1. Estructura General de una Red Neural 33

FIG.4.2. Funciones de Transferencia más Comunes 35

FIG.4.3. Procesamiento de Información en una Red Neural 36

TABLA.4.1. Modelos de Clasificación 39

TABLA.4.2. Modelos de Asociación 40

TABLA.4.3. Modelos de Optimización 41

TABLA.4.4. Modelos de Autoorganización 42

FIG.4.4. Red BackPropagation 44

FIG.5.1. Red BackPropagation de tres Capas con Conexiones Estándar. 47

FIG.5.2. Función Sigmoide 48

Introducción

Dentro de las actividades que comprenden el entorno de una compañía dedicada a la producción de bienes y/o servicios, toma real importancia una de ellas, la cual está directamente relacionada con todas las demás actividades de la empresa y que viene a representar el llamado "mal necesario" de las mismas. ***Los inventarios.***

Mediante el planteamiento hecho en este trabajo se podrá detectar, conocer, y manejar de una manera más efectiva muchos de los factores que afectan y desequilibran el buen desenvolvimiento de los inventarios, tales como: el punto de pedido, la incertidumbre creada por variables exógenas a la empresa , las cantidades de material demandado y muchos otros que se fueron encontrando a medida que avanzó el estudio.

En dicho trabajo se realizó la implantación de la tecnología de redes neurales al complicado proceso de pronóstico de inventarios, para obtener de esta manera resultados más precisos y confiables de la forma más rápida posible, gracias a la versatilidad y flexibilidad de las mismas. El sistema interno de las Redes Neurales funciona como imitación del sistema interconectado de neuronas del cerebro humano, realizando casi las mismas funciones, aprender, olvidar, analizar y dar soluciones a problemas planteados.

Este ensayo representa un intento serio por incorporar tecnología de avanzada en un proceso álgido dentro de toda empresa, representado por el pronóstico de la demanda futura, y aún cuando no agota las posibilidades pretende que pueda ser empleado de inmediato; si ello se logra será motivo de satisfacción.

Agradecemos muy de veras a los lectores las recomendaciones que puedan hacer llegar al autor, considerando que será su lectura y posterior utilización, la que permitirá en principio ahondar en las complejidades del proceso, pero luego y es quizá lo más importante, crear y mejorar diariamente sus posibilidades de aplicación.

Sinopsis

El trabajo que se presenta a consideración del Jurado y de la Universidad para optar al grado de Ingeniero Industrial, lo es también para la C.A. Electricidad de Caracas de manera que constituya una matriz de insumo-producto, por cuanto que habiendo entregado la data informativa también ha de recibir los resultados de éste estudio; pero asimismo a la comunidad intelectual venezolana y a la sociedad en su conjunto, para que sea juzgado y usufructuado, porque en suma a todos se les quiere servir. Venezuela lo exige y es el compromiso de todos.

Para dar niveles de concreción al planteamiento anterior se presenta un estudio de carácter exploratorio acerca del proceso de mantenimiento de los inventarios en el Almacén del Centro de Servicios Chacao perteneciente a la C.A. Electricidad de Caracas. En el mismo se realizaron investigaciones de tipo documental y de campo con el objetivo de conocer los procesos actuales para realizar el control de inventarios en la empresa, detectando que estos presentaban insuficiencias en cuanto a que son procesos lentos, que no proporcionan información veraz y confiable, no son oportunos y no proveen información futura acerca de la situación de los inventarios, debido a esto el proceso de toma de decisiones se ve afectado en forma desfavorable.

Las insuficiencias señaladas anteriormente son atacadas por medio de la implementación de este trabajo, puesto que en él se plantea un Modelo de Pronóstico de Inventarios que apoyado en la utilización de una nueva tecnología en el área de la informática, "Las Redes Neurales", suministrará información futura referente a las cantidades de material que serán demandadas en periodos posteriores y el momento en que se debe solicitar esa cantidad de material para dichos periodos, asimismo la información mencionada será obtenida en forma rápida, oportuna y confiable, lo que facilitará y agilizará la toma de decisiones, además de proporcionar una ganancia de tiempo en los procesos.

Los resultados arrojados por este estudio corroboran lo anteriormente dicho y son bastante descriptivos, por lo que pueden ser entendidos con facilidad y aplicados de inmediato a esta empresa o a cualquier otra organización que requiera de un proceso de pronóstico adecuado, confiable y oportuno, para lo cual siempre habrá necesidad de analizar cada caso en particular con la ayuda de expertos.

Metodología Utilizada

Con la finalidad de hacer más comprensivo el proceso metodológico empleado se describirá a continuación las fases del mismo: Planteamiento del Problema, Investigación Inicial, Diagnóstico de la Situación Actual y Planteamiento de la solución.

FASE I : PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Siempre se ha considerado que esta fase es definitoria en todo proceso de investigación, para facilitar la explicación se usará el cuadro metodológico que se muestra en la figura I y que habrá de explicarse mediante su descripción secuencial, para entender porque se escogió el *Pronóstico de Inventarios Mediante el uso de Redes Neurales.*

EL TEMA: Normalmente cuando se visualiza un problema, se debe ubicar en el contexto adecuado para evitar desviaciones que al final generen entre otras cosas: perdida del objetivo, de tiempo, de esfuerzo o de recursos. De allí que hay necesidad de establecer el Tema que sirve de marco al problema objeto de estudio y es así que se encontrará que los enmarcados en éste son: dentro de la Ciencia Contable el Proceso de Pronóstico de Inventarios y como parte de la Informática las Redes Neurales como tecnología de avanzada.

LA DELIMITACIÓN DEL PROBLEMA: Es la parte más importante del proceso metodológico por cuanto que al completar este paso, prácticamente se tiene la orientación, el faro guía de la investigación y de todos los pasos sucesivos, incluyendo la preparación y presentación del trabajo, de aquí se extrae normalmente el título tentativo del mismo. En palabras sencillas: al tener la delimitación del problema, se sabe hacia donde se va, cual es el objetivo, cuan importante y que finalidad llenará el estudio que se llevará a cabo; en este caso particular, obsérvese que girando alrededor de las ideas principales extraídas de los temas marco (Ciencias Contables e Informática), se ha delimitado el problema como una insuficiencia del sistema que no ha permitido lograr que los pronósticos de inventario sean oportunos, adecuados y confiables, ya porque los manejos manuales o mecánicos llevan implícita una carga de imprecisión o porque los volúmenes de información y la complejidad de su procesamiento, requiere de métodos heurísticos para obtener resultados confiables, adecuados y oportunos.

TÍTULO TENTATIVO: Extraído prácticamente del proceso anteriormente descrito el título: "***Planteamiento y Formulación de un Modelo de Pronóstico de Inventarios Mediante la Aplicación de Redes Neurales***" engloba la interacción de las ideas centrales de las inquietudes planteadas, en efecto, al hablar de *Planteamiento* significa que se origina en un trazo, en un bosquejo, que en la *Formulación* adquiere características precisas, que al *Modelarlo*, hace una representación de la realidad existente y que por encontrar en el diagnóstico, que se presentan insuficiencias en el sistema, se ha de mejorar como un modelo

de pronóstico, objetivizado y mejorado por la *Aplicación* del instrumento *Redes Neurales*, que de alguna manera es una tecnología de avanzada que emplea Inteligencia Artificial y Sistemas Expertos.

HIPÓTESIS: Se ha procesado desde la Hipótesis General y las Hipótesis Derivadas, la Hipótesis de Trabajo, la cual operacionaliza la investigación y la extraída, "*Los Métodos Actualmente Utilizados para el Control y el Proceso de inventarios no Permiten Pronosticar las Demandas Futuras de Manera Oportuna, Adecuada y Confiable*" refleja la interrogante y establece las variables interactuantes; la investigación determinará su comprobación, lo cual dará validez al trabajo.

SISTEMA DE VARIABLES: De la Hipótesis se ha extraído las variables: Independiente: *Métodos Actualmente Utilizados* y Dependiente: *Pronóstico de Inventarios Inoportunos, Inadecuados y no Confiables*, las cuales además de interactuar sirven de base a la investigación por el establecimiento de los Índices e Indicadores que en la realidad evidencian que las variables se dan tal cual están planteadas en la Hipótesis.

INDICADORES, ÍNDICES, FUENTES, INSTRUMENTOS Y TÉCNICAS: Ya definidas las variables, se establecen los *Indicadores e Índices* que hay que buscar en las *Fuentes* mediante el uso de *Instrumentos y Técnicas*. Este proceso se describe a lo largo del estudio.

FASE II: Investigación Inicial.

En esta fase se ubicaron y consultaron las fuentes de información que podrían proporcionar referencias acerca de los procesos estudiados, aplicándose varias técnicas e instrumentos.

FASE III: Diagnóstico de la Situación Actual.

Basándose en las investigaciones realizadas en las fases anteriores, se realizó un diagnóstico de la situación actual de los procesos para el control de inventarios en La C.A. Electricidad de Caracas, llegando a una serie de conclusiones acerca de la problemática en cuestión.

FASE IV: Planteamiento de la Solución.

Esta es la fase final del proceso metodológico, en ella se buscó la forma de mejorar las variables dependiente e independiente del sistema, obteniendo resultados satisfactorios, con ello se validó la Hipótesis de trabajo y ello a su vez sirvió de base al modelo que se somete a la consideración de los lectores.

CUADRO METODOLOGICO

Tema	Delimitación del Problema	Título Tentativo	Hipótesis de Trabajo	Variable Independiente	Variable Dependiente	Indicadores e Indices	Fuentes	Instrumentos y Técnicas
Aplicación de las Redes Neurales a los Inventarios	El Pronóstico de Inventarios Confiable, Oportuno y Adecuado Mediante el uso de Redes Neurales	Pronóstico de Inventarios con Redes Neurales (Una Tecnología de Avanzada)	Los métodos Empleados Actualmente para Control de Inventarios no Permiten Pronosticar las Demandas Futuras de Manera Oportuna, Adecuada y Confiable	Métodos Empleados Actualmente para Control de Inventarios	Pronóstico de Inventarios Inoportunos, Inadecuados, No Confiables	Calidad de los Métodos	Grupo de Panificación y Control de Pedidos	INSTRUMENTOS: Redes Neurales Investigación de Operaciones
Pronóstico de Inventarios Obtenidos a Través de la Aplicación de las Redes Neurales	Pronóstico de Inventarios Aplicando Redes Neurales para Ganar Tiempo y Disminuir Costos	Pronosticando Inventarios con las Redes Neurales (Adecuabilidad, Oportunidad, Confiabilidad)				Pronósticos (In)Oportunos	Sistema Computarizado del Almacén	TÉCNICAS: Entrevistas Investigaciones bibliográficas Trabajo de Campo
	Las Redes Neurales como Solución al Problema de Pronóstico de Inventarios. Base de la Toma de Decisiones	El Pronóstico de Inventarios Aplicando Redes Neurales (Adecuabilidad, Practicabilidad, Aceptabilidad)				Pronósticos (In)Adecuados	Ing. Nestor Lubynskyj	
	El Pronóstico de Inventarios como instrumento para la Toma de Decisiones	Una Aproximación al Pronóstico de Inventarios Utilizando Redes Neurales				Pronósticos (No)Confiables	Bibliotecas	
	La Aplicación de Redes Neurales al Pronóstico de Inventarios como una Tecnolo- gía Novedosa	Pronóstico de Inventarios con Redes Neurales (Novedad Tecnológica)				Deciciones (In)Adecuadas	Bibliografía Especializada	
	Intercción de las Redes Neurales y el Pronóstico de Inventarios para una Demanda Futura Confiable y Oportuna	Gane Tiempo y Dinero Pronosticando Inventarios con Redes Neurales				Esperas para Decidir	Departamento de Informática de la U.C.V	

Capitulo 1. Justificación del proyecto

1.1.- OBJETIVO GENERAL

El objetivo general de este proyecto es lograr el planteamiento y la formulación de un modelo que pronostique los inventarios de materiales y cuyo empleo sirva para avanzar.

1.2.- OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Los objetivos específicos perseguidos con este trabajo son:

- Conocer las demandas futuras de materiales.
- Conocer en qué momento se debe solicitar un material determinado.
- Implementar la tecnología de Redes Neurales para lograr con su aplicación, respuestas rápidas y óptimas a las interrogantes propuestas.
- Ganar tiempo al momento de obtener información acerca de los inventarios.
- *Mejorar el proceso de toma de decisiones.*

1.3.- ALCANCE

El alcance de este trabajo es el pronóstico de inventarios en el almacén Chacao de la C.A. Electricidad de Caracas.

1.4.- LIMITACIONES

- Se tomará en cuenta solamente una muestra de 39 materiales de todos los existentes para efectos de este estudio.
- Este trabajo es solo un ejemplo, puede perfectamente ampliarse y mejorarse. Los usuarios *que tendrían más éxito en sistemas predictivos de este tipo, son aquellos que pueden* aplicar su experiencia y conocimiento a la escogencia del problema, a qué predecir exactamente y qué variables usar en el modelo.

Capítulo 2. Análisis de la Situación Actual

2.1.- PROCESOS ACTUALES PARA EL PRONÓSTICO

En la actualidad el Grupo de Planificación y Control de Pedidos es el encargado de mantener los inventarios de todos los materiales existentes en el almacén. Mediante entrevistas realizadas con miembros del Grupo pudo evidenciarse que la forma por medio de la cual se conoce ¿Cuándo? y ¿Cuánto? pedir una cantidad determinada de un material específico es analizando la emisión de los reportes de materiales que están bajo punto de pedido (P.P), del cual se obtienen una serie de datos tales como Disponibilidad Actual, Demanda Promedio Mensual (D.P.M), Demanda Máxima (D.M) y Tiempo de Reposición (T.R), ***no existiendo un procedimiento para conocer los niveles de inventario correspondientes a las Demandas FUTURAS.***

Para determinar el Punto de Pedido de cada material, se realiza lo siguiente:

- Se determina la Demanda Promedio Mensual, obteniendo la suma de las ultimas doce (12) demandas mensuales y dividiéndolas por el número de demandas.

- Se obtiene el tiempo de reposición, el cual viene determinado dependiendo del material y *el proveedor en cuestión.*
- Se detecta cual es la demanda máxima de las doce (12) analizadas, y por último se aplica la siguiente fórmula:

$$\mathbf{P.P = (D.P.M \times T.R) + D.M}$$

Luego de calculado el punto de pedido y siendo ésta la manera actual de conocer ¿Cuándo? y ¿Cuánto? reordenar un material, se chequea si en realidad es necesario reponer el mismo, sino es necesario, quiere decir que ya existe otra orden de compra la cual es verificada y seguida hasta su ejecución; por el contrario si es necesario reponer el material, se chequea si éste lo hay o no en otro almacén, determinando así la colocación de un pedido o la venta y/o transferencia entre almacenes. Luego de la colocación del pedido, se revisan los atributos del material (para ver si están actualizados), se determina la autorización del pedido y se genera la orden de reposición correspondiente cargando ésta al sistema.

2.2.- DEFINICIÓN DE LAS VARIABLES QUE INTERVIENEN EN EL PROCESO

En el complejo proceso de mantenimiento de los inventarios, existen diversas variables que influyen en forma directa sobre los mismos, algunas de ellas son las siguientes:

Figura 1.1. Variables que influyen sobre los inventarios

LA DEMANDA.- Es una de las variables más importantes de este proceso, puesto que en base a ellas se analizan y estructuran los inventarios de manera que las cantidades almacenadas sean suficientes pero no excesivas.

Un material determinado puede tener un modelo de demanda probabilístico o determinístico, dependiendo de si se conocen o no con certeza las cantidades requeridas para cada periodo.

LA PLANIFICACIÓN.- Se ve representada en los procesos de inventario mediante la organización del trabajo al prever actividades y gestiones oportunas para lograr la buena utilización y uso de los recursos y materiales. La mala planificación trae como consecuencia, incremento de los costos por almacenamiento de cantidades mayores a las necesarias, fallas en la entrega de materiales por escasez, pérdidas de tiempo en las operaciones de despacho a consecuencia de ubicaciones inadecuadas de materiales; entre otras.

LA INCERTIDUMBRE.- Se corresponde con el desconocimiento y el riesgo que ella representa para todos los niveles; al referirse a esta variable lo primero que se debe tomar en cuenta son todos aquellos factores ligados directamente al azar, por ser éstos lo que provocan mayor incertidumbre como consecuencia del desconocimiento de su ocurrencia. Debido a esto y relacionándola con los inventarios, la incertidumbre crea un estado de impaciencia y desasosiego en el personal de almacén cuando - por ejemplo - los proveedores no entregan a tiempo los pedidos por una u otra razón, los accidentes en el campo de trabajo bien sea por inexperiencia de los obreros o por razones inexplicables, inasistencia al trabajo por parte del personal, cambios climatológicos, desperfectos en las maquinarias, ascensos o descensos inesperados de la demanda por causas externas (políticas, económicas,etc), devoluciones de material por imperfecciones.

RÉGIMEN CAMBIARIO.- Este factor hoy por hoy ha tomado real importancia en el ámbito comercial general, creando una gran incertidumbre con respecto a lo que podría pasar (que de hecho ha pasado) con los costos y con los precios de los productos y materias primas existentes en el mercado, bien sean de procedencia nacional o importada.

Tomando en cuenta la incidencia del régimen cambiario en los inventarios de las compañías que generen bienes y/o servicios, podemos observar que esta variación en precios y costos, encarecería la obtención de los mismos para los usuarios/clientes, trayendo como resultado una disminución en la demanda, acompañada "en algunos casos" por escasez y falla en las entregas por parte de los almacenes debido a que tampoco podrán obtener ciertos y determinados materiales cuyos precios serán también altos.

Existen dos variables que cobran marcado interés en este proceso de definiciones interactuantes por cuanto que sobre ellas recae el mayor peso de la demanda de materiales (en la C.A. Electricidad de Caracas) en sus momentos coyunturales, ellas son Los Planes de Mantenimiento y La Ejecución de Nuevos Proyectos.

PLANES DE MANTENIMIENTO.- Dentro de esta variable se manejan todos los materiales necesarios - incluyendo repuestos - para llevar a cabo todas las reparaciones por falla, defectos, mal funcionamiento, o desincorporación de equipos e infraestructura; para lo cual se debe mantener un inventario bastante surtido y de esta manera suplir todos los requerimientos de materiales para solventar las diversas fallas.

EJECUCIÓN DE NUEVOS PROYECTOS.- Este aspecto toma en cuenta la realización de obras de mayor envergadura que necesitan la utilización de materiales y procedimientos complejos. Por lo general para concretar estos nuevos proyectos se requiere una cantidad considerable de materiales, lo que trae como consecuencia un aumento en la demanda de algunos materiales durante la realización de los mismos.

ÉPOCAS DEL AÑO.- Durante el transcurso del año existen dos épocas en las cuales los niveles de inventario se ven afectados debido a características propias de las mismas. Dichas épocas son la de lluvias y la de festividades navideñas.

En la época de festividades navideñas se puede observar como los niveles de inventario se mantienen o aumentan, mientras que la demanda disminuye como consecuencia de la no realización de operaciones por parte del personal en este periodo. Sin embargo, en la época de lluvias (período comprendido entre mediados de Junio y mediados de Septiembre, aproximadamente), es detectado un aumento en la demanda de repuestos y materiales debido a la proliferación de fallas y desperfectos en equipos e instalaciones por las lluvias, lo que genera una disminución de los niveles de inventario.

PUNTO DE PEDIDO.- Es el indicador de cuando se debe reponer un material determinado, para mantener los niveles de inventario requeridos.

2.3.- DIAGNOSTICO Y CONCLUSIONES DE LA SITUACIÓN ACTUAL

Los procesos utilizados actualmente para el mantenimiento de los inventarios presentan las siguientes características:

- Indican solamente los requerimientos actuales de los materiales.
- La revisión para determinar los requerimientos actuales mediante la obtención del Punto de Pedido, es manual.
- El proceso de revisión no es oportuno, se realiza sólo cuando el nivel de inventario de un material está por debajo del Punto de Pedido.
- En general los procesos se desenvuelven en forma lenta debido a la cantidad de pasos que se deben seguir para obtener la información deseada.
- No existe información inmediata acerca de la situación actual de los materiales existentes, es decir, no se sabe si ocurrirá el agotamiento del mismo.

Basándose en las características anteriores, podemos concluir que los procesos utilizados actualmente para la determinación de los requerimientos de materiales trabajan de forma no expedita, lo que hace que se retarde la toma de decisiones por falta de información a tiempo acerca de los inventarios. Estos retardos, además de la falta de confiabilidad de la información obtenida, se ven acrecentados por la carencia de automatización en los procesos.

Capítulo 3. Planteamiento del Modelo de Pronóstico

En este capítulo se analizarán ciertos aspectos necesarios para facilitar el diseño del modelo de pronóstico y así obtener a posteriori mejores resultados.

3.1.- GENERALIDADES

Para realizar el planteamiento de un modelo, en primer lugar se debe conocer que es un modelo, lo cual no es más que la representación por medio de un instrumento de una actividad humana o de la vida cotidiana; y en segundo lugar se debe conocer la mayoría de características posibles y variables intervinientes, relacionadas con la actividad a modelar.

En nuestro caso particular lo que se desea modelar es un proceso de pronóstico enfocado hacia los inventarios , lo que hace un poco más dificil la tarea puesto que lo que se modelará es una actividad futura (algo incierto) .

Como es una actividad incierta, se debe recurrir a información semejante o similar a la que se quiere pronosticar de hechos ya ocurridos, para obtener de esta manera el comportamiento general de la actividad modelada.

El proceso de pronóstico de inventarios puede ser abordado en forma general desde dos punto de vista, los cuales son representados por las variables Cantidad de Material y Tiempo a ser considerado. Estas variables interactuan entre sí, de manera tal que al tener conocimiento de una, la otra puede ser determinada. Por lo general se determina primero las cantidades de material y luego, con ésta, se obtiene la variable tiempo.

La herramienta o instrumento a utilizar para la realización del modelaje del proceso de pronóstico, es la novedosa tecnología de Redes Neurales, la cual es capaz de interrelacionar las variables que intervienen en el proceso, proporcionando una respuesta (predicción) bastante confiable y que permitirá tener fundamentos para en un momento determinado tomar una decisión.

3.2.- MATRIZ DE IMPACTO CRUZADO

Como una herramienta para tomar decisiones se utiliza la llamada matriz de MOTRICIDAD-DEPENDENCIA o de IMPACTO CRUZADO, ésta permitirá conocer la influencia que una variable determinada posee sobre las demás, evaluando como mueve a las otras y cual es su dependencia ante ellas.

Lo anterior se puede llevar a cabo mediante la ubicación de cada una de las variables dentro de las cuatro zonas definidas en la matriz y que son: Zona de Poder, Zona de Salida, Zona de Conflicto y Zona de Problemas Autónomos.

- ZONA DE PODER.- Es aquella que contiene a las variables más importantes del proceso, puesto que son capaces de mover a todas las demás y dependen muy poco o nada de las otras. Las variables que están enmarcadas en esta zona presentan una alta motricidad y una baja dependencia.
- ZONA DE SALIDA.- Esta zona es completamente opuesta a la anterior, las variables presentes poseen una alta dependencia y baja motricidad. Se considera que deben salir del proceso puesto que no aportan ninguna ventaja a la situación debido a que no influyen significativamente sobre las otras y son movidas por éstas.

- ZONA DE CONFLICTO.- En esta región se encuentran las variables que están disputando con las demás la atribución de "mover" o "dejarse mover" por otras y representan las variables del proceso que están en crisis. Son de alta motricidad y alta dependencia.
- ZONA de PROBLEMAS AUTÓNOMOS.- En esta zona se encuentran todas aquellas variables que presentan una baja motricidad y baja dependencia. Esta región es considerada como la de problemas internos al proceso.

En la representación gráfica de la Matriz de Impacto Cruzado, se asigna el valor 1 a la variable cuando existe relación con la enfrentada y el valor cero (0) si no hay ninguna relación; este proceso de enfrentamiento se debe realizar completamente tantas veces sea necesario para la depuración del sistema, es decir, hasta que salgan del mismo todas las variables no necesarias (las que se localicen en la zona de salida).

Para obtener el valor que definirá la zona en que debe ir representada cada una de las variables, se suma el puntaje que haya obtenido cada variable (en cuanto motricidad y en cuanto a dependencia) y luego dividir dichas sumas entre la constante 11 o el 9% de cada sumatoria [1].

[1] CONTRERAS, José. POLÍTICAS DE EMPRESAS". 1988. Trabajo de Investigación. IESA.

Figura 3.1. Representación gráfica de la Matriz de Impacto Cruzado

Las variables a introducir en la Matriz de Impacto Cruzado son las definidas en el capítulo anterior (Capítulo 2), y son:

1. LA DEMANDA
2. LA PLANIFICACIÓN
3. LA INCERTIDUMBRE
4. RÉGIMEN CAMBIARIO
5. PLANES DE MANTENIMIENTO
6. EJECUCIÓN DE NUEVOS PROYECTOS
7. ÉPOCAS DEL AÑO
8. PUNTO DE PEDIDO

TABLA DE MOTRICIDAD-DEPENDENCIA.

M/D	1	2	3	4	5	6	7	8	Total
1	0	1	0	0	1	1	0	1	5
2	0	0	0	0	1	1	0	0	2
3	1	1	0	1	1	1	0	0	5
4	1	1	0	0	1	1	0	0	4
5	1	0	0	0	0	0	0	1	2
6	1	1	0	0	0	0	0	1	3
7	1	1	0	0	0	0	0	0	2
8	0	1	0	0	0	1	0	0	2
Total	5	6	0	1	4	5	0	3	25M/24D

Tabla 3.1. Tabla de Motricidad- Dependencia

NOTA: Las variables que están en las filas representan la Motricidad y las que están en las columnas la Dependencia.

Desarrollo de la Matriz en las fases necesarias para su depuración.

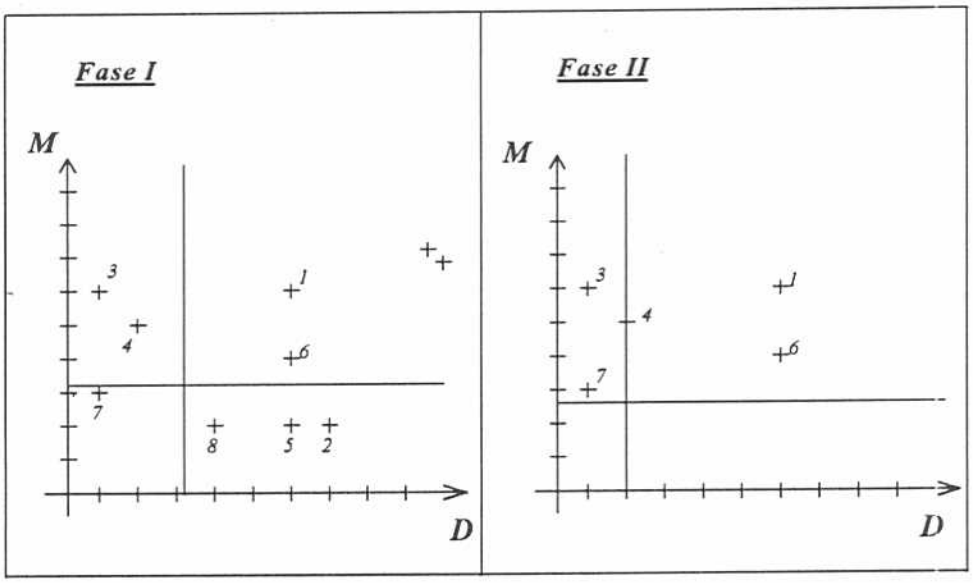


Fig.3.2. Fases de Depuración de la Matriz de Impacto Cruzado

3.3.- DISEÑO DEL MODELO DE PRONÓSTICO

El modelo que a continuación se presenta, si bien sigue los lineamientos de los modelos de inventario realizados por otros investigadores, introduce el uso de una herramienta realmente avanzada, las Redes Neurales, y con la cual se podrá pronosticar (de manera muy confiable) qué cantidad de material será utilizada en un periodo determinado del año, teniendo así un panorama más favorable para la toma de decisiones oportunas y pertinentes al caso.

Adicionalmente, se puede determinar el momento en que se debe pedir dicho material, previendo y asegurando la existencia del mismo para que no haya escasez (agotamiento). Para realizar esto se toma la fecha que corresponde al inicio del periodo estudiado, a ésta se le resta el tiempo de reposición del material y se ajusta por la desviación en el tiempo de entrega del proveedor. En nuestro caso (C.A. La Electricidad de Caracas) el tiempo de reposición de materiales viene dado por la suma del tiempo de colocación de la orden de compra más el tiempo de entrega del proveedor (TR=TCO + TEP), dado que el estudio realiza un pronóstico para conocer la situación futura, se asume que el tiempo de colocación de la orden de compra es cero (0), puesto que se está trabajando con suficiente antelación y las entidades encargadas de realizar todos los por menores en cuanto a este aspecto, se supone que tomarán todas las previsiones correspondientes para que llegado el momento se pueda actuar con la diligencia necesaria. Es decir, realizarán todas las intermediaciones internas (con los demás departamentos) y externas (con el proveedor) para

La variable de entrada para la determinación de la cantidad necesaria, son las cantidades diarias pronosticadas de material requerido en el periodo estudiado.

Las cantidades diarias pronosticadas de material, necesarias en el periodo estudiado, son determinadas mediante la predicción de la red, a la cual se le introduce como entrada las variaciones absolutas y relativas de las cantidades demandadas en periodos anteriores, además de las fechas de dichos registros. Con estas entradas la red aprende el comportamiento de la demanda del material y realiza el pronóstico de la misma.

El factor de seguridad, es una constante, y fue fijado en 1.15, luego de consultar y llegar a un consenso con varias personas que están ligadas a los procesos de inventario en la C.A. Electricidad de Caracas.

Refiriéndose a la determinación del momento en que se debe pedir un material, las variables de entrada son, la fecha de inicio del periodo estudiado, el tiempo de reposición y su desviación.

La fecha de inicio del periodo estudiado, es como su nombre lo dice, la fecha que marca el inicio del lapso de tiempo a estudiar.

El tiempo de reposición, que como dijimos anteriormente queda reducido al tiempo de entrega del proveedor, es determinado como un promedio de estos tiempos para cada material (guardados en los archivos de la Electricidad de Caracas) y de los cuales también se puede obtener la desviación de los mismos para utilizarla en el modelo.

Se incorpora una tabla en el tomo de anexos, en la cual se representan los Tiempos de Reposición con su respectiva desviación, para los materiales utilizados en este estudio.

Por ejemplo, el cálculo de la Fecha de Pedido es el siguiente:

Si, La Fecha (Inicio del Periodo) = 01/02/95

TR = 2 meses (40 días hábiles)

$\sigma_{tr} = \pm 10$ días (hábiles), tenemos que:

01/02/95 - 40 días (hábiles) = 05/12/94

07/11/94 + 10 días (hábiles)[2] = 19/12/94 es la fecha en la que se debería solicitar el material.

[2] En este ejemplo se utilizó el caso más favorable puesto que se suma la desviación en el Tiempo de Reposición, asumiendo que el proveedor es bueno. Si se encuentra en el caso contrario se debe restar.

Capítulo 4. Escogencia de la Red Neural

4.1.- REDES NEURALES

La tecnología de Redes Neurales imita los procesos de resolución de problemas propios del cerebro humano. Justo como los humanos aplican los conocimientos ganados en experiencias pasadas a nuevos problemas o situaciones, una red neural toma ejemplos previamente resueltos construyendo un sistema de "combinaciones neuronales" que toma nuevas decisiones, clasificaciones y pronósticos.

Las Redes Neurales, buscan por patrones en sesiones de entrenamiento de datos, aprenden esos patrones y desarrollan la habilidad adicional de clasificar correctamente nuevos patrones o hacer pronósticos y predicciones. Las Redes Neurales sobresalen en tareas como diagnósticos de problemas, toma de decisiones, predicciones y otros problemas de clasificación, donde el reconocimiento de patrones juega un papel importante y no requieren de respuestas computacionales precisas.

4.1.1.- RESEÑA HISTÓRICA

El progreso de la neurobiología ha permitido a los investigadores construir modelos matemáticos de neuronas para simular el comportamiento neural. Esta concepción data desde el comienzo de los 40, cuando McCulloch y Pitts 1943 introdujeron los primeros modelos abstractos de una neurona. En 1949 Hebb propuso una ley de aprendizaje que explicaba como una red de neuronas aprendía. Otros investigadores se dedicaron al estudio de esta idea en las siguientes dos décadas, tales como Mynsky 1954 y Rosenblatt 1958 [1], a este último se le atribuye el desarrollo del algoritmo de aprendizaje de la red Perceptron. Luego Hoff y Widrow efectuaron variaciones importantes al aprendizaje del Perceptron, creando lo que se conoce como la Regla Widrow - Hoff.

Más tarde, Minsky y Papert 1969 puntualizaron las limitaciones teóricas de los modelos de Redes Neurales de capas simples en su libro Perceptrons. A pesar de estas proyecciones pesimistas algunos investigadores continuaron con sus trabajos (más enfocados hacia modelos psicológicos), como por ejemplo Anderson y Kohonen 1977 y Grossberg 1980 . Kohonen desarrolló modelos de memoria asociativa. Hopfield 1982 [2] introdujo la idea de la minimización de la energía (en física) utilizando Redes Neurales, su influyente papel dio a las Redes Neurales un momento renovado. En el mismo año Feldman y Ballard hicieron popular el término "Conexionismo", algunas veces referido como un proceso

---

[1] FU, Li Min. Neural Networks in Computer Intelligence. 1993. Editorial Mc Graw Hill. Pp 4.

[2] Ibidem. Pp 4.

subsimbólico, el cual ha sido el estudio del conocimiento y sistemas de inteligencia artificial inspirados en Redes Neurales. A diferencia del Simbolismo, el Conexionismo enfatiza la capacidad de representación del aprendizaje y el descubrimiento. En 1986 Rumelhart y McClelland hicieron un libro (Parallel Distributed Processing) que creó gran impacto en las áreas de la computación, el conocimiento y las ciencias biológicas. Al mismo tiempo Rumelhart, Hinton y Williams desarrollaron el algoritmo de aprendizaje BackPropagation, el cual ofreció una poderosa solución al entrenamiento de Redes Neurales de capas múltiples y acabó con las imposiciones prefijadas por Perceptron.

Un suceso espectacular que surgió de estos estudios fue el sistema NETTALK desarrollado por Sejnowski y Roseberg 1987, el cual convierte texto en lenguaje altamente entendible. Cabe destacar que la idea del BackPropagation había sido desarrollada independientemente por Werbos 1974 y Parker 1982 .

Kandel y Langholz 1992 [3] se dieron cuenta que dos posiciones encontradas como lo eran el paradigma Simbólico y el paradigma de las Redes Neurales en sí, podían coexistir y combinarse debido a que una complementaba a la otra en cuanto a que, una poseía la habilidad de razonamiento cognitivo y la otra la capacidad de reconocimiento de patrones.

[3] Opcit. Pp 5.

4.1.2.- DEFINICIÓN DE UNA RED NEURAL ARTIFICIAL

Una Red Neural es un computador con una estructura interna que imita el sistema interconectado de neuronas del cerebro. En una Red Neural, los circuitos transistores son la analogía electrónica de las neuronas y los resistores representan la sinapsis entre las mismas. Las señales eléctricas recibidas por los circuitos transistores son inhibidas o excitadas cuando pasan por los circuitos adyacentes, como de manera análoga pasan las señales electroquímicas sobre las neuronas del cerebro humano.

Las Redes Neurales no siguen reglas de programación rígidas como las computadoras digitales convencionales. Más bien, construyen una información base a través del método de ensayo y error. Un programador, por ejemplo, introducirá digitalmente una imagen fotográfica a identificar por una Red Neural y ésta "supondrá" cuales circuitos se activarán para identificar la fotografía, dando como salida la respuesta correcta. Las conexiones entre circuitos individuales son "fortalecidas" cuando una tarea es llevada a cabo correctamente y "debilitadas" si es ejecutada incorrectamente. De esta forma una Red Neural ***aprende*** de sus propios errores y ofrece salidas con más exactitud y precisión con cada repetición de una tarea. Las Redes Neurales están conformadas fundamentalmente por dos capas, una de entrada y otra de salida, aunque existen varios tipos que poseen una o más capas intermedias, las cuales en la literatura común son llamadas "capas ocultas".

En la figura presentada a continuación se presenta la estructura general de una Red Neural.

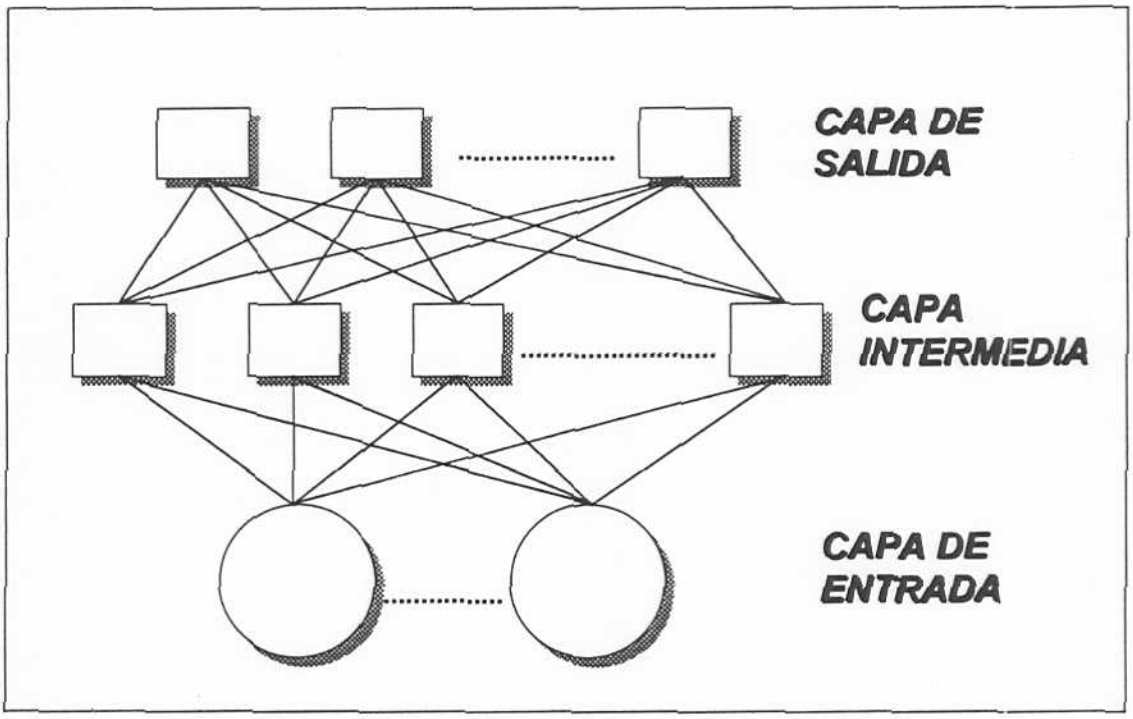


Figura 4.1. Estructura general de una Red Neural.

4.1.3.- FUNCIONAMIENTO GENERAL DE UNA RED NEURAL

Las neuronas biológicas transmiten señales electroquímicas por rutas neurales, cada neurona recibe señales de otras neuronas a través de conexiones especiales llamadas sinapsis. Algunas entradas tienden a excitar la neurona, otras tienden a inhibirla. Cuando el efecto acumulativo excede un umbral, las neuronas se activan y envían una señal a las demás. Una neurona artificial modela esas características biológicas. Cada neurona artificial recibe una cantidad de entradas, cada entrada es multiplicada por un peso (análogo a una fuerza sináptica) y la suma de todas las entradas pesadas, determina si es o no sobrepasado el nivel de activación de la función de transferencia utilizada. Notacionalmente, cada entrada Xi es modulada por un peso Wi y el total de entradas es expresado como:

$$\Sigma (Xi \times Wi) ;$$

o en forma de vector, X * W, donde, X = [X1,X2, ...,Xn] y W = [W1,W2,.....,Wn]. La señal de entrada es además procesada por una función de activación para producir una señal de salida transmitiéndola a lo largo de la Red. La función de activación puede ser una función umbral lineal o una función no lineal de activación, esta es la encargada de efectuar la suma de las entradas por sus respectivos pesos y posteriormente generar una salida. La función de activación o umbral, compara la suma de las entradas por sus pesos con el nivel de excitación (que por lo general es cero) que tenga prefijado. Produciendo una salida binaria de encendido (si la entrada es mayor que el nivel de excitación) o apagado.

En la función de activación no lineal, se toma como entrada total la multiplicación de los vectores peso y entrada, dicho producto es equivalente a la proyección de un vector sobre el otro y matemáticamente se representa así:

$|W| * |X| * \cos(\beta)$, donde,

$|W|$ es el módulo del vector peso,

$|X|$ es el módulo del vector entrada, y

β es el ángulo entre los dos vectores.

Así, podemos observar que la proyección del vector peso sobre el vector entrada *será mayor cuando los vectores se encuentren en la misma dirección*, logrando la activación de la red aquel conjunto (peso/entrada) cuyo producto sea de mayor magnitud, produciéndose la respectiva señal de salida.

Las funciones de transferencia más comunes son:

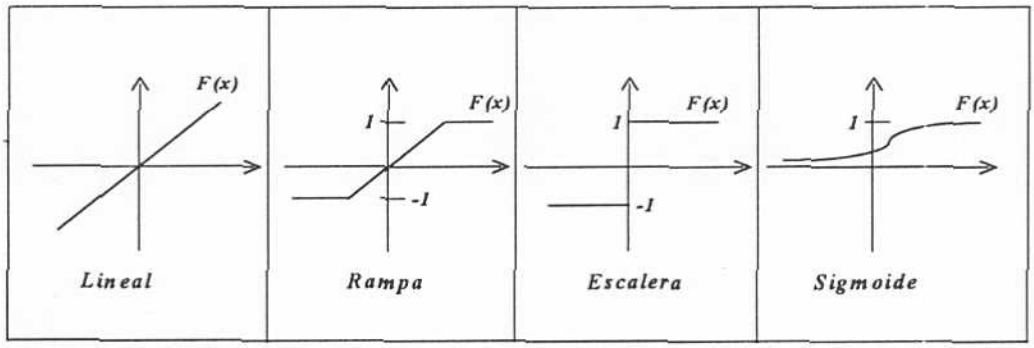


Figura 4.2. Funciones de transferencia más comunes.

Una Red Neural esta representada por un grupo de nodos y flechas. Los nodos corresponden a las neuronas y las flechas corresponden a las conexiones entre ellas, señalando además la dirección del flujo entre neuronas. El procesamiento de información se puede ilustrar como lo indica la figura 4.3.

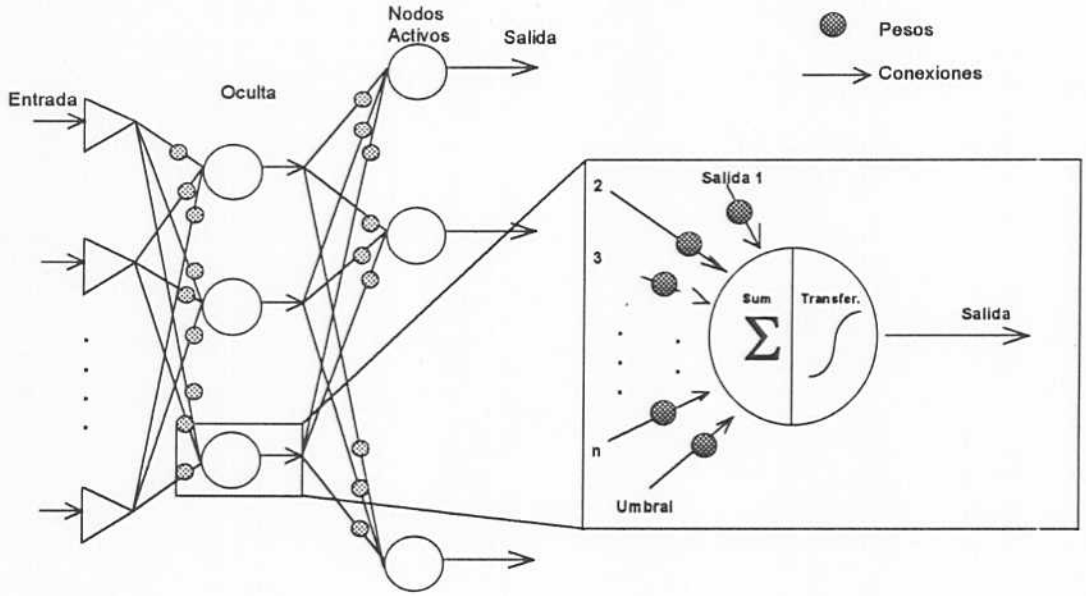


Figura 4.3. Procesamiento de información en una Red Neural.

Algunas ventajas computacionales ofrecidas por las Redes Neurales son: la adquisición de información bajo ruido e incertidumbre, representación flexible de información, procesamiento eficiente de información y la tolerancia por defecto, hacen que las Redes Neurales puedan reconocer, clasificar, convertir y aprender patrones.

4.1.4.- PROCESO DE APRENDIZAJE DE LAS REDES NEURALES

El proceso de aprendizaje implica, que los componentes de procesamiento de información de la red de alguna manera cambien su comportamiento o relación entrada/salida en respuesta al ambiente, es decir, si con el procesamiento de una información determinada se obtiene una salida (por ejemplo +1) ,luego de haber tenido lugar el aprendizaje, la respuesta obtenida a la misma información podría tener una salida igual a -1, tomando en cuenta que en las funciones de transferencia los valores máximos alcanzables debido a la naturaleza de las mismas son +1 y -1.

La razón por la cual las Redes Neurales pueden adaptarse de tal manera y lograr organizar toda esa información dentro de sí, es la de poder cambiar los pesos de las capas de procesamiento a medida que se va ejecutando el aprendizaje, obteniendo así un mejor desempeño de la red en la tarea asignada.

Una Red neural usualmente, aprende como procesar información, bien sea a través de un entrenamiento o aprendizaje supervisado o de un aprendizaje graduado o no supervisado.

En el aprendizaje supervisado, a la red se le suministran tanto los datos de entrada como los de salida deseados. Después de cada ensayo la red compara sus propios resultados con las respuestas correctas, corrigiendo cualquier diferencia y volviendo a intentarlo hasta que los errores alcancen niveles mínimos.

En el aprendizaje graduado o no supervisado, a la red se le suministran los datos de entrada y ningún dato de salida, indicándosele posteriormente a la realización de uno o *varios ensayos, que tan bien lo está haciendo.*

El más grande secreto para hacer que una red tenga un rendimiento exitoso, es saber cuando parar el entrenamiento. Si se entrena muy poco a la red, esta no aprenderá los patrones, si por el contrario, se entrena demasiado, la red aprenderá el ruido o memorizara los patrones de entrenamiento y no generalizará dichos patrones, trayendo como consecuencia el difícil reconocimiento de nuevos patrones.

4.2.- TIPOS DE REDES NEURALES

En el complejo mundo de las Redes Neurales, existe una gran variedad de modelos los cuales pueden ser clasificados según el tipo de tarea que mejor desempeñen. Así, podemos identificar varios grupos de modelos, tales como: Modelos de Clasificación, Modelos de Asociación, Modelos de Optimización y Modelos de Auto-organización.

4.2.1.- MODELOS DE CLASIFICACIÓN

Este tipo de modelo realiza la asignación de un patrón o dato de entrada a una de varias categorías predeterminadas. Una Red Neural clasifica un objeto dado presentándolo según la activación de salida. Para salidas binarias, 1 corresponde a una clasificación y cero (0) a otra. Para salidas continuas entre 0 y 1, el valor 0,5 puede ser utilizado como umbral para tomar la decisión. En caso de salidas múltiples, el objeto es asignado a la clasificación cuyo nodo de salida posea la máxima activación.

En la siguiente tabla comparativa se presentarán las características más representativas de algunas redes que pertenecen a este modelo:

RED	Tipo de Entrada aceptada	Número de capas *	Función de transferencia	Algoritmo de aprendizaje
BackPropagation	Continua	Dos o más	Sigmoide	Regla Delta Generalizada
Perceptron Capa simple	Bipolar	Una	Límites dificiles	Regla Perceptron
Perceptron Capas Multiples	Continua	Dos o más	Límites dificiles	Regla Perceptron
Adalaine	Bipolar	Una	Escalera	Regla LMS**
Madalaine	Bipolar	Dos	Escalera	Regla LMS**

Tabla 4.1. Modelos de Clasificación

* El número de capas al cual se hace referencia en este ítem, es la suma de las capas intermedias más la de salida.

** LMS = (Menor Media Cuadrática)

4.2.2.- MODELOS DE ASOCIACIÓN

Los modelos de asociación son utilizados normalmente para realizar tareas en las cuales los patrones o datos de entrada sean ruidosos o estén incompletos, completándolos y disminuyéndoles la ruidosidad mediante comparticiones de memoria, obteniendo así datos y patrones depurados, utilizables al 100%. Estos modelos pueden realizar su tarea de dos formas fundamentalmente. Por Auto-asociación o Hetero-asociación.

Por Auto-asociación, se recupera "memoria" de una señal de entrada utilizando parte de su propia memoria. Por Hetero-asociación, se recupera "memoria" de alguna entrada usando parte de la memoria de otra entrada.

Las Redes Neurales más utilizadas en modelos de Asociación son las siguientes:

RED	Tipo de entrada aceptada	Numero de capas	Función de transferencia	Algoritmo de aprendizaje
Hopfield	Bipolar	Una	Límites difíciles	Algoritmo de AutoAsociación de Hopfield
B.A.M.*	Bipolar	Dos	Límites difíciles o Sigmoide	Algoritmo B.A.M.

Tabla 4.2. Modelos de Asociacion

* B.A.M. = (Bidirectional Asociative Memories) = (Memorias Asociativas Bidireccionales)

4.2.3.- MODELOS DE OPTIMIZACIÓN

Las Redes Neurales que pertenecen a esta clasificación ofrecen soluciones eficientes a variados problemas de optimización que por lo general carecen de las mismas, debido a que utilizan métodos menos eficaces. Los modelos de optimización seleccionan la mejor de una serie de soluciones, por lo general minimizando ciertas funciones de costos.

Para el propósito de la optimización con frecuencia se utilizan las siguientes redes:

RED	Tipo de entrada aceptada	Número de capas	Función de transferencia	Algoritmo de aprendizaje
Hopfield	Bipolar	Una	Límites difíciles	Algoritmo de optimización de Hopfield
Hopfield	Continua	Una	Límites difíciles	Algoritmo de optimización de Hopfield
Boltzman Machines	Bipolar	Una	Función propia	Algoritmo de la máquina de Boltzman

Tabla 4.3. Modelos de Optimización

A manera de información se debe recalcar que la máquina de Boltzman es una combinación de la Red de Hopfield y la simulación Anneling, por lo que su funcionamiento es similar.

4.2.4.- MODELOS DE AUTO-ORGANIZACIÓN

En cuanto a Redes Neurales se refiere, la Auto-organización es la "habilidad" que tienen éstas de aprender y organizar información. Las Redes Auto-organizadas llevan a cabo un aprendizaje no supervisado, y sirven de explicación a fenómenos neurobiológicos, tal como que un bebé aprende sin saber si lo que hace es o no correcto. Estos modelos son muy utilizados en tareas cuyos algoritmos y descripciones matemáticas son muy complejas, como por ejemplo, el modelado de superficies irregulares, sensores de lectura (en robótica), entre otras.

Algunas redes que presentan estas características son:

RED	Tipo de entrada aceptada	Numero de capas	Función de transferencia	Algoritmo de aprendizaje
Kohonen	Continua	Una	Aprendizaje competitivo	Algoritmo de Kohonen
Hebbian (Learning)	Continua	Una	Función propia	L.V.Q.*
Competitive (Learning)	Continua	Una	El ganador toma todo	L.V.Q.
A.R.T.**	Continua	Una	El ganador toma todo	Algoritmo A.R.T (A.R.T - 1)

Tabla 4.4. Modelos de Auto-organización

* L.V.Q. = (Learning Vector Quantization) = (Cuantificación del Vector Aprendizaje)

** A.R.T.= (Adaptative Resonance Theory) = (Teoría de Resonancia Adaptativa)

Algunos algoritmos de aprendizaje de los modelos anteriormente descritos, son demostrados en el tomo de anexos para aquellas personas cuya curiosidad sobrepase lo aquí expuesto.

4.3.- SELECCIÓN DE LA RED NEURAL

Para realizar la tarea propuesta, en este trabajo se escogió la Red Neural "BACKPROPAGATION", por las siguientes razones:

- Es la Red más utilizada (basándose en experiencias anteriores) en tareas de corte predictivo o de pronóstico.
- Puede tener una o más capas intermedias, esto hace que los resultados sean lo más cercano posible a la realidad.
- Presenta una gran flexibilidad desde el punto de vista del diseño, puesto que se pueden realizar varias estructuras o arquitecturas diferentes con la misma Red, es decir, se pueden agregar y mover "slabs"[4] en las capas de la Red, además de poder variar las vías de retroalimentación interna de la misma (retroalimentación capa entrada→capa entrada, capa intermedia→capa entrada y capa salida→capa entrada).
- Debido a la propagación hacia atrás del error en la capa de salida, la red logra actualizar los pesos de las capas anteriores, obteniendo en las corridas posteriores menor error y por ende mayor exactitud en el pronóstico.
- Puede tener funciones de activación en cada slab de la capa intermedia, además de tener la facilidad de poder usar la mayoría de las funciones de activación.

[4] Slabs. Traducido al español significa losa, pero en Redes Neurales representan un grupo de neuronas. Una capa puede tener múltiples slabs.

REPRESENTACIÓN GRÁFICA DE LA RED BACKPROPAGATION

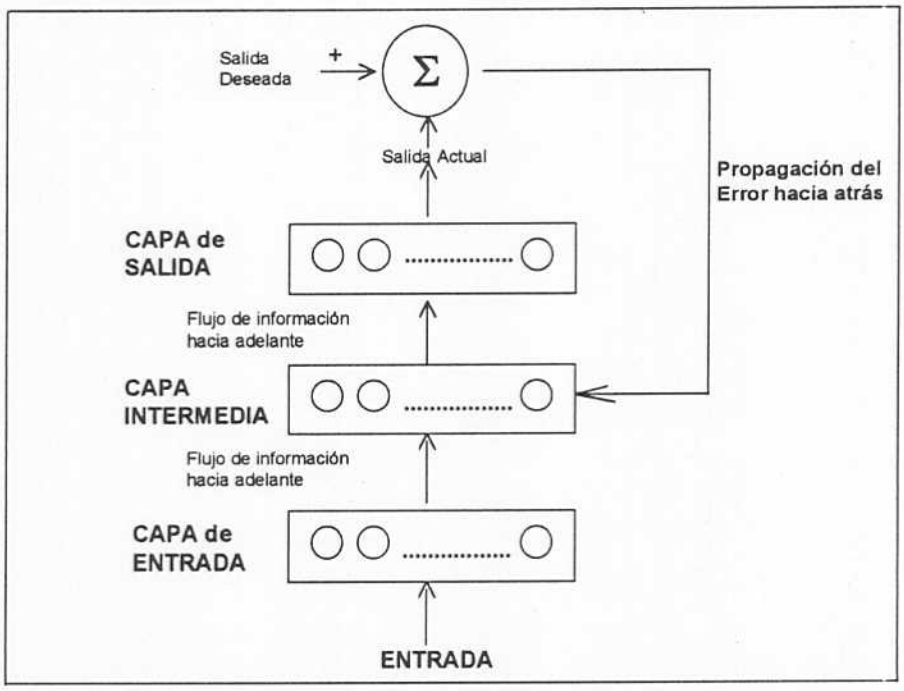


Fig.4.4. Red BACKPROPAGATION

Capítulo 5. Formulación del Modelo de Pronóstico y Aplicación de la Red Neural

5.1.- CODIFICACIÓN DEL MODELO

La codificación del modelo consiste en cambiar los datos necesarios para el estudio (que por lo general siempre están guardados en programas diferentes al utilizado) de un formato a otro para que puedan ser usados y entendidos por la Red Neural.

El proceso de codificación siguió los pasos que a continuación se presentan:

⇒ Obtención de los datos de las demandas de materiales por medio de la utilización de la base de datos **dBase**, que es la herramienta disponible (en la C.A.Electricidad de Caracas) para el momento, y de la cual se extrajeron los siguientes campos: Símbolo del material, Fecha y movimientos del material en esa fecha.

⇒ Cambio del formato dBase a **Excel** versión 5.0. Gracias a la versatilidad y facilidad de manejo de éste programa se puede trabajar con datos de otros, tales como: QPRO, LOTUS, DBASE, etc.., pudiendo guardar los cambios realizados en formato Excel. En esta parte también se realizó el ordenamiento de los datos de cada material (símbolo) por fecha y por subtotales de cada fecha.

⇒ *Por último, el paquete utilizado en este trabajo, el* **NEUROSHELL2®** *viene con una* aplicación por medio de la cual se pueden importar datos de otros programas incluyendo el Excel, realizando de esta manera la última transformación de los datos necesarios a ser utilizados en la Red Neural.

Es importante resaltar que el programa **NEUROSHELL2®** fue seleccionado para ser utilizado en este trabajo puesto que posee una amplia librería de Redes Neurales, dentro de la cual se encuentra la Red escogida para la realización de la tarea de pronóstico y que es la BACKPROPAGATION. Además, el programa mencionado provee diferentes formas de estructuración de las capas ocultas de la red Backpropagation, variados modelos de conexión entre capas y diversos caminos internos a seguir por parte de la información en la Red. Por estas razones y por que programar una Red Neural sería objeto de otro Trabajo Especial de Grado, es por lo que fue utilizado el **NEUROSHELL2®** para la realización de éste.

5.2.- DISEÑO DE LA RED

La red escogida para realizar este trabajo es la Red BACKPROPAGATION. Esta red posee una gran variedad de arquitecturas y en lo que sigue se describirá la arquitectura final de la red a utilizar.

Tomando en cuenta la experiencia de trabajos hechos anteriormente por otras personas y las diversas lecturas realizadas, se decidió tomar como estructura de la Red a utilizar, la Red ***Backpropagation de tres capas con conexiones estándar***[1].

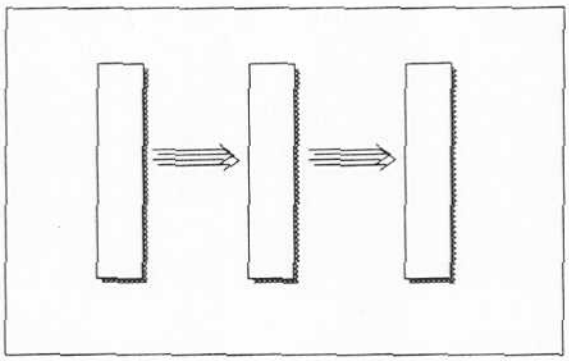


Fig.5.1. Red Backpropagation de tres capas con conexiones estándar

En las capas intermedias se producen salidas basadas en la sumatoria de las entradas ya pesadas que pasan por ellas. La forma de producir sus salidas es que dichas entradas activen una cierta función (función de activación), que en la red a utilizar es la función ***Sigmoide***.

[1] Una conexión estándar es aquella que conecta una capa determinada con su inmediata anterior.

El rango de valores de ésta función esta situado entre (0,1) y es una de las funciones más utilizadas en aplicaciones de Redes Neurales. Su fórmula es : **F(x) = (1 + e^(-x))^-1**, donde; X representa la pendiente de la entrada analizada.

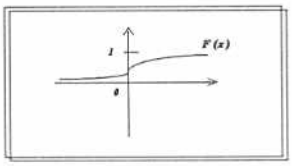


Fig. 5.2. Función Sigmoide.

Otros parámetros importantes para el diseño de la red, son la tasa de aprendizaje, los pesos iniciales y el momento, los cuales fueron fijados de acuerdo al caso y dentro de un rango establecido de tasa de aprendizaje y momento entre 0,01 y 1. Los pesos iniciales son fijados de manera aleatoria por el **NEUROSHELL2®.**

Para describir la influencia de los parámetros tasa de aprendizaje y el momento de la red, tenemos que la tasa de aprendizaje indica cuanto tiempo permanecerá la red oscilando para obtener un aprendizaje eficiente, si tiene valores pequeños oscila mucho y con valores grandes oscila poco. Ahora en lo que a momento se refiere, se puede decir que regula el cambio de los pesos en las capas de la red, así, si la variación anterior del peso estaba en una dirección particular el término momento tiende a hacer que la próxima variación sea más o menos en la misma dirección. Por lo tanto, valores altos del momento producen variaciones como la antes descrita, y valores pequeños, harían cumplir una tarea un tanto aleatoria para esta regulación.

5.3.- OPERACIÓN DE LA RED

Para describir de mejor forma lo que viene a ser el proceso de operación de la red, se dividirá dicho proceso en dos partes. El Entrenamiento y La Validación.

5.3.1.- EL ENTRENAMIENTO

El proceso de entrenamiento para la red escogida (LA BACKPROPAGATION) es del tipo supervisado, como se dijo en el capítulo anterior, este tipo de entrenamiento se realiza introduciendo a la red las variables de entrada, acompañadas de sus respectivas salidas deseadas.

Dicho proceso de entrenamiento consta de dos fases, una fase de flujo de activación hacia adelante y otra de flujo de error hacia atrás.

En la fase de flujo de activación hacia adelante, simplemente se reciben los patrones de entrada y se van calculando las salidas (activaciones) de cada neurona, capa por capa hasta llegar a la capa de salida. Obteniendo de esta manera las salidas actuales de la red.

En la fase de flujo de error hacia atrás, se determina el error comparando las salidas actuales con las deseadas, propagando el mismo hacia atrás y modificando los pesos capa por capa hasta llegar a la capa posterior a la de entrada. Al modificar los pesos de las capas anteriores, se obtiene en las corridas posteriores correcciones progresivas en las salidas hasta obtener el mínimo error posible entre las salidas de la red y las salidas deseadas.

En el estudio realizado se tomaron patrones de demandas y existencias de 39 materiales en un periodo de 24 semanas (127 días laborales aproximadamente).

Los pasos ordenados seguidos en este trabajo y adecuados a la herramienta utilizada (**NEUROSHELL2®**) para el proceso de entrenamiento son los siguientes:

1. Importación de los datos de archivos de Excel 5.0 al **NEUROSHELL2®.**
2. Traspaso de los archivos a formatos 'SPREADSHEET" del **NEUROSHELL2®**, con el fin de realizar las tareas más rápidamente.
3. Definición de las variables de entrada y salida; aquí se le dice a la red qué variables tomará como las de entrada y cuales de salida.
4. Extracción del grupo de prueba para el entrenamiento, en este punto se selecciona de las variables de entrada, cuantos datos de cada una serán utilizados como entrada propiamente y cuales serán las salidas deseadas.
5. Se ejecuta el proceso de aprendizaje.

5.3.2.- LA VALIDACIÓN

En la parte de Validación se toman varios patrones similares a los utilizados en el entrenamiento introduciéndolos a la red por la capa de entrada, estos patrones pasan a la capa intermedia donde son procesados según ciertos indicadores establecidos por la red en el aprendizaje, dando como salida el pronóstico requerido.

Al igual que en la etapa anterior se expondrán a continuación los pasos ordenados realizados:

1. Introducción de nuevos patrones al **NEUROSHELL2®**, mediante la importación de datos.
2. Transformación de los datos al formato "SPREADSHEET" del **NEUROSHELL2®**.
3. Aplicación de la red neural a los nuevos datos, para realizar la tarea predictiva.
4. Examen y comparación de los datos pronosticados.
5. Impresión de los resultados obtenidos (si es requerido).

5.3.3.- OPERACIÓN DEL PROGRAMA UTILIZADO.

El programa utilizado en este trabajo, el **NEUROSHELL2®**, es un programa que corre bajo el sistema WINDOWS™ y en el cual se introducen datos, se especifican las entradas y las salidas, y se entrena la red escogida. Luego de realizar el entrenamiento se puede entonces aplicar la red neural a los datos que así lo requieran para después exportar los resultados. A continuación se hará una breve pero muy explicativa descripción de los pasos a seguir para utilizar el programa.

Entrada del Problema

1.- Importación de Archivos.- Este modulo permite importar archivos ASCII, Binarios, Hojas de Cálculo, NeuroShell1 y de algún otro tipo de archivos.

2.- Entrada de Datos.- Este modulo permite la entrada de datos manualmente en

una especie de hoja de cálculo llamada en el programa 'Datagrid". Alternativamente se puede llamar un archivo de alguna hoja de cálculo utilizada por el usuario.

Construcción de la Red Neural

1.- Definición de las Entradas Y Salidas.- En este módulo se designa cuales de las variables introducidas en los datos, serán usadas como entradas o salidas de la red. Las columnas no usadas se dejan en blanco.

2.- Extracción del Grupo de Prueba.- En este módulo se separan los datos del grupo de prueba de los datos del grupo de entrenamiento.

3.- Aprendizaje.- Este módulo entrena la Red Neural.

Aplicación de la Red Neural

1.- Aplicación de la Red Neural al Archivo de Entrada.- En este módulo se procesa el archivo de datos a través de una red entrenada, produciendo un nuevo archivo el cual contiene las predicciones o clasificaciones de la red.

2.- Juntar Archivos de Salida.- Aquí se combina el nuevo archivo de salidas con el archivo del patrón original. Se puede utilizar también este módulo para adherir más datos a el archivo.

Salida del Problema

1.- Exportación de Archivos.- Este módulo permite exportar los resultados en formatos de archivos ASCII, Binarios, Hojas de Cálculo u otros archivos.

2.- Revisión de los Datos.- Usar este módulo para ver archivos después del procesamiento en la Red Neural.

Capítulo 6. Análisis de los Resultados

Luego de haber aplicado el modelo planteado en este trabajo sumado a la implementación de las Redes Neurales, se obtuvo en forma satisfactoria el pronóstico de demanda de varios materiales para el periodo comprendido entre el 01/09/95 y 28/02/96, al igual que la fecha en la cual se deberá colocar la solicitud correspondiente del mismo al proveedor, para cubrir los requerimientos de dicho periodo.

Los resultados conseguidos presentan un alto nivel de confiabilidad en la predicción, obteniendo por lo general porcentajes de exactitud entre un 85 y 100%. Esta confiabilidad se ve representada por los valores de un indicador arrojado por el programa utilizado (R squared), el cual compara la precisión o exactitud del pronóstico con un punto de referencia conocido del modelo, dando como resultados valores entre cero (0) y uno (1). Siendo un buen índice valores cercanos a 1 y un índice pobre los cercanos a 0.

Además se puede observar otro indicador, el cual es una medida estadística de la fuerza de relación entre los valores predichos y los actuales, como lo es el Coeficiente de Correlación Lineal **r**. Los resultados obtenidos proporcionaron valores altos de correlación (cercanos a 1) en la generalidad de los casos. El rango de valores del Coeficiente de Correlación Lineal esta entre -1 y +1.

Dadas las características anteriores en cuanto a confiabilidad de los resultados obtenidos, se tiene en las manos un arma muy poderosa, que al ser utilizada oportunamente será una herramienta de gran ayuda para tomar decisiones más adecuadas, oportunas, confiables y bastante precisas en la realización del mantenimiento de los inventarios.

A continuación se presentará uno de los casos estudiados, en el cual se ven representados los datos actuales, los datos pronosticados y la diferencia entre ellos, en tres columnas bien definidas. Asimismo y al final de esas columnas se representa la sumatoria de las cantidades diarias pronosticadas, la diferencia total entre los datos actuales y los pronosticados, además de las respuestas proporcionadas por el modelo ya ajustadas por el factor de seguridad en el caso de las cantidades y por la desviación del tiempo de entrega en el caso de la fecha del pedido. Conjuntamente se adicionan los índices representativos de la confiabilidad de los datos y una gráfica comparativa de los datos actuales y los pronosticados. Los demás casos de estudio podrán ser observados en el tomo de anexos, puesto que colocarlos en esta sección la alargaría de manera tediosa al lector.

Símbolo 5750306

Actual(1)	Network(1)	Act-Net(1)
0	31,155645	-31,15565
0	31,4659	-31,4659
0	0	0
166	160,26834	5,7316589
32	123,67849	-91,67849
0	33,237335	-33,23734
0	0	0
301	259,53229	41,467712
24	120,13474	-96,13474
0	34,844185	-34,84418
0	0	0
934	891,83728	42,16272
0	36,050816	-36,05082
0	36,277241	-36,27724
0	36,498623	-36,49862
0	36,715214	-36,71521
0	36,926338	-36,92634
0	0	0
252	246,54271	5,4572906
0	0	0
219	0	219
341	301,29163	39,708374
0	24,60545	-24,60545
40	99,595978	-59,59598
11	114,59102	-103,591
0	39,339931	-39,33993
0	39,723	-39,723
0	39,83987	-39,83987
0	0	0
700	556,01172	143,98828
16	116,47832	-100,4783
0	40,431625	-40,43163
0	36,384991	-36,38499
12	114,22733	-102,2273
0	1,9725542	-1,972554
120	0	120
338	283,58206	54,417938
0	15,113471	-15,11347
80	143,84084	-63,84084
0	40,997566	-40,99757
0	0	0
169	149,40456	19,595444
34	74,43425	-40,43425
18	34,852718	-16,85272
20	81,543159	-61,54316
8	17,174225	-9,174225
12	111,2322	-99,2322
0	41,003368	-41,00337
0	35,333191	-35,33319

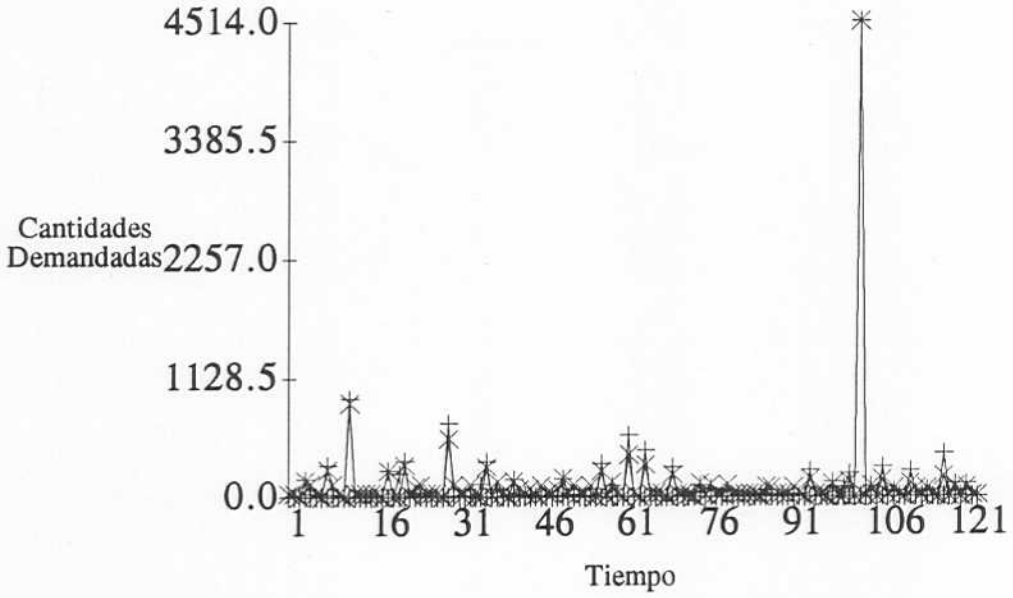
Output:	C1
R squared:	0,9809
Mean squared error:	3363,667
Mean absolute error:	40,837
Min. absolute error:	0
Max. absolute error:	219
Correlation coefficient r:	0,991

90	0	90
219	147,39723	71,602768
0	0	0
4514	4514	0
0	5,2739897	-5,27399
96	102,44275	-6,442749
0	0	0
283	163,50079	119,49921
0	13,733385	-13,73339
46	84,208191	-38,20819
0	22,49345	-22,49345
0	0	0
250	123,83568	126,16432
34	77,565048	-43,56505
0	8,866888	-8,866888
60	83,523109	-23,52311
0	19,905136	-19,90514
0	0	0
406	191,69308	214,30692
0	0	0
120	95,839371	24,160629
0	0	0
116	93,381973	22,618027
0	16,230093	-16,23009
0	15,890705	-15,89071
Σ Qi =	14011	-1169

Q	F.Ped.	F.Inic.	TR	Desv.
16113	14/06/95	1/09/95	65	10

Q = ΣQi * 1,15
F(Ped.) = F(Inic.) - TR +/- Desv

Actual / Pronóstico



Capítulo 7. Conclusiones y Recomendaciones

7.1.- CONCLUSIONES

Al finalizar el estudio en cuestión, se llegó a las siguientes conclusiones:

- Los procesos que actualmente se utilizan para el mantenimiento de los inventarios indican soluciones a hechos ya ocurridos, dichos procesos son lentos debido a que se realizan manualmente y no son oportunos. Esto ha traído como consecuencia que la toma de decisiones acerca de los inventarios sea tardía e incierta.
- Hay escasez de procesos de control de inventarios que proporcionen información continua y veraz acerca de la situación de los mismos.
- Gracias a que los resultados arrojados por el modelo mediante la aplicación de las Redes Neurales son obtenidos con suficiente antelación al periodo estudiado, se podrá tomar decisiones más acertadas, confiables y oportunas con respecto a situaciones determinadas.

- Con la utilización de la tecnología de Redes Neurales aplicada al pronóstico de inventarios, se logrará un avance sustancial en esta área, cumpliendo con los objetivos propuestos en este trabajo de determinar las demandas futuras, precisar cuando se debe solicitar un determinado material y la obtención de información bastante confiable.
- Es necesario automatizar todos los procesos de control de inventarios para así poder obtener información rápida, ordenada y a tiempo.

7.2.- RECOMENDACIONES

Luego de haber realizado este trabajo se recomienda:

- Lograr la automatización de los procesos de mantenimiento de inventario, para que así se pueda obtener información detallada y veraz al momento de necesitarla.
- Realizar procesos de control de inventarios, tales como Auditorias, Chequeos de existencias y otros que convengan en un momento dado, con mayor frecuencia o en periodos predeterminados, para vigilar y regular cualquier variación significativa en los mismos.
- El proceso de pronóstico de inventarios planteado en este trabajo, debe realizarse al menos dos veces al año (salvo aquellos materiales cuyo tiempo de reposición sea mayor a seis(6) meses) asegurando de esta manera las existencias de los materiales en el transcurso del mismo.
- Se debe entrenar a un grupo de personas capaces, para que se encarguen de los procesos de pronóstico de inventarios (incluyendo el planteado en éste estudio), para tener así disponibilidad inmediata de la información durante todo el año.
- Modificar los procesos de almacenamiento de datos en el sistema computarizado de la C.A. Electricidad de Caracas de manera que los mismos puedan ser accesados en forma ordenada y así obtener un mejor rendimiento en la aplicación de trabajos similares al planteado en este estudio.

Glosario de Términos

Aprendizaje: Es el proceso mediante el cual los pesos internos de una red neural son ajustados para que la red pueda producir las salidas correctas a un grupo de entradas dadas. Aprendizaje es también referido como entrenamiento.

Capa: Es una agrupación de "Slabs" (un slab es un grupo de neuronas) en una red Esta puede tener un Slab simplemente o múltiples Slab´s en la misma capa. Hay solo una capa de entrada y una capa de salida en una red. Pudiendo haber múltiples capas intermedias u ocultas.

Demanda: Es la cantidad de un bien que se desea obtener en un momento concreto o periodo determinado.

Error Absoluto: Es el valor absoluto de la diferencia entre el valor que la red esta prediciendo para una salida y el valor actual de esa salida.

Error Absoluto Medio (Mean Asolute Error): Es la media del valor absoluto de los datos actuales menos los predichos de todos los patrones utilizados. Es la media de |actual - predicho|.

Error Absoluto Mínimo (Min. Absolute Error): Es el mínimo de |actual - predicho| de todos los patrones.

Error Absoluto Máximo (Max. Absolute Error): Es el máximo de |actual - predicho| de todos los patrones.

Inventarios: Son la estimación de las mercancías o materiales almacenados en algún lugar con el propósito de satisfacer una demanda determinada.

Modelo: Es la simulación por medio de alguna herramienta práctica, de alguna actividad humana o de la vida cotidiana.

Neurona: En Redes Neurales es el bloque básico de construcción de una Red Neural, la cual procesa un número de valores de entrada para producir un valor de salida. Usualmente una neurona suma los valores que le entran y les aplica una función no lineal para llegar a un valor de salida.

Patrón: Es un registro simple (o fila) de variables que influye en la predicción o clasificación de una red. Para redes de entrenamiento supervisado, un patrón esta constituido por entradas y salidas. Para las redes no supervisadas, un patrón está constituido de salidas solamente. Los científicos llaman a un patrón, una observación.

Peso: Una neurona, pasa valores de una neurona en una capa a otra en una capa próxima, esos valores son modificados por un peso en la cadena que representa la fortaleza en la conexión entre neuronas. En cada patrón que pasa a través de la red, el peso es elevado para reforzar positivamente una conexión, y para reforzarla negativamente o inhibirla, el peso es disminuido.

Pronóstico: Es la predicción o conjetura acerca de lo que podría suceder a futuro con respecto a algo.

Bibliografía

1. FU, Limin.Neural Networks in Computer Intelligence. 1994. Editorial Mc Graw Hill, Inc. Gainesville.

2. VON SEELEN, W. Neural Networks. 1993. Grolier Electronic Publishing, Inc.

3. MAY, Gary S. Manufactoring IC´S The Neural Way. 1994. IEEE.

4. Proceedings of the Workshop on Neural Networks Applications and Tools. Sep 1993. Editado por P J. G. LISBOA y M J. TAYLOR I.E.E.E. Computers Society Press.

5. Ward System Group, Inc. Neuroshell2®. Nov 1993.

6. Ward System Group, Inc. Nov 1993. Neuroshell2® User´s Manual. Segunda Edición. Editores Ward System Group, Inc.

7. CONTRERAS, José. Políticas de Empresas. 1988. Trabajo de Investigación. IESA.