

APROXIMACION DEL USO DE REDES NEURONALES EN MANTENIMIENTO

DAVID OROZCO ALVAREZ

UNIVERSIDAD EAFIT
ESCUELA DE INGENIERÍA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA MECÁNICA
MEDELLÍN
2013

APROXIMACION DEL USO DE REDES NEURONALES EN MANTENIMIENTO

DAVID OROZCO ALVAREZ

TRABAJO DE GRADO MAESTRÍA EN INGENIERÍA

ASESOR

PhD LUIS ALBERTO MORA GUTIÉRREZ

UNIVERSIDAD EAFIT

ESCUELA DE INGENIERÍA

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA MECÁNICA

MEDELLÍN

2013

A mi familia por su apoyo permanente e incondicional.

AGRADECIMIENTOS

Al Dr. Luis Alberto Mora Gutiérrez por su apoyo y asesoría para que este proyecto cumpliera con todos los objetivos planteados.

A todas las personas que apoyaron mi trabajo y que de una u otra manera intervinieron en él, en especial a toda mi familia y a mis amigos.

CONTENIDO

| | | |
|------------|---|-----------|
| 0 | PROLOGO | 11 |
| 0.1 | INTRODUCCIÓN | 11 |
| 0.2 | PALABRAS CLAVES | 13 |
| 0.3 | JUSTIFICACIÓN | 14 |
| 0.4 | OBJETIVO GENERAL | 14 |
| 0.5 | OBJETIVOS ESPECÍFICOS | 15 |
| 0.5.1 | OBJETIVO 1 | 15 |
| 0.5.2 | OBJETIVO 2 | 15 |
| 0.5.3 | OBJETIVO 3 | 15 |
| 0.5.4 | OBJETIVO 4 | 15 |
| 1 | FUNDAMENTACIÓN | 16 |
| 1.1 | OBJETIVO 1 | 16 |
| 1.2 | INTRODUCCIÓN | 16 |
| 1.3 | DESARROLLO REDES NEURONALES | 16 |
| 1.3.1 | MODELO DE UNA NEURONA | 18 |
| 1.3.1.1 | Entradas y salidas | 19 |
| 1.3.1.2 | Pesos sinápticos..... | 20 |
| 1.3.1.3 | Regla de propagación | 20 |
| 1.3.1.4 | Función de activación | 20 |
| 1.3.1.5 | Función de salida | 22 |
| 1.3.2 | ARQUITECTURA DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL..... | 22 |
| 1.3.3 | APRENDIZAJE | 24 |
| 1.3.3.1 | Aprendizaje supervisado..... | 25 |
| 1.3.3.2 | Aprendizaje no supervisado | 26 |
| 1.3.3.3 | Algoritmo <i>Backpropagation</i> o Retropropagación | 27 |
| 1.3.4 | GENERALIZACIÓN..... | 27 |
| 1.3.5 | BENEFICIOS DE LAS RNA..... | 29 |
| 1.3.6 | APLICACIONES DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES | 30 |
| 1.4 | PRONÓSTICOS | 31 |
| 1.4.1 | MÉTODOS DE PRONÓSTICOS..... | 32 |
| 1.4.1.1 | Series de tiempo..... | 36 |
| 1.4.2 | MEDICIÓN DEL ERROR DE PRONÓSTICOS..... | 39 |
| 1.5 | MANTENIMIENTO SISTEMICO | 41 |
| 1.5.1 | NIVELES DEL MANTENIMIENTO..... | 43 |
| 1.5.1.1 | Nivel 1 - Instrumental (Funciones y Acciones) | 44 |
| 1.5.1.2 | Nivel 2 - Operacional (Acciones mentales) | 45 |
| 1.5.1.3 | Nivel 3 - Táctico (Conjunto de Acciones Reales) | 45 |
| 1.5.1.4 | Nivel 4 - Estratégico (Conjunto de Funciones y Acciones mentales) | 45 |
| 1.5.2 | GESTIÓN DEL MANTENIMIENTO..... | 46 |
| 1.5.3 | INDICADORES PARA LA GESTIÓN DE MANTENIMIENTO..... | 48 |
| 1.5.3.1 | Indicadores para la alta dirección. Estratégicos | 48 |
| 1.5.3.2 | Indicadores de orden operativo. | 49 |

| | | |
|------------|---|-----------|
| 1.5.3.3 | Costo de Ciclo de Vida (LCC) | 50 |
| 1.6 | CONCLUSIONES DEL CAPITULO | 51 |
| 2 | PARAMETROS CMD | 52 |
| 2.1 | OBJETIVO 2 | 52 |
| 2.2 | INTRODUCCION | 52 |
| 2.3 | DESARROLLO CMD | 52 |
| 2.3.1 | CONFIABILIDAD | 52 |
| 2.3.1.1 | Función de Confiabilidad | 53 |
| 2.3.1.2 | Curva de Davies o de la bañera | 54 |
| 2.3.1.3 | Indicadores de confiabilidad | 56 |
| 2.3.2 | MANTENIBILIDAD | 58 |
| 2.3.2.1 | Indicadores de mantenibilidad | 59 |
| 2.3.3 | DISPONIBILIDAD | 64 |
| 2.3.3.1 | Indicadores de disponibilidad | 64 |
| 2.4 | DISTRIBUCIONES | 71 |
| 2.4.1 | DISTRIBUCIÓN NORMAL | 71 |
| 2.4.2 | DISTRIBUCIÓN EXPONENCIAL | 74 |
| 2.4.3 | DISTRIBUCIÓN GAMMA | 77 |
| 2.4.4 | DISTRIBUCIÓN WEIBULL | 79 |
| 2.5 | METODOLOGIA PARA MEDICION CMD | 84 |
| 2.6 | CONCLUSIONES | 88 |
| 3 | PRONOSTICO RNA | 89 |
| 3.1 | OBJETIVO 3 | 89 |
| 3.2 | INTRODUCCION | 89 |
| 3.3 | METODOLOGIA PRONOSTICO RNA | 89 |
| 3.3.1 | SELECCIÓN DE VARIABLES | 90 |
| 3.3.2 | PRE-PROCESAMIENTO DE DATOS | 90 |
| 3.3.3 | CONJUNTOS DE ENTRENAMIENTO Y PRUEBA | 90 |
| 3.3.4 | ARQUITECTURA DE LA RED NEURONAL | 91 |
| 3.3.4.1 | Número de capas ocultas | 91 |
| 3.3.4.2 | Número de neuronas ocultas | 91 |
| 3.3.4.3 | Número de neuronas de salida | 92 |
| 3.3.4.4 | Funciones de transferencia | 92 |
| 3.3.5 | CRITERIO DE EVALUACIÓN | 92 |
| 3.3.6 | ENTRENAMIENTO DE LA RED | 93 |
| 3.3.6.1 | Tasa de aprendizaje y momento | 93 |
| 3.3.7 | IMPLEMENTACIÓN PAQUETE DE SOFTWARE | 93 |
| 3.4 | IMPLEMENTACION METODOLOGIA PRONOSTICO RNA | 94 |
| 3.4.1 | SELECCIÓN DE VARIABLES | 94 |
| 3.4.2 | PRE-PROCESAMIENTO DE DATOS | 94 |
| 3.4.2.1 | Patrones de Entrenamiento y Prueba | 94 |
| 3.4.3 | ARQUITECTURA DE LA RED | 95 |
| 3.4.3.1 | Determinación de las entradas | 95 |
| 3.4.3.2 | Determinación del número de nodos de la capa oculta | 96 |
| 3.4.4 | CRITERIO DE EVALUACIÓN | 96 |
| 3.4.5 | ENTRENAMIENTO DE LA RED | 96 |

| | | |
|-------|---|-----|
| 3.4.6 | IMPLEMENTACIÓN PAQUETE DE SOFTWARE..... | 97 |
| 3.5 | RESULTADOS PRONÓSTICOS | 99 |
| 3.6 | METODOLOGÍA DE CÁLCULO Y COMPARACIÓN RNA ST - | 104 |
| 3.7 | CONCLUSIONES DEL CAPITULO..... | 106 |
| 4 | CONCLUSIONES..... | 107 |
| 4.1 | OBJETIVO 4 | 107 |
| 4.2 | CONCLUSIONES CONCEPTUALES | 107 |
| 4.3 | RECOMENDACIONES | 108 |
| 4.4 | CONCLUSIÓN TÉCNICA EXPERIMENTAL | 109 |
| | BIBLIOGRAFÍA | 110 |
| | ANEXOS | 114 |

ILUSTRACIONES

| | |
|---|-----|
| Ilustración 1 - Modelo de una Neurona Biológica | 17 |
| Ilustración 2 - Neurona artificial | 19 |
| Ilustración 3 - Funciones de activación comunes | 21 |
| Ilustración 4 - Ejemplo de una red neuronal artificial | 24 |
| Ilustración 5 - Métodos Cualitativos de pronósticos | 33 |
| Ilustración 6 - Métodos por Series de Tiempo para pronósticos | 34 |
| Ilustración 7 - Métodos causales de pronósticos | 35 |
| Ilustración 8 - Modelos de pronósticos | 39 |
| Ilustración 9 - Niveles de mantenimiento de la casa ESReDa | 44 |
| Ilustración 10 - Enfoque Sistémico Integral Kantiano de Mantenimiento Estratégico | 46 |
| Ilustración 11 - Función de Confiabilidad..... | 54 |
| Ilustración 12 - Curva de Davies o de la bañera..... | 55 |
| Ilustración 13 - Diagrama de tiempos de un sistema de un componente..... | 57 |
| Ilustración 14 - Tipos de disponibilidad..... | 65 |
| Ilustración 15 - Función de confiabilidad de la distribución normal | 73 |
| Ilustración 16 - Función de densidad de la probabilidad de Falla de la distribución normal..... | 73 |
| Ilustración 17 - Función de la tasa de fallas de la distribución normal | 74 |
| Ilustración 18 - Función de confiabilidad de la distribución exponencial..... | 76 |
| Ilustración 19 - Función de densidad de la probabilidad de Falla de la distribución exponencial | 76 |
| Ilustración 20 - Función de la tasa de fallas de la distribución exponencial | 77 |
| Ilustración 21 - Función de confiabilidad de la distribución gamma | 78 |
| Ilustración 22 - Función de densidad de la probabilidad de Falla de la distribución gamma | 79 |
| Ilustración 23 - Función de la tasa de fallas de la distribución gamma | 79 |
| Ilustración 24 - Función de confiabilidad de la distribución Weibull..... | 83 |
| Ilustración 25 - Función de densidad de la probabilidad de Falla de la distribución Weibull | 83 |
| Ilustración 26 - Función de la tasa de fallas de la distribución Weibull | 84 |
| Ilustración 27 - Modelo universal e integral, propuesto para la medición CMD | 86 |
| Ilustración 28 - Pasos a realizar en el desarrollo de una RNA | 98 |
| Ilustración 29 - Resultados pronósticos por RNA parámetros M_p | 100 |
| Ilustración 30 - Resultados pronósticos por ST parámetros M_p | 100 |
| Ilustración 31 - Resultados pronósticos por RNA parámetros $MTBM_p$ | 101 |
| Ilustración 32 - Resultados pronósticos por ST parámetros $MTBM_p$ | 101 |
| Ilustración 33 - Resultados pronósticos por RNA parámetros $MTTR$ | 102 |
| Ilustración 34 - Resultados pronósticos por ST parámetros $MTTR$ | 102 |
| Ilustración 35 - Resultados pronósticos por RNA parámetros $MTBM_c$ | 103 |
| Ilustración 36 - Resultados pronósticos por ST parámetros $MTBM_c$ | 103 |
| Ilustración 37 - Pasos a seguir acorde a los resultados obtenidos, en cálculos futuros CMD | 105 |

| | |
|--|-----|
| Ilustración 38 - Revisión directorio y programas..... | 127 |
| Ilustración 39 - Copiado de datos históricos en archivo Excel DATOSCMD | 128 |
| Ilustración 40 - Combinaciones arquitecturas programa cacentr.m..... | 129 |
| Ilustración 41 - Ejecución del programa calcentr en ventana de comando | 129 |
| Ilustración 42 - Variable Ec | 130 |
| Ilustración 43 - Selección del modelo para el número de entradas. | 131 |
| Ilustración 44 - Mensaje en ventana de comando | 132 |
| Ilustración 45 - Combinaciones de tasa de aprendizaje y momento | 132 |

ECUACIONES

| | |
|--|----|
| Ecuación 1 - Operación de la neurona i | 19 |
| Ecuación 2 - Regla de propagación h_i | 20 |
| Ecuación 3 - Valor del potencial postsináptico h_i | 20 |
| Ecuación 4 - Función de activación..... | 21 |
| Ecuación 5 - Función de salida y_i | 22 |
| Ecuación 6 - Residual de pronostico | 40 |
| Ecuación 7 - Desviación Absoluta Media MAD | 40 |
| Ecuación 8 - Error Cuadrático Medio MSE | 41 |
| Ecuación 9 - Error porcentual absoluto medio MAPE | 41 |
| Ecuación 10 - Error porcentual medio MPE | 41 |
| Ecuación 11 - LCC | 50 |
| Ecuación 12 - Efectividad de la maquina o elemento | 51 |
| Ecuación 13 - Efectividad del sistema | 51 |
| Ecuación 14 - Función de probabilidad | 53 |
| Ecuación 15 - Definición de tendencia central distribución para confiabilidad. | 57 |
| Ecuación 16 - Definición del tiempo medio entre mantenimientos. | 58 |
| Ecuación 17 - Definición de tendencia central distribución para mantenibilidad. | 59 |
| Ecuación 18 - Definición del tiempo medio de mantenimiento preventivo. | 60 |
| Ecuación 19 - Definición del tiempo medio de mantenimiento activo. | 61 |
| Ecuación 20 - Definición del tiempo de parada de mantenimiento. | 62 |
| Ecuación 21 - Disponibilidad Genérica (A_G)..... | 66 |
| Ecuación 22 - Disponibilidad Inherente (A_I) | 66 |
| Ecuación 23 - Disponibilidad alcanzada (A_A). | 67 |
| Ecuación 24 - Tiempo medio entre mantenimientos MTBM | 68 |
| Ecuación 25 - Tiempo medio de mantenimiento activo. | 68 |
| Ecuación 26 - Disponibilidad operacional (A_O). | 69 |
| Ecuación 27 - Disponibilidad operacional generalizada (A_{GO}). | 70 |
| Ecuación 28 - Función de densidad de la distribución normal. | 72 |
| Ecuación 29 - Función de confiabilidad de la distribución normal. | 72 |
| Ecuación 30 - Función de tasa de fallas de la distribución normal. | 72 |
| Ecuación 31 - Función de densidad de la distribución exponencial. | 75 |
| Ecuación 32 - Función de confiabilidad de la distribución exponencial. | 75 |
| Ecuación 33 - Función de tasa de fallas de la distribución exponencial. | 75 |
| Ecuación 34 - Función de densidad de la distribución gamma | 78 |
| Ecuación 35 - Función de confiabilidad de la distribución gamma | 78 |
| Ecuación 36 - Función de densidad de tasa de fallas de la distribución gamma ... | 78 |
| Ecuación 37 - Transformación valores "x" y "y" para la distribución de Weibull. ... | 80 |
| Ecuación 38 - Parámetros de la distribución de Weibull. | 80 |
| Ecuación 39 - Función de densidad de la distribución de Weibull..... | 81 |
| Ecuación 40 - Función de confiabilidad de la distribución de Weibull..... | 82 |
| Ecuación 41 - Función de tasa de fallas de la distribución de Weibull | 82 |
| Ecuación 42 - Transformación de datos entre valores 0 y 1..... | 94 |
| Ecuación 43 - Símbolos y nombres abreviados Parámetros CMD | 99 |

Ecuación 44 - *Goodness of Fit* – Bondad de ajuste de los resultados..... 99

ANEXOS

| | |
|---|-----|
| Anexo A - Parámetros Turbina | 114 |
| Anexo B - Manual programa red neuronal para cálculo series temporales | 126 |
| Anexo C -Programas MATLAB | 134 |

0 PROLOGO

0.1 INTRODUCCIÓN

El mantenimiento se define como la combinación de actividades mediante las cuales un equipo o un sistema se mantiene en, o se restablece a, un estado en el que puede realizar las funciones designadas. Es un factor importante en la calidad de los productos y puede utilizarse como una estrategia para competencia exitosa (Duffuaa, y otros, 2000).

La principal función de mantenimiento es sostener la funcionalidad de los equipos y el buen estado de las máquinas a través del tiempo, bajo esta premisa se puede entender la evolución del área de mantenimiento a través de las distintas épocas acorde a las necesidades de sus clientes, que son todas aquellas dependencias empresas de procesos o servicios, que generan bienes reales o intangibles mediante la utilización de estos activos, para producirlos (Mora, 2008).

La efectividad de los procesos de mantenimiento en los equipos es medida por el desarrollo subsecuente de las máquinas. Las dos medidas básicas del desempeño de equipos son el número de fallos en los equipos, o de cierta clase de equipos, y el total de tiempo improductivo asociado con todas las actividades funcionales del proceso de mantenimiento, tales como mantenimiento preventivo, mantenimiento correctivo, etc. (ESReDA, 2001).

La aplicación de las técnicas de confiabilidad permite conocer el comportamiento de los equipos en operación con el fin de: aislar equipos o componentes en problemas, prever y optimizar el uso de los recursos humanos y materiales para el mantenimiento, diseñar las políticas de mantenimiento a ser utilizadas, calcular instantes óptimos de sustitución económica de equipos y establecer frecuencias óptimas de ejecución de mantenimiento preventivo (Díaz, 1992).

Lo importante de la metodología CMD¹, consiste en poder predecir, mediante observaciones pasadas del estado de los equipos y métodos de pronósticos como series de tiempo, el comportamiento futuro de los equipos, en cuanto a saber sobre: las fallas o las reparaciones (tiempos y fechas de ocurrencia), los tiempos útiles (duración y días en que ocurren), los mantenimientos planeados (para su programación en tiempos y frecuencias) y demás actividades alusivas a la planeación de las maquinas, en aras de poder establecer planes concretos de operación y efectividad. (Mora, 2012)

Los pronósticos cuentan con una larga historia y la importancia de este antiguo tema se refleja en la diversidad de sus aplicaciones en diferentes disciplinas que van desde los negocios hasta la ingeniería. La capacidad de predecir con exactitud el futuro es fundamental para muchos procesos de decisión en la planificación, programación, compras, formulación de estrategias, elaboración de políticas y operaciones de la cadena de suministro. Por lo tanto, el pronóstico es un área donde muchos esfuerzos se han invertido en el pasado. Sin embargo, todavía es un campo importante y activo de la actividad humana en el momento actual y continuará siendo en el futuro (Zhang, 2004).

Una de las principales áreas de aplicación de las redes neuronales artificiales es la predicción. Las RNA constituyen una herramienta alterna prometedora para los pronosticadores. La estructura intrínsecamente no lineal de las redes neuronales es particularmente útil para la captura de la compleja relación subyacente en muchos problemas del mundo real. Las redes neuronales son quizás los métodos más versátiles para aplicaciones de predicción en el que no sólo pueden encontrar estructuras no lineales en un problema, también pueden modelar procesos lineales (Zhang, 2004).

¹ Se hace referencia durante el proyecto con CMD a Confiabilidad, Mantenibilidad y Disponibilidad

El proyecto desarrolla todos los pasos requeridos para llevar a cabo el cálculo de los pronósticos de las variables del mantenimiento con redes neuronales artificiales.

El primer capítulo describe las principales características de los sistemas neuronales artificiales que incluye el modelo matemático, la arquitectura y el aprendizaje además se fundamentan conceptos relacionados con mantenimiento y pronósticos.

El segundo capítulo consta de los conceptos fundamentales de los indicadores CMD, en cuanto a definiciones, parámetros y distribuciones necesarios para desarrollar el cálculo de las variables del mantenimiento.

El tercer capítulo describe el método de aplicación de los conceptos de redes neuronales por medio de una aplicación en Matlab para pronosticar valores de variables de mantenimiento.

El último capítulo esboza las conclusiones del proyecto y las recomendaciones generadas a partir de la realización de éste.

0.2 PALABRAS CLAVES

Redes Neuronales

Pronóstico

Mantenimiento

Series de tiempo

CMD

0.3 JUSTIFICACIÓN

La capacidad de aprendizaje y generalización de la red neuronal le permite aprender comportamientos complejos directamente desde los datos y, a partir del conocimiento que adquiere durante el aprendizaje es capaz inferir correctamente la evolución de la serie en porciones no evaluadas de los datos. El carácter de aproximador universal que poseen las redes neuronales, les permite identificar dependencias ocultas de orden no lineal con base en una muestra finita (Sánchez, y otros, 2010).

La medición CMD de los principales equipos y líneas de producción de la empresa, permite identificar las curvas de no confiabilidad y de mantenibilidad de las máquinas más relevantes y por ende de la compañía, y una vez se conoce la ubicación en la curva de la bañera, se puede entonces decidir adecuadamente el manejo de los instrumentos o elementos de la empresa, el tipo de capacitación del recurso humano propio del área, el software más adecuado, los niveles de inventarios más acertados, el tipo de acciones planeadas o no de mantenimiento que se lleven a cabo, la táctica más adecuada y el nivel de costos LCC más apropiado para los indicadores CMD calculados de la empresa y de sus líneas de producción relevantes. (Mora, 2012)

La intención de este trabajo es explicar el funcionamiento de las redes neuronales artificiales, como una herramienta alterna a las técnicas estadísticas tradicionales, para realizar cálculos futurísticos de indicadores CMD.

0.4 OBJETIVO GENERAL

Utilizar redes neuronales artificiales en cálculos de indicadores CMD de mantenimiento.

0.5 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

0.5.1 Objetivo 1

Fundamentar los principios estructurales de redes neuronales artificiales, para pronosticar indicadores CMD. – Nivel 1 – Conocer - Fundamentos. –

0.5.2 Objetivo 2

Identificar los parámetros relevantes de orden matemático, estadístico, etc. de indicadores CMD para su uso en redes neuronales artificiales. – Nivel 2 – Comprender - Comportamiento

0.5.3 Objetivo 3

Aplicar redes neuronales artificiales con Matlab® para cálculos futurísticos de indicadores CMD. – Nivel 3 – Aplicar - cálculos

0.5.4 Objetivo 4

Concluir los principales resultados del proyecto en comparación con series temporales y distribuciones. Nivel 4 – Analizar – Caracterización

1 FUNDAMENTACIÓN

1.1 OBJETIVO 1

Fundamentar los principios estructurales de redes neuronales artificiales, para pronosticar indicadores.CMD. – Nivel 1 – Conocer - Fundamentos. –

1.2 INTRODUCCIÓN

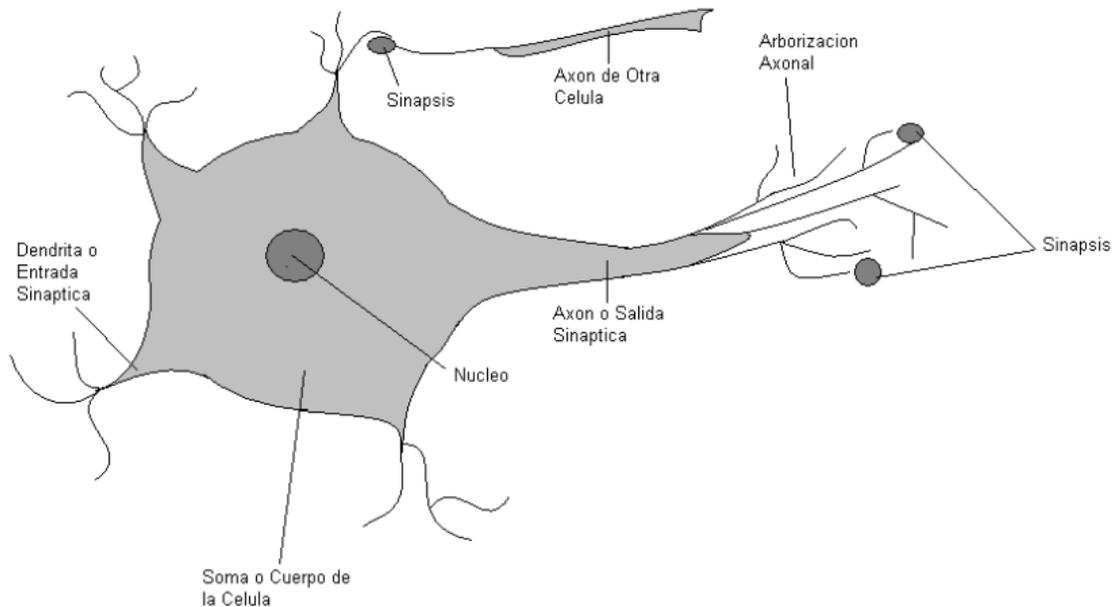
La siguiente sección, provee los fundamentos sobre redes neuronales, pronósticos y gestión de mantenimiento.

1.3 DESARROLLO REDES NEURONALES

Las redes neuronales artificiales (RNA) son modelos de computación para el procesamiento de información e identificación de patrones. Nacen del interés de modelar sistemas biológicos neuronales, especialmente el cerebro humano (Zhang, 2004).

Las neuronas biológicas consisten de un soma o cuerpo de la célula que contiene el núcleo. Fuera de la célula existen una gran cantidad de fibras llamadas dendritas o entradas sinápticas en las cuales se realiza una reacción electroquímica con otras células y produce una entrada de información a la neurona. La neurona tiene una sola fibra muy larga llamada axón o salida sináptica, la cual se arboriza y da lugar a varias sinapsis en las cuales se realiza una conexión con otras neuronas y entrega una información de salida de dicha neurona, la cual será información de entrada para otras células (Russel, y otros, 2003).

Ilustración 1 - Modelo de una Neurona Biológica



(Russel, y otros, 2003)

Una RNA es una red compuesto de varios elementos de computación simples conocidos como neuronas o nodos, que están altamente interconectados y organizados en capas. Cada neurona realiza la tarea de procesar información mediante la conversión de entradas recibidas en salidas procesadas. A través de la sinapsis que unen estas neuronas, se puede generar y almacenar conocimiento con respecto a la fuerza de la relación entre diferentes nodos (Zhang, 2004).

Algunas de las características clave de redes neuronales pueden resumirse de la siguiente manera: procesan información localmente en neuronas; las neuronas operan en paralelo y son conectados en una red a través de pesos que representan la fuerza de la conexión; las redes adquieren conocimiento directamente de los datos en un proceso denominado aprendizaje, el cual es almacenado o reflejado en los pesos; una red que ha sido objeto de aprendizaje capta las características esenciales de un problema y por lo tanto puede realizar

predicciones fiables. Estas son en esencia las funciones del cerebro, e ilustran la forma en que el funcionamiento del cerebro ha inspirado las redes neuronales (Samarasinghe, 2007).

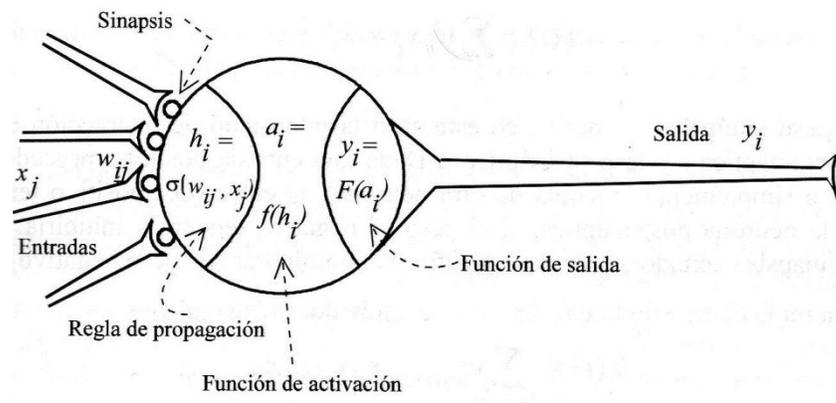
1.3.1 Modelo de una neurona

Una neurona es una unidad de procesamiento de información que es fundamental para la operación de una red neuronal. En la Ilustración 2 se presenta un modelo de una neurona artificial en donde se identifican los siguientes elementos:

- Conjunto de entradas, $x_j(t)$. Estas pueden ser provenientes del exterior o de otras neuronas artificiales.
- Peso sinápticos, w_{ij} . Representan el grado de comunicación entre la neurona artificial j y la neurona artificial i . Pueden ser excitadores o inhibidores
- Regla de propagación, $\sigma_i(w_{ij}, x_j(t))$. Integra la información proveniente de las distintas neuronas artificiales y proporciona el valor del potencial postsináptico de la neurona i .
- Función de activación, $f_i(a_i(t-1), h_i(t))$. Provee el estado de activación actual de la neurona i .
- Función de salida, $F_i(a_i(t))$. Representa la salida actual de la neurona i .

La Ilustración 2 muestra los elementos que componen una neurona artificial:

Ilustración 2 - Neurona artificial



(Martin, y otros, 2007)

De esta forma, la salida producto de una neurona i , para un determinado instante de tiempo t se escribe en forma general de la siguiente manera: (Martin, y otros, 2007)

Ecuación 1 - Operación de la neurona i

$$y_i(t) = F_i(f_i[a_i(t-1), \sigma_i(w_{ij}, x_j)])$$

A continuación se estudian en detalle cada uno de los puntos introducidos anteriormente.

1.3.1.1 Entradas y salidas

Las entradas y salidas de una neurona se clasifican en dos grandes grupos, binarias o continuas. Las neuronas binarias (digitales) solo admiten dos valores posibles. En general en este tipo de neurona se utilizan los siguientes dos alfabetos $\{0,1\}$ o $\{-1,1\}$. Por su parte, las neuronas continuas (analógicas) admiten valores dentro de un determinado rango, que en general suele definirse como $[-1, 1]$ (Martin, y otros, 2007).

1.3.1.2 Pesos sinápticos

El peso sináptico w_{ij} define la fuerza de una conexión sináptica entre dos neuronas, la neurona presináptica i y la neurona postsináptica j . Los pesos sinápticos pueden tomar valores positivos, negativos o cero. Un peso positivo actúa como excitador, mientras que un peso negativo actúa como inhibidor. En caso de que el peso sea cero, no existe comunicación entre el par de neuronas (Martin, y otros, 2007).

1.3.1.3 Regla de propagación

La regla de propagación determina el potencial resultante de la interacción de la neurona i con las N neuronas vecinas. El potencial resultante h_i se puede expresar de la siguiente manera: (Martin, y otros, 2007)

Ecuación 2 - Regla de propagación h_i

$$h_i(t) = \sigma_i(w_{ij}, x_j(t))$$

La regla de propagación más simple y utilizada consiste en realizar una suma de las entradas ponderadas con sus pesos sinápticos correspondientes:

Ecuación 3 - Valor del potencial postsináptico h_i

$$h_i(t) = \sum_j w_{ij} x_j(t)$$

1.3.1.4 Función de activación

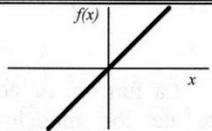
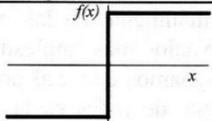
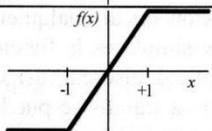
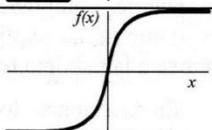
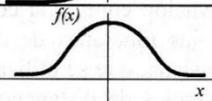
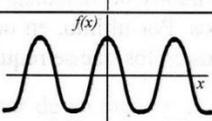
La función de activación determina el estado de activación actual de la neurona en base al potencial resultante h_i :

Ecuación 4 - Función de activación

$$a_i(t) = f_i(h_i(t))$$

Existen varias funciones de activación, como se muestra en la Ilustración 3. La variable x representa el potencial postsináptico, mientras que la variable $y = f(x)$ representa el estado de activación. La función identidad, la función escalón y la función lineal por intervalos son las más sencillas. Aunque dependiendo del algoritmo de aprendizaje, algunas veces se requiere que la función de activación sea derivable, las más empleadas en este caso son las funciones del tipo sigmoideo (Martin, y otros, 2007).

Ilustración 3 - Funciones de activación comunes

| | Función | Rango | Gráfica |
|------------------------|---|-----------------------------|---|
| Identidad | $y = x$ | $[-\infty, +\infty]$ |  |
| Escalón | $y = \text{signo}(x)$ $y = H(x)$ | $\{-1, +1\}$ $\{0, +1\}$ |  |
| Lineal a tramos | $y = \begin{cases} -1, & \text{si } x < -1 \\ x, & \text{si } -1 \leq x \leq 1 \\ +1, & \text{si } x > 1 \end{cases}$ | $[-1, +1]$ |  |
| Sigmoidea | $y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ $y = \text{tgh}(x)$ | $[0, +1]$ $[-1, +1]$ |  |
| Gaussiana | $y = A.e^{-Bx^2}$ | $[0, +1]$ |  |
| Sinusoidal | $y = A.\text{sen}(ax + \varphi)$ | $[-1, +1]$ |  |

(Martin, y otros, 2007)

La función gaussiana es ampliamente utilizada junto con reglas de propagación que involucran el cálculo del cuadrado de las distancias entre los vectores de entrada y pesos, como se mencionó anteriormente. Las funciones sinusoidales se emplean en los casos en los que es necesario expresar una periodicidad temporal (Martin, y otros, 2007).

1.3.1.5 Función de salida

La función de salida proporciona el valor de salida de la neurona $y_i(t)$, en base al estado de activación de la neurona $a_i(t)$. En general se utiliza la función identidad, es decir:

Ecuación 5 - Función de salida y_i

$$y_i(t) = F_i(a_i(t)) = a_i(t)$$

1.3.2 Arquitectura de una Red Neuronal Artificial

Una sola neurona es insuficiente para muchos problemas prácticos, y con frecuencia se utilizan redes con una gran cantidad de neuronas (Mehrotra, y otros, 1996).

La organización y disposición de las neuronas dentro de una red neuronal se denomina estructura, arquitectura, o topología y viene dada por el número de capas, la cantidad de neuronas por capa, el grado de conectividad, y el tipo de conexión entre neuronas.

Una red puede estar formada por una única capa de neuronas. En este caso hablamos de redes monocapa, y las neuronas que conforman dicha capa cumplen la función de neuronas de entrada y salida simultáneamente. Cuando la red está compuesta por dos o más capas hablamos de redes multicapa (capas de entrada, capas ocultas y capa de salida).

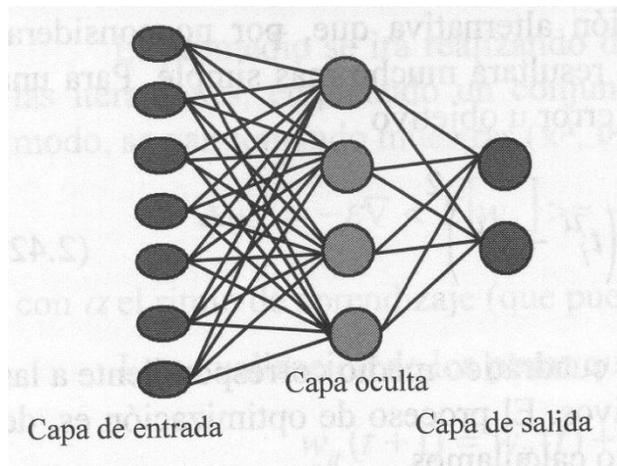
Entre un par de neuronas de la red neuronal artificial pueden existir conexiones. Estas conexiones son las sinapsis, tienen asociadas un peso sináptico, y son direccionales.

Cuando la conexión se establece entre dos neuronas de una misma capa hablamos de conexiones laterales o conexiones intra-capas. Por el contrario, si la conexión se establece entre neuronas de distintas capas se la denomina conexión inter-capas. Si la conexión se produce en el sentido inverso al de entrada-salida la conexión se llama recurrente o realimentada.

A su vez, hablamos de redes neuronales con conexión hacia delante (redes *feedforward*) cuando las conexiones entre las distintas neuronas de la red siguen un único sentido, desde la entrada de la red hacia la salida de la misma. Cuando las conexiones pueden ser tanto hacia delante como hacia atrás hablamos de redes recurrentes (redes *feedback*). (Martin, y otros, 2007)

Un ejemplo de una RNA, se muestra en la Ilustración 4, que representa una red neuronal multicapa unidireccional, totalmente conectada de 7 neuronas en la capa de entrada, 4 neuronas en la capa oculta y 2 neuronas en la capa de salida.

Ilustración 4 - Ejemplo de una red neuronal artificial



(Martin, y otros, 2007)

1.3.3 Aprendizaje

El aprendizaje en una Red de Neuronas Artificial consiste en la determinación de los valores precisos de los pesos para todas sus conexiones, que la capacite para la resolución eficiente de un problema. El proceso general de aprendizaje consiste en ir introduciendo paulatinamente todos los ejemplos del conjunto de aprendizaje, y modificar los pesos de las conexiones siguiendo un determinado esquema de aprendizaje. Una vez introducidos todos los ejemplos se comprueba si se ha cumplido cierto criterio de convergencia; de no ser así se repite el proceso y todos los ejemplos vuelven a ser introducidos. La modificación de los pesos puede hacerse después de la introducción de cada ejemplo del conjunto, o una vez introducidos todos ellos (Isasi, y otros, 2004).

Los esquemas o algoritmos de aprendizaje en general son de dos tipos: supervisado y no supervisado.

1.3.3.1 Aprendizaje supervisado

El aprendizaje supervisado se caracteriza porque el proceso de aprendizaje se realiza mediante un entrenamiento controlado por un agente externo (supervisor, maestro) que determina la respuesta que debería generar la red a partir de una entrada determinada. El supervisor controla la salida de la red y en caso de que ésta no coincida con la deseada, se procederá a modificar los pesos de las conexiones, con el fin de conseguir que la salida obtenida se aproxime a la deseada. En este tipo de aprendizaje se suelen considerar, a su vez, tres formas de llevarlo a cabo, que dan lugar a los siguientes aprendizajes supervisados (Samarasinghe, 2007):

- Aprendizaje por corrección de error: Consiste en ajustar los pesos de las conexiones de la red en función de la diferencia entre los valores deseados y los obtenidos a la salida de la red, es decir, en función del error cometido en la salida.
- Aprendizaje por refuerzo: Se trata de un aprendizaje supervisado, más lento que el anterior, que se basa en la idea de no disponer de un ejemplo completo del comportamiento deseado, es decir, de no indicar durante el entrenamiento exactamente la salida que se desea que proporcione la red ante una determinada entrada. En el aprendizaje por refuerzo la función del supervisor se reduce a indicar mediante una señal de refuerzo si la salida obtenida en la red se ajusta a la deseada (éxito = +1 o fracaso = -1), y en función de ello se ajustan los pesos basándose en un mecanismo de probabilidades. Se podría decir que en este tipo de aprendizaje la función del supervisor se asemeja más a la de un crítico (que opina sobre la respuesta de la red) que a la de un maestro (que indica a la red la respuesta concreta que debe generar), como ocurría en el caso de supervisión por corrección del error. (Isasi, y otros, 2004)
- Aprendizaje estocástico: Consiste básicamente en realizar cambios aleatorios en los valores de los pesos de las conexiones de la red y evaluar

su efecto a partir del objetivo deseado y de distribuciones de probabilidad. En pocas palabras el aprendizaje consistiría en realizar un cambio aleatorio de los valores de los pesos y determinar la energía de la red. Si la energía es menor después del cambio, es decir, si el comportamiento de la red se acerca al deseado, se acepta el cambio; si, por el contrario, la energía no es menor, se aceptaría el cambio en función de una determinada y preestablecida distribución de probabilidades (Haykin, 1999).

1.3.3.2 Aprendizaje no supervisado

Las redes con aprendizaje no supervisado (también conocido como autosupervisado) no requieren influencia externa para ajustar los pesos de las conexiones entre sus neuronas. La red no recibe ninguna información por parte del entorno que le indique si la salida generada en respuesta a una determinada entrada es o no correcta. Estas redes deben encontrar las características, regularidades, correlaciones o categorías que se puedan establecer entre los datos que se presenten en su entrada (Haykin, 1999).

Existen varias posibilidades en cuanto a la interpretación de la salida de estas redes, que dependen de su estructura y del algoritmo de aprendizaje empleado. En cuanto a los algoritmos de aprendizaje no supervisado, en general se suelen considerar dos tipos, que dan lugar a los siguientes aprendizajes:

- Aprendizaje hebbiano: Esta regla de aprendizaje es la base de muchas otras, la cual pretende medir la familiaridad o extraer características de los datos de entrada. El fundamento es una suposición bastante simple: si dos neuronas N_i y N_j toman el mismo estado simultáneamente (ambas activas o ambas inactivas), el peso de la conexión entre ambas se incrementa. Las entradas y salidas permitidas a la neurona son: $\{-1, 1\}$ o $\{0, 1\}$ (neuronas binarias). Esto puede explicarse porque la regla de aprendizaje de Hebb se

originó a partir de la neurona biológica clásica, que solamente puede tener dos estados: activa o inactiva.

- Aprendizaje competitivo y comparativo: Se orienta a la clusterización o clasificación de los datos de entrada. Como característica principal del aprendizaje competitivo se puede decir que, si un patrón nuevo se determina que pertenece a una clase reconocida previamente, entonces la inclusión de este nuevo patrón a esta clase matizará la representación de la misma. Si el patrón de entrada se determinó que no pertenece a ninguna de las clases reconocidas anteriormente, entonces la estructura y los pesos de la red neuronal serán ajustados para reconocer la nueva clase (Isasi, y otros, 2004).

1.3.3.3 Algoritmo *Backpropagation* o Retropropagación

El algoritmo *backpropagation* es el método de entrenamiento más utilizado en redes con conexión hacia delante. Es un método de aprendizaje supervisado de gradiente descendente, en el que se distinguen claramente dos fases: primero se aplica un patrón de entrada, el cual se propaga por las distintas capas que componen la red hasta producir la salida de la misma. Esta salida se compara con la salida deseada y se calcula el error cometido por cada neurona de salida. Estos errores se transmiten hacia atrás, partiendo de la capa de salida, hacia todas las neuronas de las capas intermedias. Cada neurona recibe un error que es proporcional a su contribución sobre el error total de la red. Basándose en el error recibido, se ajustan los errores de los pesos sinápticos de cada neurona (Fritsch, 1996).

1.3.4 Generalización

Una vez finalizada la fase de aprendizaje, la red puede ser utilizada para realizar la tarea para la que fue entrenada. Una de las principales ventajas que posee este modelo es que la red aprende la relación existente entre los datos, adquiriendo la

capacidad de generalizar conceptos. De esta manera, una red neuronal puede tratar con información que no le fue presentada durante de la fase de entrenamiento (Chinrungrueng, 1988)

Cuando se evalúa una red neuronal no sólo es importante evaluar si la red ha sido capaz de aprender los patrones de entrenamiento. Es imprescindible también evaluar el comportamiento de la red ante patrones nunca antes vistos. Esta característica de las redes neuronales se la conoce como capacidad de generalización y es adquirida durante la fase de entrenamiento (Sanger, 1989). Es necesario que durante el proceso de aprendizaje la red extraiga las características de las muestras, para poder luego responder correctamente a nuevos patrones.

Surge la necesidad de evaluar durante la fase de entrenamiento dos tipos de errores. El error de aprendizaje, que indica la calidad de la respuesta de la red a los patrones de entrenamiento, y el error de generalización o validación, que indica la calidad de la respuesta de la red a patrones nunca antes vistos. Para poder obtener una medida de ambos errores es necesario dividir el set de datos disponibles en dos, el set de datos de entrenamiento, y el set de datos de evaluación. El primero se utiliza durante la fase de entrenamiento para que la red pueda extraer las características de los mismos y, mediante el ajuste de sus pesos sinápticos, la red logre una representación interna de la función. El set de evaluación se utiliza para evaluar la capacidad de generalización de la red.

La causa más común de la pérdida de capacidad de generalización es el sobreaprendizaje. Esto sucede cuando la cantidad de ciclos de entrenamientos tiende a ser muy alta. Se observa que la respuesta de la red a los patrones de entrenamiento es muy buena mientras que la respuesta a nuevos patrones tiende a ser muy pobre. Al aumentar el número de ciclos la red tiende a sobreajustar la respuesta a los patrones de entrenamiento, a expensas de una menor capacidad de generalización.

1.3.5 Beneficios de las RNA

Los beneficios principales de las RNA provienen fundamentalmente de la estructura paralela y distribuida, como así también de su capacidad de aprendizaje y generalización; siendo la generalización la propiedad de toda RNA para producir salidas razonables ante entradas que no participaron del proceso de entrenamiento.

A continuación se mencionan algunas características de las RNA que las hacen útiles para la resolución de diferentes problemas identificados por el autor Haykin (1999).

No Linealidad: Una neurona o nodo es básicamente un dispositivo no lineal. Consecuentemente una red neuronal, la cual está constituida por un conjunto de nodos interconectados, es en sí misma no lineal, además la no linealidad deriva intrínsecamente de ser la RNA una estructura distribuida.

Mapeo Entrada-Salida: Otra de las capacidades importantes es la de aprender funciones particulares que relacionan un espacio de entradas con un espacio de salida, este mapeo se realiza en base a muestras del espacio de entradas, de manera que la red pueda aproximar la función real de mapeo, en base a las muestras tomadas del el conjunto de entrenamiento.

Adaptabilidad: Una RNA tiene la capacidad de adaptar sus pesos debido a cambios en su entorno, en particular una red que ha sido entrenada para operar en un ambiente determinado, puede ser fácilmente re-entrenada para adaptarse a los cambios del ambiente.

Información contextual: El conocimiento es representado por la estructura y el estado de activación de las células o nodos de la RNA. Cada neurona o nodo esta potencialmente afectado por la actividad global de todos los nodos de la red.

Tolerancia a fallos: Una Red Neuronal es inherentemente tolerante a fallos en el sentido de que su rendimiento no se reduce mayormente bajo ciertas condiciones de trabajo adversas de funcionamiento. Por ejemplo, si una neurona o sus conexiones dejan de funcionar, el comportamiento global de la red presentará una baja en el rendimiento, que en algunos casos puede ser mínima, pero no dejará de funcionar.

Uniformidad de Análisis y Diseño: Se refiere a la utilización de la misma notación en todos aquellos dominios de aplicación que involucren a las RNA. Esta característica se manifiesta en diferentes aspectos, como por ejemplo la inclusión de Neuronas o Nodos como ingrediente común a todas las RNA. Esta modalidad hace posible compartir teorías y algoritmos de entrenamiento en diferentes aplicaciones de RNA. Redes modulares pueden construirse mediante integración de módulos similares.

Analogía Neurobiológica: El desarrollo de RNA toma como base algunos aspectos del cerebro, como así también lo relacionado con su función y forma estructural (Haykin, 1999).

1.3.6 Aplicaciones de las redes neuronales artificiales

A continuación se citan algunas de las muchas aplicaciones particulares de las RNAs, ya existentes hoy en día. Rumelhart, Widrow y Lehr(1994) detallan muchas de estas aplicaciones.

- Diseño de chips de alta integración VLSI.
- Detección de transacciones fraudulentas con tarjetas de crédito.
- Procesamiento del lenguaje natural.
- Detección de minas.
- Detección de fibrilación ventricular,
- Reconocimiento de escritura, tanto a máquina como a mano.
- Reconocimiento del sexo en rostros humanos.

- Problemas de optimización, como el del viajante.
- Localización de servicios.
- Detección de sucesos interesantes en aceleradores de partículas.
- Concesión de créditos.
- Control de calidad.
- Control de procesos.
- Reconocimiento de aberraciones estructurales en cromosomas.
- Reconocimiento de la partida de droga de la que proviene una muestra incautada
- Compresión/Descompresión de datos, etc.
- Extracción del conocimiento en grandes bases de datos (KDD, *Knowledge Data Discovery*). (Rumelhart, y otros, 1994)
- Soporte de la base de datos de reglas de un sistema basado en el conocimiento. (Towell, y otros, 1994)
- Predicción de la demanda de agua (Daza, 2008)
- Pronósticos de Ventas (Toro, y otros, 2004)

1.4 PRONÓSTICOS

Los pronósticos o la predicción, es la estimación de valores futuros de una variable en función del comportamiento pasado de la serie (historia). El valor futuro de una serie de tiempo no es predecible con total exactitud, pero la búsqueda de patrones dentro de una serie de tiempo permite que haya regularidad en cuanto a su comportamiento en el tiempo, lo que hace posible el modelado de la serie, y por ende la predicción (Chou, 1977).

El pronóstico o predicción es una herramienta muy útil, más no imprescindible en cualquier proceso de toma de decisiones. Entre sus aplicaciones se cuentan la determinación de las necesidades de inventario, la determinación de ventas, y casi cualquier otro tipo de variable que se pueda medir en el tiempo (Levin, 1997).

1.4.1 Métodos de pronósticos

Los métodos de pronóstico pueden clasificarse de forma cuantitativa o cualitativa.

Las técnicas puramente cualitativas son aquellas que no requieren de una abierta manipulación de datos, sólo utiliza el “juicio” de quien pronostica. Desde luego, incluso aquí, el “juicio” del pronosticador es en realidad el resultado de la manipulación mental de datos históricos pasados.

Las técnicas puramente cuantitativas no requieren de elementos de juicio; son procedimientos mecánicos que producen resultados cuantitativos. Nahmias identifica este tipo de métodos como métodos objetivos y los define como aquellos en los que el Pronóstico se deriva de un análisis de datos. Entre los métodos cuantitativos se encuentran los pronósticos por series temporales y los modelos causales. Un método de series de tiempo es aquel que usa sólo valores pasados en cuanto al fenómeno que se desea predecir. Los modelos causales son aquellos que usan datos provenientes de fuentes distintas a las series que están pronosticando, es decir, pueden existir otras variables con valores que están vinculadas de alguna forma a lo que se está pronosticando (Nahmias, 2007).

En la Ilustración 5, Ilustración 6 e Ilustración 7 se describen los métodos cualitativos y cuantitativos más conocidos y algunas de las características de cada uno de ellos.

..

Ilustración 5 - Métodos Cualitativos de pronósticos

| Métodos cualitativos | Descripción del método | Usos | Exactitud (en un plazo) | | | Identificación del punto de retomo | Costo relativo |
|-----------------------------------|---|---|-------------------------|---------------------|---------------------|------------------------------------|----------------|
| | | | corto | mediano | largo | | |
| 1. Delphi | Pronóstico desarrollado mediante un grupo de expertos que responden preguntas en rondas sucesivas. Las respuestas anónimas del grupo retroalimentan en cada ronda a todos los participantes. Se pueden usar entre tres y seis rondas para lograr un consenso sobre el pronóstico. | Pronósticos de ventas a largo plazo para planeación de capacidad o instalaciones. Pronósticos tecnológicos para evaluar cuándo pueden presentarse los cambios tecnológicos. | Regular a muy buena | Regular a muy buena | Regular a muy buena | Regular a buena | Medio a alto |
| 2. Estudios de mercado | Grupos, cuestionarios, pruebas de mercado o estudios que se usan para obtener datos sobre las condiciones del mercado. | Pronósticos de las ventas totales de la compañía. De grupos de productos importantes o de productos individuales. | Muy buena | Buena | Regular | Regular a buena | Alto |
| 3. Analogía de los ciclos de vida | Predicción basada en la fase de introducción, crecimiento y saturación de productos similares. Aprovecha la curva de crecimiento de las ventas en forma de S. | Pronósticos de ventas a largo plazo para planeación de capacidad o instalaciones. | Mala | Regular a buena | Regular a buena | Mala a regular | Medio |
| 4. Juicio informado | Pronóstico que puede hacer un grupo o un individuo basándose en sus experiencias, intuición o hechos relacionados con la situación. No se usa un método riguroso. | Pronósticos de ventas totales y de productos individuales. | Mala a regular | Mala a regular | Mala a regular | Mala a regular | Bajo |

(Schroeder, 1996)

Ilustración 6 - Métodos por Series de Tiempo para pronósticos

| Métodos por series de tiempo | Descripción del método | Usos | Exactitud (en un plazo) | | | Identificación del punto de retomo | Costo relativo |
|------------------------------|--|---|-------------------------|-----------------|----------|------------------------------------|----------------|
| | | | corto | mediano | largo | | |
| 1. Promedio móvil | El pronóstico se basa en un promedio aritmético ponderado de un número de puntos de datos del pasado. | Planeación de corto a mediano plazo para inventarios, niveles de producción y programación. Es bueno cuando hay muchos productos. | Mala a muy buena | Mala | Muy mala | Mala | Bajo |
| 2. Suavización exponencial | Similar al promedio móvil y da un mayor peso exponencial a los datos más recientes. Bien adaptado para usarse con computadoras y cuando es necesario pronosticar un gran número de artículos. | Igual que el promedio Móvil | Regular a muy buena | Mala a buena | Muy mala | Mala | Medio |
| 3. Modelos matemáticos | Un modelo lineal o no lineal ajustado con los datos de series de tiempo, normalmente mediante regresión. Incluye las líneas de tendencias, polinomios, logaritmos lineales, series de Fourier, etcétera. | Igual que el promedio móvil pero con limitaciones debido al costo y a su uso con pocos productos. | Muy buena | Regular a buena | Muy mala | Mala | Bajo a medio |
| 4. Box-Jenkins | Métodos de autocorrelación que se usan para identificar las series de tiempo subyacentes y para ajustar el "mejor" modelo. Se necesitan aproximadamente 60 puntos de datos del pasado. | Limitado debido al costo de los productos que requieren de pronósticos muy exactos a corto plazo. | Muy buena a excelente | Regular a buena | Muy mala | Mala | Medio a alto |

(Schroeder, 1996)

Ilustración 7 - Métodos causales de pronósticos

| Métodos causales | Descripción del método | Usos | Exactitud (en un plazo) | | | Identificación del punto de retomo | Costo relativo |
|------------------------|---|---|-------------------------|-------------------|-------------------|------------------------------------|----------------|
| | | | corto | mediano | largo | | |
| 1. Regresión | Este método relaciona la demanda con otras variables externas o internas que tienden a cambiar la demanda. Este método de regresión utiliza los mínimos cuadrados para obtener un mejor ajuste entre las variables. | Planeación a corto y mediano plazo para producción agregada o inventarios que involucren a pocos productos. Útil cuando hay estrechas relaciones de causa y efecto. | Buena a muy buena | Buena a muy buena | Mala | Muy buena | Medio |
| 2. Modelo econométrico | Un sistema de ecuaciones de regresión independientes que describe algún sector de la economía o actividad lucrativa. | Pronóstico de ventas por clases de producto para planeación a corto y mediano plazo. | Muy buena a excelente | Muy buena | Buena | Excelente | Alto |
| 3. Modelo de insumo | Un método para pronosticar que describe el flujo de un sector de la economía a otro para predecir los insumos que se necesitan para producir los productos que requiere otro sector. | Pronósticos de ventas de toda la compañía o de todo el país por sector económico. | No disponible | Buena a muy buena | Buena a muy buena | Regular | Muy alto |
| 4. Box-Jenkins | Simulación del sistema de distribución para describir los cambios en las ventas y flujos del producto en el tiempo. Refleja los efectos del canal de distribución. | Pronósticos de las ventas de toda la compañía por grupos importantes de productos. | Muy buena | Buena a muy buena | Buena | Buena | Alto |

(Schroeder, 1996)

1.4.1.1 Series de tiempo

Una serie de tiempo o serie temporal es un grupo de datos cuantitativos que se obtienen en periodos regulares. Los métodos de series para elaborar pronósticos incluyen la proyección de valores futuros de una variable, basada completamente en observaciones pasadas y presentes de ésta.

La suposición básica sobre la que se fundamenta el análisis de las series de tiempo es que los factores que han influido en el pasado y en el presente sobre los patrones de la actividad, continuaran haciéndolo en forma más o menos similar en el futuro. Por lo tanto, las principales metas del análisis de la serie de tiempo es identificar y aislar estos factores influyentes para fines de predicción, así como planeación y control.

Los factores que componen una serie temporal son la tendencia, la fluctuación cíclica, la variación estacional y la variación irregular (Makridakis, y otros, 1998), (Hanke, y otros, 1996).

La tendencia es el patrón de movimientos ascendentes o descendentes, generales o persistentes en el largo plazo; representa la dirección a largo plazo de la serie y su estudio permite describir un patrón histórico y proyectarlo hacia el futuro.

La fluctuación cíclica está compuesta por los desplazamientos o movimientos repetitivos ascendentes y descendentes mediante cuatro fases: desde el punto más alto a la contracción y del punto más bajo a la expansión; este movimiento se presenta respecto de la tendencia.

La variación estacional corresponde a los patrones o fluctuaciones periódicas bastante regulares, que ocurren dentro de cada periodo de 12 meses, año tras año.

La variación irregular está formada por las fluctuaciones erráticas o residuales en una serie de tiempo que existen después de tomar en cuenta los efectos sistemáticos de la tendencia, la estacionalidad y la fluctuación cíclica. Por lo general este componente se presenta durante intervalos breves y se ajusta a un patrón aleatorio (Levin, 1988).

1.4.1.1.1 Clasificación de las series de tiempo

Las series de tiempo se pueden dividir inicialmente en métodos clásicos y métodos modernos, donde los métodos clásicos son casos específicos de los modernos (Mora, 2007).

1.4.1.1.1.1 Modelos clásicos

Las metodologías clásicas de series temporales se basan en extrapolar una función, que simula el comportamiento pasado y presente de la serie, hacia el futuro cercano.

Algunas características de los métodos clásicos son:

- Determinísticos: se les puede expresar mediante una función matemática, que se construye con la modelación de los datos históricos y actuales.
- Pronósticos: básicamente estos se calculan a partir de los datos del pasado y están relacionados con ellos
- Fenómenos exógenos: estos se involucran en la serie, la perturban durante un tiempo y luego se marchan
- Simple vista: se puede predecir su tendencia con la simple observación humana

1.4.1.1.1.2 Modelos modernos

Los modelos como los ARIMA fueron desarrollados por Box y Jenkins durante la década de 1970, los cuales presentan grandes ventajas (Makridakis, y otros, 1998)

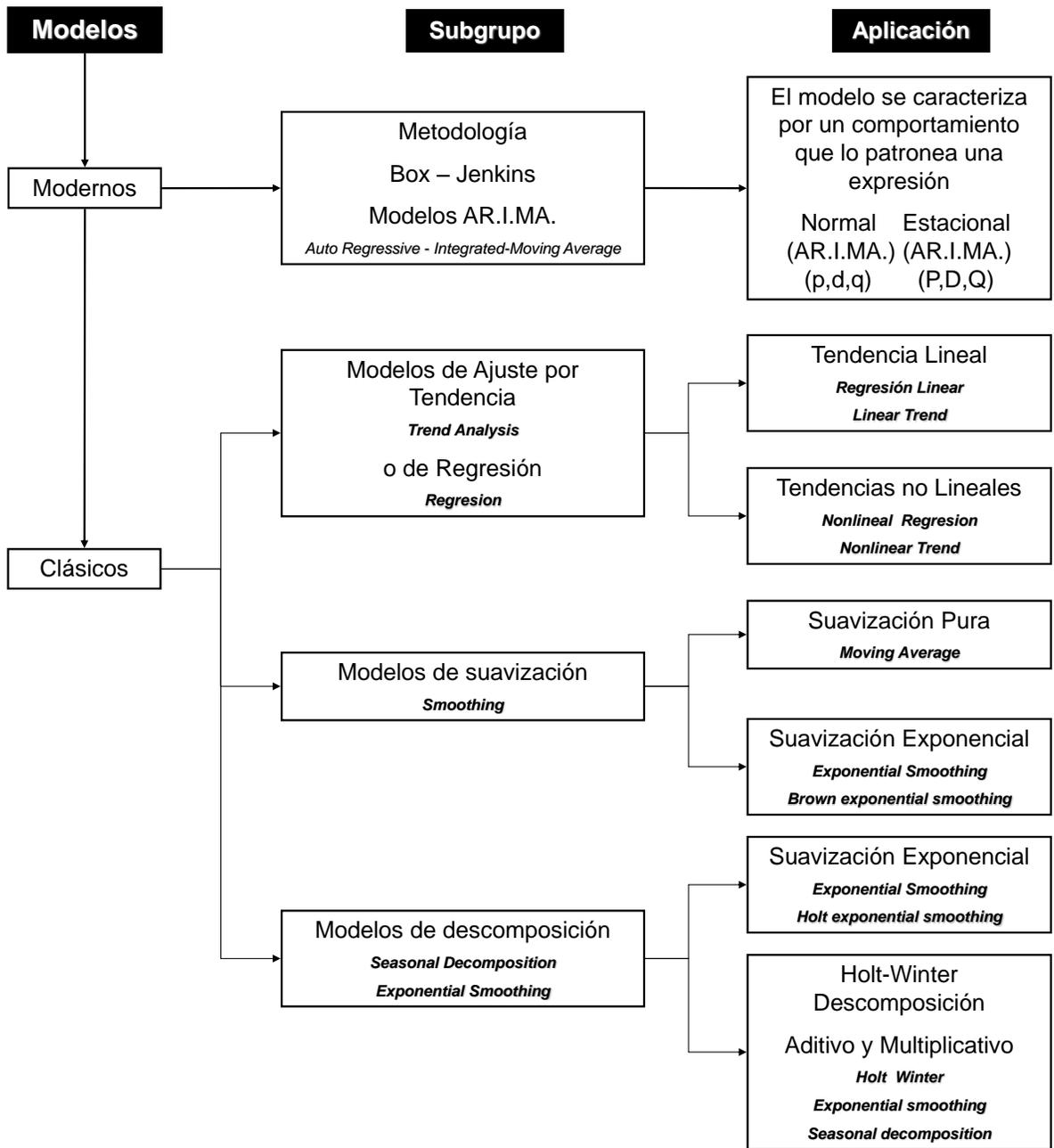
1.4.1.1.1.2.1 Modelos ARIMA – Metodología Box-Jenkins

Los modelos ARIMA son de carácter general, con lo cual siempre existe uno de ellos que se adecua a cualquier serie temporal por más especial que sea. Desde el punto de vista de los modelos probabilísticos, se puede afirmar que una serie temporal es una realización parcial de un proceso estocástico de parámetro de tiempo discreto (Carrion, 1999).

Las características de los modelos ARIMA son:

- Estocásticos: ya que se basan en estos procesos, no se les expresa en forma determinística con ecuaciones, sino con expresiones que involucran operadores
- Pronósticos: los modelos modernos pueden lanzar pronósticos que estén en función neta del pasado, pero también puede predecir hechos totalmente novedoso que muy poca o ninguna relación tienen con los eventos ya descritos del pasado; como también una combinación de los anteriores, pronósticos que por una parte dependen del pasado y por otra parte sean aleatorios.
- Fenómenos exógenos: estos se involucran, alteran la serie y pasan a formar parte de ella.
- Simple vista: no es fácil predecir el comportamiento futuro de la serie con la simple observación humana, en los modelos modernos.

Ilustración 8 - Modelos de pronósticos



1.4.2 Medición del error de pronósticos

Existen diversos métodos para resumir los errores generados por una técnica de pronósticos específica. La mayoría de estas medidas son el promedio de alguna

función de la diferencia entre los valores reales y el pronóstico. Estas diferencias se conocen como residuales.

Para calcular el error de pronóstico o residual de cada periodo pronosticado se utiliza la ecuación:

Ecuación 6 - Residual de pronostico

$$e_t = Y_t - \hat{Y}_t$$

Donde

e_t = error del pronóstico en el periodo t

Y_t = valor real en el periodo t

\hat{Y}_t = valor de pronóstico para el periodo t

A continuación se enuncian algunas medidas de precisión de pronósticos

La desviación absoluta media (MAD, del inglés *Mean Absolute Deviation*) mide la precisión del pronóstico al promediar las magnitudes de los errores del pronóstico. Es útil cuando el analista requiere medir el error de pronóstico en las mismas unidades de la serie original.

Ecuación 7 - Desviación Absoluta Media MAD

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t|$$

El error cuadrático medio (MSE, del inglés *Mean Squared Error*) eleva cada error de pronóstico o residual al cuadrado, luego se suman y dividen entre el número de observaciones. Este método penaliza los errores grandes de pronóstico debido a que los errores se elevan al cuadrado.

Ecuación 8 - Error Cuadrático Medio MSE

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2$$

El error porcentual absoluto medio (MAPE, del inglés *Mean Absolute Percentage Error*) se calcula al encontrar el error absoluto en cada periodo, dividiéndolo entre el valor real observado para ese periodo y luego promediando los errores porcentuales absolutos. Este método es útil cuando el tamaño o magnitud de la variable del pronóstico es importante para evaluar la precisión del pronóstico.

Ecuación 9 - Error porcentual absoluto medio MAPE

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t}$$

El error porcentual medio (MPE, del inglés *Mean Percentage Error*) se calcula al encontrar el error en cada periodo y al dividir el resultado entre el valor real para dicho periodo y a continuación, se promedian estos errores porcentuales. Este método es útil cuando es necesario determinar si un método de pronóstico tiene sesgo (produce pronósticos más altos o más bajos de manera sistemática). (Hanke, y otros, 1996)

Ecuación 10 - Error porcentual medio MPE

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{(Y_t - \hat{Y}_t)}{Y_t}$$

1.5 MANTENIMIENTO SISTEMICO

La actividad del mantenimiento industrial está compuesta por tres elementos fundamentales, a saber: el mantenimiento, la producción y el parque industrial.

El mantenimiento es el elemento que comprende las personas que ofrecen y prestan el servicio de conservación de equipos a los departamentos o empresas que producen bienes o servicios, mediante los recursos de los que disponen.

La producción (A.O.D.²), es el elemento que requiere y demanda el servicio de mantenimiento de los equipos que utiliza para producir bienes o servicios.

El parque industrial es el conjunto de elementos, equipos o líneas de producción utilizados para la producción de bienes o servicios, constituidos por todos aquellos objetos donde se aplican las acciones de mantenimiento (Mora, 2012).

Los elementos mantenimiento, producción y maquinas se relacionan entre sí a partir de premisas y normas de aceptación universal, así: la relación entre productores (producción) y maquinas la establecen los principios de la confiabilidad, la relación entre mantenedores (mantenimiento) y maquinas se define por las reglas de la mantenibilidad, la relación entre mantenedores y productores se da por una relación indirecta a través de los equipos y está gobernada por los cánones de la disponibilidad.

La confiabilidad se mide a partir del número y duración de las fallas (tiempos útiles, reparaciones, tareas proactivas, etc.), la mantenibilidad se cuantifica a partir de la cantidad y de la duración de las reparaciones (o mantenimientos planeados (tareas proactivas según J. Moubray - RCM II)); mientras que la disponibilidad se mide (o se obtiene por cálculo y deducción matemática) a partir de la confiabilidad y de la mantenibilidad (Mora, 2012).

² A.O.D.: *Aprovisionamiento, Operación y Distribución: Son todos aquellos departamentos o industrias que realizan actividades de aprovisionamiento u operación y distribución de bienes o servicios, internos o externos a la organización origen del mantenimiento. (Mora, 2012)*

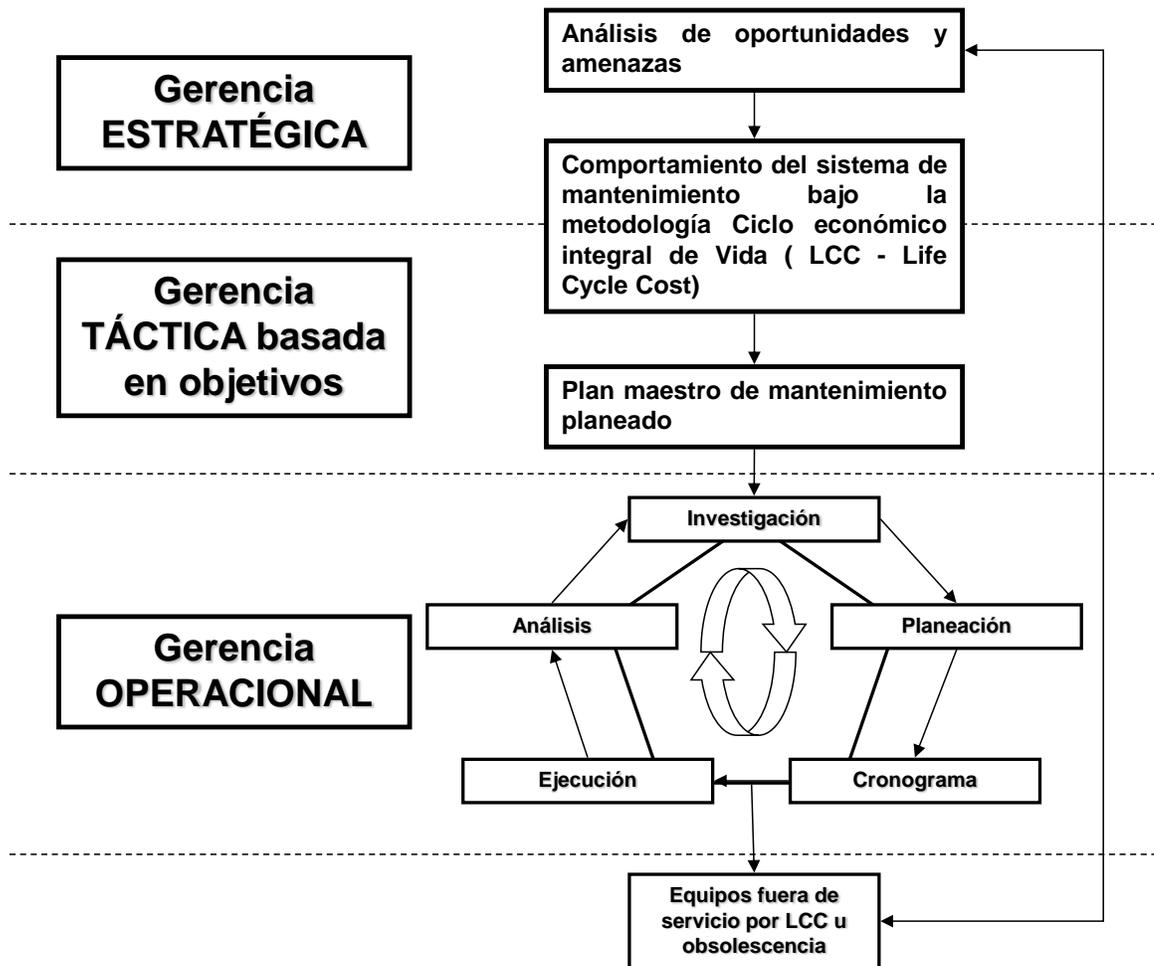
1.5.1 Niveles del mantenimiento

Al sintetizar el mantenimiento en tres elementos (mantenimiento, producción y maquinas), se admite su jerarquización en niveles de categorías, que establece las relaciones y las condiciones entre sus tres elementos.

Las categorías son divisiones jerárquicas que permiten simplificar el tratamiento profundo de los diferentes conceptos, que facilitan su organización, que consiente en el análisis de sus diferencias y similitudes, para la estructuración total de los diferentes temas que los conforman. (Mora, 2012)

Una primera aproximación a la categorización del mantenimiento, se encuentra instituida por la casa ESReDa en su manual *Handbook* ((ESReDA, 2001) donde se establecen tres niveles: táctico, operativo y estratégico; para presentar una adecuada clasificación para diversas tareas, acciones y temas del mantenimiento.

Ilustración 9 - Niveles de mantenimiento de la casa ESReDa



(ESReDA, 2001)

El autor Luis Mora plantea cuatro niveles o categorías:

1.5.1.1 Nivel 1 - Instrumental (Funciones y Acciones)

El nivel instrumental comprende todos los elementos necesarios para que exista un sistema de gestión y operación de mantenimiento, incluye: la información, las máquinas, las herramientas, los repuestos, los utensilios, las materias primas e

insumos propios de mantenimiento, las técnicas, los registros históricos de fallas y reparaciones, las inversiones, los inventarios, las refacciones, las modificaciones, los trabajadores, las personas, el entrenamiento y la capacitación de los funcionarios, entre otros.

1.5.1.2 Nivel 2 - Operacional (Acciones mentales)

El nivel operacional comprende todas las posibles acciones a realizar en el mantenimiento de equipos por parte del oferente, a partir de las necesidades y deseos de los demandantes. Acciones correctivas, preventivas, predictivas y modificativas.

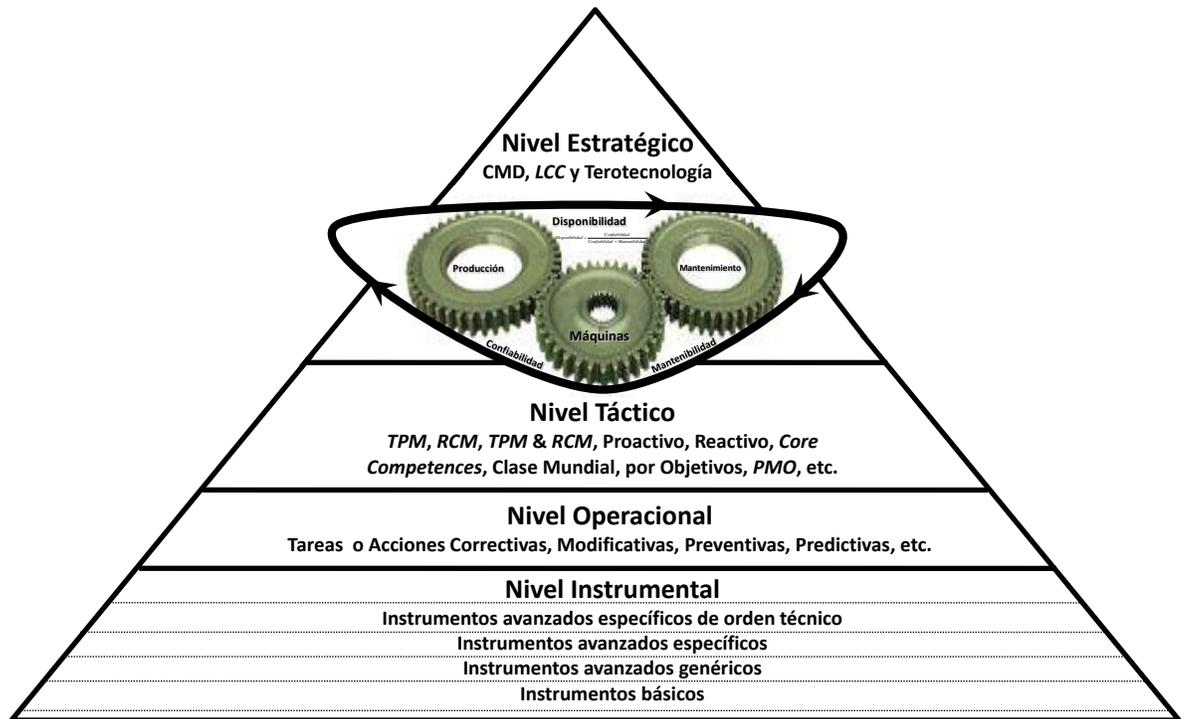
1.5.1.3 Nivel 3 - Táctico (Conjunto de Acciones Reales)

El nivel táctico contempla el conjunto de acciones de mantenimiento que se aplican a un caso específico (un equipo o conjunto de ellos), es el grupo de tareas de mantenimiento que realizan con el objetivo de alcanzar un fin; al seguir las normas y reglas para ello establecido. Aparecen en este nivel el TPM, RCM, TPM & RCM combinadas, PMO, reactiva, proactiva, clase mundial, RCM *Scorecard*, entre otros.

1.5.1.4 Nivel 4 - Estratégico (Conjunto de Funciones y Acciones mentales)

El campo estratégico está compuesto por las metodologías que se desarrollan con el fin de evaluar el grado de éxito alcanzado con las tácticas desarrolladas; esto implica el establecimiento de índices, rendimientos e indicadores que permitan medir el caso particular con otros de diferentes. (Mora, 2012)

Ilustración 10 - Enfoque Sistémico Integral Kantiano de Mantenimiento Estratégico



(Mora, 2012)

1.5.2 Gestión del mantenimiento

La Gestión de Mantenimiento se puede definir como la dirección y organización de recursos para controlar la disponibilidad y el funcionamiento de la planta industrial a un nivel especificado (Kelly, y otros, 1998).

Para evaluar los resultados de la gestión de mantenimiento, la organización necesita un número de indicadores que tiendan a alertar a los directivos de la necesidad de correcciones o modificaciones en cada nivel de decisión (ESReDA, 2001).

El estudio de indicadores de mantenimiento está usualmente incluido en el proceso de desarrollo, validación y aplicación de indicadores generales de desempeño que pueden incluir o no efectos de mantenimiento y están muy relacionados con modelos de PSA y CMD (ESReDA, 2001).

En general los indicadores pueden servir para varios propósitos:

- Determinar tendencias, si las acciones están mejorando la seguridad.
- Decidir si es apropiado enfatizar en diferentes aspectos de la gestión de seguridad.
- Proveer alertas de potenciales problemas de seguridad (ESReDA, 2001)

Según el manual de ESREDA, los indicadores deben ser desarrollados para tener las siguientes características esenciales:

- Claridad: deben ser fáciles de entender por las personas que lo van a utilizar.
- Fidelidad: reproducir con precisión la situación por ser controlada.
- Sensibilidad: deben reaccionar con la velocidad necesaria para cambios de condiciones.
- Unidad: para cada situación debe existir un solo indicador para evitar resultados inciertos.
- Utilidad: los indicadores deben ser necesarios y adaptados al control de un proceso.
- Jerarquía: la persona encargada de cada nivel debe tener sólo los indicadores que le conciernen a su área.
- Complemento: los indicadores se deben complementar unos a otros, y en su grupo, deben cubrir tanto como sea posible la totalidad de las actividades de mantenimiento (ESReDA, 2001)

La mayoría de las tácticas conocidas como TPM, RCM, proactiva, reactiva, clase mundial, PMO, RCM *Scorecard*, centrada en objetivos, basada en riesgos, tecnología, etc., fundamentan su establecimiento a partir de los indicadores CMD; los cuales proveen los principios básicos estadísticos y proyectivos de las dos manifestaciones magnas de mantenimiento: fallas y reparaciones. La mejor forma de controlar el mantenimiento y sus implicaciones es a través del componente confiabilidad y parámetros asociados (Barringer, 1996).

1.5.3 Indicadores para la gestión de mantenimiento

En mantenimiento es necesario reconocer dos aspectos básicos: gestión y operación, la primera se refiere al manejo de los recursos, a su planeación y control, mientras que la segunda es la realización física del servicio de mantenimiento (Mora, 2006).

A continuación se listan varios de los indicadores importantes para la gestión del mantenimiento y se hace una diferencia entre el control y los datos necesarios para la Dirección de Mantenimiento y los necesarios para la gestión operativa (Navarro, y otros, 1997).

1.5.3.1 Indicadores para la alta dirección. Estratégicos

La información para la Dirección General o de Mantenimiento, debe tener una orientación económico-técnica, con una presentación formal y una periodicidad mensual y acumulada.

Esta información del estado de los avances debe ser tal que refleje aspectos relacionados con las actividades, los recursos y los resultados obtenidos.

1.5.3.1.1 Indicadores sobre proceso y actividades

- Número de intervenciones y duración de las mismas

- Total horas trabajadas y el total de trabajos realizados
- Número de trabajos pendientes con su valoración en horas
- Numero de mantenimientos modificativos o de mejoras, sus tiempos, inversión y retornos.

1.5.3.1.2 Indicadores de resultados

- Objetivos parciales o totales logrados
- Disponibilidad media de cada máquina o línea de producción
- MTTR, MTBF, tiempos medios de respuesta a las averías, horas totales de paro para y por mantenimiento.

1.5.3.1.3 Indicadores de instrumentos de mantenimiento o factores productivos.

Se refieren a la información sobre mano de obra empleada, materiales y el costo de los mismos:

- Mano de obra propia y subcontratada por órdenes de trabajo realizadas
- Costos de materiales por trabajo, movimientos y rotaciones de almacén, repuestos obsoletos e inservibles.
- Presupuesto versus realidad

1.5.3.2 Indicadores de orden operativo.

Son de orden técnico-económico, sirven para los ejecutores y planeadores de mantenimiento.

1.5.3.2.1 Indicadores sobre procesos y actividades:

- Curvas de intervenciones versus tiempo de duración
- Curvas de intervenciones versus gastos
- Trabajos pendientes o atrasados
- Comparación de trabajos similares

1.5.3.2.2 Indicadores de resultados

- Comparan las acciones contra resultados
- MTTR y MTBF frente a tiempo y costos
- Fallas y reparaciones repetitivas

1.5.3.2.3 Indicadores de Factores productivos

- Carga de trabajo, ordenes de trabajo en proceso, terminadas y correcciones por trabajador y área
- Disponibilidad y confiabilidad de cada equipo comparada en el tiempo
- Consumos y gastos de cada trabajo
- Materiales comprados y usados frente número de horas de operación y paro

1.5.3.3 Costo de Ciclo de Vida (LCC)

El concepto de costo de ciclo de vida es enfocado en las normas del gobierno Británico como Terotecnología, donde se define en la norma Británica BS3811 como una combinación de dirección, finanzas, ingeniería, construcción y otras prácticas aplicadas a perseguir el costo de vida económico de los activos físicos (Barringer, 1996).

Ecuación 11 - LCC

$$LCC = \sum_0^T \frac{1}{(1+r)^n} * C(n)$$

r es la tasa de descuento o rata de interés

C(n) es el costo en el año n

T es la vida útil en años

Ecuación 12 - Efectividad de la maquina o elemento

$$\text{Efectividad} = \text{Confiabilidad} * \text{Mantenibilidad} * \text{Disponibilidad} * \text{Capacidad utilizada}$$

Ecuación 13 - Efectividad del sistema

$$\text{Efectividad del sistema} = \frac{\text{Efectividad de la Maquina o del elemento}}{LCC} = \frac{C * M * D * K}{LCC}$$

K= Capacidad utilizada

(Barringer, 1996)

1.6 CONCLUSIONES DEL CAPITULO

El desarrollo del objetivo permite describir las redes neuronales en cuanto a su composición, estructura, métodos de aprendizaje y sus beneficios; además se reconoce la importancia de realizar pronósticos y los diferentes modelos de series de tiempo; y se detallan los elementos, niveles e indicadores importantes en la gestión del mantenimiento

2 PARAMETROS CMD

2.1 OBJETIVO 2

Identificar los parámetros relevantes de orden matemático, estadístico, etc. de indicadores CMD para su uso en redes neuronales artificiales.

2.2 INTRODUCCION

La confiabilidad, la mantenibilidad y la disponibilidad son prácticamente las únicas medidas técnicas y científicas, fundamentadas en cálculos matemáticos, estadísticos y probabilísticos, que tiene el mantenimiento para su análisis. (Mora, 2012).

La utilización de los parámetros directos y asociados al CMD permite la comparación contra equipos similares o afines a nivel mundial o también establece una relación de comportamiento en el tiempo consigo mismo, es decir permite la valoración de la misma maquina en el tiempo para conocer su evolución. De la interpretación, uso y análisis de las curvas características CMD, de sus pronósticos y de todos los cálculos asociados se desprenden las estrategias a realizar para lograr alcanzar las metas, objetivos, misión y visión de las empresas a través del uso intensivo de estos instrumentos en la gestión y operación de mantenimiento (Mora, 2012).

2.3 DESARROLLO CMD

2.3.1 Confiabilidad

Los autores definen en general la confiabilidad de un ítem o sistema como la probabilidad de que éste desempeñe adecuadamente su función, durante un intervalo de tiempo y bajo condiciones ambientales o de entorno específicas (Leemis, 1995) (Ramakumar, 1993) (O'Connor, 1985) (Billington, y otros, 1983) (Lewis, 1987) (Barlow, y otros, 1995) (Nachlas, 1995).

2.3.1.1 Función de Confiabilidad

La duración de un equipo no es predecible con certeza, por ejemplo dos bombas iguales, producidas en procesos y equipos idénticos, se hacen funcionar en condiciones de operación similares hasta que fallen, indudablemente se obtienen duraciones diferentes para cada uno de ellas. Por tal motivo se acostumbra a representar la duración de un componente como una “variable aleatoria” y aplicar teoría de probabilidades (Díaz, 1992).

La confiabilidad es definida como la probabilidad de un equipo funcionara por encima de un periodo de tiempo t . Para expresar esta relación matemáticamente, se define τ como la variable aleatoria que representa la vida de un equipo cualquiera. Para estimar o predecir el comportamiento de una variable aleatoria es conveniente conocer su función de distribución de probabilidad.

La confiabilidad puede ser expresada como:

Ecuación 14 - Función de probabilidad

$$R(t) = Pr\{r \geq t\}$$

(Ebeling, 1997)

Donde:

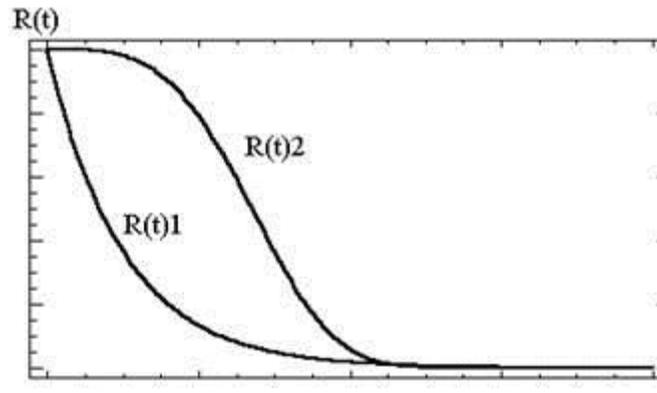
$R(t)$ es una función decreciente.

$$R(0) = 1$$

$$t \geq 0$$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} R(t) = 0$$

Ilustración 11 - Función de Confiabilidad

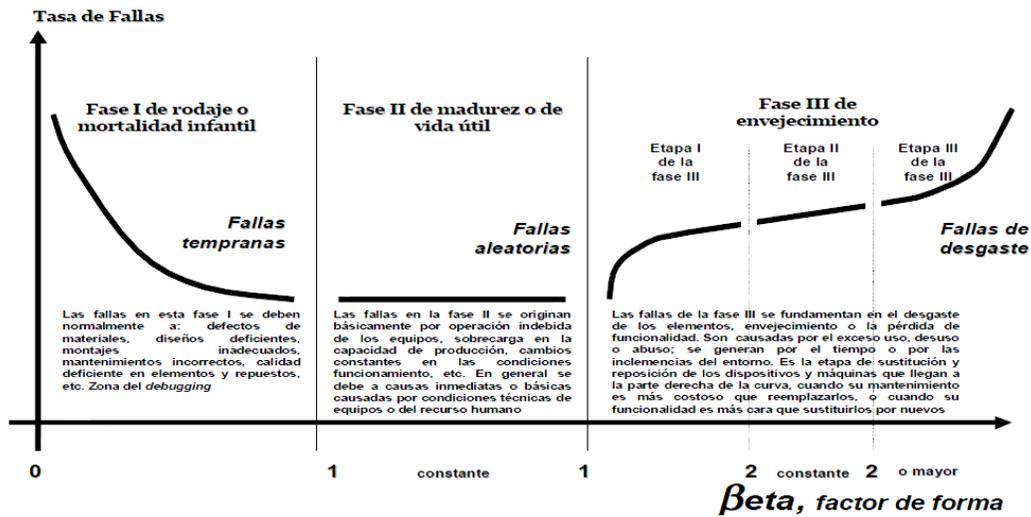


(Leemis, 1995)

2.3.1.2 Curva de Davies o de la bañera.

La curva de la bañera, es una curva que permite analizar los fallos durante el período de vida útil de un equipo (aparato o máquina). Tiene forma de bañera debido a que la vida útil de los dispositivos tiene un comportamiento que viene reflejado por tres tipos característicos de fallas (excluyendo daños por manejo inadecuado, almacenado u operación inapropiada de los usuarios), que son inherentes al equipo, que ocurren sin ninguna falla por parte del operador y están relacionadas con cada una de las regiones de vida del elemento y el tipo de falla que en ella ocurren; estas fallas son mortalidad infantil, la vida útil y el desgaste.

Ilustración 12 - Curva de Davies o de la bañera.



(Mora, 2012)

Mortalidad infantil es el período al inicio de la operación, donde con frecuencia ocurren fallas prematuras debidas a defectos no detectados, defectos de diseño no corregidos, errores en la fabricación y el montaje. En este período la tasa de falla es decreciente con el tiempo. También se conoce con el nombre de “período de rodaje” o “período infantil” (Díaz, 1992).

Vida útil es el segundo intervalo de la gráfica donde la tasa de fallas es constante, lo que indica que las fallas son totalmente aleatorias y no depende del tiempo transcurrido desde la última falla (O'Connor, 1985).

Desgaste es el último intervalo de la curva, donde la tasa de falla aumenta sostenidamente porque los elementos del equipo sufren un proceso de deterioro físico debido al roce mecánico u otras consideraciones. En determinado momento, los costos de mantenimiento e indisponibilidad serán tan elevados que el equipo deberá sustituirse (Nachlas, 1995).

2.3.1.3 Indicadores de confiabilidad.

Los indicadores de confiabilidad son necesarios para la caracterización de la habilidad del sistema para desempeñar su operación; deben reflejar las propiedades esenciales de operación del sistema, ser entendibles desde el punto de vista físico, simples de calcular desde el diseño y simples de comprobar a la hora de su uso. En algunas ocasiones es imposible caracterizar un sistema con un solo indicador, pero al mismo tiempo, el número de indicadores de confiabilidad debe ser tan pequeño como sea posible. Igualmente la mayoría de los indicadores son de naturaleza estadística y dependen del tiempo (Gnedenko, y otros, 1995).

2.3.1.3.1 Tiempo medio para fallar.

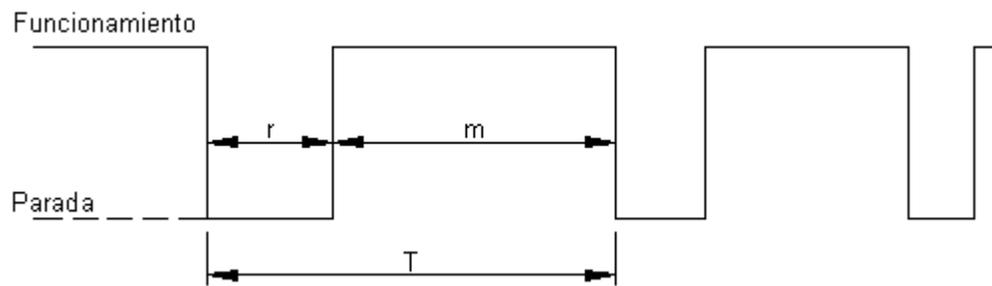
El tiempo medio para fallar, *MTTF* (*mean time to failure*), es la medida de la tendencia central o esperanza matemática de la distribución de vida asignada para la variable tiempo para fallar, la cual expresa el tiempo operado y se usa generalmente para elementos no reparables (Billington, y otros, 1983).

2.3.1.3.2 Tiempo medio entre fallas

El tiempo medio entre fallas, *MTBF* (*mean time between failures*), es la medida de la tendencia central o valor promedio de la distribución de la variable aleatoria tiempo entre fallas, aplicada a ítems reparables (Billington, y otros, 1983).

En la literatura en general se pueden encontrar dos posiciones acerca de este indicador: una basada en los tiempos de operación libre de falla muy similar a la definición de *MTTF* pero aplicable a los ítems y sistemas reparables, y una segunda que toma en cuenta la suma de los tiempos de reparación y operación; esto se debe a que en general los tiempos de reparación son mucho más pequeños que los tiempos de operación y se tiende a igualar el *MTTF* con el *MTBF*.

Ilustración 13 - Diagrama de tiempos de un sistema de un componente.



(Billington, y otros, 1983)

Donde:

$m = \text{MTTF}$: tiempo de operación del componente.

$r = \text{MTTR}$: tiempo de reparación del componente.

$T = \text{MTBF}$: tiempo de ciclo del componente.

Ecuación 15 - Definición de tendencia central distribución para confiabilidad.

$$\text{MTTF ó MTBF} = [E] = \int_0^{\infty} R(t) \cdot dt$$

(Leemis, 1995)

Donde:

$R(t)$: función de confiabilidad.

E : corresponde a esperanza matemática de la distribución.

2.3.1.3.3 Tiempo medio entre mantenimientos.

El tiempo medio entre mantenimientos, *MTBM* (*mean time between maintenance*), más que un indicador de confiabilidad es un indicador de la frecuencia de los mantenimientos; es función de la frecuencia de los mantenimientos planeados

(preventivos) y no planeados (correctivos), y en ausencia de mantenimiento preventivo, el *MTBM* se aproxima al *MTBF* (Blanchard, y otros, 1995).

Ecuación 16 - Definición del tiempo medio entre mantenimientos.

$$MTBM = \frac{1}{\frac{1}{MTBM_c} + \frac{1}{MTBM_p}}$$

(Blanchard, y otros, 1995).

Donde:

MTBM_c: tiempo medio entre mantenimientos no planeados (correctivo) se aproxima al *MTBF*.

MTBM_p: tiempo medio entre mantenimientos planeados (preventivo).

2.3.2 Mantenibilidad

Es la probabilidad de que un equipo o sistema sea restituido a un estado de funcionamiento normal, luego de la aparición de una falla, y cuando el mantenimiento es realizado, al nivel deseado de confianza, con el personal especificado, las habilidades necesarias, el equipo indicado, los datos técnicos, manuales de operación y mantenimiento, el departamento de soporte de mantenimiento y bajo condiciones ambientales especificadas

La mantenibilidad está relacionada con la duración de las paradas por mantenimiento y el tiempo que toma efectuar las acciones de restauración. Las características de la mantenibilidad se determinan usualmente por el diseño del equipo, el cual establece los procedimientos de mantenimiento y la duración de los tiempos de reparación (Blanchard, y otros, 1995).

Una forma clara para medir la mantenibilidad, es tener en cuenta todos los tiempos en reparaciones, restauraciones o realización de tareas relacionadas con equipos o sistemas. Además, se debe tener en cuenta, los hechos previos que ocurren antes de haber alcanzado el estado de normalidad: el diseño, operación, habilidades de los operarios, modificaciones realizadas, reparaciones anteriores, capacidad de operación, el entorno, entre otros (Mora, 2008, 75).

El resultado de la mantenibilidad es el logro de tiempos cortos de reparación para mantener una alta disponibilidad, de tal manera que se minimicen las paradas de los equipos productivos para el control de costos, cuando la disponibilidad es crítica. (Barringer, 1996)

2.3.2.1 Indicadores de mantenibilidad.

Los indicadores de mantenibilidad se aplican tanto para mantenimientos planeados como no planeados.

2.3.2.1.1 Tiempo medio para reparar

El índice clave para la mantenibilidad es frecuentemente el tiempo medio para reparar, *MTTR (mean time to repair)*, o tiempo medio de mantenimiento correctivo, y se interpreta como un límite para el tiempo máximo de reparación. Cualitativamente, se refiere a la facilidad con que los equipos son restablecidos a su estado de funcionamiento. Cuantitativamente es una probabilidad y se mide con base en el tiempo de parada por mantenimiento, incluyendo todos los tiempos por mantenimiento activo: diagnóstico, desarme, reemplazo y pruebas de verificación para saber si la reparación fue adecuada (Knezevic, 1996).

Ecuación 17 - Definición de tendencia central distribución para mantenibilidad.

$$MTTR = [E] = \int_0^{\infty} M(t) dt$$

(Knezevic, 1996)

Donde:

M(t): función de mantenibilidad.

E: corresponde a la tendencia central de la distribución.

2.3.2.1.2 Mediana del tiempo activo de mantenimiento correctivo.

La mediana activa del tiempo de mantenimiento correctivo es el percentil 50 o el valor correspondiente al 50% de todos los tiempos de reparación y usualmente da el mejor promedio de ubicación de la muestra (Blanchard, y otros, 1995).

2.3.2.1.3 Tiempo medio de mantenimiento preventivo.

El tiempo medio de mantenimiento preventivo, \bar{M}_{pt} (*mean preventive maintenance time*), constituye el tiempo de todas aquellas actividades de mantenimiento que permiten mantener el sistema en las condiciones de desempeño específicas tales como inspecciones, calibraciones, reemplazo de piezas por tiempo y *overhauls*, sin tener en cuenta los retardos administrativos y logísticos. Su objetivo es posponer la etapa de desgaste del sistema; mientras un buen programa de mantenimiento preventivo puede mejorar el desempeño del sistema y disminuir los tiempos de parada, una mala programación de éste puede ser costosa e influir negativamente en su desempeño (Blanchard, y otros, 1995).

Ecuación 18 - Definición del tiempo medio de mantenimiento preventivo.

$$\bar{M}_{pt} = \frac{\sum (M_{pt_i}) (f_{pt_i})}{\sum f_{pt_i}}$$

(Blanchard, y otros, 1995).

Donde:

Mpt: duración de la actividad de mantenimiento.

fpt: frecuencia de la tarea de mantenimiento respecto del tiempo de operación del sistema.

2.3.2.1.4 Mediana del tiempo activo de mantenimiento preventivo.

El concepto aplica igual al del cálculo de la mediana correctiva; el valor correspondiente al 50% inferior de todos los tiempos de mantenimiento preventivo (Blanchard, y otros, 1995)

2.3.2.1.5 Tiempo medio de mantenimiento activo

El tiempo medio de mantenimiento activo, \bar{M} (*mean active maintenance time*), es el tiempo requerido para realizar cualquier tarea de mantenimiento. Es función de los tiempos medios de mantenimiento correctivo y preventivo y sus frecuencias relativas; sólo considera los tiempos activos de mantenimiento y no considera los tiempos administrativos y logísticos (Blanchard, y otros, 1995).

Ecuación 19 - Definición del tiempo medio de mantenimiento activo.

$$\bar{M} = \frac{(\lambda)(MTTR) + (fpt)(\bar{M}_{pt})}{\lambda + fpt}$$

(Blanchard, y otros, 1995)

Donde:

\bar{M}_{pt} : tiempo medio de mantenimiento preventivo.

MTTR: tiempo medio de mantenimiento correctivo.

fpt: frecuencia de mantenimiento preventivo.

λ : frecuencia de mantenimiento correctivo.

2.3.2.1.6 Tiempo de retraso logístico.

El tiempo de retraso logístico, *LDT (logistic delay time)*, es el tiempo de espera debido a requisitos logísticos. Los recursos logísticos pueden ser un repuesto, una prueba particular, un equipo de soporte, una facilidad, servicio o procedimiento; también incluye el tiempo para desarrollar una tarea administrativa como completar la solicitud de una orden de trabajo; no cuenta en ella ningún tiempo de mantenimiento activo pero frecuentemente ocupa un espacio importante del tiempo de parada.

2.3.2.1.7 Tiempo de retraso administrativo.

El tiempo de retraso administrativo, *ADT (administrative delay time)*, es el resultado de una prioridad o restricción administrativa o cualquier otra causa no considerada en el retraso logístico; son ejemplos de este tipo la asignación de prioridades de trabajo y las huelgas.

2.3.2.1.8 Tiempo de parada de mantenimiento.

El tiempo de parada de mantenimiento, *MDT (maintenance down time)*, constituye la suma total de los tiempos requeridos para reparar o restaurar un sistema a su nivel de desempeño especificado, o mantenerlo en éste. Relaciona tanto los tiempos de mantenimiento (correctivo y preventivo) como los retrasos logísticos y administrativos (Blanchard, y otros, 1995).

Ecuación 20 - Definición del tiempo de parada de mantenimiento.

$$MDT = \bar{M} + ADT + LDT$$

(Blanchard, y otros, 1995)

Donde:

\bar{M} : tiempo medio de mantenimiento activo.

ADT: tiempo de retraso administrativo.

LDT: tiempo de retraso logístico.

La mantenibilidad se afecta por los tiempos de mantenimiento o reparaciones, los cuales influyen, a través de los siguientes conceptos:

- En la disponibilidad genérica: TTR, PM, ADT, LDT, LDT y demás factores.
- En la disponibilidad inherente solo el TTR.
- En la disponibilidad alcanzada el TTR y el PM
- En la disponibilidad operacional por TTR, PM, ADT, LDT y LDT. A pesar de que son similares a la genérica no dan igual que ella pues el cálculo se realiza de forma diferente.
- En la disponibilidad operación generalizada por TTR, PM, ADT, LDT y LDT (el Ready Time no afecta la mantenibilidad).

Los cálculos de la mantenibilidad se realizan en forma diferente y dependen de la disponibilidad que se use, los elementos que se deben estimar son en cada caso:

- Para disponibilidad genérica MDT.
- Para disponibilidad inherente MTTR.
- Para disponibilidad alcanzada \bar{M} el cual se obtiene del correctivo con MTTR y de lo planeado con M_p

- Para disponibilidad operación y operacional generalizada \bar{M} y \bar{M}' respectivamente, el cual se obtiene del correctivo con MTTR y de lo planeado con M_p pero sus valores son diferentes a los de la A_A debido a que se tienen en cuenta los tiempos logísticos de Down Time tanto en el caso de reparaciones como de mantenimientos planeados (Mora, 2012).

2.3.3 Disponibilidad

La disponibilidad es la probabilidad de que el equipo esté operando satisfactoriamente en el momento en que sea requerido después del comienzo de su operación y se usa bajo condiciones estables; el tiempo total considerado puede incluir el tiempo de operación, tiempo activo de reparación, tiempo inactivo, tiempo en mantenimiento preventivo, tiempo administrativo y tiempo logístico de acuerdo con el tipo de disponibilidad seleccionada (Blanchard, y otros, 1995).

La frecuencia con la cual un sistema se encuentra disponible se expresa básicamente como la relación de sus tiempos de funcionamiento y sus tiempos de parada y presenta diferentes variantes. El tiempo de funcionamiento y el tiempo de parada son mutuamente excluyentes por la condición dicotómica de los estados de un sistema; el tiempo de funcionamiento se refiere a la capacidad de desempeñar una tarea, en tanto que el tiempo de parada se refiere a la imposibilidad de desempeñarla (Barringer, 1996).

2.3.3.1 Indicadores de disponibilidad

Los diferentes tipos de disponibilidad, su elección y aplicación, vienen dadas a través de los datos registrados con respecto a la máquina; en últimas, es la información u hoja de vida de la máquina durante toda su vida de producción la que determina la disponibilidad a calcular.

Ilustración 14 - Tipos de disponibilidad

| Disponibilidad factible de calcular o deseada de utilizar | | | | |
|--|--|--|---|---|
| Genérica | Inherente o Intrínseca | Alcanzada | Operacional | Operacional Generalizada |
| <p>Es útil cuando no se tienen desglosados los tiempos de reparaciones o de mantenimientos planeados; o cuando no se mide con exactitud ni los tiempos logísticos, ni administrativos ni los tiempos de demoras por repuestos o recursos humanos que afecten el DT.</p> <p>No asume que los UT sean altos y los DT bajos. Es útil al iniciar procesos CMD, engloba todas las causas.</p> <p>Debe usarse entre 2 y n eventos.</p> | <p>Considera que la no funcionalidad del equipo es inherente no más al tiempo activo de reparación.</p> <p>No incluye los tiempos logísticos, ni los tiempos administrativos ni los tiempos de demora en suministros. Asume idealmente que todo está listo al momento de realizar la reparación.</p> <p>Se debe cumplir que los UT sean muy superiores en tiempo a los MTTR (al menos unas 8 o más veces) y que DT tienda a cero en el tiempo.</p> | <p>Tiene en cuenta tanto las reparaciones correctivas, como los tiempos invertidos en mantenimientos planeados (preventivo y/o predictivos); no incluye los tiempos logísticos, ni los tiempos administrativos, mora en suministros.</p> <p>Los mantenimientos planeados pueden disminuir la disponibilidad alcanzada al realizarlos muy frecuentemente, aún cuando puede incrementar el MTBM.</p> | <p>Comprende a efectos de la no funcionalidad el tener en cuenta: los tiempos activos de reparación correctiva, los tiempos de mantenimientos planeados (preventivos o predictivos), los tiempos logísticos (preparación, suministros de repuestos o recursos humanos) y tiempos administrativos, las demoras, etc.</p> <p>Es útil cuando existen equipos en espera para mantenimiento.</p> | <p>Se sugiere cuando los equipos no operan en forma continua, o en los eventos en que el equipo está disponible pero no produce.</p> <p>Es necesaria cuando se requiere explicar los tiempos no operativos exentos ya de: los de los cálculos de mantenimientos planeados o reparaciones imprevistas, como del detalle logístico o demora del MTTR.</p> <p>Se usa cuando las máquinas están listas (<i>ready time</i>), es decir operan en vacío.</p> |

(Mora, 2012)

2.3.3.1.1 Disponibilidad Genérica (A_G).

Los MUT en la A_G solo consideran los tiempos en que el equipo funciona correctamente, como a su vez los MDT contemplan todo lo que genere no disponibilidad o no funcionalidad, los tiempos de paradas previstas o planeadas por mantenimiento (u otra cosa) deben descontarse del tiempo en que el equipo puede operar. Por ejemplo en el evento en que se tuviera un equipo que tiene tiempo útil UT, otro tiempo DT por fallas que generan reparaciones y además de lo anterior se tiene tiempo invertido en PM mantenimiento preventivo, con un tiempo total TT se calcula así la disponibilidad (Mora, 2012):

Ecuación 21 - Disponibilidad Genérica (A_G)

$$\text{Disponibilidad Genérica} = A_G = \frac{\sum UT}{\sum UT + \sum DT} = \frac{MUT}{MUT + MDT}$$

$$A_G = \frac{\text{Tiempo Funcionamiento}}{\text{Tiempo en que puede operar}} = \frac{TT - \sum PM - \sum DT}{TT + \sum PM}$$

(Mora, 2012)

Es muy útil cuando se tienen los tiempos totales de funcionamiento y de no disponibilidad, en este caso no se poseen los tiempos exactos de demoras logísticas, suministros, retrasos, otros.

2.3.3.1.2 Disponibilidad Inherente o Intrínseca A_I

La A_I (Disponibilidad Inherente) no contempla los mantenimientos planeados (preventivos o predictivos). Está basada únicamente en la distribución de fallas y la distribución de tiempo de reparación (Ebeling, 1997). Como su palabra lo expresa solo reconoce actividades de reparaciones inherentes al sistema, no exógenas.

Las empresas que invierten tiempos relevantes en actividades planeadas de mantenimiento (preventivo y/o predictivo), pueden utilizar esta disponibilidad que tiene en cuenta las tareas proactivas de mantenimiento que generan no disponibilidad (Mora, 2012).

Ecuación 22 - Disponibilidad Inherente (A_I)

$$\text{Disponibilidad Inherente} = A_I = \frac{MTBF}{MTBF + MTTR}$$

(Mora, 2012)

Donde: MTBF: *Mean time between failures* (tiempo medio entre fallas).

MTTR: *Mean time to repair* (tiempo medio para reparar).

2.3.3.1.3 Disponibilidad alcanzada (A_A)

La probabilidad de que el sistema opere satisfactoriamente, cuando sea requerido en cualquier tiempo bajo las condiciones de operación especificadas y un entorno ideal de soporte logístico sin considerar ningún retraso logístico o administrativo pero involucrando en sus cálculos los tiempos imputables a las actividades planeadas de mantenimiento, se conoce como disponibilidad alcanzada (A_A).

Ecuación 23 - Disponibilidad alcanzada (A_A).

$$\text{Disponibilidad Alcanzada} = A_A = \frac{\frac{1}{\frac{1}{MTBM_C} + \frac{1}{MTBM_P}}}{\frac{1}{\frac{1}{MTBM_C} + \frac{1}{MTBM_P}} + \frac{\frac{MTTR}{MTBM_C} + \frac{M_P}{MTBM_P}}{\frac{1}{MTBM_C} + \frac{1}{MTBM_P}}}$$

(Mora, 2012)

Donde: MTBM: mean time between maintenance o sea el tiempo medio entre mantenimientos (tanto reparaciones correctivas o modificativas, como también mantenimientos planeados, sean de orden preventivo o predictivo). M: Mean time active maintenance (MTM): tiempo medio de mantenimiento (correctivo y planeado).

Más que un índice de confiabilidad el MTBM es un indicador de la frecuencia de los mantenimientos es función de la frecuencia de los mantenimientos planeados (preventivos y/o predictivos) y no planeados (correctivos), en ausencia de mantenimiento preventivo el MTBM se aproxima al MTBF (Blanchard, y otros, 1995).

Ecuación 24 - Tiempo medio entre mantenimientos MTBM

$$MTBM = \frac{1}{\frac{1}{MTBM_C} + \frac{1}{MTBM_P}}$$

(Mora, 2012)

Donde: $MTBM_C$: tiempo medio entre mantenimientos no planeados (correctivo), se aproxima al MTBF.

$MTBM_P$: tiempo medio entre mantenimientos planeados.

Ahora, para el cálculo del \bar{M} se usa la expresión de la Ecuación 25.

Ecuación 25 - Tiempo medio de mantenimiento activo.

$$\bar{M} = \frac{\frac{MTTR}{MTBM_C} + \frac{M_P}{MTBM_P}}{\frac{1}{MTBM_C} + \frac{1}{MTBM_P}}$$

(Mora, 2012)

Donde: MTTR: Es el tiempo neto medio para realizar reparaciones o mantenimientos correctivos, sin incluir demoras logísticas ni retrasos administrativos, es el mismo definido para las anteriores disponibilidades.

M_P : Es el tiempo neto medio para ejecutar tareas proactivas de mantenimientos planeados (Aven, 1999).

Es el tiempo medio de mantenimiento activo requerido para realizar cualquier tarea de mantenimiento.

El tiempo medio de mantenimiento activo es función de los tiempos medios de mantenimiento correctivo y preventivo y sus frecuencias relativas; sólo considera los tiempos activos de mantenimiento y no considera los tiempos administrativos y logísticos (Blanchard, y otros, 1995).

2.3.3.1.4 Disponibilidad operacional (A_o)

La disponibilidad operacional se emplea cuando se tienen en cuenta los tiempos logísticos y administrativos de demoras en la gestión del mantenimiento y en la operación de equipos, antes o después de una intervención correctiva o planeada.

Ecuación 26 - Disponibilidad operacional (A_o).

$$\text{Disponibilidad Operacional} = A_o = \frac{\text{MTBM}}{\text{MTBM} + \bar{M}}$$

(Mora, 2012)

Donde: MTBM: *Mean time between maintenance*: Tiempo Medio entre Mantenimientos y se calcula igual que en la Disponibilidad Alcanzada tanto para reparaciones correctivas como para mantenimientos planeados, en este elemento no inciden para nada: ADT (*Administrative Delay Times*), LDT (*Logistics Delay Time*) ni LDT (*Logistics Down Time*).

\bar{M} : Incluye los LDT = ADT+LDT, y se calcula exactamente igual que el , sólo que al momento de calcular el MTTR no solo se toman los correspondientes TTR1, TTR2,...,TTRn (Time to Repair) netos, sino que se le suman respectivamente sus LDT pertinentes a cada una de las reparaciones. Al igual al momento de calcular el M_p se le debe sumar a cada tiempo de mantenimiento planeado su respectivo LDT en caso de existir.

2.3.3.1.5 Disponibilidad operacional generalizada. (A_{GO})

Los dispositivos, las máquinas, los sistemas y empresas que quieran tener en cuenta en la disponibilidad, el tiempo en que el equipo está disponible pero no produce (*Ready Time*) pueden usar la disponibilidad Operacional Generalizada

D_{GO} ó disponibilidad operacional generalizada, es útil cuando los tiempos en que los equipos están disponibles y no producen (Aven, 1999).

Ecuación 27 - Disponibilidad operacional generalizada (A_{GO}).

$$\text{Disponibilidad Operacional Generalizada} = A_{oG} = \frac{MTBM'}{MTBM' + \overline{M'}}$$

(Mora, 2012)

Donde: $MTBM'$: Es el tiempo medio entre mantenimientos; el cálculo se hace de la misma manera que se hace el cálculo del $MTBM$ de la disponibilidad operacional, solo que los *Ready Time* se les suman a los tiempos útiles que los anteceden o siguen (el que esté más cercano), de tal forma que los tiempos útiles correspondientes aumentan en el valor del tiempo de alistamiento (*Ready Time*) y por ende aumenta también el $MTBM_c$ o $MTBM_p$ en cada caso, tanto en reparaciones (correctivos) como en las tareas proactivas (mantenimientos planeados).

Para la estimación numérica de A_{GO} , se mantienen todas las premisas y paradigmas de la disponibilidad operacional.

En este trabajo se usa la distribución de Weibull por medio de la estimación de los parámetros beta y etha (β y η) de las variables $MTBM_c$, $MTBM_p$, MP Y $MTTR$ a partir de la ecuación:

$$\left. \begin{array}{l} MTBM_C \\ MTBM_P \\ M_P \\ MTTR \end{array} \right\} = \eta\gamma \left(1 + \frac{1}{\beta}\right)$$

2.4 DISTRIBUCIONES

La representación numérica y gráfica de eventos de mantenimiento y/o producción mediante el uso de distribuciones es un instrumento avanzado de mantenimiento útil para el análisis estudio, comprensión y toma de decisiones en cualquiera de los cuatro niveles de mantenimiento, su aplicación permite observar el comportamiento en el tiempo de cualquier fenómeno. (Mora, 2012)

Los datos que se analizan mediante las distribuciones, pueden responder a diferentes características, de acuerdo con el tipo y evento de estudio, como por ejemplo el tiempo de funcionamiento del equipo (*MTTF*), el tiempo de operación del sistema (*MTBF*) o el tiempo que tarda en repararse un equipo después de fallar (*MTTR*). Estos tiempos de vida pueden medirse en horas, millas, ciclos de fracaso, ciclos de tensión, o cualquier otra medida con que la vida o exposición del ítem pueda evaluarse (O'Connor, 2002).

2.4.1 Distribución normal

La distribución que es tal vez la más conocida en la estadística es la distribución normal, esta distribución presenta una buena adaptación para el manejo de tamaño de partes, vida de una población de organismos entre otros fenómenos y, dentro del contexto de confiabilidad se utiliza en componentes que fallan por desgaste, fatiga o uso en general (Ireson, 1966). La distribución normal posee dos parámetros la media, μ y la desviación estándar, σ ; entre sus características más apreciables se encuentra que su función de densidad tiene forma de campana, es simétrica y el valor de la media, la mediana y la moda coincidan en el parámetro μ (Gnedenko, y otros, 1995).

El uso de esta distribución en la zona de desgaste, implica que el tiempo medio de fatiga del componente se encuentre alrededor de la media muestral (Ramakumar, 1993), igualmente en ingeniería esta distribución es usada para la descripción de la dispersión de diferentes parámetros físicos. En muchas estructuras mecánicas expuestas al uso se admite el uso de la distribución normal para describir sus tiempos de falla (Gnedenko, y otros, 1995).

Ecuación 28 - Función de densidad de la distribución normal.

$$f(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

(Gnedenko, y otros, 1995)

Donde:

σ : desviación estándar de la muestra.

μ : media de la muestra.

Ecuación 29 - Función de confiabilidad de la distribución normal.

$$R(t) = 1 - \int_0^t f(t) dt$$

(Gnedenko, y otros, 1995)

Ecuación 30 - Función de tasa de fallas de la distribución normal.

$$h(t) = \frac{f(t)}{R(t)}$$

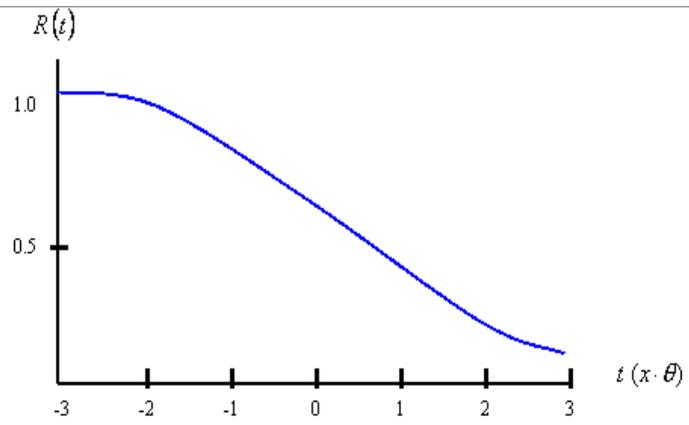
(Gnedenko, y otros, 1995)

Donde:

$f(t)$: función de densidad.

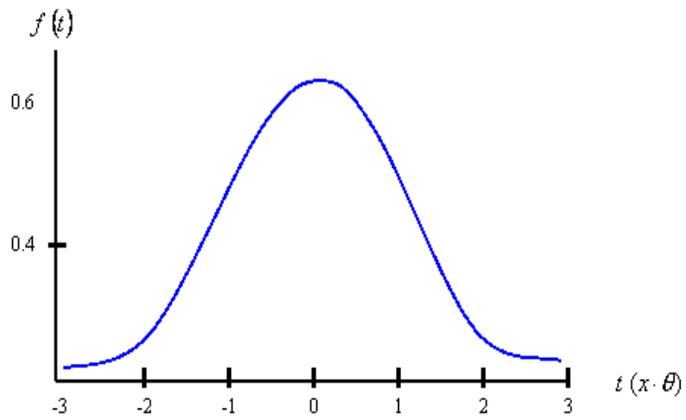
$R(t)$: función de confiabilidad.

Ilustración 15 - Función de confiabilidad de la distribución normal



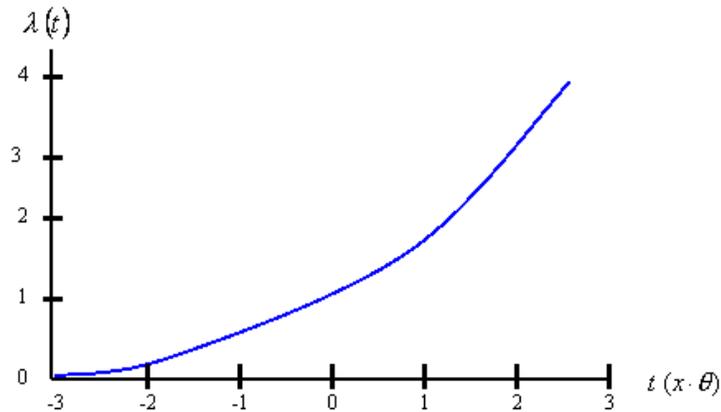
(Mora, 2012)

Ilustración 16 - Función de densidad de la probabilidad de Falla de la distribución normal



(Mora, 2012)

Ilustración 17 - Función de la tasa de fallas de la distribución normal



(Mora, 2012)

2.4.2 Distribución exponencial

La distribución exponencial posee un único parámetro de escala, λ , el cual se denomina frecuentemente tasa de falla; esta distribución juega un papel muy importante dentro de los modelos de confiabilidad y vida útil, debido a que es la única distribución continua con una función de tasa de falla constante. La distribución exponencial se usa frecuentemente para modelar el tiempo de vida de componentes electrónicos y es apropiada para componentes cuya ocurrencia de fallas es independiente del tiempo (Gnedenko, y otros, 1995).

La tasa de fallos constante implica que la ocurrencia de fallas es puramente aleatoria y que no hay un deterioro de los componentes en el tiempo. Sin embargo, este análisis no es real para toda la vida del componente, es una buena aproximación durante el tiempo de rodaje; la tasa de fallos constante es la más usada en los análisis de confiabilidad (Ramakumar, 1993)

.La característica de no tener memoria es frecuentemente usada para describir tanto el proceso de falla de equipos electrónicos como fallas que ocurren porque se presentan en el equipo unas condiciones extremas durante la operación. En términos ingenieriles el no tener memoria significa que las actuales o futuras

propiedades de confiabilidad de un equipo no cambian con el tiempo y no dependen de la cantidad de tiempo operado (Gnedenko, y otros, 1995).

Ecuación 31 - Función de densidad de la distribución exponencial.

$$f(t) = \lambda e^{-\lambda t}$$

(Ramakumar, 1993)

Ecuación 32 - Función de confiabilidad de la distribución exponencial.

$$R(t) = e^{-\lambda t}$$

(Ramakumar, 1993)

Ecuación 33 - Función de tasa de fallas de la distribución exponencial.

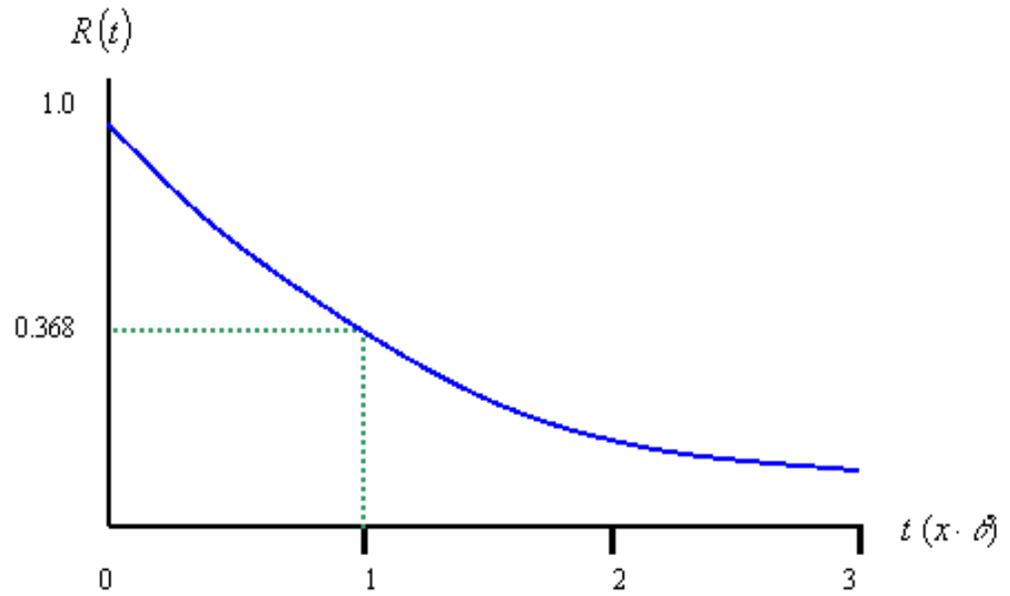
$$h(t) = \lambda$$

(Ramakumar, 1993)

Donde:

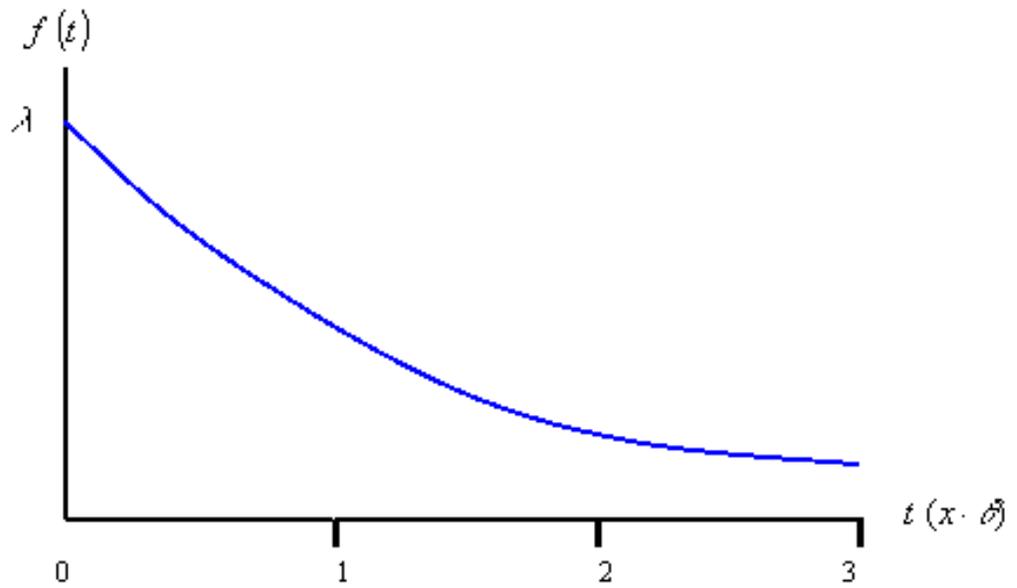
λ : inverso de la media de la distribución.

Ilustración 18 - Función de confiabilidad de la distribución exponencial



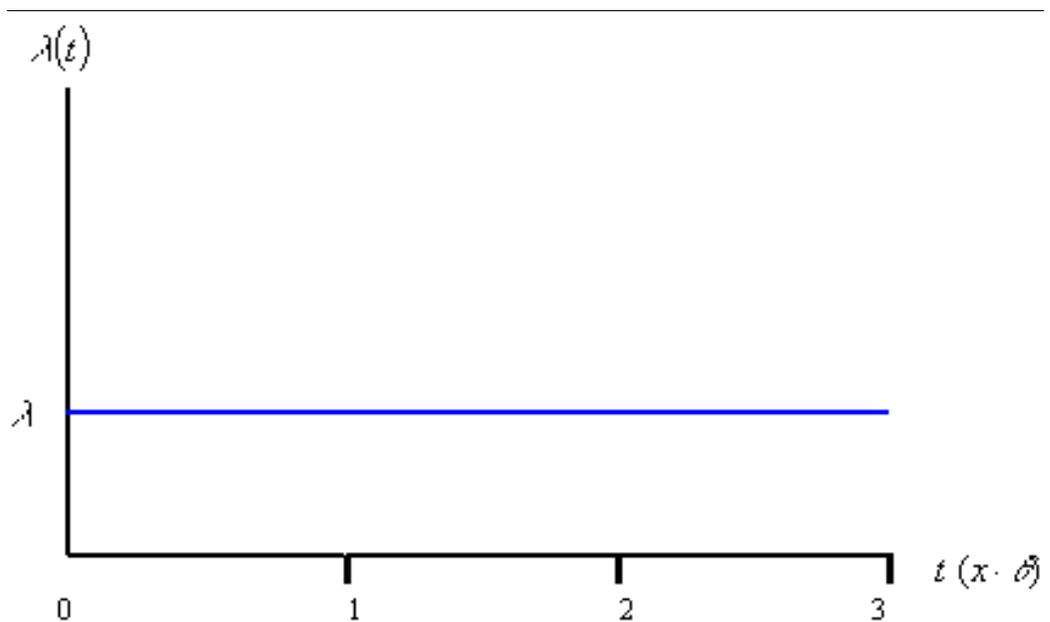
(Mora, 2012)

Ilustración 19 - Función de densidad de la probabilidad de Falla de la distribución exponencial



(Mora, 2012)

Ilustración 20 - Función de la tasa de fallas de la distribución exponencial



(Mora, 2012)

2.4.3 Distribución Gamma

Es una distribución de dos parámetros que tienen propiedades similares a los de la distribución Weibull, el parámetro de escala y el parámetro de forma que pueden ser ajustados a los datos obtenidos con gran flexibilidad. La distribución Exponencial es un caso especial de la distribución Gamma, cuando $\alpha = 1$ (O'Connor, 1985) (Ramakumar, 1993). Cuando alfa es un entero positivo a Gamma se le denomina la Distribución de Erlang.

La distribución Gamma es muy conveniente para caracterizar los tiempos de fallas de equipos durante períodos de rodaje. Es también muy adecuada para representar sistemas con componentes en stand-by (Rojas, 1975). Se puede caracterizar mediante las expresiones:

Ecuación 34 - Función de densidad de la distribución gamma

$$f(t) = \frac{\tau^\alpha}{\Gamma(\alpha)} (\tau t)^{\alpha-1} \exp^{-\tau t}$$

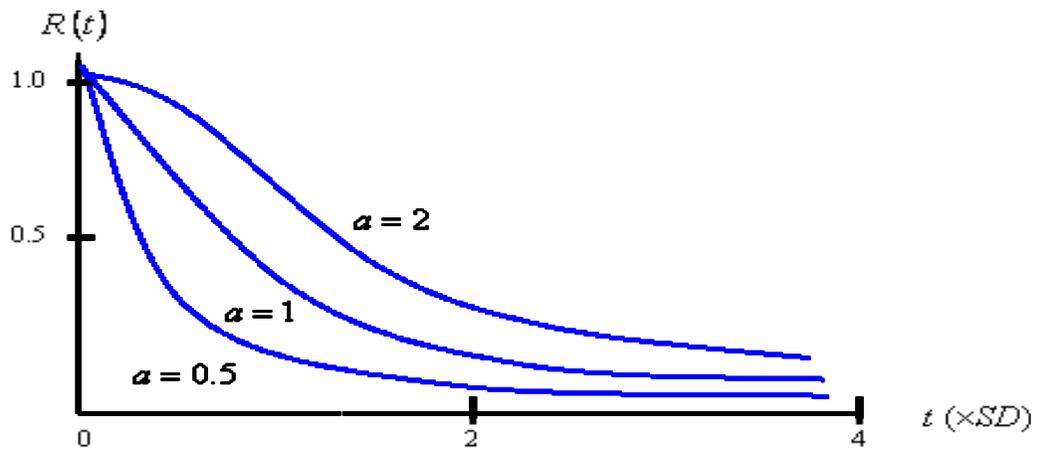
Ecuación 35 - Función de confiabilidad de la distribución gamma

$$R(t) = \frac{\lambda^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \int_t^\infty t^{\alpha-1} \exp^{-\tau t} dt$$

Ecuación 36 - Función de densidad de tasa de fallas de la distribución gamma

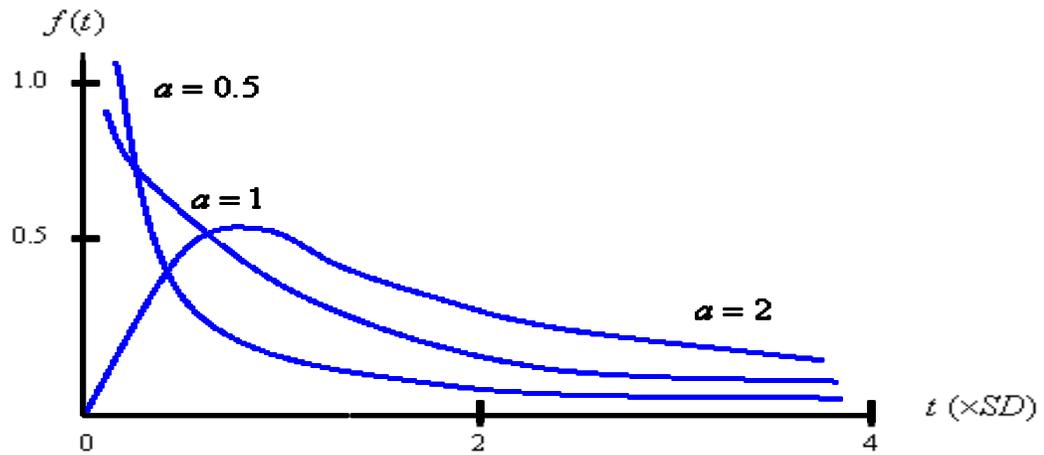
$$h(t) = \frac{f(t)}{R(t)}$$

Ilustración 21 - Función de confiabilidad de la distribución gamma



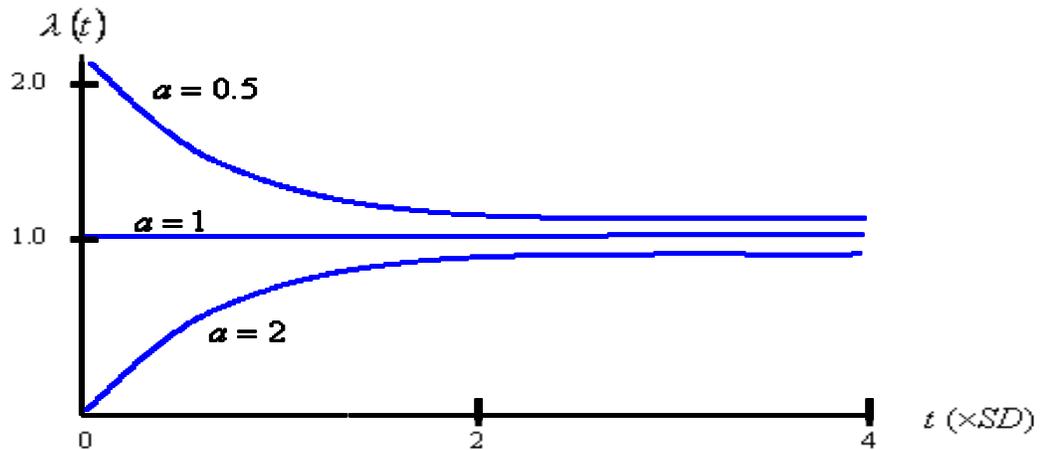
(Mora, 2012)

Ilustración 22 - Función de densidad de la probabilidad de Falla de la distribución gamma



(Mora, 2012)

Ilustración 23 - Función de la tasa de fallas de la distribución gamma



(Mora, 2012)

2.4.4 Distribución Weibull

La distribución de Weibull responde a los parámetros β y η ; que representan el factor de forma y escala de la distribución; la obtención de estos parámetros se logra por medio de la linealización de la distribución de Weibull mediante las

transformaciones necesarias (Ecuación 37), luego de la obtención de la pendiente y el intercepto de la recta se calculan los parámetros β y η de la distribución (ReliaSoft @,2000).

Ecuación 37 - Transformación valores "x" y "y" para la distribución de Weibull.

$$y_i = \ln \left[\ln \left(\frac{1}{1 - RM_i} \right) \right]$$
$$x_i = \ln(T_i)$$

ReliaSoft @,2000

Donde:

RM_i: estimado de la desconfiabilidad.

T_i: tiempo de falla

Ecuación 38 - Parámetros de la distribución de Weibull.

$$\beta = b$$
$$\eta = e^{\left(\frac{a}{\beta} \right)}$$

ReliaSoft @,2000

Donde:

a: intercepto de la recta.

b: pendiente de la recta.

Una de las ventajas significativas que posee la distribución Weibull es que es muy manejable y se acomoda a las tres zonas (infancia o rodaje, madurez o vida útil y

envejecimiento) de la curva de la bañera o de Davies. La distribución de Weibull posee, en su forma general, tres parámetros, lo que le da una gran flexibilidad; ellos son:

- Parámetro de posición (γ): El más difícil de estimar y por este motivo se supone con frecuencia que vale cero. Indica el lapso en el cual la probabilidad de falla es nula. (Forcadas, 1983)
- Parámetro de escala o característica de vida (η): Su valor es determinante para fijar la vida útil del producto o del sistema.
- Parámetro de forma (β): Refleja la dispersión de los datos y determina la forma que toma la distribución.

El parámetro β permite a la distribución de Weibull tomar diversas formas: cuando β es inferior a 1 se le denomina a esta fase como de mortalidad infantil (tasa de falla decreciente); los valores cercanos a uno se le describe a la fase con el nombre de vida útil (tasa de falla constante y aleatoria) y en el evento del β tomar valores mayores a 1 se le conoce a la fase como de envejecimiento o de desgaste (tasa de falla creciente) (Díaz, 1992).

Las ecuaciones que se utilizan en la distribución de Weibull se muestran a continuación

Ecuación 39 - Función de densidad de la distribución de Weibull

$$f(t) = \frac{\beta t^{\beta-1}}{\eta^\beta} e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta}$$

Ecuación 40 - Función de confiabilidad de la distribución de Weibull

$$R(t) = e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta}$$

Ecuación 41 - Función de tasa de fallas de la distribución de Weibull

$$h(t) = \frac{\beta t^{\beta-1}}{\eta^\beta}$$

Donde:

β : parámetro de forma de la distribución de Weibull.

η : parámetro de escala de la distribución de Weibull.

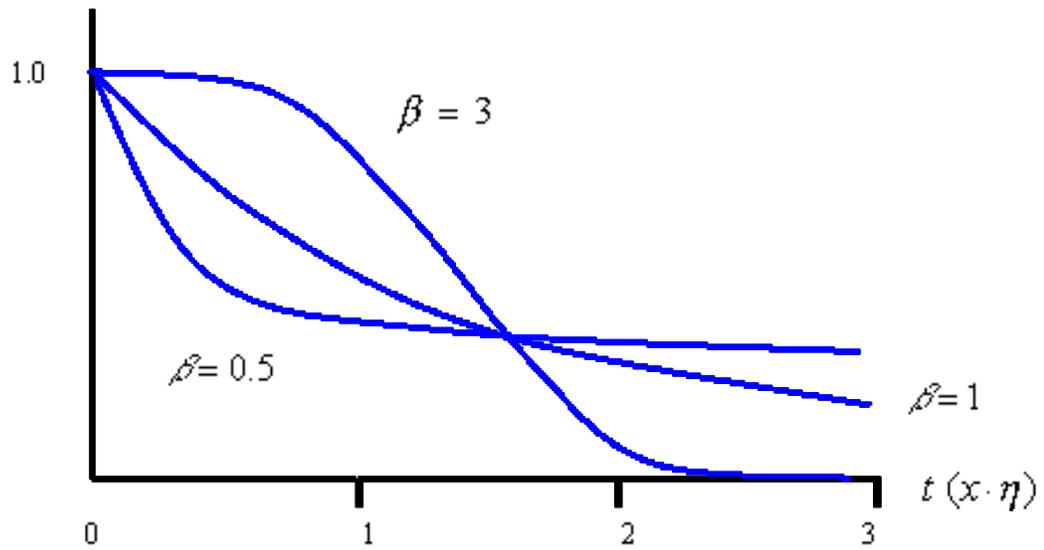
$f(t)$: Función de densidad de fallas.

$R(t)$: Función de confiabilidad.

$h(t)$: Función de tasa de fallas.

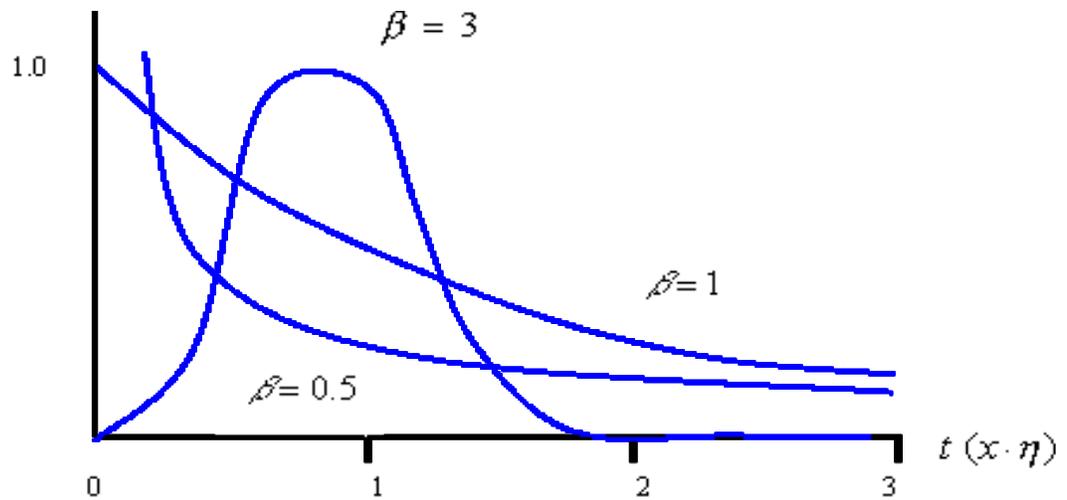
La distribución de Weibull también tiene desventajas. Por ejemplo, Bain (1978) señala que los estimadores de máxima verosimilitud de los parámetros de Weibull no pueden comportarse adecuadamente para todos los valores de los parámetros, incluso cuando el parámetro de posición es cero. Cuando el parámetro de forma es mayor que uno, las funciones de riesgo de la distribución gamma y distribución de Weibull son ambas funciones crecientes. Sin embargo, en el caso de la distribución gamma aumenta de cero a un número finito (el recíproco del parámetro de escala), mientras que en el caso de la distribución de Weibull que aumenta de cero hasta infinito, que puede no ser apropiada en algunas situaciones (Bain, 1978).

Ilustración 24 - Función de confiabilidad de la distribución Weibull



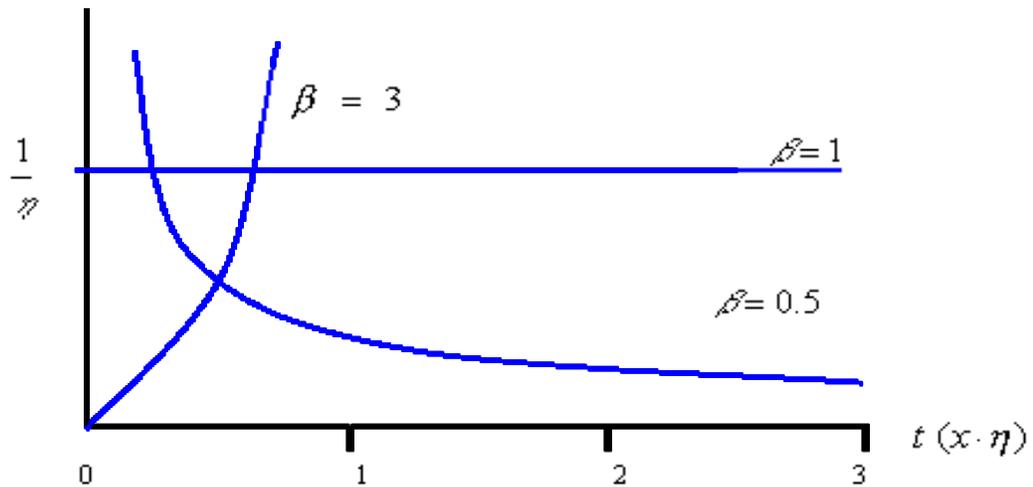
(Mora, 2012)

Ilustración 25 - Función de densidad de la probabilidad de Falla de la distribución Weibull



(Mora, 2012)

Ilustración 26 - Función de la tasa de fallas de la distribución Weibull



(Mora, 2012)

2.5 METODOLOGIA PARA MEDICION CMD

Para la estimación de los índices CMD se sigue el Modelo universal para la medición CMD propuesto por el autor Luis Mora en su libro Mantenimiento Industrial Efectivo (Mora, 2012) cuyos pasos se resumen a continuación: y que se detalla en la Ilustración 27

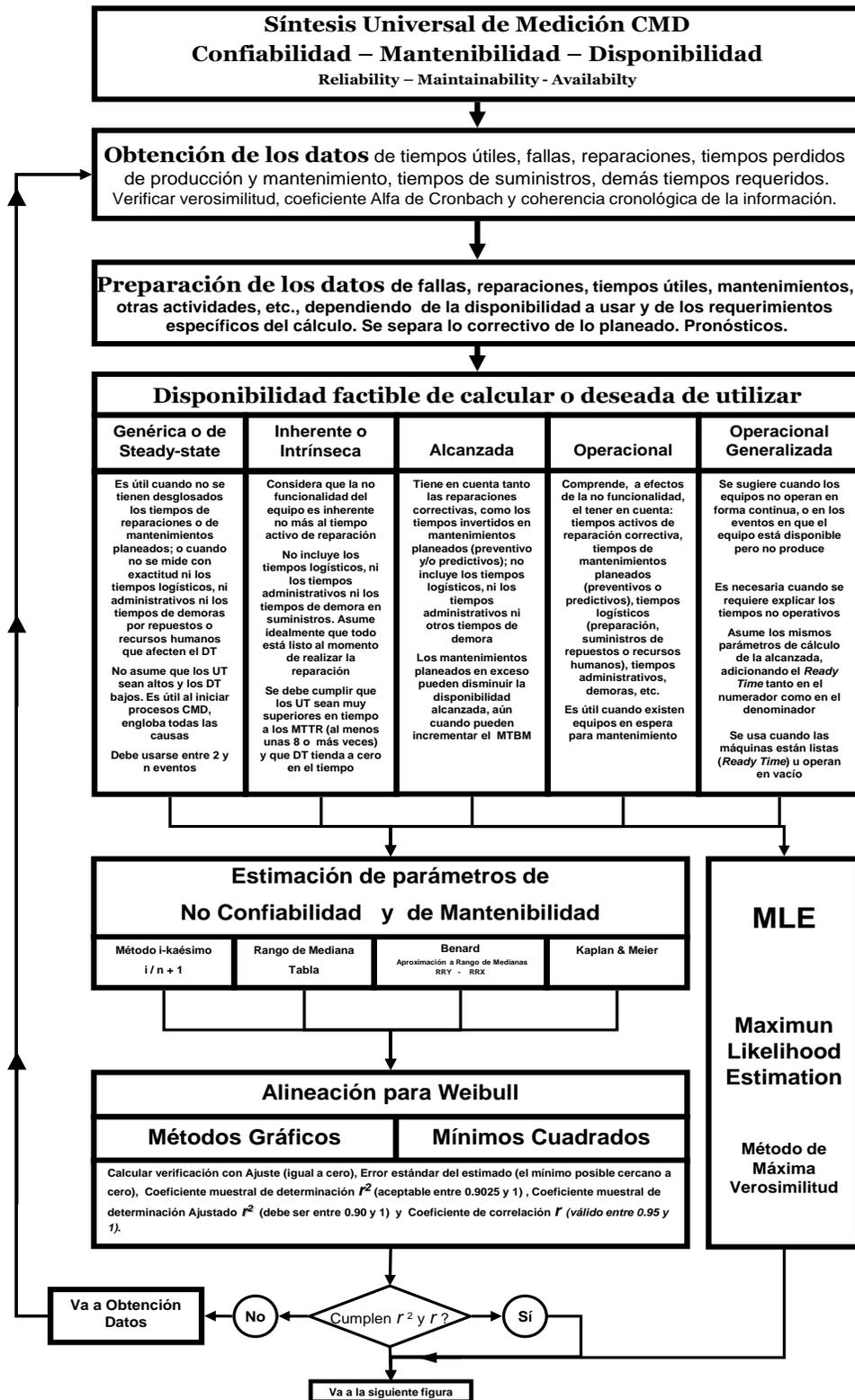
El cálculo de los índices CMD, se realiza a partir de la base de datos de rutinas de mantenimiento de un equipo. Se efectúan los pasos de tratamiento de los datos con el fin de que sean compatibles en forma, estilo y composición para los cálculos en los métodos puntal y de distribuciones. A continuación se decide la disponibilidad adecuada acorde con los datos y las expectativas de la empresa.

La función de no confiabilidad $F(t)$ y de Mantenibilidad se parametriza y alinea por la función de Weibull, por medio los métodos de estimación de i-kaésimo, Rango de Medianas con Tablas, de Benard (de aproximación de rango de mediana) o Kaplan & Meyer; o por el método de máxima verosimilitud (MLE). Se deben comprobar los valores de ajuste que se obtienen, mediante la valoración de los

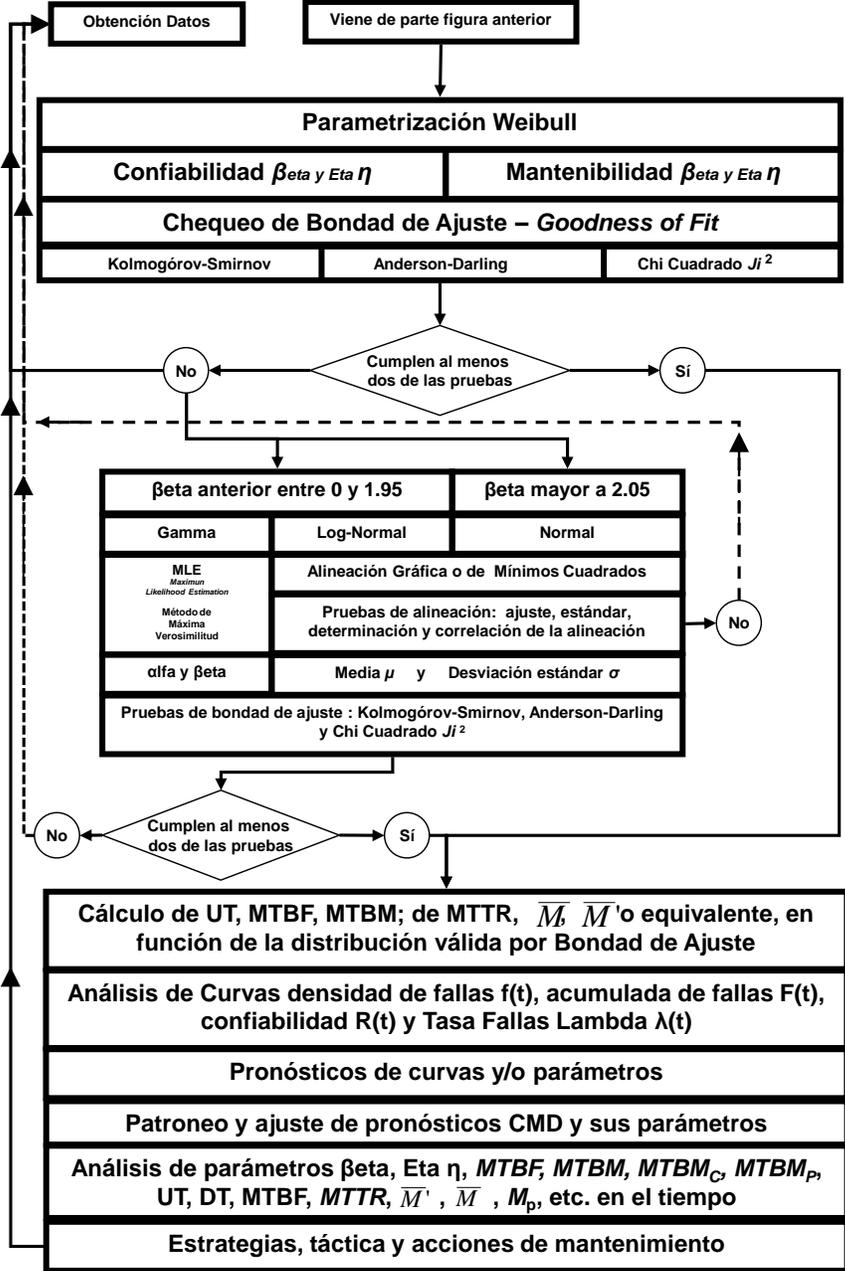
índices de bondad de ajuste: r (coeficiente de correlación múltiple) y r^2 (coeficiente de determinación muestral).

Se efectúan las pruebas de bondad de ajuste de Weibull, que se realiza con tres pruebas: Kolmogórov-Smirnov, Anderson-Darling y Chi cuadrado Ji. En caso de que no se cumplan por lo menos dos criterios de bondad de ajuste se deberá parametrizar y realizar la alineación o MLE, con otra función diferente a Weibull (Gama, Normal, LogNormal, Rayleigh, etc.) que se adecua mejor con el valor del β obtenido. Con la función que se seleccione y cumpla bien todos los ajustes se realizan todos los cálculos CMD.

Ilustración 27 - Modelo universal e integral, propuesto para la medición CMD



Síntesis Universal de Medición CMD
Confiabilidad – Mantenibilidad – Disponibilidad
 Reliability – Maintainability - Availability



2.6 CONCLUSIONES

El desarrollo del objetivo permite identificar los parámetros relevantes de las variables CMD del mantenimiento, las distribuciones de mayor uso y la metodología para el cálculo CMD.

3 PRONOSTICO RNA

3.1 OBJETIVO 3

Aplicar redes neuronales artificiales con Matlab® para cálculos futurísticos de indicadores CMD. – Nivel 3 – Aplicar - Cálculos

3.2 INTRODUCCION

La forma más práctica de implementar una red neuronal es utilizando un computador convencional, esto permite visualizar y modificar fácilmente diversas características de la red.

Al implementar redes neuronales utilizando un computador, es necesario disponer de algún software que permita su creación, entrenamiento y simulación. En este trabajo se utiliza el software Matlab para implementar la red neuronal perceptrón multicapa.

El nombre Matlab proviene de "*Matrix Laboratory*" (laboratorio matricial), fue creado originalmente para resolver problemas de algebra matricial. Matlab es un entorno de computación que combina cálculo numérico, gráficos, simulación y un lenguaje de programación de alto nivel. Actualmente es usado en diversas áreas de aplicación.

Matlab es un entorno de computación que dispone de gran variedad de librerías (*Toolboxes*) que cubren muchas áreas de la ingeniería; una de éstas es la librería de redes neuronales (*Neural Network Toolbox*).

3.3 METODOLOGIA PRONOSTICO RNA

A continuación se especifican los pasos a seguir, fundamentados en los aspectos descritos por Kaastra (Kaastra, y otros, 1996), para construir, entrenar y probar

una red neuronal para predecir valores futuros de una serie de tiempo, basada únicamente en sus valores pasados:

3.3.1 Selección de variables

Determinar qué variables de entrada son importantes en el pronóstico de series de tiempo es un asunto crítico. En este caso, el interés en la predicción involucra emplear como entradas datos técnicos en lugar de fundamentales por las características mismas de la investigación. La forma más simple de modelar redes neuronales involucra emplear valores retrasados de la variable dependiente o sus primeras diferencias como entradas.

3.3.2 Pre-procesamiento de datos

El pre-procesamiento de datos se refiere al hecho de analizar y transformar las variables de entrada y salida para minimizar el ruido, enfatizar relaciones importantes, detectar tendencias, y aplanar la distribución de la variable para ayudar a la red neuronal en el aprendizaje de patrones relevantes. Como las redes neuronales son buscadores de patrones, la representación de los datos es crítica en el diseño de una red exitosa. Las variables de entrada son raramente ingresadas a la red en su forma original. Al menos los datos deben ser escalados entre los límites inferior y superior de la función de transferencia (generalmente entre 0 y 1 ó -1 y 1).

3.3.3 Conjuntos de entrenamiento y prueba

El total de datos de la muestra se divide en dos conjuntos, llamados de entrenamiento y prueba. El conjunto de entrenamiento es el más grande (Alrededor del 70-80% de los datos) y es utilizado por la red neuronal para aprender los patrones existentes en los datos. El conjunto de prueba, que varía del 20% al 30% del conjunto de entrenamiento se utiliza para evaluar la capacidad de generalización de una red ya entrenada.

El conjunto de prueba se selecciona aleatoriamente del conjunto de entrenamiento o puede consistir de un conjunto de observaciones ubicadas inmediatamente después del conjunto de entrenamiento.

3.3.4 Arquitectura de la Red Neuronal

3.3.4.1 Número de capas ocultas

Las capas ocultas dan a la red la habilidad de generalizar, y en la práctica las redes neuronales con una ó dos capas ocultas son las más utilizadas y han tenido un buen desempeño. El incremento en el número de capas también incrementa el tiempo de procesamiento y el peligro de sobreajuste lo que conduce a un pobre desempeño en la predicción fuera de muestra. El sobreajuste ocurre cuando un modelo de predicción tiene muy pocos grados de libertad. En otras palabras, se tienen relativamente pocas observaciones en relación con sus parámetros y por lo tanto es capaz de memorizar datos individuales en lugar de aprender patrones generales.

3.3.4.2 Número de neuronas ocultas

Para determinar el número de neuronas en la capa oculta no existen reglas generales o teorías, aunque existen algunas recomendaciones sugeridas por varios investigadores:

- (Shih, 1994), sugiere que la topología de la red debe tener una forma piramidal, esto es, tener el mayor número de neuronas en la capa de entrada y menos en las posteriores. Recomienda que el número de neuronas en cada capa este más o menos entre la mitad de la capa siguiente y el doble del número de la capa anterior.
- De acuerdo con (Azoff, 1994) son suficientes $2N+1$ neuronas para N entradas.

La mayoría de los investigadores no están convencidos de las recomendaciones anteriores ya que argumentan que no hay forma de determinar una buena topología de la red a partir sólo del número de entradas y salidas.

De acuerdo al Neural Network FAQ (1996), lo recomendable es empezar a probar con un número pequeño de neuronas ocultas e incrementarlo gradualmente sólo si la red neuronal parece no aprender. De esta forma, el problema del sobreajuste que puede ocurrir al existir más pesos (parámetros) que muestras de datos puede ser reducido.

3.3.4.3 Número de neuronas de salida

Decidir el número de neuronas de salida es algo más sencillo porque hay muchas razones para emplear sólo una neurona de salida. Las redes neuronales con múltiples salidas, especialmente si éstas salidas están ampliamente espaciadas, producirán resultados inferiores en comparación con una red con una única salida. Lo recomendable es tener una red especializada para cada una de las salidas deseadas en cada predicción.

3.3.4.4 Funciones de transferencia

Siempre es recomendable ver los histogramas de las variables escaladas de entrada y salida, de manera que se pueda identificar la necesidad de realizar un escalamiento que produzca una distribución uniforme y poder emplear el número de neuronas disponibles de manera eficiente.

3.3.5 Criterio de evaluación

En redes neuronales la función de error más común a minimizar es la suma del cuadrado de los errores. (MSE)

3.3.6 Entrenamiento de la red

Entrenar una red neuronal para aprender patrones involucra el presentarle ejemplos de manera iterativa de las respuestas correctas. El objetivo del entrenamiento es encontrar un conjunto de pesos entre las neuronas que determinan el mínimo global de la función de error.

3.3.6.1 Tasa de aprendizaje y momento

La tasa de aprendizaje es una constante de proporcionalidad que determina el tamaño del cambio de los pesos. El cambio de los pesos de una neurona es proporcional al impacto del peso de las neuronas sobre el error. Un método de incrementar la tasa de aprendizaje y agilizar el tiempo de entrenamiento sin caer en oscilaciones, es incluir un término de momento en la regla de aprendizaje de BP. El término de momento determina cómo los cambios pasados de los pesos afectan a los actuales cambios en los pesos. Este término suprime oscilaciones lado a lado filtrando variaciones de alta frecuencia. Cada nueva dirección de búsqueda es una suma ponderada de los gradientes actuales y previos.

3.3.7 Implementación paquete de software

La mayoría de software proporciona los medios para implementar las redes obtenidas ya sea por el programa mismo o como un programa ejecutable. También es posible replicar la respuesta de la red en una hoja de cálculo conociendo su arquitectura, funciones de transferencia y pesos. Así como también es importante tomar en cuenta todas las transformaciones de datos, escalamiento, y otros parámetros empleados en la etapa de pruebas. (Kaastra, y otros, 1996)

3.4 IMPLEMENTACION METODOLOGIA PRONOSTICO RNA

3.4.1 Selección de variables

Las variables a pronosticar son parámetros CMD (eta, beta, MTBMc, Mp, MTBMp, MTTR) estimados mensualmente de una turbina de una central hidroeléctrica y cuyos valores se encuentran en la sección de ANEXOS de este documento.

3.4.2 Pre-procesamiento de datos

Los datos son transformados a valores comprendidos entre 0 y 1, que representan los límites inferior y superior de la función de activación (sigmoidea logística) empleados en las neuronas ocultas y de salida; por medio de la siguiente formula:

Ecuación 42 - Transformación de datos entre valores 0 y 1

$$Z_t = \frac{Y_t - Min}{Max - Min}$$

donde:

yt: son los valores originales de la serie de tiempo

Min: valor mínimo de la serie de tiempo

Max: valor máximo de la serie de tiempo

zt: serie de tiempo transformada en valores entre 0 y 1

3.4.2.1 Patrones de Entrenamiento y Prueba

Los valores de la serie de tiempo se dividen en dos conjuntos de datos:

Patrones de entrenamiento: Está formado por el 80 % de los datos de la serie. Se ordenan aleatoriamente de acuerdo al número de entradas de la RNA.

Patrones de prueba: Está formado por el 20% de los datos de la serie. Corresponden a los datos restantes, una vez que se han seleccionado los patrones de entrenamiento. Este conjunto de datos se utiliza para evaluar la capacidad de generalización o predicción de la red.

3.4.3 Arquitectura de la red

Dirección de la información: Alimentación unidireccional

Tipo de interconexión: Totalmente conectada

Nº de capas ocultas: 1

Función de activación de los nodos de la capa oculta: sigmodea

Función de activación de la salida: sigmodea

Numero de neuronas de salida: 1

3.4.3.1 Determinación de las entradas

El número de neuronas de entrada depende del número de valores anteriores de la serie temporal que son necesarios para que la red deduzca un patrón o modelo, de forma que pueda calcular el valor de salida correspondiente. El cálculo de entradas se realiza mediante varias pruebas sucesivas con varios diseños y se elige aquel con los mejores resultados.

Como en esta investigación se utilizan únicamente series de tiempo mensuales se consideran entradas de hasta 12 retrasos. A partir de ahí se desarrollan modelos iniciales y se selecciona el modelo basado en ajuste y los errores de entrenamiento y generalización.

3.4.3.2 Determinación del número de nodos de la capa oculta

Después de seleccionar las neuronas de entrada se realiza una nueva serie de pruebas variando el número de neuronas ocultas y se selecciona el modelo basado en ajuste y los errores de entrenamiento y generalización. Al finalizar se tienen todos los parámetros de la arquitectura definida.

3.4.4 Criterio de evaluación

El criterio de evaluación será la MSE para los errores de entrenamiento y generalización.

3.4.5 Entrenamiento de la red

El entrenamiento de la red se realiza por medio de Algoritmo de Entrenamiento: Retropropagación

- Para entrenar la red es necesario establecer los siguientes parámetros:
 - El número máximo de ciclos se fija por ensayo y error.

La tasa de aprendizaje y momento inicialmente se fijan en 0.3 y 0.7 para estimar el número de neuronas de entrada y ocultos. Luego se aplican hasta 9 combinaciones de tasa de aprendizaje y momento a la arquitectura de red ya definida y ver cual genera el menor error de entrenamiento al finalizar un número de ciclos.

La selección de los pesos iniciales puede ser crucial y se prueban con diferentes conjuntos de valores iniciales para tratar de obtener buenos resultados. Los pesos iniciales se generan aleatoriamente 50 veces (Faraway y Chatfield, 1998). Se selecciona el modelo que obtenga el menor promedio entre la suma de cuadrados de los errores de ajuste.

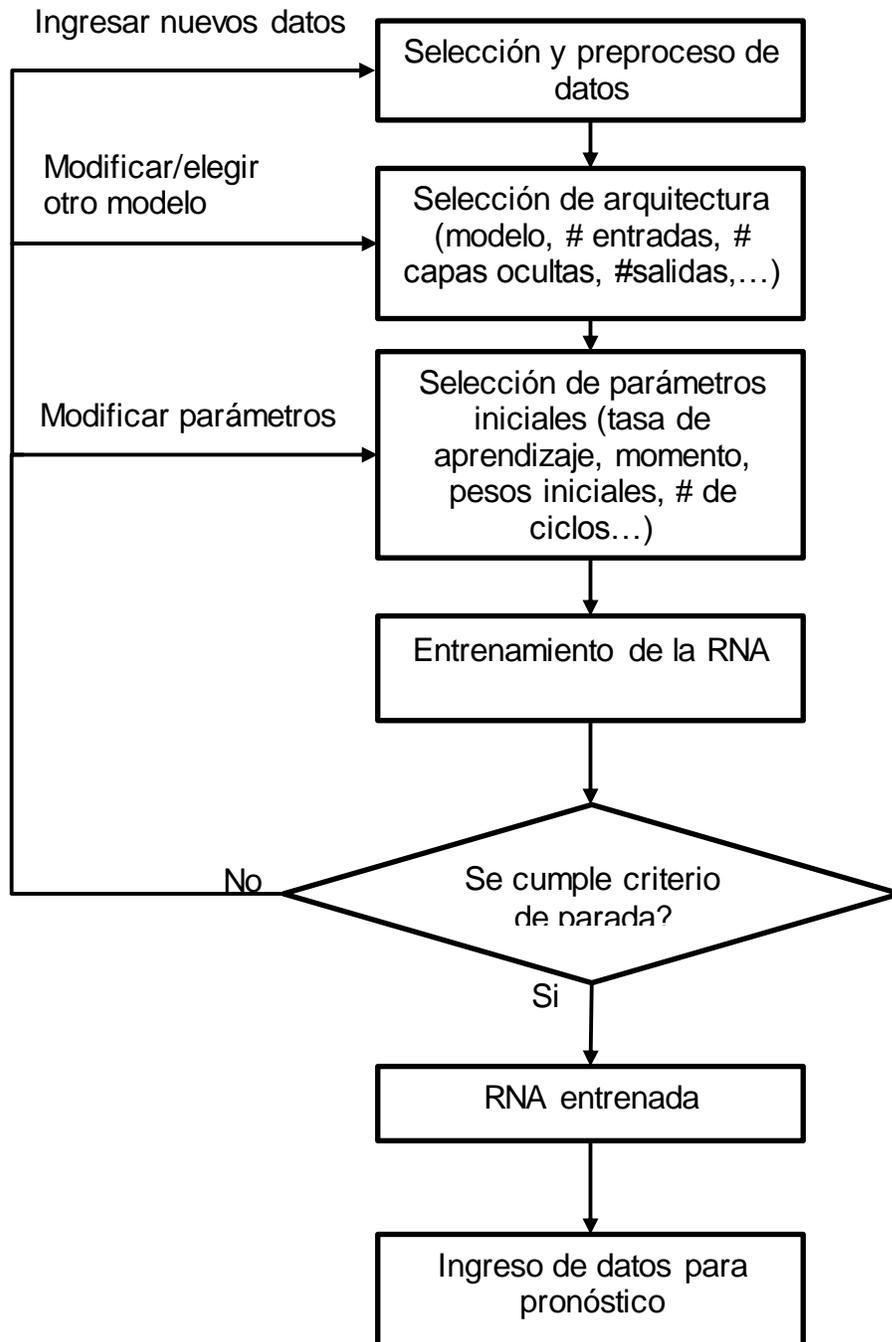
El criterio de parada de la red neuronal se fija por un criterio de error o de un número de ciclos que son establecidos por el usuario de acuerdo a su experiencia en la modelación de este tipo de problemas o a ensayo y error.

3.4.6 Implementación paquete de software

La implementación se realiza mediante el software Matlab con programas realizadas por el autor de esta tesis.

En la Ilustración 28 se resume en un diagrama de flujo los pasos necesarios para desarrollar un modelo de red neuronal.

Ilustración 28 - Pasos a realizar en el desarrollo de una RNA



3.5 RESULTADOS PRONÓSTICOS

La metodología descrita en la sección anterior se aplicó para los parámetros eta y beta de las variables M_p , $MTBM_p$, $MTBM_c$ y $MTTR$. A continuación se tabulan los resultados, junto con el modelo RNA que se usó descrito de la forma (#Entradas-#Ocultos-#Salidas), por ejemplo RNA 4-6-1 representa una red de 4 entradas, 6 neuronas ocultas y 1 neurona de salida y además se incluyen los valores de la tasa de aprendizaje (TA) y el momento (M) usados durante el entrenamiento de la red. Los valores de beta y eta se pronostican y el valor de las variables M_p , $MTBmc$, $MTBMp$ y $MTTR$ se calcula por la ecuación:

Ecuación 43 - Símbolos y nombres abreviados Parámetros CMD

$$\left. \begin{array}{l} MTBM_C \\ MTBM_P \\ M_P \\ MTTR \end{array} \right\} = \eta \gamma \left(1 + \frac{1}{\beta} \right)$$

Donde γ es el logaritmo natural de la función gama - β Beta - η Eta

La bondad de ajuste para cada metodología se estima sacando, de cada serie de datos a pronosticar, el último dato para usar como referencia real. Se estima el mejor modelo que se ajusta la serie de datos de cada parámetro y se pronostica con los N-1 datos y se compara el valor pronosticado y el real mediante la ecuación:

Ecuación 44 - *Goodness of Fit* – Bondad de ajuste de los resultados

$$Goodness\ of\ fit = \frac{Pronostico - Real}{Real}$$

Ilustración 29 - Resultados pronósticos por RNA parámetros M_p

| | Beta | Eta | Mp |
|------------------------------|---------------------------------|---------------------------------|---------------|
| AÑO 7 MES 12 | 1,14 | 7,88 | 7,52 |
| Error Goodness of Fit | 1,67% | -1,21% | -1,69% |
| | Pronósticos | Pronósticos | Fórmula |
| AÑO 7 MES 12 | 1,16 | 7,79 | 7,40 |
| MODELO | RNA(4-4-1) TA: 0,9 M: 0,1 | RNA(4-3-1) TA: 0,5 M: 0,9 | |

Ilustración 30 - Resultados pronósticos por ST³ parámetros M_p

| | Beta | Eta | Mp |
|------------------------------|---|---|---------------|
| AÑO 7 MES 12 | 1,14 | 7,88 | 7,52 |
| Error Goodness of Fit | -0,60% | -0,92% | -0,74% |
| | Pronóstico | Pronóstico | Formula |
| AÑO 7 MES 12 | 1,13 | 7,809 | 7,47 |
| Modelo | Holt α : 0.35 β : 0.0009 | Holt α : 0.35 β : 0.0009 | |

Al comparar los resultados de pronóstico y la precisión por medio del criterio de bondad de ajuste se observa que los resultados generados por el método de series temporales (<0.92%) se aproximan mejor al comportamiento del estado futuro del parámetro M_p . De igual forma se puede decir que el pronóstico por redes neuronales genera resultados adecuados ya que la bondad de ajuste está por debajo del 11% (Makridakis, y otros, 1998).

³ ST Series Temporales

Ilustración 31 - Resultados pronósticos por RNA parámetros $MTBM_p$

| | Beta | Eta | MTBM _p |
|------------------------------|---------------------------------|----------------------------------|-------------------|
| AÑO 7 MES 12 | 0,59 | 2288,90 | 3530,54 |
| Error Goodness of Fit | -7,62% | -5,46% | 6,14% |
| | Pronósticos | Pronósticos | Fórmula |
| AÑO 7 MES 12 | 0,54 | 2163,92 | 3747,46 |
| MODELO | RNA(8-5-1) TA: 0,1 M: 0,9 | RNA(4-11-1) TA: 0,5 M: 0,9 | |

Ilustración 32 - Resultados pronósticos por ST parámetros $MTBM_p$

| | Beta | Eta | MTBM _p |
|------------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------|
| AÑO 7 MES 12 | 0,59 | 2288,90 | 3530,54 |
| Error Goodness of Fit | 0,19% | 0,31% | 0,05% |
| | Pronósticos | Pronósticos | Formula |
| AÑO 7 MES 12 | 0,59 | 2296,06 | 3.532,37 |
| Modelo | ARIMA (1,0,0)(0,0,0) | ARIMA (1,0,0)(0,0,0) | |

Al comparar los resultados de pronóstico y la precisión por medio del criterio de bondad de ajuste se observa que los resultados generados por el método de series temporales (<0.31%) se aproximan mejor al comportamiento del estado futuro del parámetro $MTBM_p$. De igual forma se puede decir que el pronóstico por redes neuronales genera resultados adecuados ya que la bondad de ajuste está por debajo del 11%.

Ilustración 33 - Resultados pronósticos por RNA parámetros *MTTR*⁴

| | Beta | Eta | MTTR |
|------------------------------|---------------------------------|---------------------------------|--------------|
| AÑO 7 MES 12 | 1,13 | 3,33 | 3,19 |
| Error Goodness of Fit | -0,34% | 4,25% | 4,36% |
| | Pronósticos | Pronósticos | Fórmula |
| AÑO 7 MES 12 | 1,13 | 3,47 | 3,33 |
| MODELO | RNA(7-6-1) TA: 0,1 M: 0,1 | RNA(7-9-1) TA: 0,5 M: 0,9 | |

Ilustración 34 - Resultados pronósticos por ST parámetros *MTTR*

| | Beta | Eta | MTTR |
|------------------------------|--|--|--------------|
| AÑO 7 MES 12 | 1,13 | 3,33 | 3,19 |
| Error Goodness of Fit | 0,19% | 0,18% | 0,12% |
| | Pronósticos | Pronósticos | Formula |
| AÑO 7 MES 12 | 1,13 | 3,34 | 3,19 |
| Modelo | Holt α : 0.35 β : 0.004467780 | Holt α : 0.35 β : 0.00001 | |

Al comparar los resultados de pronóstico y la precisión por medio del criterio de bondad de ajuste se observa que los resultados generados por el método de series temporales (<0.19%) se aproximan mejor al comportamiento del estado futuro del parámetro *MTTR*. De igual forma se puede decir que el pronóstico por redes neuronales genera resultados adecuados ya que la bondad de ajuste está por debajo del 11%.

⁴ *MTTR* - Mean Time To Repair

Ilustración 35 - Resultados pronósticos por RNA parámetros $MTBM_c$

| | Beta | Eta | MTBMc |
|------------------------------|---------------------------------|---------------------------------|----------------|
| AÑO 7 MES 12 | 0,85 | 1302,76 | 1417,36 |
| Error Goodness of Fit | -0,97% | -0,14% | 0,47% |
| | Pronósticos | Pronósticos | Fórmula |
| AÑO 7 MES 12 | 0,84 | 1300,87 | 1424,09 |
| MODELO | RNA(7-5-1) TA: 0,1 M: 0,9 | RNA(8-6-1) TA: 0,9 M: 0,5 | |

Ilustración 36 - Resultados pronósticos por ST parámetros $MTBM_c$

| | Beta | Eta | MTBMc |
|------------------------------|--|--|--------------|
| AÑO 7 MES | 0,85 | 1302,76 | 1417,36 |
| Error Goodness of Fit | -0,23% | 0,43% | 0,58% |
| | Pronóstico | Pronóstico | Formula |
| AÑO 7 MES | 0,85 | 1308,4 | 1.425,58 |
| Modelo | Holt α : 0.35 β : 0.00001 | Holt α : 0.35 β : 0.00001 | |

Al comparar los resultados de pronóstico y la precisión por medio del criterio de bondad de ajuste se observa que los resultados generados por el método de redes neuronales se aproximan mejor al comportamiento del estado futuro de algunos de los parámetros $MTBM_c$ aunque al promediar los valores el error de bondad de ajuste es menor para el método de series temporales.

El valor promedio de bondad de ajuste de los modelos de RNA - Redes Neuronales es de: 2,86% y con Series Temporales es de 0.38%, donde a toda

costa se demuestra que es mejor trabajar con pronósticos principales con ST y como sistema alternativo o como referente con RNA⁵.

3.6 METODOLOGÍA DE CÁLCULO Y COMPARACIÓN RNA ST -

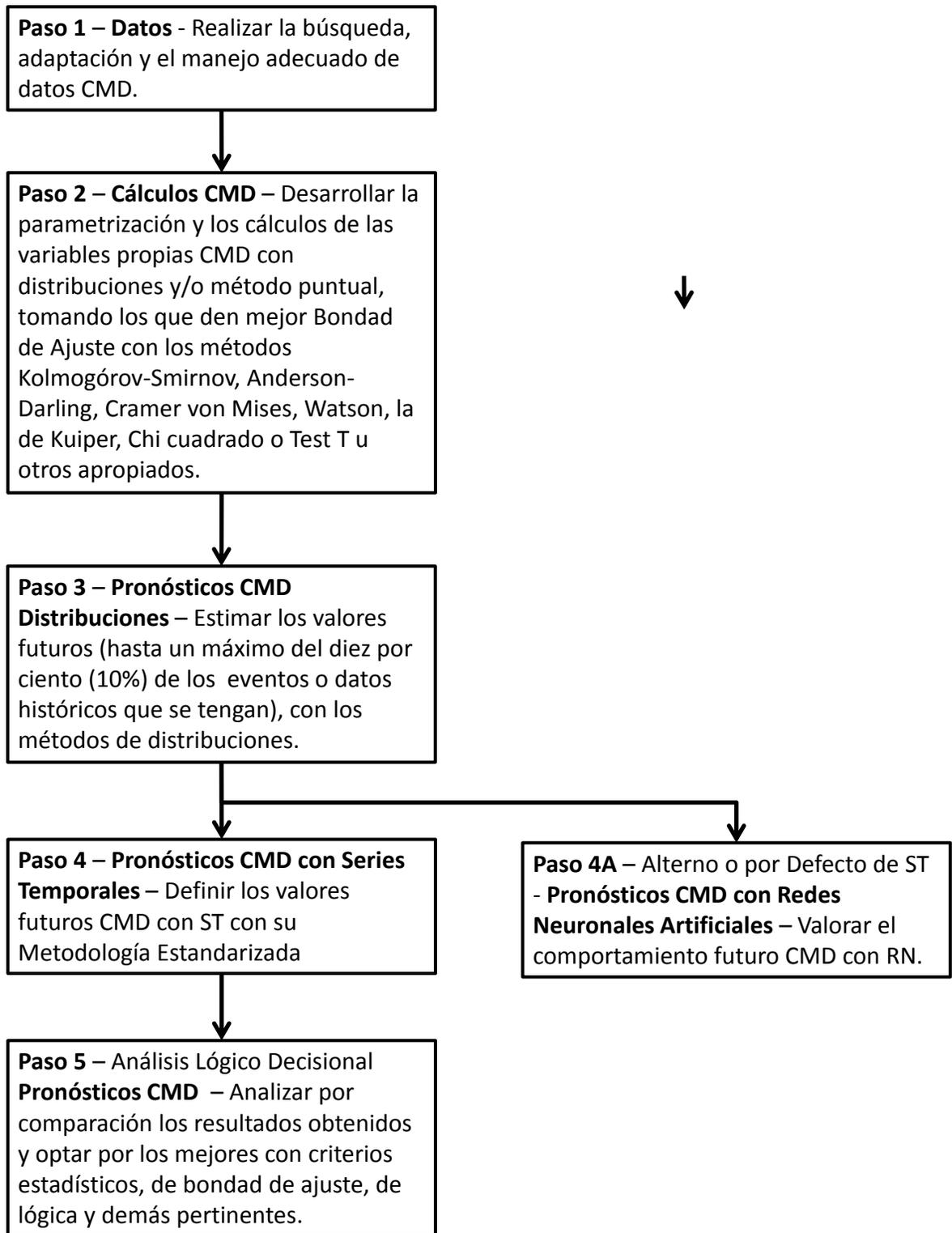
Los datos históricos de los parámetros η - Eta y β de las variables M_P , $MTBM_P$, $MTTR$, $MTBM_c$ se ingresan a los programas Forecast Pro XE de la Casa MIND⁶ y el programa informático en Excel PROM_{DA}⁷ y se obtienen los resultados, expuestos anteriormente, en las Ilustraciones pertinente de esta sección.

⁵ O cuando no se disponga de Programas o Programas Informáticos de ST.

⁶ Con Licencia de Asesor Luis Alberto Mora Gutiérrez COLDIO Ltda., 2004

⁷ Registro Vigente Derechos Autor Asesor Luis Alberto Mora G.

Ilustración 37 - Pasos a seguir acorde a los resultados obtenidos, en cálculos futuros CMD



3.7 CONCLUSIONES DEL CAPITULO

El desarrollo del objetivo permite la implementación de la herramienta computacional MATLAB para cálculos futuros de variables de mantenimiento. Se describe una metodología paso a paso, por métodos heurísticos, para hallar los parámetros de arquitectura y de aprendizaje de una red neuronal y el pronóstico de las variables de mantenimiento. Se calculan por medio de los programas Forecast Pro XE y Prom los valores futuros de los variables de mantenimiento por Series temporales. Es obvio que el mejor método de pronósticos CMD, entre Distribuciones, RNA y ST, es este último.

4 CONCLUSIONES

4.1 OBJETIVO 4

Concluir los principales resultados del proyecto en comparación con series temporales y distribuciones. Nivel 4 – Analizar – Caracterización

4.2 CONCLUSIONES CONCEPTUALES

Se calculó el valor futuro de un conjunto de parámetros de los datos históricos de trabajos de reparación y mantenimiento de una Turbina. Se observó que los pronósticos basados en los métodos de series temporales obtuvieron valores próximos al valor real con un valor promedio de bondad de ajuste de 0.38% en tanto que el promedio de bondad de ajuste para los modelos de redes neuronales fue de 2.86%, lo que igual se considera como adecuada al estar por debajo del 11% (Makridakis, y otros, 1998)

El modelo de Holt fue el que más se ajustó entre los modelos de series temporales posiblemente debido a la baja presencia de ruido y una alta tendencia entre los datos.

Se desarrolló una metodología basado en métodos heurísticos de distintos autores. La metodología intenta resolver el dilema de definir los parámetros de la arquitectura y algoritmo de aprendizaje de la red neuronal a través de la evaluación y comparación de distintos modelos para hallar los parámetros que mejor minimizan el error y aceleran la convergencia de un problema específico.

El proceso de encontrar un modelo basado en redes neuronales es más complejo y delicado que el desarrollo de un método de series de tiempo ya que implica la estimación de muchos más parámetros y a que la estabilización de la red requiere de mayores recursos de cómputo y tiempo, pues la forma de estimación de sus parámetros es inherentemente a prueba y error.

La ventaja más representativa de las redes neuronales artificiales es su capacidad de aprender relaciones complejas entre variables y no requieren del cumplimiento de supuestos estadísticos: como, por ejemplo, el tipo de relación entre las variables o la distribución de datos y son capaces de ajustar funciones lineales o no lineales sin necesidad de conocer la forma de la función subyacente a priori.

Las Redes Neuronales funcionan como una caja negra pues si fallan no muestran el motivo del error y por lo tanto se debe entrenar la Red con nuevas características tantas veces como sea necesario hasta llegar al resultado que se espera lo que hace difícil identificar el parámetro preciso a cambiar para mejorar las capacidades de respuesta de la red.

El entrenamiento de las redes neuronales es una tarea ardua, a causa de la presencia de muchos puntos óptimos locales y a la irregularidad de la superficie de error. En este contexto, es muy fácil obtener modelos subentrenados o sobreentrenados sin poder de pronóstico. Es necesario realizar varias pruebas antes de definir los criterios de convergencia de manera que se evitan estos problemas.

4.3 RECOMENDACIONES

La arquitectura y el algoritmo de aprendizaje utilizados como primera aproximación al uso de redes neuronales, fueron el multicapas de propagación hacia adelante y el algoritmo de retro propagación, pero es de mucho interés experimentar con nuevos algoritmos y modelos de red que pudieran ser útiles para predicciones con series de tiempo, tales como la Redes Neuronales de función de base radial y la red recurrente. Esto permitiría establecer comparaciones entre diferentes tipos de redes y probablemente mejorar las predicciones.

Para futuras investigaciones con redes neuronales sería de mucho interés evaluar series con mayor número de datos (Mayores a 100) y verificar la influencia de utilizar más datos en el entrenamiento y predicción con redes neuronales.

Se recomienda la creación de un sistema experto como un algoritmo genético que son una familia de modelos computacionales inspirados en la evolución y la supervivencia del más apto. Se utilizan fundamentalmente en la resolución de problemas de búsqueda y de optimización. Dada una topología fija, el entrenamiento de una red neuronal puede ser visto como un proceso de optimización cuyo objetivo es encontrar un conjunto de pesos que minimice el error que produce la red sobre el conjunto de datos de entrenamiento.

4.4 CONCLUSIÓN TÉCNICA EXPERIMENTAL

El uso de series temporales bajo la metodología universal de pronósticos da luces de las características de los datos históricos, apoyado esto en el proceso previo a los análisis, donde se estudian tendencia, ruido y otras características propias de las series de tiempo, para así guiar en la búsqueda del modelo adecuado para obtener el valor futuro, a diferencia de las distribuciones que entran a la parte operativa desde la primera instancia; siendo esto también bueno ya que son indiferentes a las características de la serie, mas no a los valores de las demandas.

En general se observa que, para los datos CMD usados en este proyecto, es mejor utilizar las ST - Series Temporales, cuando de cálculos futuros se trata de CMD, frente a las opciones de Distribuciones y RNA - Redes Neuronales Artificiales.

BIBLIOGRAFÍA

- Aven, T. 1999.** *Availability Formula for Stand by Systems of Similar Units That Are Prevently Maintained.* s.l. : IEEE Transactions and Reliability, 1999. Vol. 39.
- Azoff, E. 1994.** *Neural Network Time Series Forecasting of Financial Markets.* s.l. : John Wiley & Sons, 1994.
- Bain, L.J. 1978.** *Statistical Analysis of Reliability and Life Testing Models.* New York : Marcel Dekker, Inc., 1978.
- Barlow, Richard E., Proschan, Frank and Hunter, Larry C. 1995.** *Mathematical Theory of Reliability.* New York : John Wiley & Sons, Inc, 1995. 9780520270251 .
- Barringer, H. Paul. 1996.** *Availability, Reliability, Maintainability, and Capability.* Humble : Barringer & Associates, Inc, 1996.
- Billington, Roy and Allan, Ronald. 1983.** *Reliability Evaluation of Engineering Systems.* London : Pitman Advanced Publishing Program, 1983. 9780306412967.
- Blanchard, Benjamin S., Verma, Dinesh and Peterson, Elmer L. 1995.** *Maintainability: A Key to Effective Serviceability and Maintenance Management.* New York : John Wiley & Sons, Inc, 1995. 978-0471591320.
- Carrion, Andres - Garcia. 1999.** *Pronosticos con series temporales - Memorias, ensayos y documentos publicados por la Universidad Politecnica de Valencia.* Valencia : Universidad Politecnica de Valencia, 1999.
- Chinrungrueng, C. 1988.** *Analysis of simple neural networks. Master's Report.* Berkeley : University of California, 1988.
- Chou, Ya-Lun. 1977.** *Análisis Estadístico.* México : Editorial Interamericana, 1977. 968-25-0208-X.
- Collantes Duarte, Joanna Veronica . 2001.** *Prediccion con redes neuronales - Comparacion con las metodologias de Box y Jenkins.* Merida : Universidad de los Andes, 2001.
- Daza, Francisca - Sanchez. 2008.** *Demanda de Agua en Zonas Urbanas en Andalucia.* Cordova : Universidad de Cordova, 2008.
- Díaz, Ángel - Matalobos. 1992.** *Confiabilidad en Mantenimiento.* Caracas : Ediciones IESA, 1992. 978-980-217-068-5.
- Duffuaa, Salih O., Raouf, A. and Campbell, John Dixon. 2000.** *Sistemas de Mantenimiento. Planeacion y control.* Mexico : Editorial Limusa, 2000. 968-18-5918-9.

- Ebeling, Charles. 1997.** *An Introduction to Reliability and Maintainability Engineering.* New York : McGraw-Hill, 1997. 0-07-0188521.
- ESReDA. 2001.** *Handbook on Maintenance Management.* Hovik : Det Norske Veritas, 2001. 8251502705.
- Forcadas, Jorge. 1983.** *Estadística aplicada a los sistemas & Confiabilidad en los sistemas.* Medellín : Revista Sociedad Antioqueña de Ingenieros y Arquitectos, 1983. Vol. 1.
- Fritsch, J. 1996.** *Modular Neural Networks for Speech Recognition. Master's Thesis.* Pittsburgh : Carnegie Mellon University, 1996.
- Gnedenko, Boris and Ushakov, Igor. 1995.** *Probabilistic Reliability Engineering.* New York : John Wiley & Sons, Inc, 1995. 978-0471305026.
- Hanke, John E. and Reitsh, Arthur G. 1996.** *Pronósticos en los Negocios.* México : Prentice Hall, 1996. 9702607590.
- Haykin, Simon. 1999.** *Neural Networks: A Comprehensive Foundation.* Upper Saddle River : Prentice Hall, 1999. 81-7808-300-0.
- Isasi, Pedro - Viñuela and Galvan, Ines M. - Leon. 2004.** *Redes de Neuronas Artificiales Un enfoque practico.* Madrid : Pearson Educacion, S.A., 2004. 84-805-4025-0.
- Kaastra, L and Boyd, M. 1996.** *Designing a Neural Network for forecasting Financial and Economic Time Series.* s.l. : Neurocomputing, 1996.
- Kelly, Anthony and - Harris, M. J. 1998.** *Gestión del mantenimiento industrial.* Madrid : Fundación REPSOL Publicaciones e Impreso en Gráficas del Mar, 1998. 84-923506-0-1.
- Knezevic, Jezdimir. 1996.** *Mantenimiento.* Madrid : Isdefe, 1996. 9788489338098.
- Leemis, Lawrence M. 1995.** *Reliability: Probabilistic Models and Statistical Methods.* New Jersey : Prentice Hall, 1995. 9780137205172.
- Levin, Richard. 1997.** *Estadística para administradores.* New Jersey : Editorial Prentice-Hall, 1997. 9688806757.
- . **1988.** *Estadística para Administradores.* México : Prentice Hall, 1988. 968-880-152-6.
- Lewis, Elmer E. 1987.** *Introduction to Reliability Engineering.* New York : John Wiley & Sons, Inc, 1987. 9780471811992.
- Makridakis, Spyros and Wheelwright, Steven C. 1998.** *Métodos de Pronósticos.* México : Limusa Noriega Editores, 1998. 9681848799.

- Makridakis, Spyros and Whellwright, Steven. 1978.** *Forecasting Methods and applications.* New York : Jhon Wiley & Sons, 1978. 0471937703.
- Martin, Bonifacio - del Brio and Sanz Molina, Alfredo. 2007.** *Redes Neuronales y Sistemas Borrosos.* Mexico : Alfaomega, 2007. 978-970-15-1250-0.
- Mehrotra, Kishan, Mohan, Chilukuri K. and Ranka, Sanjay. 1996.** *Elements of Artificial Neural Networks.* s.l. : A Bradford Book, 1996. 978-0262133289.
- Mora, Alberto - Gutiérrez. 2007.** *Pronósticos de demanda e inventarios.* Envigado : AMG, 2007. ISBN 978-958-44-0233-2.
- Mora, Luis Alberto - Gutiérrez. 2006.** *Mantenimiento Estratégico para empresas industriales o de servicios.* Envigado, Colombia : Editorial AMG, 2006. 958-33-8218-3.
- Mora, Luis Alberto - Gutierrez. 2012.** *Mantenimiento Industrial Efectivo.* Envigado : Coldi Ltda, 2012. 978-958-98902-0-2.
- Nachlas, Joel. 1995.** *Fiabilidad.* Madrid : Isdefe, 1995. 8489338078.
- Nahmias, S. 2007.** *Análisis de la Producción y las Operaciones.* México, D.F. : McGraw-Hill, 2007.
- Navarro, Luis - Elola, Pator, Ana Clara - Tejedor and Mugaburu, Jaime Miguel - Lacabrera. 1997.** *Gestion Integral de Mantenimiento.* Barcelona : Marcombo, 1997. 84-267-1121-9.
- O'Connor, Patrick D.T. 1985.** *Practical Reliability Engineering.* New York : John Wiley & Son Ltd, 1985.
- Ramakumar, Ramachandra. 1993.** *Engineering Reliability. Fundamentals and Applications.* New Jersey : Prentice-Hall, 1993. 9780132767590.
- Rumelhart, D. E., Widrow, B. and Lehr, M. A. 1994.** *Neural Networks: Applications in Industry, Business and Science.* s.l. : Communications of the AC, 1994.
- Russel, Stuart J. and Norvig, Peter. 2003.** *Artificial Intelligence. A Modern Approach.* New Jersey : Prentice Hall, 2003. 0131038052.
- Samarasinghe, Sandhya. 2007.** *Neural Networks for Applied Sciences and Engineering.* Boca Raton : Auerbach Publications, 2007. 13:978-0-8493-3375-X.
- Sánchez, Paola y Velásquez, Juan D. 2010.** *Problemas de investigación en la predicción de series de tiempo con redes neuronales artificiales.* Medellín : Avances en Sistemas e Informática, 2010. 16577663.

Sanger, T. 1989. *Optimal Unsupervised Learning in Feedforward neural.* Massachusetts : Massachusetts Insitute of Technology, 1989.

Schroeder, R. 1996. *Administración de operaciones, toma de decisiones en la función de operaciones.* Mexico : McGraw Hill, 1996. 970-10-0088-9.

Shih, Y. 1994. *Neural User's Guide.* s.l. : Cheshire Engineering Corporation, 1994.

Toro, Eliana - Ocampo, Mejia, Diego - Giraldo and Salazar, Harold - Isaza. 2004. *Pronostico de ventas usando Redes Neuronales Artificiales.* s.l. : Redalyc, 2004.

Towell, G. and Shavlik, J. 1994. *Knowledge-based artificial neural networks.* s.l. : Artificial Inteligence, 1994.

Zhang, G. Peter. 2004. *Neural Networks in Business Forecasting.* Hershey : Idea Group Publishing, 2004. ISBN 1-59140-176-3.

ANEXOS

Anexo A - Parámetros Turbina

- Datos Mp

| | METODO | | |
|--------------|-----------------------|-------|-------|
| | Benard | | |
| FECHA | Beta | Eta | MP |
| AÑO 1 MES 1 | Aún no hay MP | | |
| AÑO 1 MES 2 | Aún no hay MP | | |
| AÑO 1 MES 3 | Aún no hay MP | | |
| AÑO 1 MES 4 | Aún no hay MP | | |
| AÑO 1 MES 5 | Aún no hay MP | | |
| AÑO 1 MES 6 | Aún no hay MP | | |
| AÑO 1 MES 7 | No calcula solo un MP | | |
| AÑO 1 MES 8 | No calcula solo un MP | | |
| AÑO 1 MES 9 | No calcula solo un MP | | |
| AÑO 1 MES 10 | No calcula solo un MP | | |
| AÑO 1 MES 11 | No calcula solo un MP | | |
| AÑO 1 MES 12 | No calcula solo un MP | | |
| AÑO 2 MES 1 | No calcula solo un MP | | |
| AÑO 2 MES 2 | No calcula solo un MP | | |
| AÑO 2 MES 3 | No calcula solo un MP | | |
| AÑO 2 MES 4 | No calcula solo un MP | | |
| AÑO 2 MES 5 | No calcula solo un MP | | |
| AÑO 2 MES 6 | No calcula solo un MP | | |
| AÑO 2 MES 7 | 0,62 | 8,22 | 11,91 |
| AÑO 2 MES 8 | 0,62 | 8,22 | 11,91 |
| AÑO 2 MES 9 | 0,62 | 8,22 | 11,91 |
| AÑO 2 MES 10 | 0,62 | 8,22 | 11,91 |
| AÑO 2 MES 11 | 0,78 | 10,00 | 11,57 |
| AÑO 2 MES 12 | 0,78 | 10,00 | 11,57 |
| AÑO 3 MES 1 | 0,78 | 10,00 | 11,57 |
| AÑO 3 MES 2 | 0,78 | 10,00 | 11,57 |
| AÑO 3 MES 3 | 0,88 | 11,13 | 11,82 |
| AÑO 3 MES 4 | 0,88 | 11,13 | 11,82 |
| AÑO 3 MES 5 | 0,88 | 11,13 | 11,82 |
| AÑO 3 MES 6 | 0,98 | 11,63 | 11,71 |
| AÑO 3 MES 7 | 0,98 | 11,63 | 11,71 |
| AÑO 3 MES 8 | 0,98 | 11,63 | 11,71 |

| | | | |
|--------------|------|-------|-------|
| AÑO 3 MES 9 | 0,98 | 11,63 | 11,71 |
| AÑO 3 MES 10 | 0,98 | 11,63 | 11,71 |
| AÑO 3 MES 11 | 0,98 | 11,63 | 11,71 |
| AÑO 3 MES 12 | 0,98 | 11,63 | 11,71 |
| AÑO 4 MES 1 | 0,98 | 11,63 | 11,71 |
| AÑO 4 MES 2 | 0,98 | 11,63 | 11,71 |
| AÑO 4 MES 3 | 1,21 | 10,12 | 9,50 |
| AÑO 4 MES 4 | 1,48 | 8,54 | 7,72 |
| AÑO 4 MES 5 | 1,48 | 8,54 | 7,72 |
| AÑO 4 MES 6 | 1,48 | 8,54 | 7,72 |
| AÑO 4 MES 7 | 1,48 | 8,54 | 7,72 |
| AÑO 4 MES 8 | 1,48 | 8,54 | 7,72 |
| AÑO 4 MES 9 | 1,48 | 8,54 | 7,72 |
| AÑO 4 MES 10 | 1,48 | 8,54 | 7,72 |
| AÑO 4 MES 11 | 1,48 | 8,54 | 7,72 |
| AÑO 4 MES 12 | 1,48 | 8,54 | 7,72 |
| AÑO 5 MES 1 | 1,48 | 8,54 | 7,72 |
| AÑO 5 MES 2 | 1,48 | 8,54 | 7,72 |
| AÑO 5 MES 3 | 1,46 | 8,41 | 7,62 |
| AÑO 5 MES 4 | 1,51 | 8,13 | 7,33 |
| AÑO 5 MES 5 | 1,11 | 7,18 | 6,90 |
| AÑO 5 MES 6 | 1,13 | 7,42 | 7,09 |
| AÑO 5 MES 7 | 1,13 | 7,42 | 7,09 |
| AÑO 5 MES 8 | 1,13 | 7,42 | 7,09 |
| AÑO 5 MES 9 | 1,13 | 7,42 | 7,09 |
| AÑO 5 MES 10 | 1,13 | 7,42 | 7,09 |
| AÑO 5 MES 11 | 1,15 | 7,72 | 7,35 |
| AÑO 5 MES 12 | 1,15 | 7,72 | 7,35 |
| AÑO 6 MES 1 | 1,15 | 7,72 | 7,35 |
| AÑO 6 MES 2 | 1,15 | 7,72 | 7,35 |
| AÑO 6 MES 3 | 1,15 | 7,72 | 7,35 |
| AÑO 6 MES 4 | 1,15 | 7,72 | 7,35 |
| AÑO 6 MES 5 | 1,03 | 7,72 | 7,62 |
| AÑO 6 MES 6 | 1,03 | 7,72 | 7,62 |
| AÑO 6 MES 7 | 1,03 | 7,72 | 7,62 |
| AÑO 6 MES 8 | 1,03 | 7,72 | 7,62 |
| AÑO 6 MES 9 | 1,03 | 7,72 | 7,62 |
| AÑO 6 MES 10 | 1,03 | 7,72 | 7,62 |

| | | | |
|--------------|------|------|------|
| AÑO 6 MES 11 | 1,06 | 7,56 | 7,39 |
| AÑO 6 MES 12 | 1,06 | 7,56 | 7,39 |
| AÑO 7 MES 1 | 1,06 | 7,56 | 7,39 |
| AÑO 7 MES 2 | 1,07 | 7,81 | 7,60 |
| AÑO 7 MES 3 | 1,10 | 7,75 | 7,48 |
| AÑO 7 MES 4 | 1,10 | 7,75 | 7,48 |
| AÑO 7 MES 5 | 1,10 | 7,75 | 7,48 |
| AÑO 7 MES 6 | 1,11 | 7,98 | 7,68 |
| AÑO 7 MES 7 | 1,13 | 7,67 | 7,34 |
| AÑO 7 MES 8 | 1,13 | 7,67 | 7,34 |
| AÑO 7 MES 9 | 1,13 | 7,67 | 7,34 |
| AÑO 7 MES 10 | 1,14 | 7,88 | 7,52 |
| AÑO 7 MES 11 | 1,14 | 7,88 | 7,52 |
| | | | |
| AÑO 7 MES 12 | 1,14 | 7,88 | 7,52 |

- Datos MTBMp

| METODO | | |
|-----------------------|---------|---------|
| Benard | | |
| Beta | Eta | MTBMp |
| Aún no hay MP | | |
| No calcula solo un UT | | |
| No calcula solo un UT | | |
| No calcula solo un UT | | |
| No calcula solo un UT | | |
| No calcula solo un UT | | |
| No calcula solo un UT | | |
| No calcula solo un UT | | |
| No calcula solo un UT | | |
| No calcula solo un UT | | |
| No calcula solo un UT | | |
| No calcula solo un UT | | |
| No calcula solo un UT | | |
| No calcula solo un UT | | |
| 2,34 | 8122,05 | 7197,06 |
| 2,34 | 8122,05 | 7197,06 |
| 2,34 | 8122,05 | 7197,06 |
| 2,34 | 8122,05 | 7197,06 |
| 1,66 | 6631,60 | 5926,00 |
| 1,66 | 6631,60 | 5926,00 |
| 1,66 | 6631,60 | 5926,00 |
| 1,66 | 6631,60 | 5926,00 |
| 1,62 | 5760,80 | 5160,03 |
| 1,62 | 5760,80 | 5160,03 |
| 1,62 | 5760,80 | 5160,03 |
| 1,61 | 5069,09 | 4541,20 |
| 1,61 | 5069,09 | 4541,20 |
| 1,61 | 5069,09 | 4541,20 |

| | | |
|------|---------|---------|
| 1,61 | 5069,09 | 4541,20 |
| 1,61 | 5069,09 | 4541,20 |
| 1,61 | 5069,09 | 4541,20 |
| 1,61 | 5069,09 | 4541,20 |
| 1,61 | 5069,09 | 4541,20 |
| 1,61 | 5069,09 | 4541,20 |
| 1,76 | 5442,17 | 4844,85 |
| 0,81 | 4103,65 | 4607,92 |
| 0,81 | 4103,65 | 4607,92 |
| 0,81 | 4103,65 | 4607,92 |
| 0,81 | 4103,65 | 4607,92 |
| 0,81 | 4103,65 | 4607,92 |
| 0,81 | 4103,65 | 4607,92 |
| 0,81 | 4103,65 | 4607,92 |
| 0,81 | 4103,65 | 4607,92 |
| 0,81 | 4103,65 | 4607,92 |
| 0,81 | 4103,65 | 4607,92 |
| 0,81 | 4103,65 | 4607,92 |
| 0,81 | 4103,65 | 4607,92 |
| 0,59 | 2803,16 | 4355,30 |
| 0,61 | 2500,63 | 3680,28 |
| 0,47 | 1957,16 | 4334,66 |
| 0,49 | 1891,45 | 3894,12 |
| 0,49 | 1891,45 | 3894,12 |
| 0,49 | 1891,45 | 3894,12 |
| 0,49 | 1891,45 | 3894,12 |
| 0,49 | 1891,45 | 3894,12 |
| 0,49 | 1891,45 | 3894,12 |
| 0,50 | 2017,99 | 4000,94 |
| 0,50 | 2017,99 | 4000,94 |
| 0,50 | 2017,99 | 4000,94 |
| 0,50 | 2017,99 | 4000,94 |
| 0,50 | 2017,99 | 4000,94 |
| 0,50 | 2017,99 | 4000,94 |
| 0,52 | 2081,95 | 3829,24 |
| 0,52 | 2081,95 | 3829,24 |
| 0,52 | 2081,95 | 3829,24 |
| 0,52 | 2081,95 | 3829,24 |
| 0,52 | 2081,95 | 3829,24 |
| 0,52 | 2081,95 | 3829,24 |

| | | |
|------|---------|---------|
| 0,53 | 2233,92 | 4026,93 |
| 0,53 | 2233,92 | 4026,93 |
| 0,53 | 2233,92 | 4026,93 |
| 0,54 | 2312,83 | 4044,50 |
| 0,56 | 2250,34 | 3775,87 |
| 0,56 | 2250,34 | 3775,87 |
| 0,56 | 2250,34 | 3775,87 |
| 0,57 | 2284,94 | 3719,53 |
| 0,58 | 2226,94 | 3506,54 |
| 0,58 | 2226,94 | 3506,54 |
| 0,58 | 2226,94 | 3506,54 |
| 0,59 | 2288,90 | 3530,54 |
| 0,59 | 2288,90 | 3530,54 |
| | | |
| 0,59 | 2288,90 | 3530,54 |

- Datos MTTR

| Metodos | | |
|------------------------|-------|-------|
| Benard | | |
| Beta | Eta | MTTR |
| no hay falla aún | | |
| no hay falla aún | | |
| Solo un TTR no calcula | | |
| Solo un TTR no calcula | | |
| 0,97 | 2,93 | 2,98 |
| 0,97 | 2,93 | 2,98 |
| 1,04 | 3,58 | 3,52 |
| 1,04 | 3,58 | 3,52 |
| 1,07 | 4,49 | 4,38 |
| 0,91 | 2,71 | 2,84 |
| 0,94 | 3,01 | 3,11 |
| 0,94 | 3,01 | 3,11 |
| 0,983 | 3,178 | 3,201 |
| 1,004 | 3,445 | 3,440 |
| 1,027 | 3,659 | 3,619 |
| 0,991 | 3,536 | 3,550 |
| 0,991 | 3,536 | 3,550 |
| 1,016 | 3,667 | 3,643 |
| 1,016 | 3,667 | 3,643 |
| 1,016 | 3,667 | 3,643 |
| 1,016 | 3,667 | 3,643 |
| 1,016 | 3,667 | 3,643 |
| 0,838 | 4,394 | 4,826 |
| 0,838 | 4,394 | 4,826 |
| 0,87 | 4,30 | 4,61 |
| 0,87 | 4,30 | 4,61 |
| 0,90 | 4,36 | 4,60 |
| 0,93 | 4,33 | 4,49 |
| 0,94 | 4,44 | 4,56 |
| 0,98 | 4,06 | 4,09 |
| 0,98 | 4,06 | 4,09 |
| 0,98 | 4,06 | 4,09 |

| | | |
|------|------|------|
| 0,98 | 4,06 | 4,09 |
| 1,00 | 4,16 | 4,16 |
| 1,00 | 4,16 | 4,16 |
| 1,00 | 4,16 | 4,16 |
| 1,00 | 4,16 | 4,16 |
| 1,00 | 4,16 | 4,16 |
| 1,00 | 4,16 | 4,16 |
| 1,00 | 4,16 | 4,16 |
| 1,02 | 4,18 | 4,15 |
| 1,04 | 4,23 | 4,16 |
| 1,04 | 4,23 | 4,16 |
| 1,02 | 4,04 | 4,01 |
| 1,02 | 4,04 | 4,01 |
| 1,02 | 4,04 | 4,01 |
| 1,02 | 4,04 | 4,01 |
| 1,02 | 4,04 | 4,01 |
| 1,02 | 4,04 | 4,01 |
| 1,02 | 4,04 | 4,01 |
| 1,02 | 4,04 | 4,01 |
| 1,04 | 4,01 | 3,94 |
| 1,04 | 4,01 | 3,94 |
| 1,04 | 3,86 | 3,80 |
| 1,04 | 3,86 | 3,80 |
| 1,07 | 3,81 | 3,72 |
| 1,08 | 3,84 | 3,73 |
| 1,08 | 3,84 | 3,73 |
| 1,10 | 3,89 | 3,75 |
| 1,10 | 3,89 | 3,75 |
| 1,10 | 3,66 | 3,53 |
| 1,10 | 3,66 | 3,53 |
| 1,10 | 3,66 | 3,53 |
| 1,10 | 3,66 | 3,53 |
| 1,12 | 3,61 | 3,46 |
| 1,12 | 3,56 | 3,41 |
| 1,12 | 3,56 | 3,41 |
| 1,12 | 3,56 | 3,41 |
| 1,14 | 3,57 | 3,41 |
| 1,14 | 3,49 | 3,33 |
| 1,14 | 3,41 | 3,25 |

| | | |
|------|------|------|
| 1,13 | 3,32 | 3,18 |
| 1,13 | 3,32 | 3,18 |
| 1,13 | 3,32 | 3,18 |
| 1,13 | 3,32 | 3,18 |
| 1,14 | 3,37 | 3,22 |
| 1,14 | 3,37 | 3,22 |
| 1,14 | 3,37 | 3,22 |
| 1,14 | 3,37 | 3,22 |
| 1,14 | 3,37 | 3,22 |
| 1,13 | 3,33 | 3,19 |
| 1,13 | 3,33 | 3,19 |
| 1,13 | 3,33 | 3,19 |
| 1,13 | 3,33 | 3,19 |
| | | |
| 1,13 | 3,33 | 3,19 |

- Datos MTBMc

| Metodos | | |
|-----------------------|---------|---------|
| Benard | | |
| Beta | Eta | MTBMc |
| no hay falla aún | | |
| no hay falla aún | | |
| Solo un UT no calcula | | |
| Solo un UT no calcula | | |
| 0,72 | 1456,51 | 1799,90 |
| 0,72 | 1456,51 | 1799,90 |
| 0,88 | 1507,07 | 1609,13 |
| 0,88 | 1507,07 | 1609,13 |
| 0,99 | 1597,68 | 1603,73 |
| 0,53 | 896,18 | 1630,17 |
| 0,55 | 971,03 | 1630,50 |
| 0,55 | 971,03 | 1630,50 |
| 0,58 | 1060,10 | 1686,44 |
| 0,61 | 1053,36 | 1553,58 |
| 0,63 | 1092,83 | 1542,43 |
| 0,70 | 952,80 | 1203,36 |
| 0,70 | 952,80 | 1203,36 |
| 0,71 | 1020,77 | 1268,61 |
| 0,71 | 1020,77 | 1268,61 |
| 0,71 | 1020,77 | 1268,61 |
| 0,71 | 1020,77 | 1268,61 |
| 0,71 | 1020,77 | 1268,61 |
| 0,66 | 1032,96 | 1377,56 |
| 0,66 | 1032,96 | 1377,56 |
| 0,68 | 1080,33 | 1413,34 |
| 0,68 | 1080,33 | 1413,34 |
| 0,69 | 1147,57 | 1481,48 |
| 0,71 | 1113,40 | 1391,11 |
| 0,73 | 1106,32 | 1349,62 |
| 0,77 | 1040,51 | 1211,93 |
| 0,77 | 1040,51 | 1211,93 |
| 0,77 | 1040,51 | 1211,93 |

| | | |
|------|---------|---------|
| 0,77 | 1040,51 | 1211,93 |
| 0,77 | 1115,73 | 1299,36 |
| 0,77 | 1115,73 | 1299,36 |
| 0,77 | 1115,73 | 1299,36 |
| 0,77 | 1115,73 | 1299,36 |
| 0,77 | 1115,73 | 1299,36 |
| 0,77 | 1115,73 | 1299,36 |
| 0,77 | 1115,73 | 1299,36 |
| 0,76 | 1229,04 | 1446,66 |
| 0,77 | 1262,90 | 1471,19 |
| 0,77 | 1262,90 | 1471,19 |
| 0,78 | 1273,93 | 1465,26 |
| 0,78 | 1273,93 | 1465,26 |
| 0,78 | 1273,93 | 1465,26 |
| 0,78 | 1273,93 | 1465,26 |
| 0,78 | 1273,93 | 1465,26 |
| 0,78 | 1273,93 | 1465,26 |
| 0,78 | 1273,93 | 1465,26 |
| 0,77 | 1391,27 | 1617,26 |
| 0,77 | 1391,27 | 1617,26 |
| 0,79 | 1388,73 | 1593,45 |
| 0,79 | 1388,73 | 1593,45 |
| 0,80 | 1400,84 | 1590,49 |
| 0,81 | 1405,69 | 1579,61 |
| 0,81 | 1405,69 | 1579,61 |
| 0,82 | 1426,06 | 1589,37 |
| 0,82 | 1426,06 | 1589,37 |
| 0,84 | 1397,09 | 1529,60 |
| 0,84 | 1397,09 | 1529,60 |
| 0,84 | 1397,09 | 1529,60 |
| 0,84 | 1397,09 | 1529,60 |
| 0,85 | 1418,70 | 1543,39 |
| 0,80 | 1353,00 | 1534,99 |
| 0,80 | 1353,00 | 1534,99 |
| 0,80 | 1353,00 | 1534,99 |
| 0,80 | 1410,21 | 1598,72 |
| 0,81 | 1375,13 | 1542,36 |
| 0,82 | 1323,32 | 1475,23 |

| | | |
|------|---------|---------|
| 0,83 | 1330,21 | 1472,49 |
| 0,83 | 1330,21 | 1472,49 |
| 0,83 | 1330,21 | 1472,49 |
| 0,83 | 1330,21 | 1472,49 |
| 0,84 | 1332,60 | 1460,71 |
| 0,84 | 1332,60 | 1460,71 |
| 0,84 | 1332,60 | 1460,71 |
| 0,84 | 1332,60 | 1460,71 |
| 0,84 | 1332,60 | 1460,71 |
| 0,84 | 1332,60 | 1460,71 |
| 0,85 | 1302,76 | 1417,36 |
| 0,85 | 1302,76 | 1417,36 |
| 0,85 | 1302,76 | 1417,36 |
| 0,85 | 1302,76 | 1417,36 |
| 0,85 | 1302,76 | 1417,36 |
| | | |
| 0,85 | 1302,76 | 1417,36 |

Anexo B - Manual programa red neuronal para cálculo series temporales

A continuación se describe los pasos para el cálculo de series temporales mediante redes neuronales implementados en Matlab y desarrollados por el autor.

Antes de empezar se debe asegurar de estar en el directorio correcto (directorio en el que están todos los programas) y además que el directorio cuente con todos los programas desarrollados en Matlab necesarios, en las secciones señaladas en la Ilustración 38. Igualmente se debe contar con un archivo en Excel en este caso es el DATOSCMD.xlsx para la lectura de los datos históricos o serie temporal. Los programas son:

calcentr.m

calcocul.m

parambp.m

calcpes.m

main.m

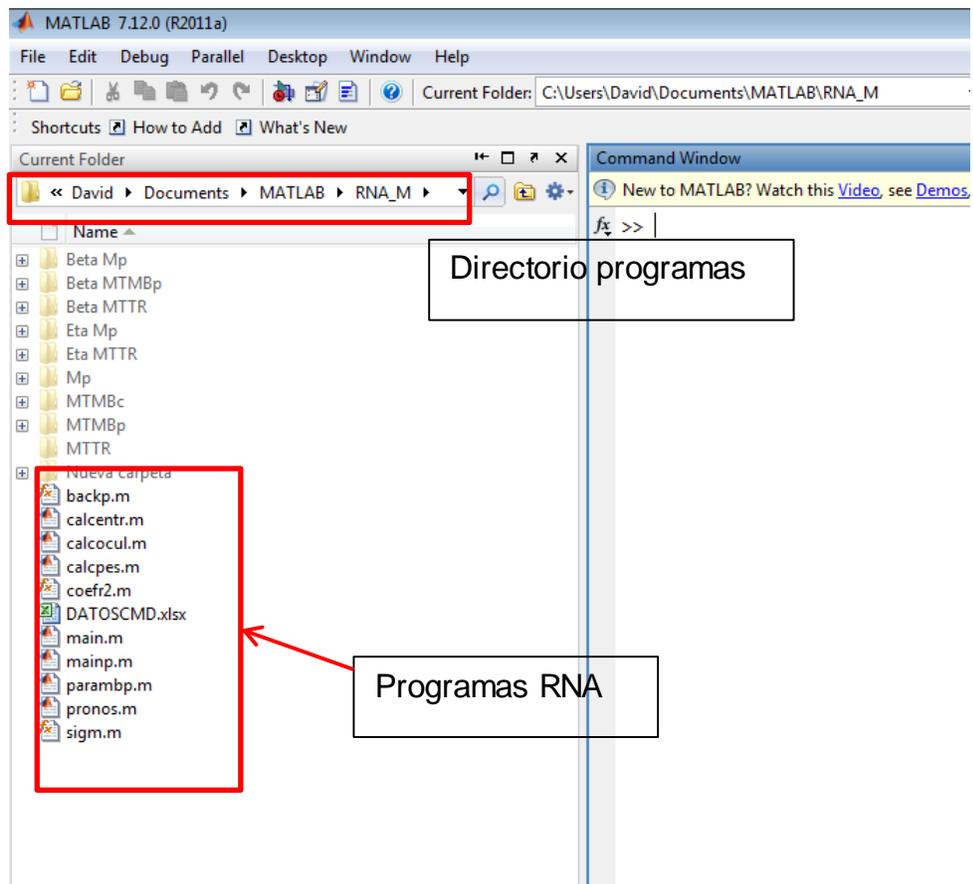
pron.m

backpr.m

sigm.m

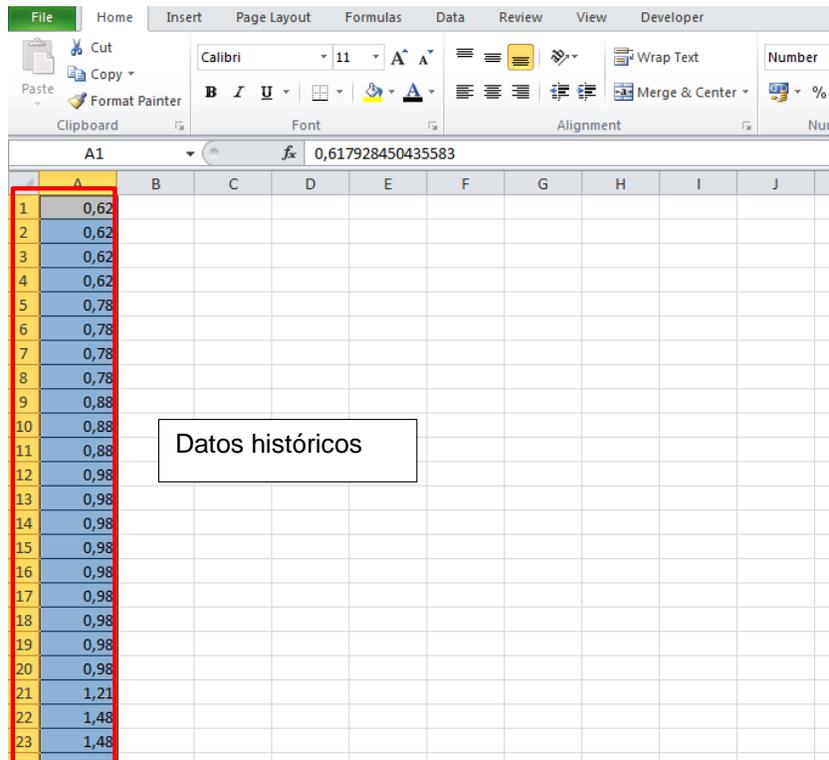
DATOSCMD.xlsx

Ilustración 38 - Revisión directorio y programas



Antes de iniciar cualquier programa en Matlab es necesario abrir el archivo Excel, en este caso DATOSCMD.xlsx, copiar los valores de los datos históricos del respectivo variable a pronosticar, en la primera columna de la primera hoja del archivo, como se muestra en la Ilustración 39 y luego salvar y cerrar.

Ilustración 39 - Copiado de datos históricos en archivo Excel DATOSCMD

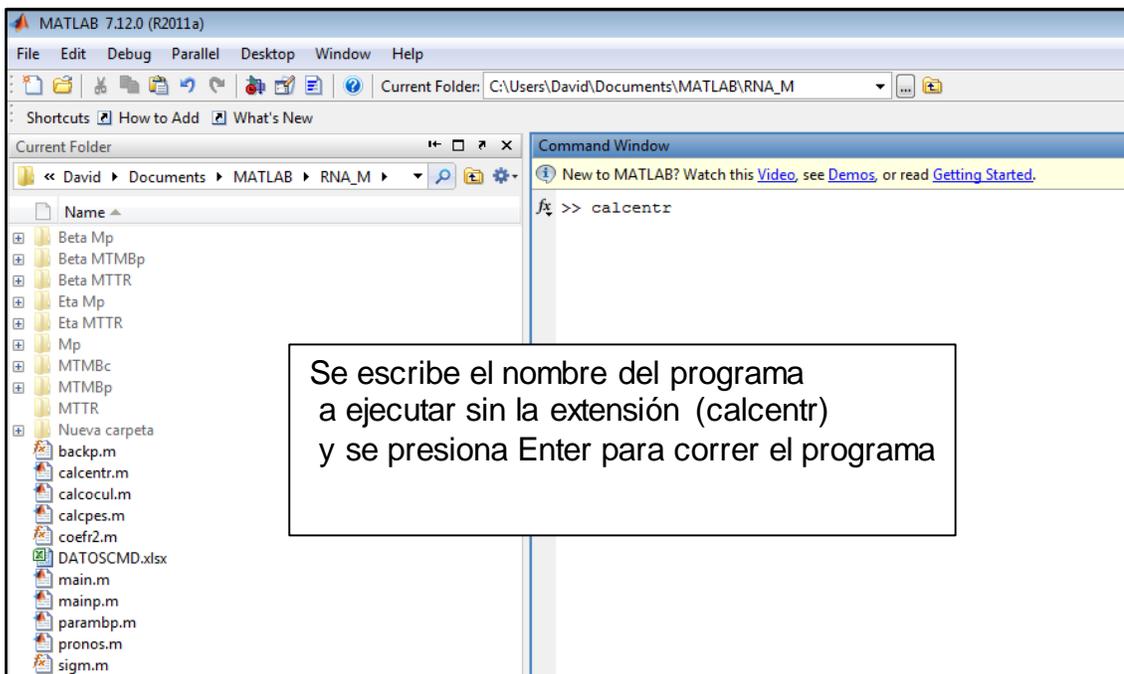


En la ventana de comandos (Command Window) se escribe el nombre del programa a ejecutar y se presiona enter para correr el programa. El primer programa que se debe ejecutar es calcentr.m. Este programa se usa para determinar las entradas de la arquitectura de la red neuronal. Calcula el error de entrenamiento, el error de validación y el ajuste de 12 redes neuronales distintos definidos a partir del número de entradas. Los parámetros del algoritmo de retropropagación se fijan a unos valores específicos para evaluar únicamente la arquitectura y hallar la red inicial óptima. Los valores de entrada corresponden a valores anteriores de la serie temporal de 1 a 12 y el número de neuronas ocultas se fijan de acuerdo al método heurístico “ $2*n+1$ ” definido por el autor Azoff y la salida para todas las arquitecturas se fijan en 1 debido a que solo se requiere hacer el pronóstico de un valor de la serie temporal. Por lo tanto las combinaciones serían los siguientes:

Ilustración 40 - Combinaciones arquitecturas programa calcentr.m

| Modelo | Arquitectura | | |
|--------|--------------|---------|--------|
| | Entradas | Ocultos | Salida |
| 1 | 1 | 3 | 1 |
| 2 | 2 | 5 | 1 |
| 3 | 3 | 7 | 1 |
| . | . | . | . |
| . | . | . | . |
| 12 | 12 | 25 | 1 |

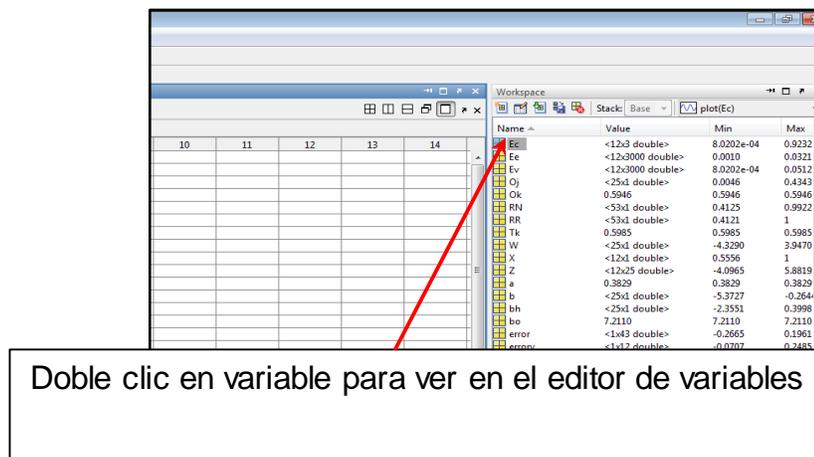
Ilustración 41 - Ejecución del programa calcentr en ventana de comando



Al terminar el programa aparecen al lado derecho de la pantalla una cantidad de variables calculados durante la ejecución del programa se abren varias ventanas graficas en Matlab. En cada ventana están graficadas el error de entrenamiento y el error de validación después de cada iteración del entrenamiento. El usuario con la ayuda de los últimos datos del error de entrenamiento, el error de validación, el ajuste y las gráficas selecciona el modelo óptimo y por lo tanto define el número de entradas de la arquitectura de la red neuronal para el problema específico. Se recomienda dar doble clic sobre la variable *Ec* en la ventana *Workspace* donde se

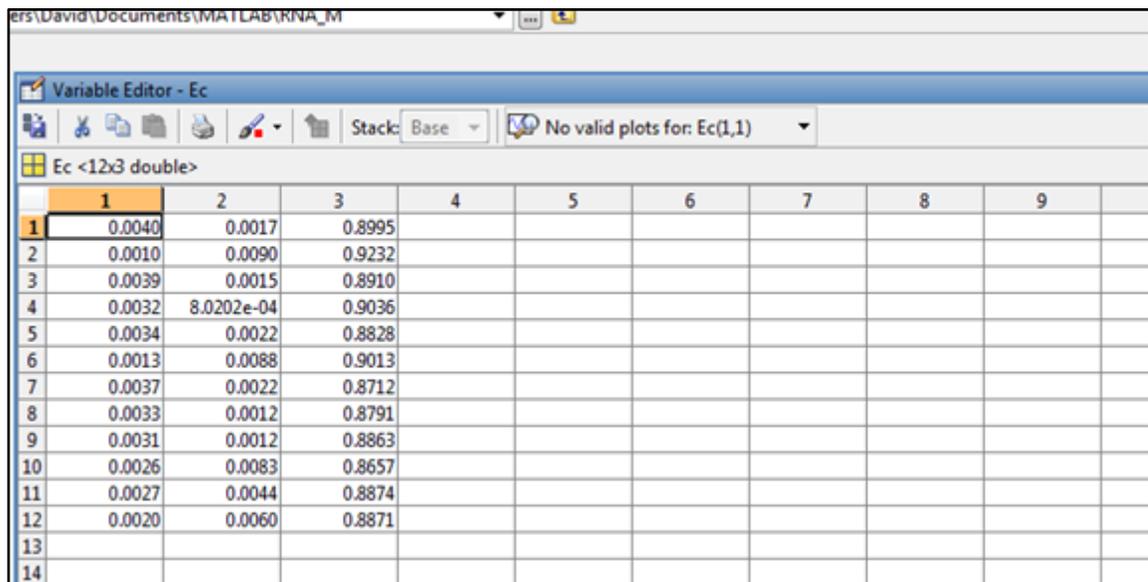
almacenan todas las variables del programa, para abrir el editor de variables que es un espacio parecido a Excel donde se pueden ver los valores de las variables para observar los errores de entrenamiento (primera columna), errores de validación (segunda columna) y el ajuste r^2 (Tercera columna) lo que ayudara a seleccionar el modelo y por ende las entradas del problema específico (ver Ilustración 42) .

Ilustración 42 - Variable Ec



En la Ilustración 43 se observa que los valores de la fila 4 que representan los errores y ajuste del modelo 4 son menores para el error de validación y cuyo ajuste esta entre los más altos por lo cual se selecciona a 4 como el número de entradas. Se recomienda además mirar las gráficas de errores como ayuda para seleccionar el modelo adecuado.

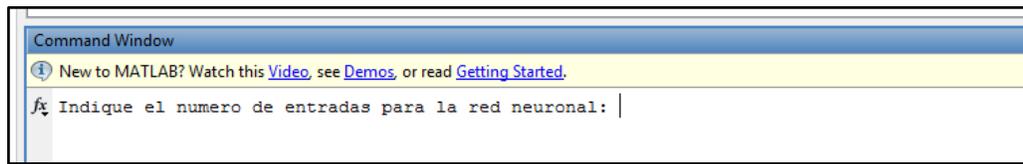
Ilustración 43 - Selección del modelo para el número de entradas.



| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 |
|----|--------|------------|--------|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 0.0040 | 0.0017 | 0.8995 | | | | | | |
| 2 | 0.0010 | 0.0090 | 0.9232 | | | | | | |
| 3 | 0.0039 | 0.0015 | 0.8910 | | | | | | |
| 4 | 0.0032 | 8.0202e-04 | 0.9036 | | | | | | |
| 5 | 0.0034 | 0.0022 | 0.8828 | | | | | | |
| 6 | 0.0013 | 0.0088 | 0.9013 | | | | | | |
| 7 | 0.0037 | 0.0022 | 0.8712 | | | | | | |
| 8 | 0.0033 | 0.0012 | 0.8791 | | | | | | |
| 9 | 0.0031 | 0.0012 | 0.8863 | | | | | | |
| 10 | 0.0026 | 0.0083 | 0.8657 | | | | | | |
| 11 | 0.0027 | 0.0044 | 0.8874 | | | | | | |
| 12 | 0.0020 | 0.0060 | 0.8871 | | | | | | |
| 13 | | | | | | | | | |
| 14 | | | | | | | | | |

Con el número de entradas ya definidos se ejecuta en la ventana de comandos el programa `calcocul.m`. Este programa se usa para determinar el número de neuronas ocultas de la arquitectura de la red neuronal. Al correr el programa aparece en la ventana de comandos un mensaje solicitando el número de entradas de la red neuronal (Indique el número de entradas para la red neuronal:), ver Ilustración 44, que ya se determinó en el programa anterior. Se escribe el número (debe ser un valor entero sino el programa sacara error) y se presiona enter y el programa realiza varios cálculos con arquitecturas distintas fijando número de entradas y los parámetros del algoritmo de retropropagación; variando el número de neuronas ocultas entre 1 y 15 obteniendo así 15 arquitecturas distintas para seleccionar con el error de entrenamiento, el error de validación y las gráficas generadas al finalizar el número de neuronas ocultas óptimos.

Ilustración 44 - Mensaje en ventana de comando



El siguiente programa que se debe ejecutar es el programa para definir los parámetros del algoritmo de retro propagación que hasta el momento se encontraban fijos en 0.3 para la tasa de aprendizaje y 0.7 para el momento. Al ejecutar el programa parambp.m aparecerán en pantalla dos mensajes solicitando el número de entradas de la red neuronal y el número de neuronas ocultas de la red neuronal. Se digita el número correspondiente al valor determinado para cada variable y luego el programa calcula los errores de entrenamientos y validación correspondientes a 9 combinaciones de valores de los parámetros de retro propagación como se muestra en la Ilustración 45. Se selecciona los parámetros con la ayuda del error de entrenamiento, el error de validación y las gráficas generadas al finalizar el programa.

Ilustración 45 - Combinaciones de tasa de aprendizaje y momento

| Combinación | Tasa aprendizaje | Momento |
|-------------|------------------|---------|
| 1 | 0.1 | 0.1 |
| 2 | 0.1 | 0.5 |
| 3 | 0.1 | 0.9 |
| 4 | 0.5 | 0.1 |
| 5 | 0.5 | 0.5 |
| 6 | 0.5 | 0.9 |
| 7 | 0.9 | 0.1 |
| 8 | 0.9 | 0.5 |
| 9 | 0.9 | 0.9 |

Hasta aquí ya se han calculado el número de entradas, el número de salidas y los parámetros del algoritmo de retro propagación en caso tal de que para cierto modelo no se supiera la arquitectura ni parámetros adecuados para calcular los valores futuros de una serie temporal con redes neuronales. Para el siguiente programa se pueden obviar estos pasos si se conocen de antemano o se desea probar distintas arquitecturas sin necesidad de ensayar tantas arquitecturas por prueba y error. Al ejecutar el programa calcpes.m aparecerán en pantalla mensajes para definir el número de entradas, neuronas ocultas, tasa de

aprendizaje y momento. Se recuerda que se debe ingresar cada valor uno a la vez según lo vaya solicitando el programa y presionar enter después de colocar cada valor para continuar. Este programa genera valores arbitrarios para los pesos sinápticos de la red hasta 50 veces para un número fijo de iteraciones y selecciona el mejor modelo de acuerdo al número de entrenamiento. Almacena los variables y pesos sinápticos óptimos en un archivo .mat (Pesos_red.mat)

El programa main.m es el programa que recopila todas las variables calculados de los programas anteriores y los usa para hallar los valores finales de los pesos sinápticos de la red necesarios para calcular los valores futuros específicos del problema. Al ejecutar el programa main.m solicita el número de iteraciones como criterio de parada del entrenamiento de la red inicial. El programa ejecuta el número de iteraciones definidas por el usuario y regresa los errores de entrenamiento, validación y la gráfica de error de entrenamiento y validación. Es importante observar en la gráfica donde se produce un cambio ascendente de la curva (mínimo) del error de validación para definir el número de iteraciones adecuadas para el modelo y ejecutar nuevamente el programa main.m para determinar los parámetros óptimos finales de la red neuronal y salvarlos en Pesos_red_def.mat

El programa pron.m calcula los valores futuros de la serie temporal. Al ejecutar el programa solicita el número de meses que se desean calcular y los adjunta a la serie de valores estimados por redes neuronales de los datos históricos cuyo variable es RNP (Red Neuronal Pronostico). Se grafica la serie original vs RNP lo que permite observar el ajuste y varianza de los valores calculados con los valores originales además de los valores pronosticados.

Anexo C -Programas MATLAB

Main.m

```
clear all
clc
close all

rand('state',0);

load('Pesos_red.mat')

%Factor de aprendizaje y momentum
iteraciones=input('Indique el numero de iteraciones: ');

%Seleccion de datos de entrada de entrenamiento

patrones=randperm(length(i)-entradas);

in=patrones(1:ceil(0.8*length(patrones)));
ir=patrones(ceil(0.8*length(patrones)+1):length(patrones));

%Iniciacion Resultados neuronales RN y salvado de resultados reales RR
RN=zeros(length(i)-entradas,1);
RR=im(entradas+1:length(im));
r2rna=zeros(1,iteraciones);
%Inicializa la variable del error entrenamiento Ee y validacion Ev

E=zeros(1,iteraciones);
Ev=zeros(1,iteraciones);

for iter=1:iteraciones
    %Inicializacion de variables
    [Z,W,bh,bo,error]=backpr(im,in,entradas,Z,W,bh,bo,n,lamb);
    E(iter)=(sum(0.5*error.^2))/length(error);
    for p=1:length(i)-entradas
        X=im(p:p+entradas-1);
        b=(Z'*X)+bh;
        Oj=sigm(b);
        a=(W'*Oj)+bo;
        Ok=sigm(a);
        RN(p)=Ok;
    end
    r2rna(iter)=coefr2(RR,RN);
    for q=1:length(ir)
        X=im(ir(q):ir(q)+entradas-1);
        Tk=im(ir(q)+entradas);
        b=(Z'*X)+bh;
        Oj=sigm(b);
        a=(W'*Oj)+bo;
```

```

        Ok=sign(a);
        errorv(q)=Tk-Ok;
    end
    Ev(iter)=(sum(0.5*errorv.^2))/length(errorv);
end

%Posicion del vector W,Z con error minimo

save('Pesos_red_def','Z','W','bh','bo','i','im','entradas')

plot(1:iteraciones,E,'b',1:iteraciones,Ev,'r')
legend('Error entrenamiento','Error validacion')
title('Error vs Numero de ciclos')
ylabel('Error')
xlabel('Ciclo')
figure
plot(1:length(patrones),RR,'b',1:length(patrones),RN,'r')
legend('Error entrenamiento','Error validacion')
title('Error vs Numero de ciclos')
ylabel('Error')
xlabel('Ciclo')

```

backpr.m

```
%Funcion retropropagacion para entrenamiento de redes neuronales

%Entradas
%in: Conjunto de datos de entrenamiento
%i: indice de orden de entrada de datos
%entradas: numero de neuronas de entrada de la red neuronal
%Zi: Pesos sinapticos iniciales entre neuronas de entrada y las neuronas
ocultos
%Wi: Pesos sinapticos iniciales entre neuronas ocultas y de salida
%bhi: Pesos sinapticos iniciales bias de las neuronas ocultas
%boi: Pesos sinapticos iniciales bias de las neuronas de salida
%n: tasa de aprendizaje
%lamb: momento

%Salidas
%Zi: Pesos sinapticos finales entre neuronas de entrada y las neuronas
ocultos al finalizar ciclo de entrenamiento
%Wi: Pesos sinapticos finales entre neuronas ocultas y de salida al
finalizar ciclo de entrenamiento
%bhi: Pesos sinapticos finales bias de las neuronas ocultas al finalizar
ciclo de entrenamiento
%boi: Pesos sinapticos finales bias de las neuronas de salida al
finalizar ciclo de entrenamiento

function [Zi,Wi,bhi,boi,error]=backpr(in,i,entradas,Zi,Wi,bhi,boi,n,lamb)

Zo=Zi;
Wo=Wi;

for m=1:length(i)

    p=i(m);

    %Patron de entrenamiento
    X=in(p:p+(entradas-1));

    %Salida esperada del patron de entrenamiento
    Tk=in(p+entradas);

    %Propagacion hacia delante
    b=(Zi'*X)+bhi;

    %Salida de la neurona oculta
    Oj=sigm(b);

    %Salida de la neuronas de salida
    a=(Wi'*Oj)+boi;

    Ok(m)=sigm(a);
```

```

%Diferencia con respecto al valor esperado
error(m)=Tk-Ok(m);

%Propagacion hacia atras del error
Errk=Ok(m)*(1-Ok(m))*(Tk-Ok(m));

Errj=Oj.*(ones(length(Oj),1)-Oj).*(Wi*Errk);

Znew=(n*X)*Errj'+(lamb*(Zi-Zo));
Wnew=(n*Oj*Errk)+(lamb*(Wi-Wo));

bhi=bhi+n*Errj;

boi=boi+n*Errk;

Wo=Wi;
Zo=Zi;

Zi=Zi+Znew;
Wi=Wi+Wnew;
end

```

calcentr.m

```
clear all
clc
close all

rand('state',0);

%Factor de aprendizaje y momentum
n=0.3;
lamb=0.7;

%Leer archivo excel con datos
i=xlsread('DATOSCMD.xlsx');
ii=i;

%Normalizacion de los datos en el rango [0,1]
maxi=max(i);
mini=min(i);

im=(i-mini)./(maxi-mini);

%Ingreso de variables entradas, ocultos y salidas por el usuario
salidas= 1;

%iteraciones=input('Indique el numero de iteraciones: ');
iteraciones=3000;

%Inicializa la variable del error entrenamiento Ee y validacion Ev

Ev=zeros(12,iteraciones);
Ee=zeros(12,iteraciones);

r2rna=zeros(12,iteraciones);

for iter1=1:12
    %Iniciacion pesos sinapticos capa oculta y capa de salida
    W=((rand(2*iter1+1,salidas)*2)-1)/100;
    Z=((rand(iter1,2*iter1+1)*2)-1)/100;
    bh=((rand(2*iter1+1,1)*2)-1)/100;
    bo=((rand(salidas,1)*2)-1)/100;

    patrones=randperm(length(i)-iter1);

    in=patrones(1:ceil(0.8*length(patrones)));
    ir=patrones(ceil(0.8*length(patrones))+1:length(patrones));

    %Iniciacion Resultados neuronales RN y salvado de resultados reales
    RR
    RN=zeros(length(patrones),1);
    RR=im(iter1+1:length(im));
```

```

for iter=1:iteraciones
    %Inicializacion de variables
    [Z,W,bh,bo,error]=backpr(im,in,iter1,Z,W,bh,bo,n,lamb);
    for p=1:length(i)-iter1
        X=im(p:p+iter1-1);
        b=(Z'*X)+bh;
        Oj=sign(b);
        a=(W'*Oj)+bo;
        Ok=sign(a);
        RN(p)=Ok;
    end
    r2rna(iter1,iter)=coefr2(RR,RN);
    for q=1:length(ir)
        X=im(ir(q):ir(q)+iter1-1);
        Tk=im(ir(q)+iter1);
        b=(Z'*X)+bh;
        Oj=sign(b);
        a=(W'*Oj)+bo;
        Ok=sign(a);
        errorv(q)=Tk-Ok;
    end
    Ev(iter1,iter)=sum((0.5*(errorv.^2)))/length(ir);
    Ee(iter1,iter)=sum((0.5*(error.^2)))/length(in);

end
end

Ec=[Ee(:,iteraciones),Ev(:,iteraciones),r2rna(:,iteraciones)];

for iter2=1:12
    figure
    plot(1:iteraciones,Ee(iter2,:), 'b',1:iteraciones,Ev(iter2,:), 'r')
    legend('Error entrenamiento','Error validacion')
    title('Error vs Numero de ciclos')
    ylabel('Error')
    xlabel('Ciclo')
end

```

calcocul.m

```
clear all
clc
close all

rand('state',0);

%Factor de aprendizaje y momentum
n=0.3;
lamb=0.7;

%Leer archivo excel con datos
i=xlsread('DATOSCMD.xlsx');
ii=i;
i=i(:,1);

%Normalizacion de los datos en el rango [0,1]
maxi=max(i);
mini=min(i);

im=(i-mini)./(maxi-mini);

%Ingreso de variables entradas, ocultos y salidas por el usuario
entradas=input('Indique el numero de entradas para la red neuronal: ');
%salidas= input('Indique el numero de salidas para la red neuronal: ');
salidas= 1;
%iteraciones=input('Indique el numero de iteraciones: ');
iteraciones=3000;

%Seleccion de datos de entrada de entrenamiento
patrones=randperm(length(i)-entradas);

in=patrones(1:ceil(0.8*length(patrones)));
ir=patrones(ceil(0.8*length(patrones))+1:length(patrones));

%Iniciacion Resultados neuronales RN y salvado de resultados reales RR
RN=zeros(length(i)-entradas,1);
RR=im(entradas+1:length(im));
r2rna=zeros(1,iteraciones);
%Inicializa la variable del error entrenamiento Ee y validacion Ev

no=1:15;

E=zeros(length(no),iteraciones);
Ev=zeros(length(no),iteraciones);

for iter1=1:length(no)
    W=(rand(no(iter1),salidas)*2)-1)/100;
```

```

Z=( (rand(entradas,no(iter1))*2)-1)/100;
bh=( (rand(no(iter1),1)*2)-1)/100;
bo=( (rand(salidas,1)*2)-1)/100;
for iter=1:iteraciones
    %Inicializacion de variables
    [Z,W,bh,bo,error]=backpr(im,in,entradas,Z,W,bh,bo,n,lamb);
    E(iter1,iter)=(sum(0.5*error.^2))/length(error);
    for q=1:length(ir)
        X=im(ir(q):ir(q)+entradas-1);
        Tk=im(ir(q)+entradas);
        b=(Z'*X)+bh;
        Oj=sigm(b);
        a=(W'*Oj)+bo;
        Ok=sigm(a);
        errorv(q)=Tk-Ok;
    end
    Ev(iter1,iter)=(sum(0.5*errorv.^2))/length(errorv);
    for p=1:length(i)-entradas
        X=im(p:p+entradas-1);
        b=(Z'*X)+bh;
        Oj=sigm(b);
        a=(W'*Oj)+bo;
        Ok=sigm(a);
        RN(p)=Ok;
    end
    r2rna(iter1,iter)=coefr2(RR,RN);
end
end

for iter2=1:length(no)
    figure
    plot(1:iteraciones,E(iter2,:), 'b',1:iteraciones,Ev(iter2,:), 'r')
    legend('Error entrenamiento','Error validacion')
    title('Error vs Numero de ciclos')
    ylabel('Error')
    xlabel('Ciclo')
end

```

calcpes.m

```
clear all
clc
close all

rand('state',0);

%Factor de aprendizaje y momentum

%Leer archivo excel con datos
i=xlsread('DATOSCMD.xlsx');
ii=i;
i=i(:,1);

%Normalizacion de los datos en el rango [0,1]
maxi=max(i);
mini=min(i);

im=(i-mini)./(maxi-mini);

%Ingreso de variables entradas, ocultos y salidas por el usuario
entradas=input('Indique el numero de entradas para la red neuronal: ');
ocultos=input('Indique el numero de pcultos para la red neuronal: ');
%salidas= input('Indique el numero de salidas para la red neuronal: ');
salidas= 1;

n=input('Indique el valor de la tasa de aprendizaje ');
lamb=input('Indique el valor de la tasa de aprendizaje ');

%iteraciones=input('Indique el numero de iteraciones: ');
iteraciones=3000;

%Seleccion de datos de entrada de entrenamiento

patrones=randperm(length(i)-entradas);

in=patrones(1:ceil(0.8*length(patrones)));
ir=patrones(ceil(0.8*length(patrones))+1:length(patrones));

%Iniciacion Resultados neuronales RN y salvado de resultados reales RR
RN=zeros(length(i)-entradas,1);
RR=im(entradas+1:length(im));
r2rna=zeros(1,iteraciones);
%Inicializa la variable del error entrenamiento Ee y validacion Ev

E=zeros(1,iteraciones);
Ev=zeros(1,iteraciones);
```

```

Ee=[];
EV=[];

Zm=zeros(entradas,ocultos*50); %Z sinapsis entre Entradas y capa oculta
Wm=zeros(ocultos,salidas*50); %W sinapsis entre capa oculta y salida

bh=(rand(ocultos,1)*2)-1)/10;
bhm=bh;

bo=(rand(salidas,1)*2)-1)/10;
bom=bo;

for iter1=1:50
    Z=(rand(entradas,ocultos)*2)-1)/10;
    W=(rand(ocultos,salidas)*2)-1)/10;
    Zm(1:entradas,(ocultos*(iter1-1)+1):ocultos*iter1)=Z;
    Wm(1:ocultos,(salidas*(iter1-1)+1):salidas*iter1)=W;
    for iter=1:iteraciones
        %Inicializacion de variables

[Z,W,bhm,bom,error]=backpr(im,in,entradas,Z,W,bhm,bom,n,lamb);
        E(iter)=(sum(0.5*error.^2))/length(error);
        for q=1:length(ir)
            X=im(ir(q):ir(q)+entradas-1);
            Tk=im(ir(q)+entradas);
            b=(Z'*X)+bhm;
            Oj=sigm(b);
            a=(W'*Oj)+bom;
            Ok=sigm(a);
            errorv(q)=Tk-Ok;
        end
        Ev(iter)=(sum(0.5*errorv.^2))/length(errorv);
    end
    bom=bo;
    bhm=bh;
    Ee=[Ee;E];
    EV=[EV;Ev];
end

%Posicion del vector W,Z con error minimo
[A,B]=min(Ee(:,iteraciones));

Z=Zm(1:entradas,(ocultos*(B-1)+1):ocultos*B);
W=Wm(1:ocultos,(salidas*(B-1)+1):salidas*B);

save('Pesos_red','Z','W','bh','bo','i','entradas','im','n','lamb')

```

coefr2.m

```
function R2=coefr2(X,Y)
promX=sum(X)/length(X);

promY=sum(Y)/length(Y);

r21=sum((X-promX).*(Y-promY));
r22=(sum((X-promX).^2)*sum((Y-promY).^2))^0.5;
R2=(r21/r22)^2;
```

Mainp.m

```
clear all
clc
close all

rand('state',0);

load('Pesos_red_def.mat')

[entradas,ocultos]=size(Z);
meses=input('Ingrese el numero de meses a pronosticar: ');
%Factor de aprendizaje y momentum

%Leer archivo excel con datos
%i=xlsread('DATOSCMD.xlsx');
ii=i;
i=i(:,3);

%Normalizacion de los datos en el rango [0,1]
maxi=max(i);
mini=min(i);

im=(i-mini)./(maxi-mini);

for it=1:meses
    X=im(length(im)-entradas+1:length(im));
    b=(Z'*X)+bh;
    Oj=sigm(b);
    a=(W'*Oj)+bo;
    Ok=sigm(a);
    im=[im;Ok];
end

RNP=im*(maxi-mini)+mini;
figure
plot(1:length(i),i,'b',1:length(RNP),RNP,'r')
```

parambp.m

```
clear all
clc
close all

rand('state',0);

%Factor de aprendizaje y momentum
nv=[0.1 0.5 0.9];
lambv=[0.1 0.5 0.9];

%Leer archivo excel con datos
i=xlsread('DATOSCMD.xlsx');
ii=i;
i=i(:,1);

%Normalizacion de los datos en el rango [0,1]
maxi=max(i);
mini=min(i);

im=(i-mini)./(maxi-mini);

%Ingreso de variables entradas, ocultos y salidas por el usuario
entradas=input('Indique el numero de entradas para la red neuronal: ');
ocultos=input('Indique el numero de pcultos para la red neuronal: ');
%salidas= input('Indique el numero de salidas para la red neuronal: ');
salidas= 1;
%iteraciones=input('Indique el numero de iteraciones: ');
iteraciones=3000;

W=((rand(ocultos,salidas)*2)-1)/100;
Z=((rand(entradas,ocultos)*2)-1)/100;
bh=((rand(ocultos,1)*2)-1)/100;
bo=((rand(salidas,1)*2)-1)/100;

%Seleccion de datos de entrada de entrenamiento

patrones=randperm(length(i)-entradas);

in=patrones(1:ceil(0.8*length(patrones)));
ir=patrones(ceil(0.8*length(patrones)+1):length(patrones));

%Iniciacion Resultados neuronales RN y salvado de resultados reales RR
RN=zeros(length(i)-entradas,1);
RR=im(entradas+1:length(im));
r2rna=zeros(1,iteraciones);
%Inicializa la variable del error entrenamiento Ee y validacion Ev

E=zeros(1,iteraciones);
```

```

Ev=zeros(1,iteraciones);

Ee=[];
EV=[];

for iter1=1:length(nv)
    n=nv(iter1);
    for iter2=1:length(lambv)
        Wt=W;
        Zt=Z;
        bht=bh;
        bot=bo;
        lamb=lambv(iter2);
        for iter=1:iteraciones
            %Inicializacion de variables

[Zt,Wt,bht,bot,error]=backpr(im,in,entradas,Zt,Wt,bht,bot,n,lamb);
            E(iter)=(sum(0.5*error.^2))/length(error);
            for q=1:length(ir)
                X=im(ir(q):ir(q)+entradas-1);
                Tk=im(ir(q)+entradas);
                b=(Zt'*X)+bht;
                Oj=sigm(b);
                a=(Wt'*Oj)+bot;
                Ok=sigm(a);
                errorv(q)=Tk-Ok;
            end
            Ev(iter)=(sum(0.5*errorv.^2))/length(errorv);
        end
        Ee=[Ee;E];
        EV=[EV;Ev];
    end
end

for iter3=1:9
    figure
    plot(1:iteraciones,Ee(iter3,:), 'b',1:iteraciones,EV(iter3,:), 'r')
    legend('Error entrenamiento','Error validacion')
    title('Error vs Numero de ciclos')
    ylabel('Error')
    xlabel('Ciclo')
end

```

pronos.m

```
clear all
clc
close all

rand('state',0);

load('Pesos_red_def.mat')

meses=input('Ingrese el numero de meses a pronosticar: ');

im=(i-mini)./(maxi-mini);

for it=1:meses
    X=im(length(im)-entradas+1:length(im));
    b=(Z'*X)+bh;
    Oj=sigm(b);
    a=(W'*Oj)+bo;
    Ok=sigm(a);
    im=[im;Ok];
end

RNP=im*(maxi-mini)+mini;
figure
plot(1:length(i),i,'b',1:length(RNP),RNP,'r')
legend('Datos reales','Datos Red Neuronal')
title('Datos reales vs Datos Red Neuronal')
xlabel('Meses')
```

sigm.m

```
function [y] = sigm(x)
for z=1:length(x)
    y(z,1)=1/(1+exp(-x(z)));
end
```