



República de Cuba
Ministerio de Educación Superior
Instituto Superior Minero Metalúrgico
“Dr. Antonio Núñez Jiménez”

Trabajo de Diploma en Opción al Título *de* *Ingeniero Eléctrico*

*Título: Aplicación de Redes Neuronales para el Diagnóstico de
Accionamientos de Bombas Centrífugas en la Empresa Cmdte
'Ernesto Che Guevara'*

Autora: Ana Rosa Márquez Guerra.

Tutor: Dr. Luis Rojas Delfín Purón
Dpto. Ingeniería Eléctrica.
ISMM, Moa, Holguín

Año 50 de La Revolución.

Moa, 2008

Declaración de Autoridad

Los autores de este trabajo de diploma titulado Aplicación de redes neuronales para el diagnóstico de Accionamientos de Bombas Centrífugas en la empresa 'Ernesto Che Guevara', Ana Rosa Márquez Guerra y Dr. Luis D. Rojas Purón, certifican la propiedad intelectual a favor del Instituto Superior Minero Metalúrgico de Moa a hacer uso del mismo con la finalidad académica que estime conveniente.

.....
Ana Rosa Márquez Guerra
Autor

.....
Dr. Luis D. Rojas Purón
Tutor

PENSAMIENTOS

Esfuércense por añadir a su fe, virtud; a su virtud, entendimiento; al entendimiento, dominio propio; al dominio propio, constancia; a la constancia, devoción a Dios, afecto fraternal; y al afecto fraternal, amor.

Apóstol Pablo.

Lo que eres es el don de Dios para ti; lo que haces contigo mismo es el don tuyo para Dios.

Proverbio danés.

Dedicatoria

Dedico este trabajo de diploma a mis padres Rafael y Odalis, a mi madrastra Pilar, a mis suegros José Angel y Rosa Elena, a mis hermanos y en especial a mi esposo Alain y a mi hijo Rey Daniel.

Agradecimientos

La realización de este Trabajo de Diploma y mi éxito profesional no fuese posible sin la contribución de algunas personas a quienes quisiera agradecer:

Primeramente, a Dios por sus bendiciones continuamente en toda mi vida.

De manera especial a mis padres los cuales han sido propulsores de mi educación. Les amo siempre. A toda mi familia la cual me ha apoyado y ha confiado en mí especialmente a mis hermanos Yoberto, Rafael, Ismaray, mi cuñada Nerlin, a mi madrastra, a mis suegros y a mi esposo que han estado conmigo cada momento apoyándome y dándome fuerza para seguir adelante.

A mis amigos: decirles que nuestros recuerdos durarán toda una vida porque amigos como ellos son imposible de olvidar.

A mi tutor Dr. Luis D. Rojas Purón por su consejo y orientación durante la realización de este trabajo.

Va también mi agradecimiento al Instituto Superior Minero Metalúrgico de Moa, al departamento de Ingeniería Eléctrica especialmente todos mis profesores desde el primer año hasta quinto y a la Revolución cubana por darme la posibilidad de prepararme como un profesional capaz.

RESUMEN

En esta tesis se aborda el tema de la aplicación de las redes neuronales artificiales al diagnóstico de los accionamientos con motores de inducción que accionan bombas centrífugas de hidrotransporte de pulpa laterítica.

Para esto se construyeron una serie de patrones a partir de las mediciones reales de las variables que intervienen en el funcionamiento exitoso del accionamiento. Estos patrones se desarrollaron partir de una herramienta programada en MATLAB, que nos facilitó la simulación de la RNA.

Es de interés la estructura empleada en la RNA para la identificación de estos patrones, mediante la forma y la amplitud de las señales medidas.

Se ofrece la alta incidencia que representa las pérdidas por fuera de servicio de estos accionamientos, aspecto que contribuye a evitar esencialmente este trabajo.

SUMMARY

In this thesis the topic of the application is approached from the nets artificial neuronal to the diagnosis of the workings with induction motors that work centrifugal bombs of hydraulic transport of pulp laterítica.

For this they were built a series of patterns starting from the real mensurations of the variables that intervene in the successful operation of the working. These patterns were developed to leave of a tool programmed in MATLAB that facilitated us the simulation of the RNA.

It is of interest the structure used in the RNA for the identification of these patterns, by means of the form and the width of the measured signs.

This offers the high incidence that represents the losses on the outside of service of these workings, aspect that contributes to avoid this work essentially.

Tabla de contenido	
	Paginas
Introducción General	1
Capítulo I: Descripción del accionamiento eléctrico.	
1.1 Introducción.	3
1.2 Caracterización del sistema de accionamientos de bombas centrífugas para transporte de pulpa laterítica.	4
1.2.1 Descripción del accionamiento eléctrico de bombas centrífugas para el transporte de pulpa laterítica	10
1.3 Descripción del motor de inducción trifásico.	11
1.4 Control de la velocidad de motores de inducción por variación de la frecuencia.	16
1.4.1 Generalidades sobre el control de velocidad en los accionamientos eléctricos.	16
1.4.2-Fundamentos básicos del control de la velocidad por variación de la frecuencia.	20
1.4.3.-Comportamiento del motor de inducción trifásico alimentado por tensiones no sinusoidales.	22
1.5 Consideraciones especiales en el diseño y utilización de motores de inducción para variadores de velocidad por frecuencia.	26
1.5.1. Arranque suave del motor de inducción trifásico..	29
1.5.2. Frenaje del motor de inducción en el método de control por variación de la frecuencia	30
1.6 Conclusiones parciales.	34
Capítulo II: Fundamentos sobre redes neuronales artificiales.	
2.1 Introducción.	36
2.2 Similitud entre el sistema nervioso de los animales y las redes neuronales artificiales, Arquitectura del Detector con Red Neuronal.	37
2.3 ¿Cómo se trabaja con las redes neuronales?	39
2.3.1 Funcionamiento	40
2.4 Funciones de activación.	42
2.5 Arquitectura de las redes neuronales artificiales.	44
2.6 Algoritmo de retropropagación. Consideraciones especiales.	47
2.6.1 Control de la convergencia. Razón de aprendizaje.	47
2.6.2 Regla delta generalizada. Método del momento.	48
2.6.3 Dimensionamiento de la red. Número de neuronas ocultas.	48
2.6.4 Datos de entrenamiento.	49

2.6.5 Algunas sugerencias para hacer mejor el algoritmo de retropopagacion del error.	50
2.7 Factores que afectan al entrenamiento en las redes neuronales.	52
2.8 Entrenamiento de las redes neuronales artificiales.	56
2.9 Implementación de las redes neuronales.	59
2.10 Ventajas	60
2.11 Aplicaciones	61
2.12 Conclusiones Parciales.	62
Capitulo III: Patrones cognoscitivos neuronales.	
3.1 Introducción	63
3.2 Patrones cognoscitivos de una red neuronal obtenidos a través de mediciones reales con la ayuda del software Matlab.	64
3.2.1 Patrones tensión, corriente, temperatura y potencia del motor de inducción trifásico.	66
3.2.2 Patrones temperatura y potencia de otros motores.	84
3.2.3 Patrones temperatura, potencia y presión de succión de la bomba centrífuga.	87
3.3 Simulación del accionamiento con la red neuronal artificial.	95
3.4 Conclusiones parciales.	101
Capitulo IV: Evaluación económica del trabajo	
4.1 Introducción.	102
4.2 Valoración económica.	103
4.3 Estado actual de las pérdidas en el accionamiento de hidrotransporte de pulpa laterítica.	105
4.4 Valoración ambiental	106
4.5 Valoración social	107
4.6 Conclusiones parciales.	107
Conclusiones generales	108
Recomendaciones	109
Bibliografía	
Anexos	

INTRODUCCIÓN GENERAL

Hoy en día los accionamientos eléctricos a base de motores de inducción resultan en la mayoría de los casos más ventajosos que los accionamientos de corriente continua, sobre todo si tenemos en cuenta factores tales como la relación potencia/peso, aceleración, mantenimiento, ambiente de operación, velocidad de trabajo, etc. Su menor costo y la mayor robustez de la maquina son frecuentemente las razones para escoger los accionamientos con motor de inducción en aplicaciones de pequeña y mediana potencia.

Las redes neuronales artificiales se usan profusamente para el reconocimiento de imágenes y sonidos, para el procesamiento de datos y señales, y para clasificar.

Actualmente, abren expectativas muy prometedoras para su aplicación en el campo de la electrónica de potencia y en los sistemas de control de posicionamiento. Estas expectativas son las que nos han llevado a tratar de reemplazar algunas partes de los sistemas normales del control vectorial y control directo de par, por un sistema del control basado en redes neuronales artificiales.

El presente estudio consiste en ofrecer algunas herramientas para diagnosticar y predecir el comportamiento de un accionamiento de bombas centrífugas. Para esto se determinaron patrones a partir de mediciones reales, utilizando la técnica de redes neuronales.

PROBLEMA

La ausencia de una herramienta que permita diagnosticar la explotación y el estado físico de un accionamiento, que en ocasiones puede presentar frecuentes averías y deterioro de sus medios, quedando el sistema vulnerable a:

- ▶ altos costos de explotación,
- ▶ aparición de pérdidas adicionales con sus consecuentes deterioro físico del aislamiento y devanados y
- ▶ limitando sin medida la vida útil de los equipos y dispositivos involucrado en el proceso industrial.

Hipótesis

Con la identificación de las variables que determinan el funcionamiento adecuado de los accionamientos industriales en este caso los accionamientos de bombas centrífugas en una de las plantas en la empresa Ernesto Che Guevara, es posible implementar un programa supervisor para cuidar el estado físico del sistema, monitoreando al mismo tiempo, la explotación satisfactoria de todo el equipamiento y proteger la vulnerabilidad del sistema.

Objetivo

Proponer un programa que garantice la supervisión y diagnóstico preventivo de los accionamientos de bombas centrífugas en las condiciones de explotación, de la empresa Cmdte. Ernesto Che Guevara de Moa, utilizando patrones expertos con ayuda de una red neuronal desde el MATLAB.

Objetivos específicos.

- Elaborar la matriz de variables que participan en la explotación del accionamiento de las bombas centrífugas en la planta de lixiviación de la empresa.
- Ofrecer un programa experto para la explotación fiable del accionamiento basado en una red neuronal desde el MATLAB, elaborado en base a patrones cognoscitivos para el diagnóstico preventivo de los accionamientos.
- Brindar una base experimental bien ordenada que permita elaborar un supervisor inteligente usando un Procesador Digital de Señales en un futuro.

- Montar el programa en ambiente web, para su acceso desde las redes globales de información.

Capítulo I

Tema: Descripción del accionamiento eléctrico.

1.1 Introducción.

1.2 Caracterización del sistema de accionamientos de bombas centrífugas para transporte de pulpa laterítica.

1.2.1 Descripción del accionamiento eléctrico de bombas centrífugas para el transporte de pulpa laterítica.

1.3 Descripción del motor de inducción trifásico.

1.4 Control de la velocidad de motores de inducción por variación de la frecuencia.

1.4.1 Generalidades sobre el control de velocidad en los accionamientos eléctricos.

1.4.2-Fundamentos básicos del control de la velocidad por variación de la frecuencia.

1.4.3.-Comportamiento del motor de inducción trifásico alimentado por tensiones no sinusoidales.

1.5 Consideraciones especiales en el diseño y utilización de motores de inducción para variadores de velocidad por frecuencia.

1.5.1. Arranque suave del motor de inducción trifásico.

1.5.2. Frenaje del motor de inducción en el método de control por variación de la frecuencia.

1.6 Conclusiones parciales.

1.1 Introducción.

Los motores de inducción son más utilizados en la industria por su bajo costo y construcción rígida. Cuando opera directamente de las tensiones de línea (60Hz a tensión constante) el motor de inducción opera a una velocidad aproximadamente constante. Sin embargo, con el uso de convertidores electrónicos, es posible variar la velocidad del motor de inducción. El motor de inducción no necesita escobillas ni colector. Su armadura es de placas de metal magnetizable. El sentido alterno de circulación, de la corriente en las espiras del estator genera un campo magnético giratorio que arrastra las placas de metal magnetizable, y las hace girar, es el motor de corriente alterna más utilizado, debido a su fortaleza y sencillez de construcción, buen rendimiento y bajo costo así como a la ausencia de colector y al hecho de que sus características de funcionamiento se adaptan bien a una marcha a velocidad constante.

En este capítulo se desarrolla los aspectos teóricos que permiten entender el sistema de accionamiento eléctrico. Se enmarca en la teoría sobre motores de

inducción incluyendo el principio de su funcionamiento y aplicaciones en la práctica.

1.2 Caracterización del sistema de accionamientos de bombas centrífugas para transporte de pulpa laterítica.

Los accionamientos eléctricos con bombas centrífugas para el transporte de pulpas lateríticas están presentes en diversas secciones del proceso tecnológico que sufre el mineral en las plantas de procesamiento de níquel cubano.

El esquema del proceso tecnológico simplificado en la planta Lixiviación se muestra en la figura 1.1. El proceso de lixiviación consiste en la disolución selectiva del mineral reducido de laterita que tiene una composición de 1,53 % de Ni, 0,122 % de Co, 2,1 % de Fe metálico, y de un 40 – 60 % de Fe magnético.

El mineral reducido desde cada horno se recoge en un transportador rotatorio que lo lleva al enfriador de tambor sumergido parcialmente en agua para enfriarlo desde 473 °K (200 °C) hasta 393 °K (120°C) y mezclarlo con licor amoniacal de retorno en el canal de prelixiviación del cual pasa al tanque de contacto. Ya en la planta de Lixiviación y Lavado, el mineral pasa a través de tres sistemas paralelos de lixiviación de dos etapas a contracorriente, la lixiviación se lleva a cabo con licor carbonato amoniacal que contiene el 6 % de amoníaco y el 3 % de ácido carbónico mediante la creación de la pulpa.

En cada etapa de la lixiviación el mineral presenta densidad variable, en la que se encuentran turboareadores y sedimentadores conectados en serie. El turboaerador es un reactor químico con agitación intensa, cuya función primaria es inyectar aire a baja presión, cuya magnitud va estar regida por el tonelaje de mineral que entrega los hornos de reducción.

Este aire es introducido por la parte inferior del reactor en forma de bolas pequeñas y su cantidad debe ser el triple del que se absorbe en la parte

superior del mismo, a fin de garantizar las reacciones de oxidación del níquel, hierro y cobalto, así como una presión negativa, establecida por los ciclones de tiro inducido en cada reactor, debido a que si fuese mayor, arrastraría pulpa para el circuito de absorción, y fuese menor, traería consigo el llamado fenómeno de "turbo positivo", que provoca un escape de amoníaco a la atmósfera.

El oxígeno disuelto reacciona con las partículas pequeñas de la parte metálica presente en el mineral y forma el óxido de níquel. Cuando se forman las películas de óxido sobre las partículas del metal de níquel, las moléculas reactivas de óxido de níquel entran en combinación química con las soluciones de amoníaco para formar el complejo Carbonato-Amoniacal de Níquel.

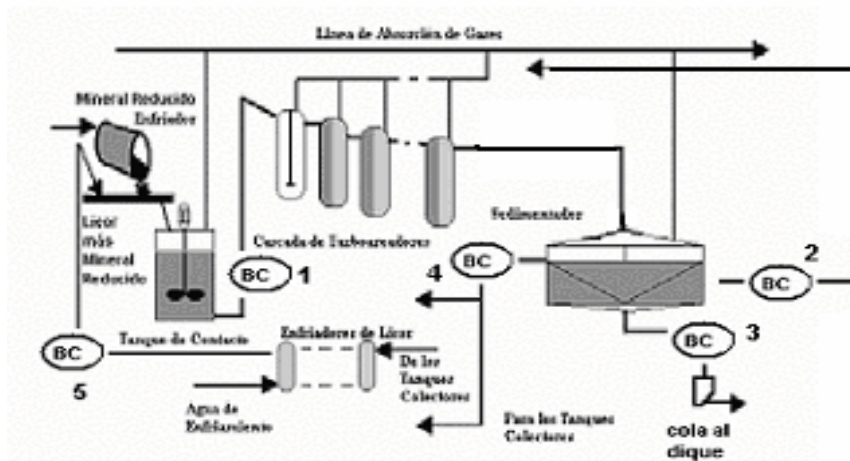


Figura 1.1 Diagrama del proceso tecnológico en la planta de lixiviación en la empresa Cmdte. Ernesto Che Guevara de Moa, Holguín.

Antes de continuar la descripción del proceso, es adecuado aclarar de la figura 1.1 los accionamientos de bombas de pulpas, indicados con los números 1, 2, 3, 4 y 5.

1: accionamiento de bombeo a la salida del tanque de contacto; 2: accionamiento de bombeo desde el fondo de los tanques sedimentadores a otra etapa de turboareadores; 3: accionamiento de bombeo de pulpas de colas al dique; 4: accionamiento de bombeo a los tanques colectores; 5: accionamiento de bombeo al canal de pre-lixiviación para realimentar al tanque de contacto. El estudio se realizó en los accionamientos 1, 2 y 3.

Es preciso enfatizar, que tanto la densidad como la temperatura de la pulpa son variables importantes en este proceso de reacciones porque afecta la cantidad de magnesio que entra en la solución, la misma también afecta la solubilidad

del hierro en general. Cuanto más baja es la densidad de la pulpa, mayor será la cantidad del hierro disuelto inicialmente. Cuanta más alta es la densidad, mayor será la disolución del oxígeno procedente del aire, introducido a los turboareadores. De ahí la importancia del control de la densidad de la pulpa en el proceso, y por lo tanto su incidencia en la eficiencia del mismo.

Después de la cascada de turboareadores de cada etapa, y antes de caer por gravedad al sedimentador, la pulpa pasa a través de un electroimán (floculador) con el objetivo de aglomerar las partículas de hierro magnesio y de esta forma, aumentar la velocidad de sedimentación.

El sedimentador es un tanque de forma cilíndrica con un diámetro nominal de 50 m y una altura de la parte cilíndrica del depósito de 5,5 m. Este es utilizado con el fin de separar los sólidos del líquido, funcionando a través del principio de decantación, disponiendo también de un dispositivo de descarga.

En el sedimentador ocurre una separación del licor y de los sólidos, donde el licor, producto de la lixiviación, rico en níquel y cobalto, siendo bombeado una parte para la recuperación de amoníaco y la otra para la sección de enfriamiento o tanques colectores, con el objetivo de incorporarse nuevamente al proceso.

Los sólidos sedimentados son llevados para el cono central y enviados fuera por la parte inferior del mismo, en forma de pulpa.

Luego de la segunda etapa de lixiviación las colas se dividen y se dirigen hacia dos sistemas paralelos de cinco etapas de lavado, el cual se realiza con el licor carbonato amoniacal fuerte y fresco que se aplica en la tercera etapa de lavado.

El licor se evacua desde el sistema de lixiviación y lavado por dos puntos en forma de licor producto después de la primera etapa de lixiviación; y en forma de la fase líquida de la pulpa de cola desde la quinta etapa de lavado. Este licor producto y la pulpa de colas se bombean a la planta de Recuperación de amoníaco donde se extrae el níquel en forma de carbonato básico y se recupera el amoníaco.

Como se ha indicado con anterioridad, la investigación del accionamiento eléctrico de bombas se realiza en los accionamientos 1, 2 y 3 indicados en la figura 1.1 en la planta de lixiviación, donde la pulpa se transporta con densidad variable, debido a que sus componentes se encuentran mezclados en proporciones muy diversas en todas estas etapas.

El estudio se centra en el accionamiento con motor de inducción que acciona bombas centrífugas de marcas WARMAN, DENVER y PB-315, con rodete de trabajo cerrado, encargadas de enviar pulpa con temperaturas de 60 a 90 °C en la Planta de Lixiviación de la empresa Cmdte. Ernesto Che Guevara de Moa, Holguín.

Partes del licor proveniente desde la segunda etapa de lixiviación, la primera etapa y de los tanques colectores se enfría en los enfriadores de licor con agua y se dirigen al canal de prelixiviación para mezclarse con el mineral reducido.

Los gases que se evacúan desde los resecadores, así como productos de la aspiración se dirigen al sistema de captación de amoníaco, consistente en tres líneas paralelas de absorción (cinco en cada línea) que son regados con agua.

Finalmente el licor amoniacal débil obtenido se enfría en el lavado y se aplica en la quinta etapa del mismo.

El licor producto pasa por tres etapas de aeración en la Planta de Recuperación de Amoníaco, con el fin de oxidar y precipitar el hierro, el cual es filtrado y enviado a los alambiques y pasando de plato a plato es tratado con vapor que se introduce a contracorriente por la parte inferior.

Durante este proceso el amoníaco se elimina del licor y se precipita el Carbonato Básico de Níquel (C.B.N.). La pulpa de carbonato es enviada a los espesadores, el reboso de los mismos es filtrado en los filtros de cartucho y el flujo de la parte inferior en los discos de vacío. La pulpa de cola es enviada para ser destilada en los alambiques y el producto de desecho se bombea al depósito de colas.

Los gases de la destilación del licor producto y de las pulpas de colas después de haberse enfriado previamente, se envían al sistema de absorción para obtener un licor amoniacal fuerte. Este sistema está compuesto por cuatro líneas paralelas de torres de absorción unidas en serie que son regadas tanto por agua como por licor de retorno y que constituyen la primera etapa de absorción.

El licor amoniacal fuerte obtenido en el sistema de absorción se emplea en el sistema de lavado y se alimenta a la tercera etapa, las pérdidas de amoníaco se compensan suministrando $\text{NH}_4 \text{ OH}$ del depósito al sistema de absorción. Otro componente que forma parte de la Planta de Lixiviación es lo que se conoce en la Empresa como Planta de Cobalto, la cual constituye un esquema corto de la misma. En esta se obtiene Ni y Co, en forma de sulfuro como resultado de la dosificación del licor producto como Hidrosulfuro de Amonio, rebajando el contenido de cobalto en el producto final de la Planta de Sínter. En la actualidad a pasado a ser un producto de salida más de la Empresa con un mercado estable.

Los Enfriadores de licor tienen la función de enfriar la solución utilizada en los Tanques de contacto, lo que ayuda a mantener la temperatura de la pulpa en un límite permitido en el proceso de lixiviación, favoreciendo la solubilidad del oxígeno en los licores, aspecto fundamental para la extracción de níquel y cobalto, evita incrementos en la tensión de vapor de amoníaco encima de los límites prescritos y aumenta la solubilidad del magnesio, factor este, muy negativo en el proceso, debido a que el mismo precipita en los equipamientos y líneas creando una costra endurecida.

El licor a enfriar llega de la primera y segunda etapa de lixiviación con una temperatura aproximada de 321 °K (48°C), intercambia calor con el medio enfriante, el cual es agua de retorno que llega de los Enfriadores de Agua con

una temperatura de 316 °K (43°C) saliendo de los enfriadores por la red de retorno. El licor sale de los enfriadores para el tanque de contacto con una temperatura entre 306 °K (33°C) y 308°K (35°C). El mineral reducido, proveniente de los hornos de reducción, es descargado de los enfriadores rotatorios, a una temperatura entre 446 °K (173°C) y 473 °K (200°C), con una composición de 1,53 % de níquel, 0,122 % de cobalto, 2,1 % de hierro metálico, 40 a 60 % de hierro magnético, para un total de hierro de 44,6 % además de contener 0,8 % de carbono y 0,6 % de azufre.

El mineral reducido tiene una granulometría variada y una densidad de 3 300 a 3 500 kg/m³, su color es prieto.

En los tanques de contacto, el mineral reducido es mezclado con el licor fresco.

Este licor, también denominado licor de contacto, tiene una temperatura en el rango de 306 °K a 308 °K (33 – 35 °C) y proviene de los enfriadores de licor.

Estos componentes son mezclados en el tanque de contacto a través de un agitador que homogeniza la mezcla, formando una pulpa con una densidad de 1130 a 1140 kg/m³. La pulpa, con una proporción másica de seis partes de licor para una de sólido es bombeada para los distribuidores de pulpa.

Los tanques de contacto son recipientes con un diámetro de 4,80 m y una altura de 3,86 m. La tapa cónica proyectada para servir de soporte al mecanismo de accionamiento. En esa etapa aparece también el sello hidráulico para los gases amoniacales, así como un soporte para los medidores de nivel del tanque y una abertura circular para el mecanismo de accionamiento y el agitador. La masa del recipiente de contacto es de 17162 kg y su altura total es de 7,24 m. La velocidad de rotación del agitador llega a 55 r.p.m. y en régimen permanente, su corriente está entre 30 y 40 A.

Se tienen mediciones de accionamientos eléctricos en las secciones del tanque de contacto, que consiste en un recipiente con agitador llenado a flujo variable y de este enviado a la sección de unas claves enfriadoras. La otra sección representa la llamada cola o suspensión de sólido residual o desecho lixiviado, enviado desde la planta de Lixiviación a la planta de Recuperación de Amoníaco con alto contenido de NH₃, de igual forma se bombea esta cola desde esta planta a un dique almacenador con bajo contenido de NH₃. En esta última sección es favorable la realización de mediciones por ser más noble el proceso tecnológico.

Para tener una idea general de los parámetros de operación de estos accionamientos de bombas centrífugas para transporte de pulpa en las plantas procesadoras de níquel del nordeste de la provincia de Holguín, se brindan las tablas 1.1 y 1.2.

De las mediciones realizadas a una muestra apreciable de estos accionamientos, se resumen los siguientes aspectos:

-Los motores eléctricos que accionan bombas centrífugas de pulpa lateríticas operan con mucha variabilidad en sus cargas, debido a las especificidades del

proceso tecnológico, cuyas eficiencias se ven afectadas por la presencia de regímenes de cavitación en las bombas que ocasionan fuertes vibraciones mecánicas en los mecanismos de hidrotransporte.

-La presencia de cavidades gaseosas en las tuberías de hidrotransporte influye en la productividad, detalle a tener en cuenta para la supervisión del sistema de accionamiento eléctrico.

Tabla 1.1 Datos promedios de los accionamientos eléctricos de bombas centrífugas para el transporte de pulpa en las industrias del níquel.

Componente	Tipo	Parámetros nominales	Tiempo de trabajo promedio [h]
Motor de Inducción	Trifásico con el rotor de jaula de ardilla	U = 440-660 V P = 55-10 ³ Kw Cosφ = 0,85 n=1200-1800rpm η = 92 %	T _{tr} = 8760 h
Transmisión mecánica	Por correa	Motores con potencias mayores de 55 Kw η = 90 %	T _{trt} = 8760 h
Transmisión mecánica	Acople directo al eje	Para motores hasta 55 Kw η=92 %	T _{trt} = 8760 h
Bomba centrífuga	Rodete cerrado	Q=100-560m ³ /h H=8,4 - 40 m n=1200-2800rpm η = 66 - 80 % D _{succ} =102-150 mm D _{imp} =102-350 mm	T _{trt} = 8760 h
Pulpa	Laterita (cola)	ρ = 1200-2400 kg/m ³ kg/m ³ kg/m ³	-

FUENTE: Luis Delfín Rojas Purón. 2002.

Tabla 1.2 Datos tomados en cuenta de los motores de inducción estudiados en los accionamientos eléctricos de las bombas centrífugas de la industria del níquel.

	Unidades	Valores promedios
Equipo	-	Bombas centrífugas
Modelo	-	Rodete cerrado
Potencia salida	Kw	42 -1000
Velocidad a plena carga	rpm	1200 - 2400
Rendimiento a plena carga	%	88 - 92
Rendimiento al 75 % de carga	%	85 - 90
Voltaje nominal	V	440-660
Número de polos	-	2, 4, 6,
Frecuencia nominal	Hz	60
Corriente nominal	A	35-225
Momento nominal	N.m	37-258
Factor de potencia a plena carga	-	0,85
Factor de potencia al 75 % de carga	-	0,70

Factor de potencia al 50 % de carga	-	0,65
Clase de aislamiento	-	F, E
Peso	Kg	38 - 2100

FUENTE: Rojas Purón L.D. Trabajos de diplomas, 1995, 1997, 1998, 1999 2002 y 2003.

1.2.1 Descripción del accionamiento eléctrico de bombas centrífugas para el transporte de pulpa laterítica.

A continuación se presenta el esquema de la instalación experimental del accionamiento de hidrotransporte, existente en el ISMM de Moa.

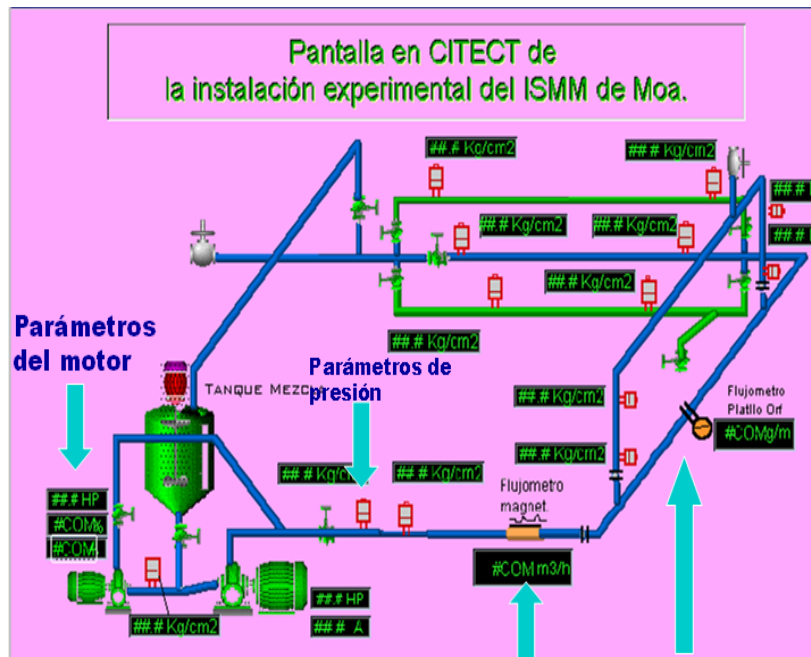
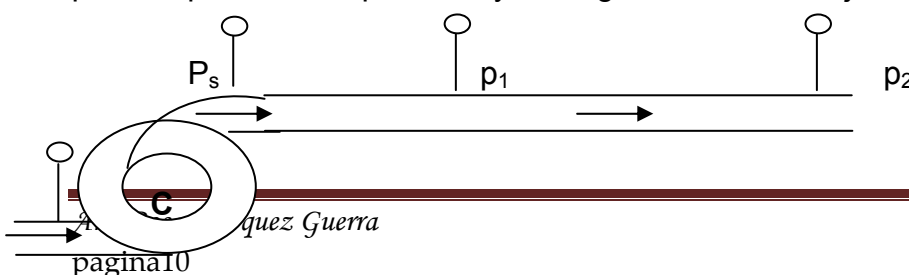


Figura 1.1.2 Descripción del accionamiento eléctrico de bombas centrífugas para el transporte de pulpa laterítica.

La figura está compuesto por dos motobombas una de 55Kw y otra de 9Kw, con tres sesiones de tubería las cuales son las encargadas de transportar la pulpa a diferentes densidades, cada sesión tiene un instrumento de medición para medir la presión que serviría para calcular la potencia y las perdidas en el sistema hidráulico, así como un instrumento para medir gastos o caudal total de la instalación. Este recipiente hoy en la actualidad tiene un agitador el cual es el encargado de preparar la pulpa en diferentes densidades.

En el caso de la bomba centrífuga (figura 1.1.3), con la medición de sus presiones de entrada y salida en el rodete de trabajo es posible determinar la velocidad periférica de impulsión de la hidromezcla, y a partir de lo cual se pueden predecir las pérdidas y los regímenes de trabajo en la turbo-máquina.



$$Q_s \quad v$$

$$\rho_e Q_e \rho$$

Figura 1.1.3 Subsistema hidráulico del accionamiento con la bomba centrífuga.

El sistema electro-hidráulico tiene un comportamiento dominado por la carga que representa la densidad de la pulpa a transportar, porque ella ofrece una determinada resistencia a la transferencia de masa de fluido que se mueve de un punto a otro en la sección de tubería y que exige un gradiente de energía cinética que tiene su fuente en la potencia de entrada del accionamiento eléctrico [68] [69] [Rojas Purón y Morera, 2003]. Esta relación se puede observar en la figura 1.1.4

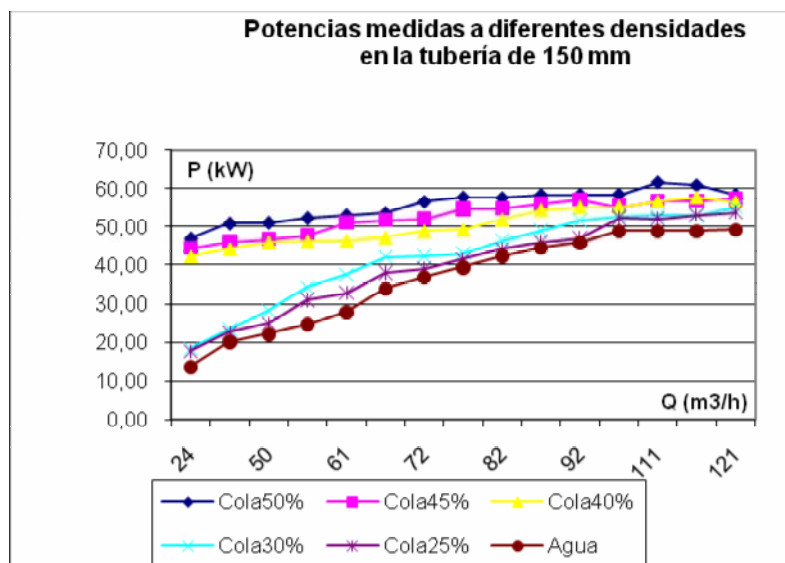


Figura 1.1.4 Comportamiento del consumo de potencia eléctrica a diferentes densidades de la pulpa tipo cola laterítica.

1.3 Descripción del motor de inducción trifásico.

Principio de funcionamiento del motor de inducción trifásico.

Los accionamientos con motor de inducción pueden ser clasificados en dos categorías amplias basado en sus aplicaciones:

1-Accionamientos con velocidad ajustables. Una aplicación importante de estos accionamientos es en el control de procesos usando ventiladores, compresores, bombas, secadores, etc.

2-Accionamientos con servomotores. Mediante control sofisticado, motores de inducción pueden ser utilizados en accionamientos con servomotores en periféricos de computadores, herramientas de maquinas y robóticas, etc.

En la figura 1.2 se muestra el esquema y el circuito eléctrico de conexión del motor de inducción trifásico. En el estator existe un devanado trifásico (fases A-A', B-B' y C-C') en el cual se produce un campo magnético giratorio cuya velocidad (ω_s) depende del número de polos (P) y de la frecuencia (f_1) de la red eléctrica que lo alimenta:

$$\omega_s = \frac{2\pi \cdot f_1}{(P/2)} \quad (1.1)$$

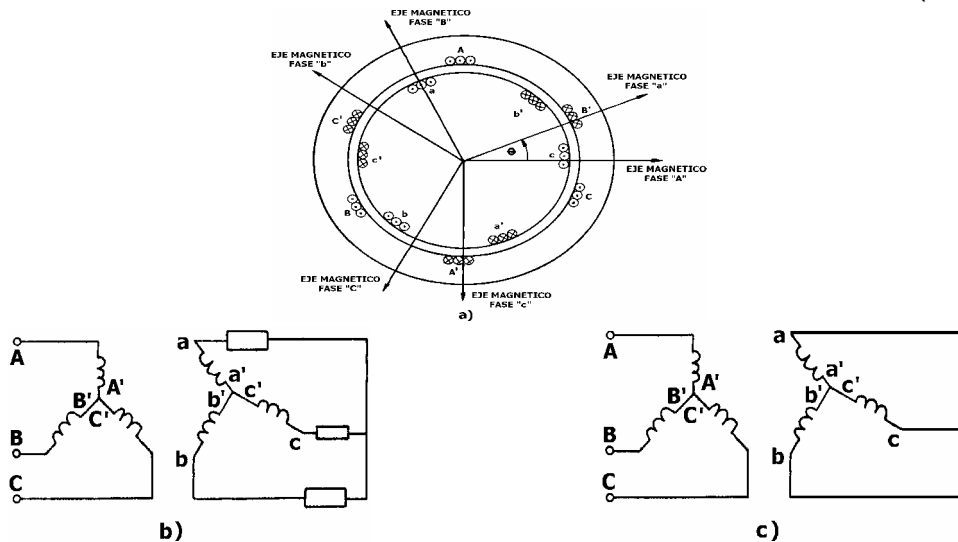


Figura 1.2: a) Corte transversal del motor de inducción trifásico
b) Esquema circuital del motor con resistencias externas.
c) Esquema circuital del motor sin resistencias externas.

El rotor puede ser de dos tipos: Rotor Bobinado o De Anillos y Rotor Jaula De Ardilla o En Cortocircuito. El rotor bobinado tiene un devanado trifásico del mismo número de polos y fases que el del estator y cuyos terminales se conectan a tres anillos deslizantes sobre los cuales descansan tres escobillas a través de las cuales pueden introducirse resistencias externas (tal como se muestra en la figura 1.2 b) o conectarse a otro circuito exterior. Por otra parte, el rotor de jaula consta de un número determinado de barras, de cobre o aluminio, cortocircuitadas a través de anillos situados en los extremos del rotor. Como puede apreciarse, el rotor bobinado permite modificar las características de comportamiento del rotor y el de jaula no, pero este último tiene la gran ventaja de ser más pequeño y barato y necesitar menos mantenimiento siendo, por esta razón, el más utilizado en la industria. Aunque el rotor sea de jaula, para su estudio puede suponerse un rotor bobinado equivalente, con sus terminales cortocircuitados, tal como se muestra en la figura 1.2c).

Para analizar el principio de operación de esta máquina se supondrá primero que el circuito del rotor está abierto y que, por tanto, sólo circula corriente por el devanado del estator. Esta corriente sirve para producir el campo magnético de acoplamiento (despreciando las pérdidas de núcleo) y es denominada Corriente Magnetizante, o sea, para cada fase se cumple que:

$$i_s = i_M \quad (1.2)$$

Donde i_M es el valor instantáneo de la corriente magnetizante.

Esta corriente provoca una fuerza magnetomotriz giratoria $\vec{F}_m$ y un flujo ϕ_m que induce una fuerza electromotriz en el estator igual a:

$$E_S = 4,44 \cdot f_1 \cdot W_S \cdot K_{devS} \cdot \phi_m \quad (1.3)$$

Donde W_S es el número de espiras por fase del devanado del estator y K_{devS} el factor de devanado del estator. También, en cada fase del rotor se induce una fem E_R dada por:

$$E_R = 4,44 \cdot f_1 \cdot W_R \cdot K_{devR} \cdot \phi_m \quad (1.4)$$

En este caso el rotor no gira debido a no estar circulando corriente por él.

Si ahora se cierra el circuito del rotor comienza a circular corriente por él. Esta corriente reacciona con el flujo giratorio del entrehierro (ϕ_m) y crea un momento (torque o par) que hace girar al motor, acelerándolo. Esta rotación se produce en el mismo sentido que la del flujo giratorio, trayendo como consecuencia que la velocidad relativa de los conductores del rotor, con respecto al flujo del estator, disminuya, disminuyendo, por tanto, la fem inducida en el rotor y la corriente. Este proceso de disminución de corriente y aumento de la velocidad continúa hasta que el valor de corriente es tal, que el momento o par que ella produce equilibra el momento externo de la carga mecánica del motor. Entonces, la velocidad y el valor efectivo de la corriente se hacen constantes y se alcanza el estado estacionario. Esta velocidad estable ω_m tiene que ser menor que la velocidad sincrónica ω_s a la cual se mueve el flujo giratorio para que exista movimiento relativo entre el flujo y los conductores del rotor. A mayor carga mecánica externa mayor velocidad relativa, mayor fem inducida y mayor corriente, implicando esto menor velocidad del rotor. El valor de la velocidad relativa en por unidad se denomina Deslizamiento y está dado por:

$$s = \frac{\omega_s - \omega_m}{\omega_s} \quad (1.5)$$

Debido a que la caída de tensión en el estator de la máquina es muy pequeña, la tensión aplicada es prácticamente igual a la fem inducida dada por (1.3). Esto quiere decir que si la tensión permanece constante, la fem inducida también lo hace y el flujo del entrehierro no varía, por tanto, el vector de fuerza magnetomotriz $\vec{F}_m$ no varía tampoco y la suma vectorial de las fuerzas magnetomotrices del estator y el rotor es siempre igual a aquel, independientemente de la carga del motor. Esto se observa en el diagrama vectorial de las figuras 1.2 a) y b), donde se cumple siempre que:

$$\vec{F}_S + \vec{F}_R = \vec{F}_m \quad (1.6)$$

En el instante de arranque (velocidad cero y deslizamiento igual a uno) y a valores de deslizamiento relativamente altos la reactancia del rotor es alta ya que depende de la frecuencia y ésta es muy cercana a la de la red. Esto provoca un ángulo de factor de potencia del rotor alto y una corriente grande, como se muestra en la figura 1.2 c), a la que corresponde el diagrama vectorial de 1.2 a). Por otra parte, cuando la velocidad aumenta y el deslizamiento es pequeño la frecuencia del rotor es muy baja y la reactancia es prácticamente

nula, con lo cual la corriente casi está en fase con la fem del rotor, siendo el valor de ésta y de la corriente mucho más pequeña.

Esta es la condición de trabajo estable del motor, a la cual corresponde el diagrama vectorial de 1.2 b) y fasorial 1.2 d).

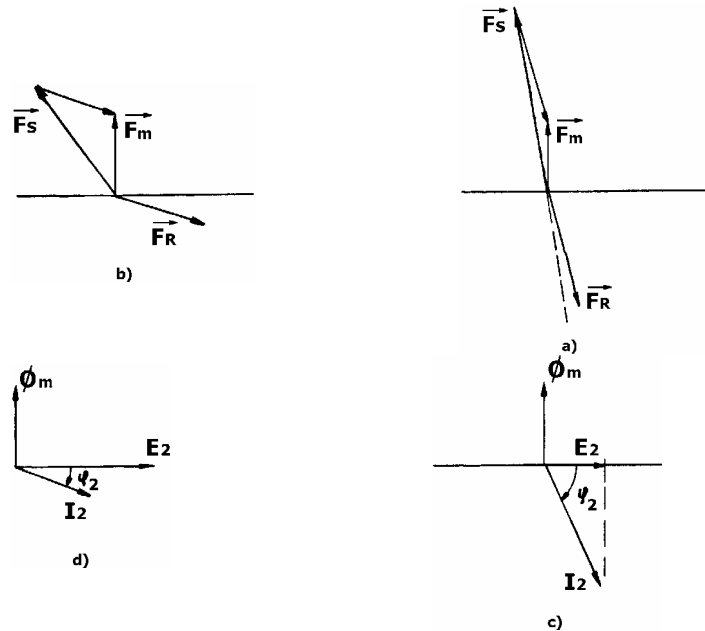


Figura 1.3: a) Diagrama vectorial de la máquina de inducción trabajando como motor en la zona inestable.
 b) Diagrama vectorial de la máquina de inducción trabajando como motor en la zona estable.
 c) Diagrama fasorial del circuito del rotor del motor de inducción en la zona inestable.
 d) Diagrama fasorial del circuito del rotor del motor de inducción en la zona estable.

La frecuencia de la fem y la corriente del rotor depende de la velocidad relativa de éste y del flujo giratorio del entrehierro y es, por tanto, igual a:

$$f_2 = s \cdot f_1 \quad (1.7)$$

Es importante demostrar también que la fuerza magnetomotriz (fmm) del rotor gira con respecto al estator a la velocidad sincrónica, independientemente del valor del deslizamiento y, por tanto, de la frecuencia del rotor.

La velocidad de la fmm del rotor con respecto al rotor ω_{FRR} depende de la frecuencia de la corriente del rotor y es igual, por tanto, a:

$$\omega_{FRR} = s \cdot \omega_s \quad (1.8)$$

Por otra parte, la velocidad de esta fmm con respecto al estator es igual a su velocidad con respecto al rotor más la velocidad del rotor:

$$\omega_{FRS} = \omega_{FRR} + \omega_R \quad (1.9)$$

De (1.5) la velocidad del rotor en función del deslizamiento es igual a:

$$\omega_R = \omega_S \cdot (1 - s) \quad (1.10)$$

Sustituyendo (1.8) y (1.10) en (1.9):

$$\omega_{FRS} = s \cdot \omega_S + \omega_S \cdot (1 - s) = \omega_S \quad (1.11)$$

Con lo cual queda demostrado lo que se quería probar.

La máquina de inducción trifásica, al igual que cualquier otro convertidor electromecánico, puede también trabajar como generador. Para esto es necesario que un motor primario acoplado al eje de la máquina lleve la velocidad del rotor a un valor superior al de la velocidad sincrónica. Los diagramas vectoriales y fasorial del rotor para esta condición se muestran en las figuras 1.4 a) y b), respectivamente.



Figura 1.4: a) Diagrama vectorial de la máquina de inducción trabajando como generador en la zona estable.

b) Diagrama fasorial del generador de inducción trabajando en la zona estable.

En la figura 1.5 se muestra la característica mecánica (velocidad del rotor contra momento electromagnético) del motor de inducción trifásico. Para velocidades altas y deslizamientos pequeños la velocidad del motor disminuye al aumentar la carga mecánica y trabaja, por tanto, de manera estable. En esta zona la reactancia es muy pequeña y sucede lo mostrado en la figura 1.3c). Aquí, al aumentar la carga mecánica del motor (el momento resistivo), la velocidad disminuye y aumenta el deslizamiento, con lo cual aumentan la fem y la corriente del rotor y aumenta el momento electromagnético hasta que se equilibra con el momento de la carga, a una velocidad menor.

Si la carga sigue aumentando, y el deslizamiento sigue también incrementándose, la reactancia inductiva del rotor se hace cada vez más significativa y aumenta la componente en cuadratura de la corriente del rotor (que no produce momento). Llega a suceder entonces que el rotor tiene un factor de potencia tal, que provoca que aumente la corriente total al aumentar el deslizamiento, pero disminuye la componente de corriente en fase con la fem, que es la que produce el momento.

Se llega entonces a la zona inestable de la característica por la cual el motor sólo puede pasar de forma transitoria o trabajando a lazo cerrado. Esta situación corresponde a los diagramas de las figuras 1.3 a) y c). Es importante señalar que, debido a este fenómeno, el motor suministra en estado estacionario un momento electromagnético máximo M_{max} . Esto quiere decir que el momento resistivo de la carga mecánica nunca puede superar este valor ya que la máquina se detendría si trabaja como motor.

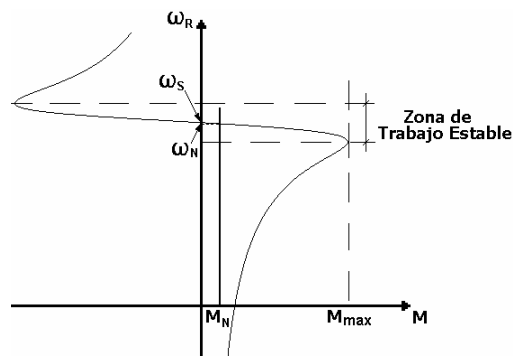


Figura 1.5.- Característica mecánica de la máquina de inducción trifásica.

En la característica mecánica de la figura 1.5 pueden apreciarse también las tres zonas de trabajo, o condiciones de operación del motor de inducción trifásico, que son:

- I. Operación Motora: Corresponde al primer cuadrante de la característica cuando el rotor gira en el sentido del campo giratorio y a una velocidad menor que la sincrónica.
- II. Operación Generadora: Corresponde al segundo cuadrante de la característica donde el rotor gira en el sentido del campo giratorio y a una velocidad mayor que la sincrónica.
- III. Operación en Frenaje por Inversión o Contracorriente: Corresponde al cuarto cuadrante cuando el rotor gira en sentido contrario al campo giratorio.

Debe señalarse que invirtiendo la secuencia de las corrientes de las tres fases del estator se invierte el sentido de giro del campo y se logra operación motora en el tercer cuadrante, generadora en el cuarto y como frenaje en el segundo.

1.4 Control de la velocidad de motores de inducción por variación de la frecuencia.

1.4.1 Generalidades sobre el control de velocidad en los accionamientos eléctricos.

Se entiende por control de velocidad al cambio intencional de esta variable en un accionamiento eléctrico, con el objetivo de realizar determinado proceso o cumplir algún requerimiento impuesto al sistema de regulación. El control de velocidad en el sentido en que es estudiado aquí no se lleva a cabo solamente para regular la velocidad como tal, sino también otras coordenadas mecánicas tales como la posición, la aceleración y el momento. Realmente sería más correcto hablar de Control de Movimiento.

En la selección y diseño de un accionamiento eléctrico de velocidad variable deben tenerse en cuenta, fundamentalmente, los Requerimientos Impuestos al Accionamiento por el Mecanismo. Estos requerimientos aunque, en general, pueden ser de índole muy diversa respondiendo a la gran variedad de mecanismos que pueden encontrarse, pueden resumirse en seis parámetros

fundamentales que sirven también para evaluar cada tipo de variador de accionamiento eléctrico de velocidad variable. Estos requerimientos son:

- 1- El **diapasón de control de la velocidad** se determina dividiendo la velocidad máxima de operación necesaria entre la mínima:

$$D = \frac{\omega_{m.max}}{\omega_{m.min}} \quad (1.12)$$

Casi siempre el diapasón se expresa en forma de proporciones tales como 4:1, 20:1, etc.

- 2- La **gradación del control** indica la cantidad de velocidades estables de operación del método y se expresa cuantitativamente mediante el factor de gradación:

$$K_{gr} = \frac{\omega_{m.n}}{\omega_{m.n-1}} \quad (1.13)$$

Siendo $\omega_{m.n}$ la velocidad en el paso n del control y $\omega_{m.n-1}$ la velocidad en el paso n-1.

Este indicador da idea de lo continuo (suave) o discreto que es un método de control de velocidad.

- 3- La **exactitud en estado estacionario** se refiere a las variaciones que ocurren en la velocidad ante perturbaciones externas tales como la tensión, la temperatura o la carga mecánica, siendo esta última la más importante de todas, por lo que, generalmente, este indicador se evalúa a través de la denominada;
- 4- Rigidez de la Característica Mecánica a Carga Nominal, β_N . La rigidez de la característica mecánica se define, en general, como:

$$\beta = -\frac{dM}{d\omega_m} \quad (1.14)$$

Si la característica es como la 2 de la figura 1.6 el valor de β es igual al inverso de la pendiente de la característica mecánica en cada punto y debe evaluarse para la carga nominal.

Si la característica es lineal y descendente, tal como la 1, la rigidez es constante e igual a:

$$\beta = -\frac{M_N}{\Delta\omega_m} = -\frac{M_N}{(\omega_o - \omega_{mN})} \quad (1.15)$$

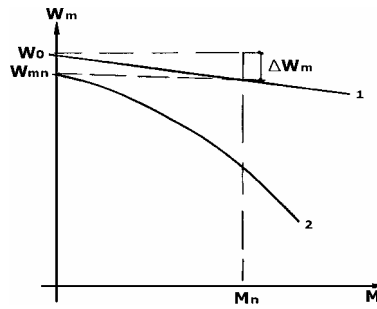


Figura 1.6-Característica Mecánica del Motor en el Accionamiento Eléctrico.

Aunque este parámetro depende de la variación de la velocidad con la carga, no siempre es el mejor para evaluar este indicador, sobre todo cuando el diapasón de control es grande. Para poder apreciar esto se hace referencia a las características de la figura 1.6. En ambas características la rigidez es la misma, sin embargo, la variación de velocidad en la característica 2 es mucho más ostensible ya que de vacío a plena carga se reduce en mucho más de la mitad (el motor casi se detiene). Para tener en cuenta este elemento es mejor evaluar el denominado Porcentaje de Estatismo de la característica, que se define como:

$$\%S = \frac{\omega_o - \omega_{m.n}}{\omega_o} \cdot 100 \quad (1.16)$$

y, si la característica es lineal

$$\%S = \frac{M_N}{\beta \cdot \omega_o} \cdot 100 \quad (1.17)$$

A mayor porcentaje de estatismo peor es la exactitud de la característica. Como se aprecia, el porcentaje de estatismo de la característica 2 es mucho mayor.

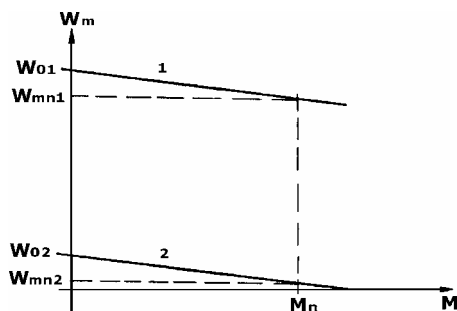


Figura 1.6.1- Características de igual rigidez y diferente estatismo.

- 5- La **calidad de la respuesta transitoria** se refiere a la forma de la respuesta de la velocidad en función del tiempo cuando varía el Comando de Control. Esta variación se supone, generalmente, en forma de escalón, aunque para evaluar sistemas de altas prestaciones dinámicas (sistemas de seguimiento) puede ser necesaria otra señal de prueba a la entrada, tal como la rampa. Este

indicador tiene dos aspectos a considerar: la Rapidez de Respuesta y la Oscilatoriedad o Estabilidad Relativa. La rapidez de respuesta se refiere al tiempo en el que se alcanza un nuevo estado estacionario y la estabilidad relativa, al nivel de amplitud de las oscilaciones de la velocidad durante el período transitorio y el tiempo en que ellas se mantienen.

6- La **dirección del control** se refiere a si la velocidad puede variarse por encima, por debajo o en ambos sentidos de la velocidad base, la cual es la correspondiente a la característica mecánica natural en condiciones nominales.

7- La **carga permisible** se refiere al tipo de carga mecánica que debe ser accionada por el variador de velocidad. Esta clasificación puede hacerse en base a tres criterios:

7.1- Sentido de Rotación:

Existen dos tipos de cargas: las No Reversibles, que sólo giran en un sentido, y las Reversibles, que pueden girar en ambos sentidos.

7.2- Carácter de la Carga:

Se dice que es una Carga Pasiva cuando sólo consume energía del accionamiento eléctrico y que es una Carga Activa, cuando puede tanto consumir como entregar energía al accionamiento eléctrico. Este es el caso de los mecanismos o cargas sometidos a la acción de la gravedad, tales como las grúas y los ascensores o mecanismos de elevación.

7.3- Relación Momento-Velocidad. Existen cargas de:

Momento Constante: $M_c = cte.$

Momento Variable: $M_c = M_o + M_1 \cdot \omega_m + M_2 \cdot \omega_m^2$

Potencia Constante: $P = M_c \cdot \omega_m = cte.$

Por ejemplo: Un ascensor o elevador es una carga reversible, activa y de momento constante; una bomba centrífuga es una carga no reversible, pasiva y de momento variable.

A veces en este punto se especifica también la aceleración máxima o el momento máximo necesario para obtenerla.

1.4.2-Fundamentos básicos del control de la velocidad por variación de la frecuencia.

Como se sabe, la velocidad sincrónica, en radianes por segundo, del campo magnético giratorio de un motor de inducción trifásico, está dada por:

$$\omega_s = \frac{2 \cdot \pi \cdot f_1}{(P/2)} \quad (1.18)$$

donde P es el número de polos del motor.

La velocidad del rotor del motor es ligeramente menor que la sincrónica y está dada por:

$$\omega_m = \omega_s \cdot (1 - s) \quad (1.19)$$

donde s es el deslizamiento del motor que varía generalmente, en condiciones estables de trabajo, entre 0,005 y 0,1.

Quiere decir que si se varía la frecuencia de trabajo del motor de inducción, puede variarse su velocidad de rotación. Para controlar por debajo de la velocidad base debe reducirse la frecuencia f_1 . Ahora bien, recuérdese que la fem inducida en el devanado del estator depende de la frecuencia.

Según la ecuación (1.3): $E_s = 4,44 \cdot f_1 \cdot w_s \cdot K_{devs} \cdot \phi_m$

Por otra parte, del circuito equivalente del motor (figura 1.11) se obtiene que el fasor de la tensión aplicada en el estator por fase, es igual a:

$$\bar{U}_s = \bar{E}_s + j\bar{I}_s \cdot (R_s + jX_s) \quad (1.20)$$

A frecuencias cercanas a la nominal la caída en la impedancia interna del estator es despreciable y puede suponerse aproximadamente igual a la fem:

$$\bar{U}_s \approx \bar{E}_s \quad (1.21)$$

Quiere esto decir que si la frecuencia disminuye y la tensión no varía, el flujo ϕ_m aumenta, provocando la saturación de la máquina y el consiguiente aumento de la corriente magnetizante y las pérdidas del motor a valores inadmisibles. Por lo tanto, es recomendable operar de forma tal que, al reducirse la frecuencia, la tensión se reduzca proporcionalmente, o sea, con la Ley de Mando Tensión/ Frecuencia Constante:

$$\frac{U_s}{f_1} = K_{u,f} \quad (1.22)$$

Por lo antes expuesto se comprende que para realizar en la práctica este método es necesario disponer de un Inversor Trifásico, el cual es un dispositivo que convierte corriente continua en corriente alterna trifásica y que será explicado en el siguiente epígrafe, mediante el cual puede controlarse independientemente tanto la tensión como la frecuencia, tal como se muestra en la figura 1.7.

Al conjunto formado por el inversor y su control de tensión y frecuencia suele denominársele Modulador.

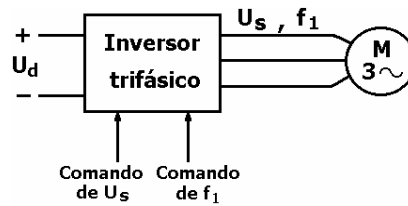


Figura 1.7- Esquema de control de la frecuencia.

En la figura 1.8 se muestra cómo varía la característica mecánica del motor al reducir la frecuencia con esta ley de mando. Como se observa, cuando la frecuencia disminuye mucho la capacidad de sobrecarga (momento máximo) disminuye también y a velocidades bajas se hace tan pequeña que la operación del motor con carga nominal se hace prácticamente imposible. Esto se debe a que, al reducirse la frecuencia y la tensión, llega el momento en que la caída en la resistencia se hace comparable con la fem E_s y la tensión aplicada, y al disminuir esta última, la fem y el flujo disminuyen. Recuérdese que, a menor flujo, el motor tiene menos posibilidades de producir momento electromagnético y la capacidad de sobrecarga o momento máximo cae.

Para evitar esto debe trabajarse el motor con la Ley de Mando a Flujo Constante, en la cual se cumple que:

$$\frac{E_s}{f_1} = K_{\phi f} \quad (1.23)$$

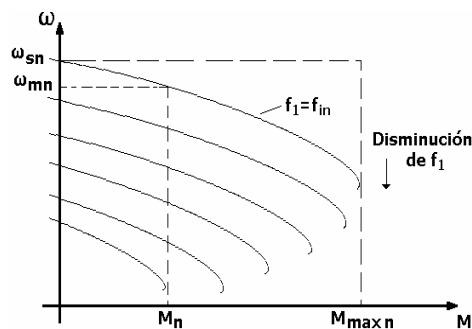


Figura 1.8- Características mecánicas con ley de mando U/f constante.

En la figura 1.9 a) se muestra cómo varían las características con esta ley de mando, observándose que la capacidad de sobrecarga se mantiene constante. En la figura 1.9 b) se aprecia cómo debe variar la tensión en función de la frecuencia para obtener esta ley de mando.

Para trabajar con valores de velocidad por encima del nominal es necesario aumentar la frecuencia de alimentación, pero la tensión no puede ser aumentada por encima de la nominal. Esto hace que el flujo, la capacidad de sobrecarga y el momento nominal, disminuyan, operándose en la zona de

trabajo de debilitamiento del campo, la cual es una zona de Potencia Constante. Esto se observa en la figura 1.10.

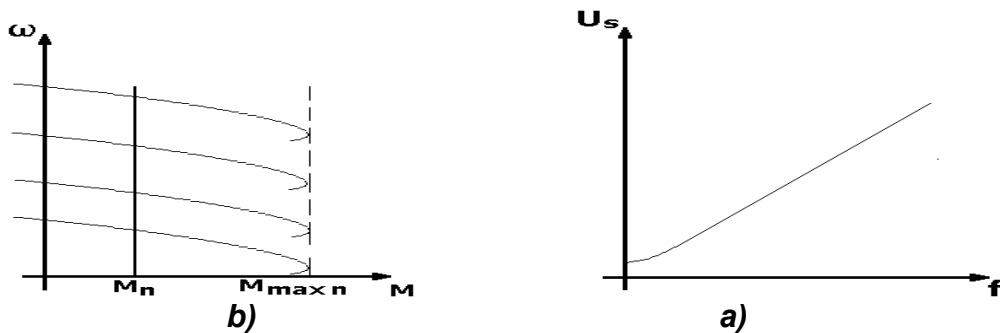


Figura 1.9- Características mecánicas y ley de mando a flujo constante.

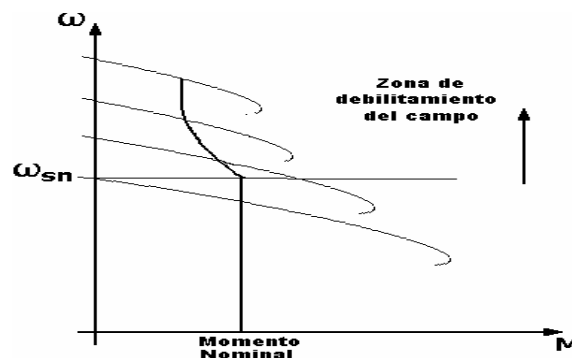


Figura 1.10- Características mecánicas en las zonas de momento constante y de potencia constante

1.4.3.-Comportamiento del motor de inducción trifásico alimentado por tensiones no sinusoidales.

Los inversores trifásicos utilizados en el control por variación de la frecuencia dan ondas de tensión y corriente no sinusoidales. Esto crea problemas tales como, el aumento de pérdidas de potencia activa, sobretensiones en los condensadores, errores de medición, mal funcionamiento de protecciones, daño en los aislamientos, deterioro de dieléctricos, disminución de la vida útil de los equipos, entre otros.

En general, la onda de tensión contiene una componente fundamental y armónicas impares de orden superior, con la expresión:

$$u_s(t) = \sqrt{2}.U_{s1}.\cos(\omega_1 t) + \sqrt{2}.U_{s5}.\cos(5\omega_1 t) + \sqrt{2}.U_{s7}.\cos(7\omega_1 t) + \dots \quad (1.23)$$

En la cual no aparece la armónica de orden tres ni sus múltiplos debido a la conexión trifásica del inversor y el motor.

El análisis del comportamiento del motor puede llevarse a cabo suponiendo que cada armónico de tensión actúa por separado, para determinar la corriente correspondiente y aplicar posteriormente el principio de superposición. Para esto, se utilizará un circuito equivalente para cada armónico, el cual queda como aparece en la figura 1.11 para la armónica de orden k.

En esta figura:

$R_{S,k}$ y $R_{R,k}$ son las resistencias del estator y el rotor, las cuales aumentan al aumentar la frecuencia del armónico, debido al efecto pelicular. Este efecto es particularmente notable en el rotor y en aquellos motores de ranura más profunda. Esta resistencia puede ser, en este último caso, de 5 a 10 veces la resistencia a la corriente continua.

$kX_{f.S,k}$ y $kX_{f.R,k}$ son las reactancias de dispersión del estator y el rotor, las cuales también se ven afectadas por el efecto pelicular.

$kX_{m,k}$ Es la reactancia magnetizante. Debe señalarse que la inductancia magnetizante, de la cual depende esta reactancia, debido a la existencia de una onda de densidad de flujo no sinusoidal con valores pico relativamente altos, es menor que a la frecuencia fundamental, debido al efecto de una mayor saturación del circuito magnético de la máquina. Esto implica una mayor corriente magnetizante.

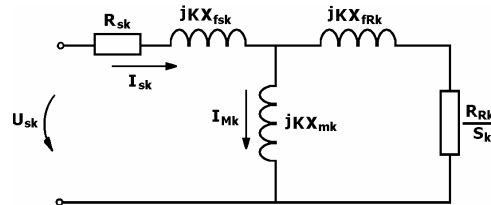


Figura 1.11. – Circuito equivalente exacto del motor de inducción para el armónico k.

El deslizamiento del armónico k está dado por:

$$s_k = \frac{k \cdot \omega_1 \pm \omega_R}{k \cdot \omega_1} \quad (1.24)$$

El signo depende de si se trata de un armónico de secuencia positiva o negativa.

Como ω_R está muy cerca de ω_1 , entonces:

$$s_k = \frac{k \pm 1}{k} \quad (1.25)$$

Cumpléndose también que $\frac{R_{R,k}}{s_k}$ es muy pequeño en comparación con las reactancias de dispersión, al igual que $R_{S,k}$. Si se desprecia también la reactancia magnetizante, por estar en paralelo y ser mucho mayor que la de dispersión, se obtiene el circuito equivalente de la figura 1.12, válido para los armónicos superiores, y donde:

$$X_{c.c,k} = k \cdot (X_{f.S,k} + X_{f.R,k}) \quad (1.26)$$

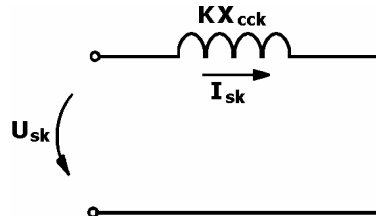


Figura 1.12. – Circuito equivalente aproximado del motor de inducción para el armónico k.

Obsérvese que los armónicos de corriente no dependen de la carga mecánica del motor. Esto quiere decir que, mientras menos carga tenga el motor mayor es la deformación de la corriente con respecto a una onda sinusoidal.

Después de aplicar el principio de superposición pueden obtenerse las siguientes expresiones de corriente, para cada una de las tres fases del motor, suponiendo la corriente de la fase A como referencia:

$$i_{SA} = \sqrt{2}.I_{S1}.\cos(\omega_1 t) + \sqrt{2}.I_{S5}.\cos(5\omega_1 t) + \sqrt{2}.I_{S7}.\cos(7\omega_1 t) + \quad (1.27)$$

$$i_{SB} = \sqrt{2}.I_{S1}.\cos(\omega_1 t - \frac{2\pi}{3}) + \sqrt{2}.I_{S5}.\cos(5\omega_1 t + \frac{2\pi}{3}) + \sqrt{2}.I_{S7}.\cos(7\omega_1 t - \frac{2\pi}{3}) + \quad (1.27b)$$

$$i_{SC} = \sqrt{2}.I_{S1}.\cos(\omega_1 t + \frac{2\pi}{3}) + \sqrt{2}.I_{S5}.\cos(5\omega_1 t - \frac{2\pi}{3}) + \sqrt{2}.I_{S7}.\cos(7\omega_1 t + \frac{2\pi}{3}) + ... \quad (1.27)$$

De estas ecuaciones pueden sacarse las siguientes conclusiones:

- 1- Las armónicas de orden $k = 3n + 1$ (con n igual a 0, 2, 4, etc.) producen una fuerza magnetomotriz giratoria, de velocidad igual a $k\omega_s$ ($\omega_s = \frac{\omega_1}{P/2}$), en el sentido de la rotación del motor.
- 2- Las armónicas de orden $k = 3n + 2$ (n igual a 1, 3, 5, etc.) producen una fuerza magnetomotriz giratoria, de velocidad igual a $k\omega_s$, en sentido contrario a la rotación del motor.
- 3- Las armónicas de orden $k = 3n$ no existen en un devanado trifásico.

Seguidamente se pasará a analizar brevemente el efecto de estas corrientes y tensiones no sinusoidales en las pérdidas y la eficiencia del motor.

- Las pérdidas de cobre del estator están dadas por:

$$\Delta p_{cobs} = 3.R_{Sk} \cdot [I_{s1}^2 + I_{arm}^2] \quad (1.28)$$

Donde I_{arm} es el valor efectivo de las armónicas superiores de corriente.

Estas pérdidas no sólo aumentan por la presencia de este factor sino también por el aumento de la corriente magnetizante, el cual ya fue tratado.

- Las pérdidas de cobre del rotor son de dos tipos: las fundamentales y las debidas a las armónicas.

Las fundamentales están dadas por:

$$\Delta p_{cobr} = s \cdot M \cdot \omega_s \quad (1.29)$$

Donde M es el momento electromagnético.

Estas pérdidas aumentan muy poco.

Por otra parte, las pérdidas de cobre del rotor debidas a las armónicas son las más altas existentes con onda no sinusoidal, y están dadas por:

$$\Delta p_{cobr} = 3 \cdot \sum I_{Rk}^2 \cdot R_{Rk} \quad (1.30)$$

Este gran aumento de las pérdidas se debe, fundamentalmente, al efecto de ranura profunda de las barras del rotor.

- Las pérdidas de núcleo aumentan ligeramente debido a la existencia de picos más altos de densidad de flujo. Este aumento es prácticamente despreciable.
- Las pérdidas adicionales aumentan ligeramente debido al aumento de las pulsaciones de flujo y al incremento de la saturación en los dientes.

En máquinas alimentadas con inversores de tensión variable, de onda rectangular, el aumento de las pérdidas y consecuente disminución de la eficiencia recomienda disminuir la potencia nominal del motor en un 10%, aproximadamente. En máquinas alimentadas con inversores con modulación del ancho del pulso y optimización de armónicas, o con modulación sinusoidal o vectorial, no es necesario "derratear" el motor a las velocidades superiores. Ahora bien, si el motor tiene un ventilador incorporado al eje, la carga es de momento constante, y el diapason de regulación de velocidad es amplio, entonces la potencia nominal a las velocidades inferiores disminuye debido a la pérdida del enfriamiento.

En cuanto a los momentos producidos por las armónicas de orden superior, éstos son pequeños y tienden a oponerse, debido a la existencia de momentos de secuencia positiva y negativa. La pulsación del momento también es, en general, pequeña.

1.5 Consideraciones especiales en el diseño y utilización de motores de inducción para variadores de velocidad por frecuencia.

Hasta el día de hoy los variadores de velocidad industriales se diseñan para trabajar con motores de inducción de propósito general ya que en muchos casos el variador se adquiere para cambiar un accionamiento de velocidad constante por uno de velocidad variable y el motor suele ser el mismo. Ahora bien, en instalaciones nuevas cada vez es más utilizado este tipo de accionamiento y, sin embargo, aún predomina la costumbre de adquirir motores de inducción diseñados para trabajar a velocidad, frecuencia y tensión de alimentación, constantes. El empleo de un motor especialmente diseñado para trabajar a frecuencia variable conduce a una mayor eficiencia y una mejor utilización del accionamiento. Por tanto, desde hace años, los investigadores y fabricantes de motores realizan ingentes esfuerzos por obtener un diseño apropiado para operar con variadores de velocidad. En este epígrafe se explicarán algunos de los aspectos más importantes considerados en el diseño de estos motores.

En la operación con variadores de velocidad no existe un punto nominal de trabajo del motor, o sea, no puede especificarse una velocidad nominal y un momento nominal únicos. Más bien, existe un "lugar geométrico" de valores nominales en la característica mecánica, la cual puede comprender zonas de momento constante, de momento variable o de potencia constante. Esto hace muy difícil la tarea de optimizar la operación del motor. A pesar de esta dificultad, es posible incidir en algunos aspectos de construcción y diseño del motor que han conducido a la obtención de series especiales que logran una mejor eficiencia y un mejor comportamiento con velocidad variable.

Uno de los problemas más importantes a considerar es el diseño de las barras del rotor. En los motores de propósito general debe llegarse a una solución de compromiso entre construir una barra de baja resistencia para aumentar la eficiencia, o una de alta resistencia para obtener un momento de arranque adecuado. Cuando el motor arranca alimentado por un variador de velocidad el proceso de arranque se controla de forma tal que la frecuencia va aumentando suavemente. Esto hace que siempre se trabaje en la zona de la característica mecánica cercana al momento máximo y no sea necesario aumentar la resistencia del rotor. Esto posibilita fabricar una barra más grande y de un material de mayor conductividad, con el objetivo de reducir su resistencia. El aumento del tamaño de la barra tiene el efecto adicional de aumentar el flujo de dispersión y la reactancia de dispersión. Esto, aunque disminuye en algo la capacidad de sobrecarga del motor, tiene el efecto beneficioso, según fue explicado en el epígrafe anterior, de disminuir el contenido de armónicas de corriente del motor y hacer menor su calentamiento. Los motores denominados de ALTA EFICIENCIA se basan también en este principio.

Las armónicas de la corriente del estator aumentan las pérdidas por efecto Joule y las pérdidas en el acero. Mientras mayor es la frecuencia de estas

armónicas mayor es el efecto pelicular, lo cual tiende a aumentar todavía más el calentamiento. Este efecto puede disminuirse colocando en el estator un mayor número de conductores de diámetro más pequeño. Esto es caro y provoca una disminución de la razón cobre/aislamiento en la ranura del estator, obligando a llegar a una solución de compromiso. También suele usarse para disminuir este efecto la transposición de conductores. Las pérdidas de acero pueden disminuirse utilizando un mejor material y láminas más finas.

Otra ventaja de la utilización de los variadores de velocidad por frecuencia es que puede prescindirse de los motores de 2 polos para obtener velocidades altas. El motor de 2 polos impone requerimientos muy fuertes a los diseñadores ya que en ellos es muy difícil, prácticamente imposible, ubicar bobinas de paso completo. Esto obliga a utilizar bobinas de paso muy acortado, lo cual disminuye la utilización de los materiales. Con una fuente de frecuencia variable puede diseñarse un motor de 4 polos para trabajar a 3600 r/min alimentándolo con 120 Hz. Debe señalarse que, en este caso, las pérdidas aumentan por el aumento de la frecuencia, por lo cual, nuevamente, debe llegarse a una solución de compromiso.

Es importante volver a insistir en la pérdida de enfriamiento del motor cuando trabaja a velocidades muy bajas. Esto hace que su potencia nominal a estas velocidades disminuya. Los fabricantes recomiendan una disminución de la potencia nominal a partir de determinado por ciento de la velocidad nominal. En algunos casos puede ser más económico disponer de ventilación forzada.

Debe insistirse también en un fenómeno al cual en los últimos años se le está prestando gran importancia y es el efecto que tiene sobre el aislamiento del motor la forma de onda de la tensión, la cual, como se explicará en el capítulo 3, no es sinusoidal, sino que está formada por pulsos en los cuales la tensión varía de forma muy abrupta, dando lugar a elevados valores de du/dt , los cuales provocan un fenómeno de reflexión de ondas similar al que sucede en las líneas de transmisión y que trae por consecuencia picos de tensión de 2 a 3 veces el nominal, cada vez que se produce un "switchero" o conmutación de los dispositivos semiconductores que conforman el puente.

Por ejemplo, para una frecuencia de conmutación de 6 kHz, con una frecuencia fundamental de 60 Hz, se producirán 100 picos de tensión como los señalados por cada ciclo, o sea, por cada 16,6 milisegundos.

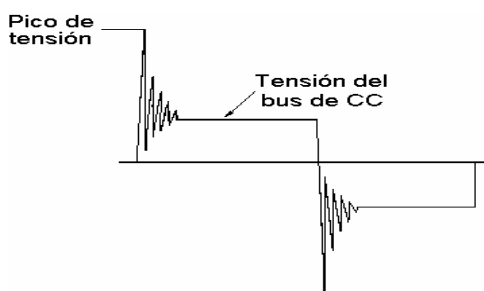


Figura 1.13. Sobretenión en los terminales del motor.

Si los valores de tensión de pico son superiores a las tensiones de descargas parciales del aislamiento del devanado, éstas comenzarán a aparecer y la vida útil del aislamiento disminuirá apreciablemente. Este fenómeno se acentúa cuando existe humedad, contaminación o partículas de polvo o aceite en el devanado. En la actualidad, los motores diseñados para operar con convertidores de frecuencia soportan picos de tensión de 1600 V durante 0,1 seg. Para disminuir este efecto se recomienda adoptar las siguientes medidas:

- Disminuir al máximo la longitud de los cables que van al motor.
- Minimizar la frecuencia de conmutación, siendo 3 kHz la óptima.
- Tratar de evitar las sobretensiones en el motor y trabajar con el menor valor posible de tensión nominal.
- Mantener la temperatura ambiente en menos de 40° centígrados.
- Operar el motor con un límite de clase de aislamiento inferior al nominal.
- Usar motores de construcción cerrada cuando existe posibilidad de trabajar en ambientes húmedos, contaminados o sucios.

Si aún tomando todas o algunas de estas medidas, se sospecha que puedan existir sobretensiones que limiten apreciablemente la vida del aislamiento debe conectarse algún dispositivo exterior que minimice estos efectos. Existen cuatro variantes posibles:

- Colocar reactores de línea a la salida. Estos deben tener una impedancia por unidad del 2 al 4%. Los reactores de 0,5 a 1% provocan picos aún más altos. Esta solución es barata y puede utilizarse con, prácticamente, cualquier frecuencia de conmutación. Tiene como inconveniente que provoca una caída de tensión adicional entre el convertidor y el motor.
- Filtro RLC con puente de diodos para la disminución del du/dt . Ese filtro recupera la energía adicional, reduce tanto el du/dt como los picos de tensión.
- Trampa de Onda Reflejada. Se instala en los terminales del motor y limita los picos de onda reflejada a un valor menor de 900 V.
- Filtro RLC para onda sinusoidal. Su estructura es similar a la del caso 2, pero su objetivo es producir una onda sinusoidal a la salida del convertidor. Es la variante que da lugar a más caídas de tensión y más pérdidas.

Otro fenómeno muy importante a tener en cuenta en la operación del motor con una onda no sinusoidal es el debido a las componentes de corrientes de alta frecuencia, las cuales circulan a través de las capacidades existente entre el cojinete o chumacera y tierra o carcasa, el cojinete o caja de bolas y la película de aceite lubricante que se forma al girar el rotor y entre rotor y estator. Estas corrientes van dañando estos elementos mecánicos y provocan una disminución apreciable de su vida útil. Para evitar el daño que provocan estos fenómenos se recomienda:

- Hacer del devanado del estator una jaula de Faraday, cubriendo las ranuras y las cabezas de las bobinas con una cinta metálica aterrada. Esta solución da muy buenos resultados pero necesita motores especiales.

- Aislar ambos cojinetes para que las corrientes capacitabas no fluyan a tierra.
- Añadir una escobilla para aterrizar el eje sin necesidad de aislar el cojinete.
- Incluir un filtro de salida para derivar estas corrientes por otros caminos.

Estos dos últimos fenómenos que hemos señalado son de una gran importancia si tenemos en cuenta que las principales causas de fallos en los motores de inducción son, precisamente, los problemas mecánicos en los cojinetes y el deterioro del aislamiento del devanado del estator.

1.5.1. Arranque suave del motor de inducción trifásico.

Como es sabido, cuando el motor de inducción trifásico se arranca directo a la línea su corriente es de 5 a 7 veces la nominal. Si se arranca con el inversor, con los valores nominales de tensión y frecuencia, éste tendría que soportar esa corriente. Esto implica que su capacidad tendría que ser, por lo menos, cinco veces la del motor. Para evitar esto se programa el arranque del motor de manera tal que la frecuencia (y la tensión) vayan aumentando progresivamente (en forma de rampa o de letra S) hasta alcanzar la velocidad deseada, además se habilita un límite de deslizamiento que hace que en todo instante se trabaje en la zona estable de la característica mecánica del motor. En esta zona el factor de potencia del rotor es alto y se consigue un valor de momento determinado, con una corriente relativamente baja. Esto no sólo provoca la disminución de la corriente de arranque sino también un "aplanamiento" de los picos de momento que protege al mecanismo accionado.

Como se recuerda, la ecuación dinámica del accionamiento es:

$$M = J \frac{d\omega_M}{dt} + M_c \quad (1.31)$$

Por otra parte, la velocidad del rotor es igual a: $\omega_M = \omega_1 - \omega_{1s}$

Donde ω_1 es la velocidad sincrónica y ω_{1s} el denominado DESLIZAMIENTO ABSOLUTO o FRECUENCIA DE DESLIZAMIENTO.

Sustituyendo (1.30) en (1.31) y despejando el momento dinámico se obtiene:

$$M_{din} = M - M_c = J \frac{d\omega_1}{dt} - J \frac{d\omega_{1s}}{dt} \quad (1.32)$$

El momento dinámico tiene dos componentes: una proporcional a la velocidad de cambio de la frecuencia, o sea, a la pendiente de la rampa de aceleración (este valor es seleccionable por el usuario en los variadores de velocidad industriales) y la otra, proporcional a la variación del deslizamiento. Este último valor es, generalmente, casi cero ya que el deslizamiento suele mantenerse casi constante e igual al nominal. Esto quiere decir que a mayor pendiente de la rampa de aceleración, mayor es el momento dinámico y más rápido es el arranque.

1.5.2. Frenaje del motor de inducción en el método de control por variación de la frecuencia.

Al enviar la orden de parada al motor el esquema de control de detención va reduciendo la tensión y la frecuencia del modulador, de acuerdo a la ley de mando vigente, a un ritmo o velocidad que puede ser seleccionado por el operador. Al disminuir la frecuencia se pasa a trabajar a una característica mecánica más baja, tal como se muestra en la figura 1.14. Como la velocidad no puede cambiar instantáneamente, el motor pasa a trabajar al segundo cuadrante, que es la zona de FRENAJE REGENERATIVO, en el cual el sentido del flujo de energía se invierte al igual que la corriente por el circuito intermedio. La corriente, al salir del motor, circula, fundamentalmente, por los diodos de reactivo.

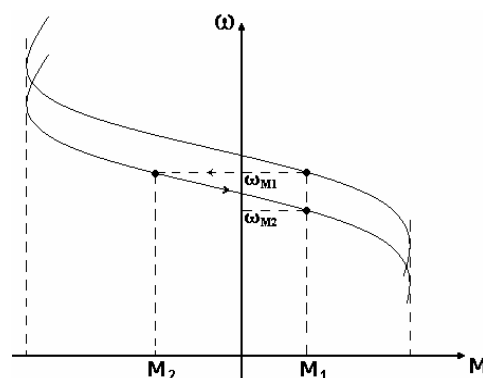


Figura 1.14. Frenaje regenerativo en las características mecánicas del motor de inducción.

Cuando se desea devolver energía a la red se utilizan dos rectificadores en antiparalelo, tal como se muestra en la figura 1.15. Ahora bien, en el circuito intermedio de corriente continua, que emplean la gran mayoría de los variadores de velocidad, esto no puede suceder ya que el rectificador es no controlado e impide la devolución de energía a la red al no poder circular la corriente en sentido inverso. Lo que ocurre es que la energía que sale del motor se "acumula" en el condensador, aumentando rápidamente su carga, hasta que los circuitos de protección del variador desconectan el motor de la alimentación, perdiéndose el frenaje eléctrico y produciéndose un frenaje libre.

Si se quiere detener el motor en un tiempo determinado controlando, por tanto, el proceso de frenaje debe colocarse una resistencia en paralelo con el condensador, tal como se muestra en la figura 1.16. De esta forma, la energía que sale del motor se disipa en ella en forma de calor. En la propia figura se muestra una trayectoria típica de la corriente.

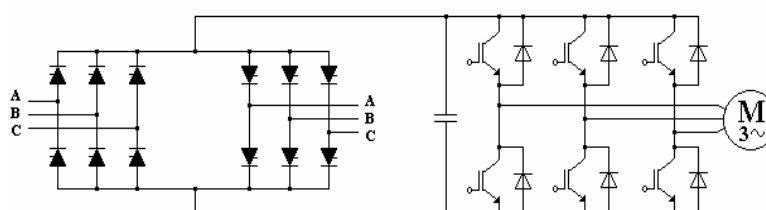


Figura 1.15. Convertidores en antiparalelo para devolver la energía a la red.

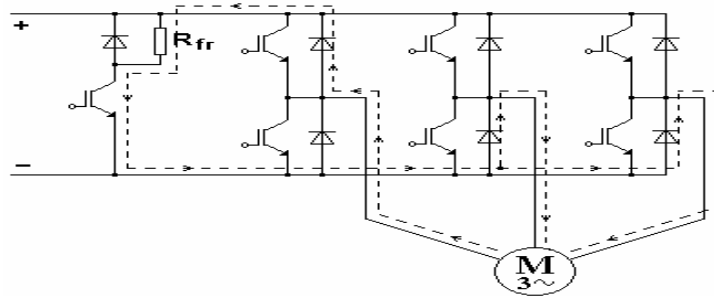


Figura 1.16. Ubicación de la resistencia de frenaje y trayectoria típica de la corriente.

La explicación de la metodología de cálculo de la resistencia de frenaje R_{fr} se llevará a cabo mediante un ejemplo.

Suponga que se desea calcular la resistencia de frenaje para un motor de inducción trifásico de 208V; 20A; 11kW; 60Hz; 1740r/min. El variador de velocidad es alimentado de una red de 220V; 60Hz. El mecanismo accionado por el motor tiene una velocidad máxima de 1700r/min y debe detenerse en dos segundos. La operación de frenaje se realiza cada 8 segundos. La inercia total del motor y el mecanismo accionado es de 0,7kg-m².

La ecuación mecánica del accionamiento es:

$$M = J \cdot \frac{d\omega_m}{dt} + M_c \quad (1.33)$$

Donde M es el momento electromagnético producido por el motor, M_c el momento resistivo de la carga o mecanismo accionado, J la inercia total y ω_m la velocidad de rotación en rad/seg.

Durante el frenaje el momento electromagnético es negativo e igual a $M = -M_{fr}$, convirtiéndose la ecuación (1.33) en:

$$M_{fr} + M_c = -J \cdot \frac{d\omega_m}{dt} \quad (1.34)$$

El signo negativo significa que se produce una desaceleración como es lógico pensar en el caso de un frenaje. También se observa que el momento de la carga o mecanismo accionado ayuda al frenaje.

De la ecuación (1.34), mediante la integración del tiempo, puede determinarse el tiempo de frenaje:

$$t_{fr} = \frac{J}{M_{fr} + M_c} \cdot \omega_{max} \quad (1.35)$$

Siendo ω_{max} la velocidad máxima en rad/seg, la cual es en este caso igual a:

$$1700 \cdot \frac{\pi}{30} = 178,5 \text{ rad/seg.}$$

El momento de la carga oscila entre un 30% y un 100% del nominal. Como no hay información con respecto a esto, se supondrá un momento de carga igual a un 50% del nominal. Los momentos nominal y de la carga, son:

$$M_n = \frac{P_n}{\omega_n} \cdot 1000 = \frac{11}{1740 \cdot \frac{\pi}{30}} \cdot 1000 = 60,2 \text{ N-m}$$

$$M_c = 0,5 \cdot 60,2 = 30,1 \text{ N-m}$$

Suponiendo $t_{fr} = 2$ seg, se despeja el momento de frenaje y se obtiene:

$$M_{fr} = 324 \text{ N-m}$$

La energía total disipada en la resistencia durante el proceso de frenaje es:

$$W_{fr} = \frac{\eta_M \cdot M_{fr} \cdot \omega_{max} \cdot t_{fr}}{2} \quad (1.36)$$

Suponiendo que el momento de frenaje permanece constante y que la velocidad varía desde su valor máximo hasta cero, de forma lineal.

η_M Es la eficiencia del motor, la cual puede suponerse igual al 85%. Por tanto:

$$W_{fr} = \frac{0,85324 \cdot 1785,2}{21000} = 4,92 \text{ KW-seg}$$

Ahora bien, el frenaje sólo se produce durante una cuarta parte del ciclo de trabajo, por tanto, la energía que debe disipar el resistor, durante su ciclo de trabajo, es igual a:

$$W_R = W_{fr} \cdot \frac{t_{fr}}{t_c} = 4,92 \cdot \frac{2}{8} = 1,23 \text{ Kw-seg}$$

El valor óhmico de la resistencia de frenaje se calcula con el objetivo de que pueda circular por ella la corriente máxima de frenaje $I_{fr,max}$, la cual ocurre al principio del frenaje y es la correspondiente a la potencia máxima, o sea:

$$P_{max,fr} = \eta_M \cdot M_{fr} \cdot \omega_{max} = \frac{0,8532 \cdot 4.178,5}{1000} = 4,92 \text{ Kw}$$

La resistencia de frenaje es igual, entonces, a:

$$R_{fr} = \frac{U_c^2}{P_{max,fr}} = \frac{(U_{red} \sqrt{2} \cdot 1,5)^2}{P_{max,fr}} = \frac{(220 \sqrt{2} \cdot 1,5)^2}{4920} = 44 \Omega$$

Donde 1,5 es un factor de seguridad para tener en cuenta posibles sobretensiones en el condensador. Por tanto, debe seleccionarse una resistencia de $44\ \Omega$ y 1,25 Kw

Debe señalarse que el ejemplo resuelto corresponde a una condición difícil de frenaje ya que se trata de un mecanismo intermitente, de ciclo de frenaje muy corto, en el cual el frenaje representa la cuarta parte de ese ciclo. Esto quiere decir que la resistencia de frenaje prácticamente no tiene tiempo de enfriarse a la temperatura ambiente durante el tiempo de operación del mecanismo.

Generalmente la condición de frenaje es más fácil o suave y no es necesaria una resistencia tan voluminosa.

También es posible en la mayoría de los variadores de velocidad industriales la realización del denominado FRENAJE POR INYECCIÓN DE CORRIENTE CONTINUA, el cual consiste en la inyección de una corriente continua durante un período de tiempo muy corto (alrededor de 1 segundo). La conexión correspondiente a este frenaje se muestra en la figura 1.17. Los variadores modernos permiten la selección del valor de la corriente de frenaje.

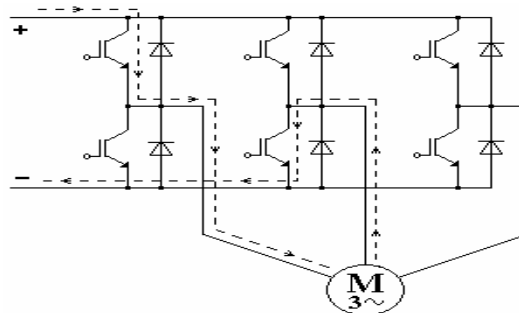


Figura 1.17. Frenaje por inyección de corriente continua.

1.6 Conclusiones parciales.

- En los accionamientos eléctricos con variadores de velocidad, las formas de ondas sinusoidales de la corriente y la tensión son típicas pero con ciertas irregularidades definidas por la serie de Fourier.
- Resulta de interés realizar el estudio de los accionamientos con motores de inducción alimentados con variadores de velocidad, a partir de las mediciones reales de las variables principales del sistema.
- Las curvas de calentamiento del motor eléctrico y la bomba centrifuga sigue una ley exponencial creciente, aspecto valido para elaborar patrones de las señales del accionamiento eléctrico.

CAPÍTULO II

Tema: Fundamentos sobre redes neuronales artificiales.

2.1 Introducción.

2.2 Similitud entre el sistema nervioso de los animales y las redes neuronales artificiales, Arquitectura del Detector con Red Neuronal.

2.3 ¿Cómo se trabaja con las redes neuronales?

2.3.1 Funcionamiento

2.4 Funciones de activación.

2.5 Arquitectura de las redes neuronales artificiales.

2.6 Algoritmo de retropropagación. Consideraciones especiales.

2.6.1 Control de la convergencia. Razón de aprendizaje.

2.6.2 Regla delta generalizada. Método del momento.

2.6.3 Dimensionamiento de la red. Número de neuronas ocultas.

2.6.4 Datos de entrenamiento.

2.6.5 Algunas sugerencias para hacer mejor el algoritmo de retropropagación del error.

2.7 Factores que afectan al entrenamiento en las redes neuronales.

2.8 Entrenamiento de las redes neuronales artificiales.

2.9 Implementación de las redes neuronales.

2.10 Ventajas

2.11 Aplicaciones

2.12 Conclusiones Parciales.

2.1 Introducción

En este capítulo realizaremos una breve descripción sobre las Redes Neuronales Artificial (ANN) y sus fundamentos. Las redes neuronales son una rama de la Inteligencia Artificial. En ellas el conocimiento se incorpora **mediante el aprendizaje a partir de ejemplos**.

Esta forma de adquirir el conocimiento es una de sus características más destacables: no se programa de forma directa, como en los sistemas expertos, sino que se adquiere a partir de ejemplos, por ajuste de parámetros de las neuronas mediante un algoritmo de aprendizaje.

Es un tipo de software muy utilizado para **reconocimiento de patrones**, como caracteres escritos, de voz, etc. Una red neuronal se parece al cerebro en dos ideas básicas:

- La red necesita una cantidad de información para entrenarse
- Las conexiones entre las neuronas se usan para almacenar las informaciones.

El uso de las redes neuronales ofrece muchas propiedades y capacidades, como el aprendizaje adaptativo, auto organizativo, funcionamiento en paralelo en tiempo real y tolerancia de fallos por la codificación redundante de la información. Desde punto de vista de solucionar problemas, las redes neuronales son diferentes de los ordenadores convencionales que usan algoritmos secuenciales, mientras que las redes neuronales actúan como el cerebro humano, procesando la información en paralelo, y también pueden aprender y generalizar a casos nuevos que no estaban incluidos durante el proceso del diseño. Las redes neuronales pueden procesar las informaciones más rápido que los ordenadores convencionales.

2.2 Similitud entre el sistema nervioso de los animales y las redes neuronales artificiales.

La base y fuente de inspiración de las redes neuronales artificiales es la célula del sistema nervioso de los animales, conocida como neurona, y es por tanto importante observar su fisiología para comprender como los investigadores en ingeniería y matemática tratan de imitar los mecanismos de almacenamiento y procesamiento de la información en el cerebro en una neurona biológica, ver figura 2.1.1, se puede distinguir cuatro partes fundamentales: el soma, el axón, las sinapsis y las dendritas.

El soma

El soma o núcleo de la célula es la parte central redonda donde se realizan casi todas las funciones lógicas de la neurona.

El axón

El axón es una fibra nerviosa conectada directamente con el soma y que sirve como canal de salida. El axón usualmente está muy ramificado para permitir su conexión a un gran número de neuronas. En estos sistemas biológicos las señales son secuencias de impulsos que se propagan por el axón sin atenuación.

Las dendritas

Las dendritas son las entradas de información a la neurona. Son un grupo de fibras muy ramificadas y de forma irregular que se conectan directamente al soma. Se calcula entre 10^3 y 10^4 el número de dendritas en una neurona, permitiendo que se conecte a un gran grupo de otras neuronas.

Las sinapsis

Sinapsis son contactos especializados entre los axones y las dendritas de diferentes neuronas. Estas sinapsis pueden cambiar la polaridad de los potenciales provenientes de otras neuronas y en estos casos se suele hablar de naturaleza excitadora o inhibidora según sea su función para la excitación o bloques de la neurona.

Se considera que el almacenamiento de la información está concentrado en estas conexiones sinápticas. Se conoce que en el sistema nervioso de los seres humanos estas conexiones sinápticas son de naturaleza química muy

compleja a diferencia de los insectos que tienen conexiones de transmisión eléctrica simples.

McCulloch y Pitts construyeron un modelo básico de neurona artificial, con una neurona muy Simple a base de un sumador y una función de activación. Las conexiones (sinapsis) de una neurona se consideran como se muestra en la figura 2.1.2. En ellas, las activaciones x_i con unas determinadas intensidades w_{ji} de otras neuronas son sumadas, y se permite que en la salida de la neurona (axón) se origine una actividad siempre que la suma $w_{ji}x_i$ supere un valor umbral (θ_j).

La expresión matemática de esta neurona es

$$y_i = \phi \left(\sum_{i=1}^n w_{ji} x_i + \theta_j \right) \quad 2.1.1$$

Donde w_{ji} son los pesos sinápticos que ponderan las entradas x_i y θ_j es el umbral. ϕ es la función de activación de la neurona y n es número total de pesos sinápticos conectados a entrada de la neurona.

En algunos libros incluyen el umbral dentro de las entradas y de pesos quedando expresada la salida de neurona como:

$$y_i = \phi \left(\sum_{i=0}^n w_{ji} x_i \right) \quad 2.1.2$$

Con $x_0 = \pm 1$, y $w_{j0} = \theta_j$, dando una presentación más compacta. Como función de activación, ϕ , se pueden usar muchas funciones, pero las más usadas para los casos no lineales son las sigmoides. En este capítulo se explican las funciones de activación más utilizadas en redes neuronales.

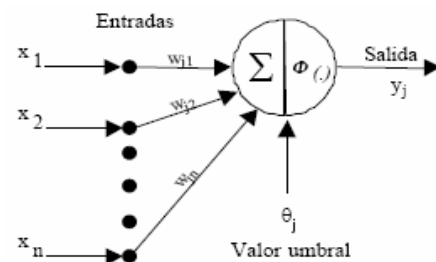
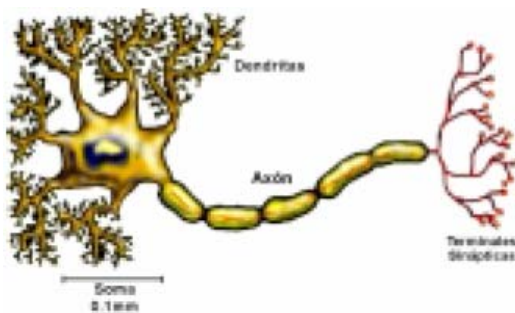
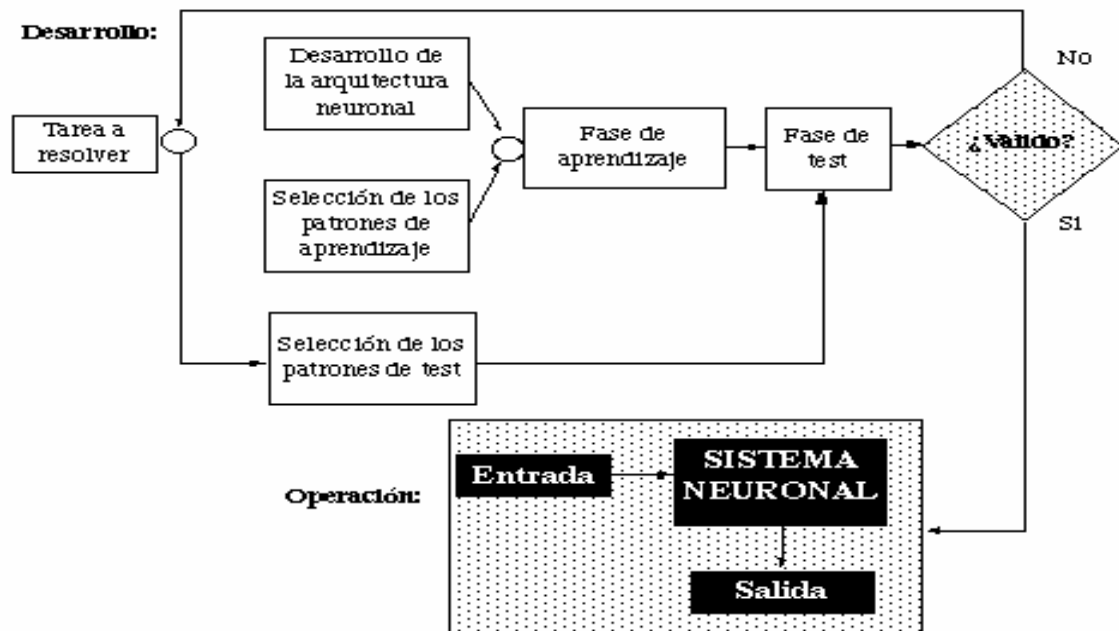


Fig. 2.1.1: Modelo de la neurona biológica

Fig. 2.1.2: Modelo de neurona artificial

2.3 ¿Cómo se trabaja con las redes neuronales?

El modelo siguiente describe el procedimiento para operar con redes neuronales. Originalmente la red neuronal no dispone de ningún tipo de conocimiento útil almacenado. Para que la red neuronal ejecute una tarea es preciso **entrenarla**, en terminología estadística diríamos que es necesario **estimar los parámetros**.



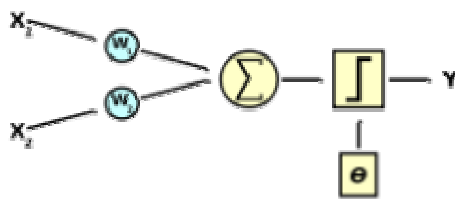
Modo de trabajo con redes neuronales

Es un procedimiento estadístico

En realidad todo el procedimiento que vemos en el modelo es estadístico: primero se selecciona un conjunto de datos, o patrones de aprendizaje en jerga neuronal. Después se desarrolla la arquitectura neuronal, número de neuronas, tipo de red. Por decirlo con otras palabras, se selecciona el modelo y el número de variables dependientes e independientes. Se procede a la fase de aprendizaje o estimación del modelo y a continuación se validan los resultados.

2.3.1 Funcionamiento

Una de las misiones en una red neuronal consiste en simular las propiedades observadas en los sistemas neuronales biológicos a través de modelos matemáticos recreados mediante mecanismos artificiales (como un circuito integrado, un ordenador o un conjunto de válvulas). El objetivo es conseguir que las máquinas den respuestas similares a las que es capaz de dar el cerebro que se caracterizan por su generalización y su robustez.



Modelo del diseño y programación de una RNA. Perceptrón con 2 entradas

Una red neuronal se compone de unidades llamadas neuronas. Cada neurona recibe una serie de entradas a través de interconexiones y emite una salida. Esta salida viene dada por tres funciones:

1-Una función de propagación (también conocida como función de excitación), que por lo general consiste en el sumatorio de cada entrada multiplicada por el peso de su interconexión (valor neto). Si el peso es positivo, la conexión se denomina *excitatoria*; si es negativo, se denomina *inhibitoria*.

2- Una función de activación, que modifica a la anterior. Puede no existir, siendo en este caso la salida la misma función de propagación.

3- Una función de transferencia, que se aplica al valor devuelto por la función de activación. Se utiliza para acotar la salida de la neurona y generalmente viene dada por la interpretación que queramos darle a dichas salidas. Algunas de las más utilizadas son la sigmoide (para obtener valores en el intervalo $[0,1]$) y la tangente hiperbólica (para obtener valores en el intervalo $[-1,1]$). Se puede observar en el modelo del diseño y programación de una RNA.

Con un paradigma convencional de programación en ingeniería del software, el objetivo del programador es modelar matemáticamente (con distintos grados de formalismo) el problema en cuestión y posteriormente formular una solución (programa) mediante un algoritmo codificado que *tenga* una serie de propiedades que permitan resolver dicho problema. En contraposición, la aproximación basada en las RNA parte de un conjunto de datos de entrada suficientemente significativo y el objetivo es conseguir que la red *aprenda* automáticamente las propiedades deseadas. En este sentido, el diseño de la red tiene menos que ver con cuestiones como los flujos de datos y la detección de condiciones, y más que ver con cuestiones tales como la selección del

modelo de red, la de las variables a incorporar y el preprocesamiento de la información que formará el *conjunto de entrenamiento*. Asimismo, el proceso por el que los parámetros de la red se adecuan a la resolución de cada problema no se denomina genéricamente programación sino que se suele denominar *entrenamiento*.

Por ejemplo en una red que se va a aplicar al diagnóstico de imágenes médicas; durante la fase de entrenamiento el sistema recibe imágenes de tejidos que se sabe son cancerígenos y tejidos que se sabe son sanos, así como las respectivas clasificaciones de dichas imágenes. Si el entrenamiento es el adecuado, una vez concluido, el sistema podrá recibir imágenes de tejidos no clasificados y obtener su clasificación *sano/no sano* con un buen grado de seguridad. Las variables de entrada pueden ser desde los puntos individuales de cada imagen hasta un vector de características de las mismas que se puedan incorporar al sistema (por ejemplo, procedencia anatómica del tejido de la imagen o la edad del paciente al que se le extrajo la muestra).

Estructura

La mayoría de los científicos coinciden en que una RNA es muy diferente en términos de estructura de un cerebro animal. Al igual que el cerebro, una RNA se compone de un conjunto masivamente paralelo de unidades de proceso muy simples y es en las conexiones entre estas unidades donde reside la inteligencia de la red. Sin embargo, en términos de escala, un cerebro es muchísimo mayor que cualquier RNA creada hasta la actualidad, y las neuronas artificiales también son más simples que su contrapartida animal.

Biológicamente, un cerebro aprende mediante la reorganización de las conexiones sinápticas entre las neuronas que lo componen. De la misma manera, las RNA tienen un gran número de *procesadores* virtuales interconectados que de forma simplificada simulan la funcionalidad de las neuronas biológicas. En esta simulación, la reorganización de las conexiones sinápticas biológicas se modela mediante un mecanismo de *pesos*, que son ajustados durante la fase de aprendizaje. En una RNA entrenada, el conjunto de los pesos determina el *conocimiento* de esa RNA y tiene la propiedad de resolver el problema para el que la RNA ha sido entrenada.

Por otra parte, en una RNA, además de los pesos y las conexiones, cada neurona tiene asociada una función matemática denominada función de transferencia. Dicha función genera la señal de salida de la neurona a partir de las señales de entrada. La entrada de la función es la suma de todas las señales de entrada por el peso asociado a la conexión de entrada de la señal.

Algunos ejemplos de entradas son la función escalón o Heaviside, la lineal o mixta, la sigmoideal y la función gaussiana, recordando que la función de transferencia es la relación entre la señal de salida y la entrada.0

2.4 Funciones de activación

En esta sección, se presenta las funciones las que más utilizations en estructuras de red neuronal artificial. Las funciones sigmoideas y lineales siempre usan en las redes neuronales con propagación hacia adelante.

a) Función escalón de conexión o desconexión

Esta función define frecuentemente denominada escalón de dos posiciones (sí o no). La salida de esta función es, o bien una constante positiva, una constante negativa o cero. Esta función posee una discontinuidad en un punto que imposibilita la evaluación de la derivada en dicho punto. La figura 2.2.1 se representa la familia de estas funciones

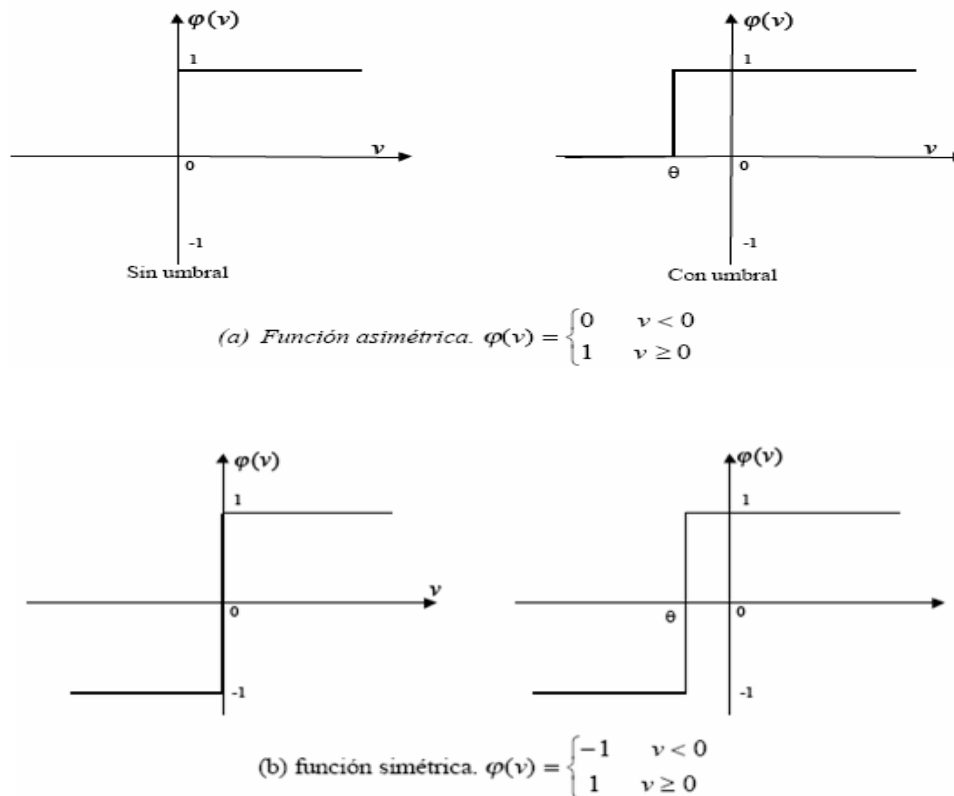


Fig. 2.2.1: Función escalón de conexión y desconexión

b) Función saturación lineal

Función saturación lineal es similar a la función de escalón de conexión o desconexión, salvo que en un rango determinado de la variable de entrada. La salida tiene un comportamiento proporcional.

La figura 2.2.3 se muestra tan solo dos discontinuidades en su derivada.

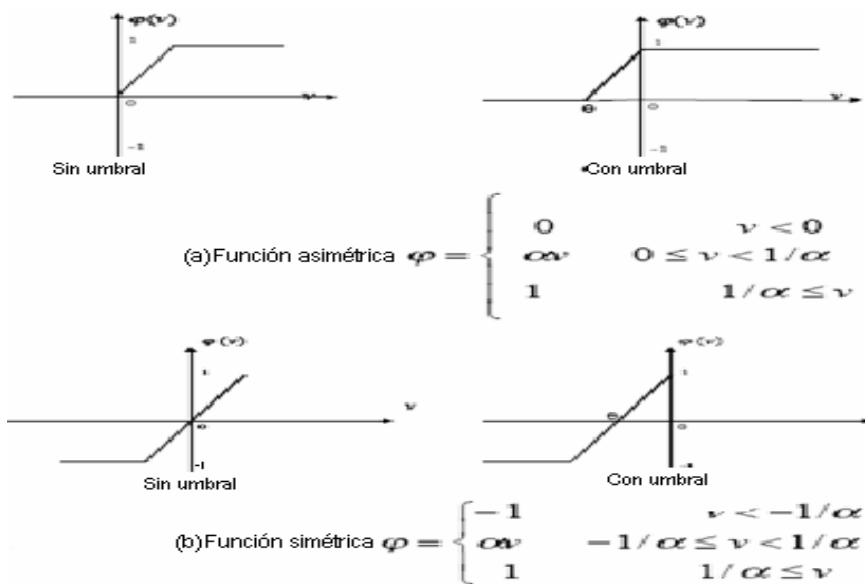


Fig. 2.2.2: Función saturación lineal

c) Función sigmoideal asimétrica

Es una función binaria, continua diferenciable en todo su dominio. La figura 2.2.3 expone una representación de esta función y es la función que se va a utilizar en el recorrido del trabajo.

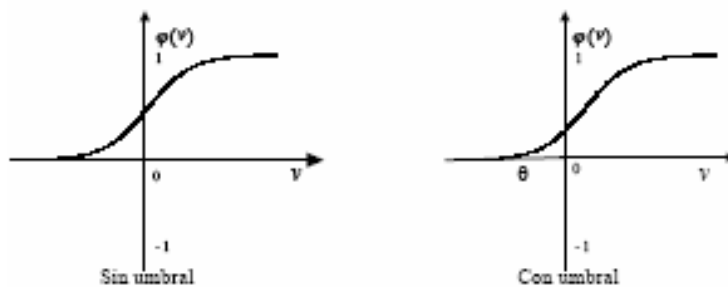


Fig. 2.2.3: Función sigmoideal asimétrica

$$\varphi = \frac{a}{1 + e^{-v}} + c \begin{cases} c = 0 \\ a = 1 \\ \gamma = 0 : 1 \end{cases}$$

d) Función sigmoideal simétrica (tansig)

Esta función también denominada tangente hiperbólica es completamente diferenciable en todo su dominio, monótonamente creciente y posee una característica bipolar. La figura 2.2.4 se representa el gráfico de esta función. La función sigmoideal simétrica (tansig) es la que se utiliza en la construcción de la red neuronal artificial (RAN).

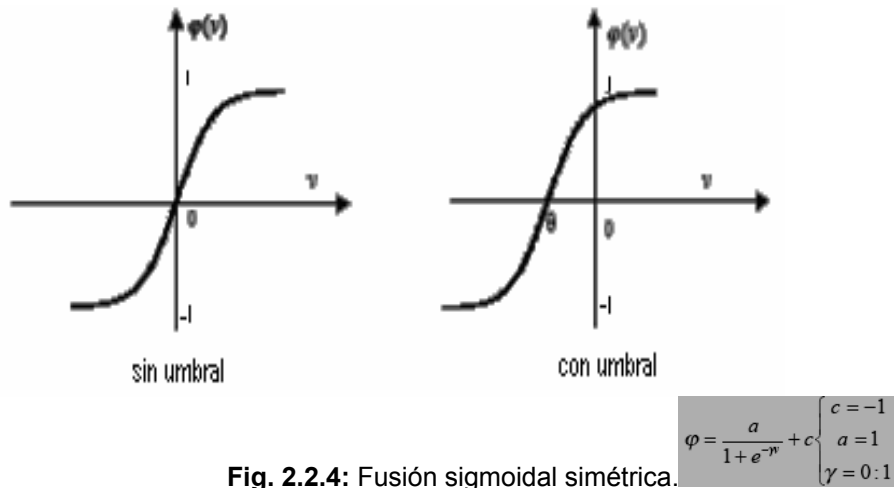


Fig. 2.2.4: Fusión sigmoideal simétrica.

e) Función lineal (purelin)

Esta función posee una característica tipo lineal como se observa en figura 2.2.5, la cual no tiene límites en su rango.

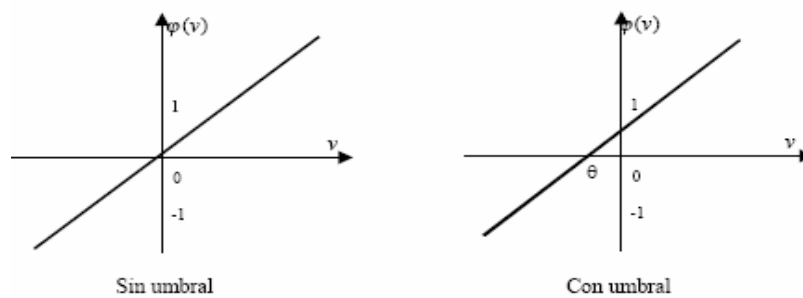


Fig. 2.2.5: Función lineal

2.5 Arquitectura de las redes neuronales artificiales

Si bien la red neuronal artificial (ANN) es la unidad principal, no menos importante es como se interconectan entre ellas para formar una red que procese la información. Nos referimos a la arquitectura como las diferentes formas de interconectar esas unidades básicas creando redes de topología diferentes. Pueden existir un sin número de posibles combinaciones de las conexiones entre ellas, sin embargo podemos definir algunas estructuras fundamentales.

► Redes neuronales artificiales de propagación hacia adelante

Este tipo de estructuras se organiza en un grupo de neuronas que procesan la información de las entradas paralelamente y luego las salidas de las neuronas pueden combinarse para obtener unas salidas de la red o alimentar otro grupo de neuronas. La figura 2.3.1.1 muestra una estructura de red neuronal de una sola capa de salida. La figura 2.3.1.2 muestra una estructura de red neuronal multicapa (MFANN) que contiene una o más capas ocultas. Normalmente, las entradas se conectan a la primera capa oculta. La salida de cada neurona se conecta a las entradas de las neuronas de la siguiente capa hasta alcanzar a la capa de salida.

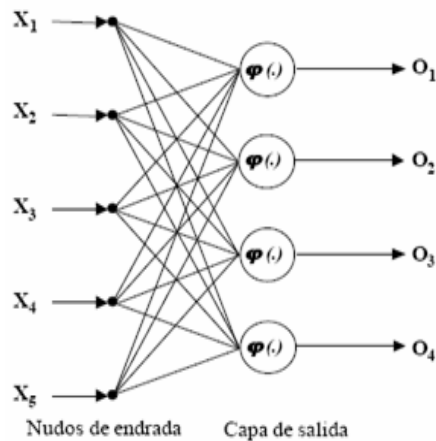


Fig. 2.3.1.1: Red de propagación de una capa multicapa

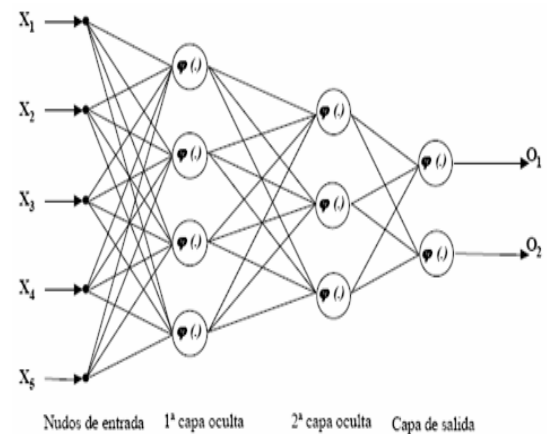


Fig. 2.3.1.2: Red de propagación multicapa

► Red de Hopfield

Algunas de las arquitecturas de redes neuronales se caracterizan por el hecho de que varias de sus entradas están realimentadas por salidas de la propia red neuronal. La red propuesta por Hopfield es un ejemplo de estas arquitecturas incluyendo su propio modelo de neurona, como se presenta en la sección anterior. La figura 2.3.2.1 ilustra un esquema de una de las posibles combinaciones de redes Hopfield.

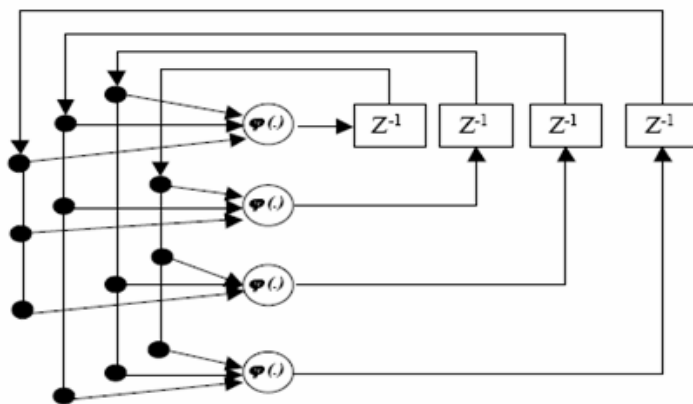


Fig. 2.3.2.1: Red neuronal de Hopfield

► Red neuronal artificial de propagación con retardos de tiempo

La red neuronal artificial con retardos de tiempo (TDANN) se plantea de forma básicamente similar a la red MFANN con sola diferencia de organizar los datos de entrada, es decir que cada entrada está multiplexada para ser una función de unidades del retardo del tiempo. Los algoritmos de entrenamiento y actualización son exactamente iguales sin embargo, en las entradas se añaden unos valores iguales a los retardos de tiempo de la entrada. La figura 2.3.3.1 ilustra una red neuronal artificial de propagación con retardos de tiempo.

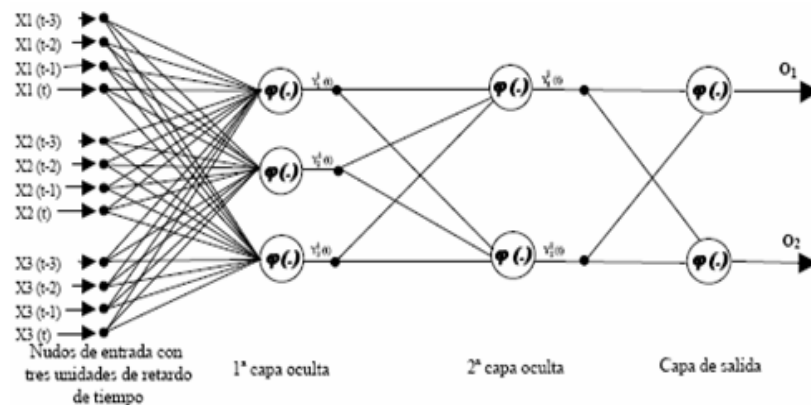


Fig. 2.3.3.1: Red neuronal artificial de retardo de tiempo con tres unidades de retardo de tiempo en los nudos de la entrada

► Red neurona artificial de respuesta de impulso finito

La red neuronal artificial de impulso finito (FIRANN), mostrada con detalle en sección 2.6, es una forma compleja de la MFANN, en la cual cada entrada de cada neurona depende de la salida actual y de los valores previos de las neuronas de la capa anterior. La figura 2.3.4.1 muestra la red FIRANN.

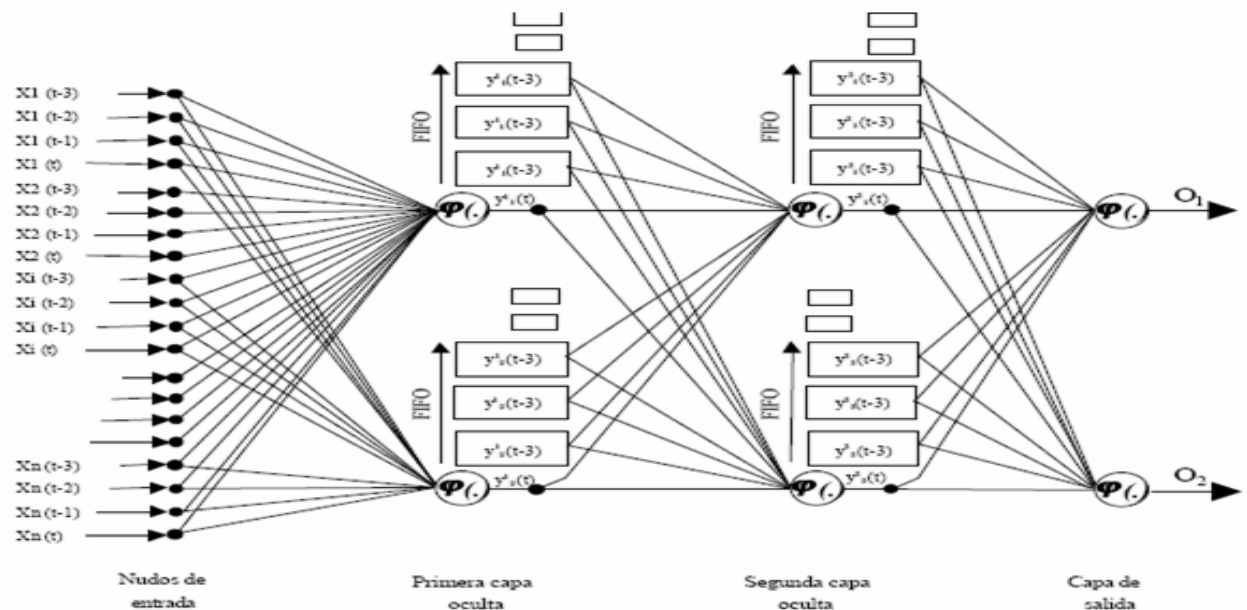


Fig2.3.4.1: Red neuronal artificial de respuesta de impulso finito FIRANN

2.6 Algoritmo de retropopagacion. Consideraciones especiales.

El algoritmo de retropopagacion garantiza la aplicación de pasos descendentes por la superficie enedimensional del error en función de los valores de los pesos de la red. Con el gradiente descendente, siempre que se realice un cambio en los pesos de la red, se asegura el descenso por la superficie del error hasta encontrar el valle más cercano, que puede corresponder a un mínimo local o al mínimo global. Una vez que la red se asienta en un mínimo cualquiera cesa el aprendizaje. En el desarrollo matemático del algoritmo no se asegura en ningún momento que el mínimo que se alcance sea global en lugar de uno local.

No tendría importancia que el aprendizaje se detuviera en un mínimo local o en algún punto estacionario de la superficie, con lo cual no se llegue a lograr el mínimo global de la función, si la solución es admisible desde el punto de vista del error, es decir, si se llega a un error menor que un valor preestablecido para una aplicación dada. Un problema sería que el aprendizaje se detuviera en un mínimo local siendo el error aún demasiado alto. Afortunadamente, en la práctica, si una red deja de aprender antes de llegar a una solución adecuada, un cambio en el número de nodos ocultos o en los parámetros de aprendizaje suele resolver el problema, o bien puede volver a empezarse el entrenamiento con un conjunto diferente de pesos iniciales.

2.6.1 Control de la convergencia. Razón de aprendizaje.

En las técnicas de gradiente descendente, utilizadas en el algoritmo de retropropagación, es conveniente avanzar por la superficie del error con incrementos pequeños de los pesos, pues no se sabe lo lejos o lo cerca que se está de un punto mínimo. Esto puede lograrse con una selección adecuada de la razón de aprendizaje η . Si se utiliza un valor muy pequeño, serán muy pequeños también los cambios en los pesos y muy suave la trayectoria en el espacio de pesos, lo cual significa que la red tendrá que hacer un gran número de iteraciones. Si, por el contrario, el valor de η es elevado, los grandes cambios en los pesos provocarían que se avance muy rápido por la superficie del error con el riesgo de saltar el mínimo y estar oscilando alrededor de él, pero sin poder alcanzarlo, lo que haría inestable a la red.

El elegir un paso η adecuado influye en la velocidad con que converge el algoritmo. Normalmente su valor es un número pequeño del orden de 0.05 a 0.25 para asegurar que la red llegue a asentarse en una solución.

Es frecuente que se aumente el valor de η dentro del rango aceptado a medida que disminuye el error de la red durante la fase de aprendizaje. Así se acelera la convergencia.

Hasta aquí hemos hablado de una razón de aprendizaje única para toda la red. Sin embargo, es frecuente oír hablar de una razón aprendizaje η_{kp} dependiente de la conexión. En este caso muchas cosas interesantes podrían

hacerse. Por ejemplo, en una aplicación dada pueden definirse un conjunto de pesos fijos. Aquí, las señales de error son retropropagadas por la red de la manera usual, sólo que para esas conexiones η sería igual a cero.

2.6.2 Regla delta generalizada. Método del momento.

Otra forma de aumentar la velocidad de convergencia de la red consiste en utilizar una técnica llamada momento. Consiste en añadir al valor de cambio de peso en el paso n , una fracción del cambio anterior, como se muestra en la siguiente expresión llamada regla delta generalizada:

$$\Delta W_{kp}(n) = \alpha \Delta W_{kp}(n-1) + \eta \delta_k(n) A_p(n)$$

Donde α que es el momento es usualmente un número positivo. Se puede demostrar matemáticamente que para que la red converja el valor del momento tiene que estar en el rango: $0 \leq \alpha < 1$

De la expresión puede verse que:

- Cuando el ajuste de los pesos ($\eta \delta_k(n) A_p(n)$) tiene el mismo signo que en el paso anterior, al aplicar la regla generalizada con momento el peso es ajustado en una cantidad mayor, es decir, la inclusión del momento en la expresión tiende a acelerar el proceso de aprendizaje. Como se comprende entonces, en este caso, el término momento puede también evitar que el proceso de aprendizaje se detenga en un mínimo local poco profundo de la superficie de error, pues se pasaría por él sin detectarlo.
- Cuando el ajuste de los pesos en dos pasos consecutivos tiene signos opuestos, el peso es ajustado en una menor cantidad. Por ello se dice que la adición del momento tiene un efecto estabilizador cuando hay oscilación en el signo del gradiente descendente.

2.6.3 Dimensionamiento de la red. Número de neuronas ocultas.

No se pueden dar reglas concretas para determinar el número de neuronas de una capa o el número de capas de la red. Igual ocurre a la hora de seleccionar el número de patrones de entrenamiento. Sólo se pueden dar algunas ideas generales deducidas de la experiencia de algunos autores.

El tamaño de la capa de entrada suele venir determinado por la naturaleza de la aplicación. Igual ocurre con la capa de salida. Respecto al número de capas de la red en general son suficientes 3 capas (entrada – oculta - salida) aunque hay veces que se necesitan más capas ocultas. Decidir cuantas neuronas debe tener la capa oculta (o capas ocultas) no es tan evidente. El número de neuronas ocultas interviene en la eficiencia del aprendizaje y de generalización de la red, pero no hay regla que indique el número óptimo para su selección. En cada problema se suele ensayar con distintos números de neuronas para organizar la representación interna y escoger el mejor. La idea más utilizada sobre todo en los sistemas simulados consiste en tener el menor número de neuronas ocultas posible, pues cada una de ellas supone una mayor carga

para las unidades de procesamiento en el programa. En un sistema implementado en hardware no importa la carga de procesamiento pero sí habrá que tener en cuenta el problema de comunicación entre las distintas neuronas de la red.

Sobre la base de un entrenamiento a prueba y error es posible determinar el número final de neuronas ocultas en función de la eficiencia del sistema. Si la red converge sin problemas se pueden eliminar neuronas ocultas y si no converge es posible que haya que aumentar ese número. La topología general se puede basar, como se dijo, en el rendimiento global del sistema.

En una red que converja pueden evaluarse periódicamente los valores de los pesos de las unidades ocultas a medida que se entrena la red, los que varíen muy poco con respecto a sus valores iniciales pueden ser superfluos y esas unidades ocultas pueden ser eliminadas pues apenas participan en el proceso de aprendizaje. Existe también un método automático (Rumelhart'88) para podar los nodos innecesarios.

2.6.4 Datos de entrenamiento.

Desdichadamente no hay una definición sencilla que sea aplicable a todos los casos, la experiencia suele ser la mejor maestra. A medida que uno va adquiriendo soltura en la utilización de las RNA, se adquiere también un conocimiento acerca de cómo seleccionar y preparar los conjuntos de entrenamiento. Aquí se darán unas cuantas ideas generales.

Se pueden utilizar todos los datos que estén disponibles para entrenar la red aunque esto no es necesario ni recomendable. Es conveniente emplear un subconjunto de los datos para el entrenamiento y el resto para probar la red con el objeto de verificar que la misma puede llevar a cabo la asociación deseada al utilizar vectores de entrada que nunca haya visto durante el entrenamiento.

Si se está entrenando una red para que funcione en un entorno con ruido hay que incluir unos cuantos vectores de entrada con ruido en el conjunto de datos.

Algunas veces esto ayuda en la convergencia, incluso en el caso en que no se espere ruido en las entradas.

La red de retropropagación admite bien la generalización. Es decir es capaz de adaptarse a las similitudes significativas de los vectores de entrada si pertenecen a una misma clase.

Si la red se entrena de modo inadecuado o insuficiente empleando un conjunto de vectores de entrada, la posterior identificación de miembros de esa clase puede ser imprecisa. Asegúrese bien entonces de que los datos de entrenamiento cubran todo el espacio de entradas esperado, pues la red no es capaz de extrapolar bien.

Durante el proceso de entrenamiento seleccione aleatoriamente los pares de vectores de entrada. En todo caso no entrene por completo a una red con vectores de una clase pasando después a otra clase pues la red se olvidará del entrenamiento original.

Si la función de salida es una sigmoide entonces será preciso aplicar una escala a los vectores de entrada. Deben utilizarse valores como 0.1 y 0.9 para representar los valores de entrada más pequeños y más grandes respectivamente.

2.6.5 Algunas sugerencias para hacer mejor el algoritmo de retropropagación del error.

Con frecuencia se dice que el diseño de una red neuronal usando el algoritmo backpropagation (retropropagación) es más un arte que una ciencia debido a que en esto influye mucho la experiencia personal. A continuación se hará referencia a varios aspectos que ayudarán a un novato a lograr buenos resultados.

I. Función de activación a utilizar.

Siempre que sea posible debe utilizarse una función asimétrica, por ejemplo, la sigmoideal tangente hiperbólica:

$$\varphi(V_k) = a \tanh(b V_k)$$

Se ha demostrado que valores adecuados para las constantes son $a = 1.716$ y $b = 2/3$.

II. Selección de los valores de salida.

Deben ser elegidos dentro del rango de la función de activación sigmoideal. Es decir, la respuesta deseada para la neurona k de la capa de salida debe ser una cantidad ε menor que la salida de la neurona (en valor absoluto), o sea:

$$T_k = \text{salida máxima de } \varphi(.) - \varepsilon.$$

Donde $\varphi(.)$ es la función de activación usada en la neurona k .

De no cumplirse lo anterior el algoritmo de retropropagación tiende a llevar los parámetros libres a valores cada vez mayores.

III. Inicialización de los parámetros libres de la red.

Una buena inicialización de los parámetros libres de la red puede ayudar considerablemente a la convergencia del algoritmo. Lo ideal sería poder disponer de una información previa de los valores iniciales a poner, aunque esto es poco frecuente. En la práctica, por tanto, los pesos y vías deben recibir valores iniciales pequeños y aleatorios uniformemente distribuidos (por ejemplo, entre ± 0.5).

Puede demostrarse que si todos los pesos reciben el mismo valor inicial la red no podrá aprender nunca nada.

Una mala elección de los valores iniciales puede provocar el fenómeno conocido como saturación prematura, lo cual ocurre cuando la suma de los

cuadrados de los errores (SSE) permanece casi constante por un período relativamente grande al inicio del proceso de entrenamiento.

Este fenómeno se produce cuando el nivel de actividad interno de las neuronas de la capa de salida tiene valor grande (por valores grandes de los pesos) y, como la función sigmoideal limita los valores de salida de la neurona entre 0 y +1 para la función logística (-1 y +1 para la tangente hiperbólica), las salidas de las neuronas en este caso casi no cambiarán y tampoco lo hará el error. Cuando esto ocurre el ajuste aplicado a los pesos de la neurona será muy pequeño (aún cuando el error asociado a la neurona sea grande) pues el valor del gradiente local de la neurona es casi cero. En esta situación se dice que la neurona está saturada.

Si la salida de la neurona está en un extremo (de la función logística) debiendo estar en el extremo contrario se dice que la neurona está incorrectamente saturada. Puede transcurrir gran tiempo de entrenamiento para que la red pueda salir de este estado.

En la capa de salida puede haber neuronas no saturadas y saturadas. Los pesos asociados a las primeras cambian rápidamente y si las neuronas saturadas al llegar a este punto continúan en este estado entonces se cae en el fenómeno de saturación prematura.

En 1991 Lee y otros demostraron mediante simulación, utilizando el modo de entrenamiento "batch", que:

- Puede evitarse la saturación incorrecta eligiendo valores iniciales de los pesos sinápticos de la red uniformemente distribuidos en un rango pequeño de valores aunque si es demasiado pequeño el aprendizaje inicial puede ser muy lento.

- La saturación incorrecta es menos probable cuando el número de neuronas ocultas es bajo.

- La saturación incorrecta raramente ocurre cuando las neuronas de la red operan en su zona lineal.

Ruso (1991) recomendó usar la inicialización de los pesos neurona a neurona en el siguiente rango empírico de valores aleatorios de pesos y vías cuando se usa función de activación tangente hiperbólica: $a \tanh(b V_k)$ siendo $a = 1.716$ y

$$b = 2/3.$$

$$\left(\frac{2.4}{F_i}, + \frac{2.4}{F_i} \right)$$

Donde: F_i es el número total de entradas de la neurona "i" de la red.

Debe decirse por último que el fenómeno de la saturación prematura se diferencia del caer en un mínimo local en que una vez finalizado este período inicial el error continúa disminuyendo.

IV. Todas las conexiones de la red deben tener ajustes similares.

Típicamente las neuronas de las últimas capas tienden a tener valores mayores de su gradiente local, por lo cual el ajuste de los pesos de sus conexiones sería mayor si se utilizara el mismo valor de η para todas las neuronas de la red. Se recomienda entonces que el valor de la razón de aprendizaje de las últimas capas sea menor. Por otra parte, las neuronas con muchas entradas podrían tener también menor η que las que tengan menos entradas.

V. Para la operación on line se recomienda el método de entrenamiento por patrón.

VI. Orden en el cual se presentan los patrones de entrenamiento.

El orden en el cual se presentan los patrones de entrenamiento debe ser cambiado aleatoriamente para cada iteración, esto evita que la red memorice los ajustes de los pesos y mejora además la velocidad de convergencia. Un último aspecto a considerar es la posibilidad de convergencia hacia alguno de los mínimos locales que pueden existir en la superficie de error del espacio de pesos.

Debe decirse además que un pequeño error medio cuadrático no implica necesariamente una buena generalización, es decir, un buen comportamiento con datos que no haya visto antes.

2.7 Factores que afectan al entrenamiento en las redes neuronales

El entrenamiento es un “proceso de acción complejo cuyo objetivo es influir de forma sistemática y orientada al objetivo, sobre el desarrollo de la persona. En este caso es un proceso que determina los pesos sinápticos óptimos que hacen que la evolución del error decrezca a un valor mínimo. Es decir que el entrenamiento de una red neuronal debe detenerse cuando el error se vuelve constante y no puede ser reducido, lo que significa que el proceso de entrenamiento ha alcanzado un mínimo local o global. Por tanto no podemos saber si el error está en mínimo local o en un mínimo global. El problema ahora es como saber si se trata de un mínimo local o global. Esta pregunta es muy difícil de responder. Una respuesta podría ser que mediante la prueba de generalización de la red neuronal y otra que mediante el entrenamiento de la red con diferentes grupos de condiciones iniciales y factores de aprendizaje hasta lograr un error mínimo.

Los parámetros de función de activación sigmoidea

De acuerdo con expresión (2.4.5) de la función sigmoide, resulta evidente que los parámetros a y c se utilizan para elegir el tipo de función (sigmoide simétrica

o sigmoide asimétrica) y el parámetro γ se utiliza para cambiar la pendiente de la función como se muestra en las figuras 2.4.1.1 y 2.4.1.2. Estos parámetros tienen que seleccionarse cuidadosamente antes de iniciar el proceso del entrenamiento.

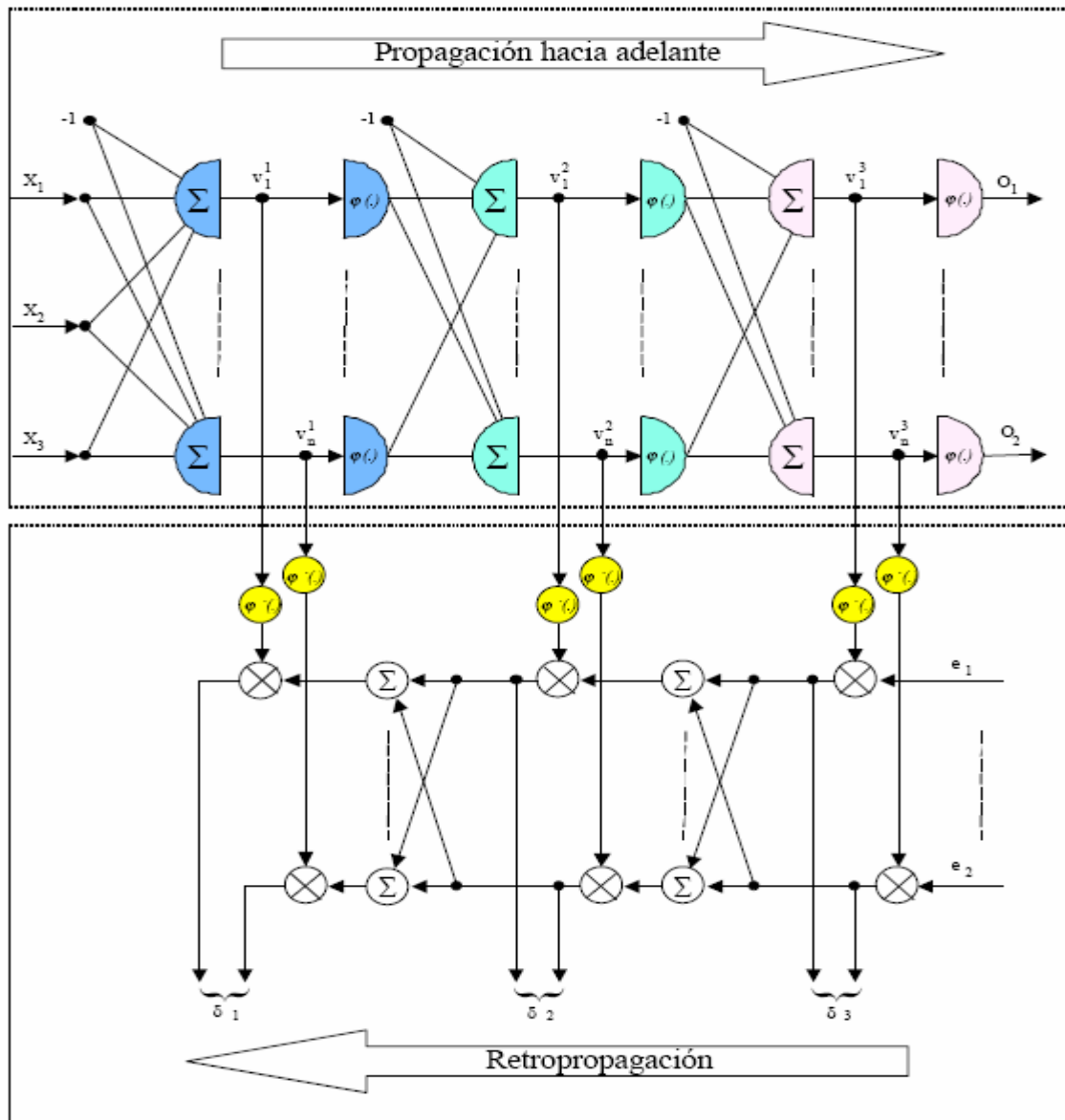


Fig. 2.4.2: Diagrama esquemático de la propagación hacia adelante y propagación hacia atrás

El factor de aprendizaje

El aprendizaje es un cambio permanente de la conducta de la persona como resultado de la experiencia. Se refiere al cambio en la conducta o al potencial de la conducta de un sujeto en una situación dada, como producto de sus repetidas experiencias en dicha situación.

En la expresión (2.4.10), resulta evidente que el factor del aprendizaje se utiliza para reducir el error de aprendizaje y además depende directamente del problema a solucionar. Si se deja el factor de aprendizaje constante, quizás el entrenamiento salte a un mínimo global o caiga en un mínimo local.

Hay algoritmos para resolver estos problemas tales como el que reduce el factor de aprendizaje después cada iteración, multiplicándolo por un valor, adaptación del factor de aprendizaje y a base de la regla aprendizaje Delta-Bar-Delta, que se usa en este trabajo.

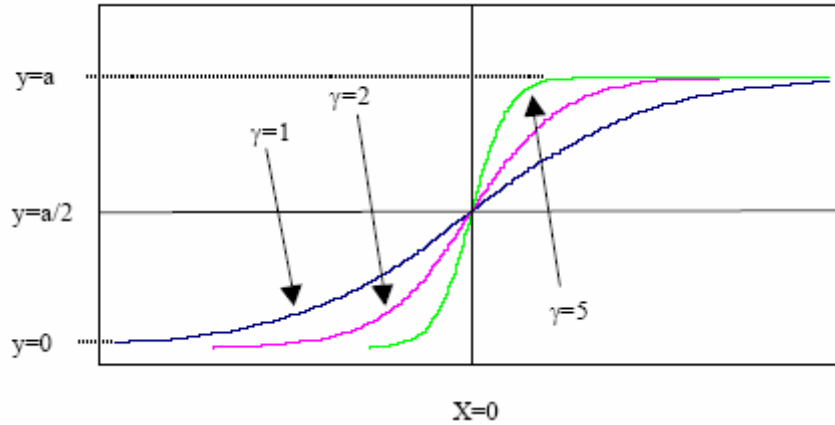


Fig. 2.4.1.: Función sigmoidea asimétrica

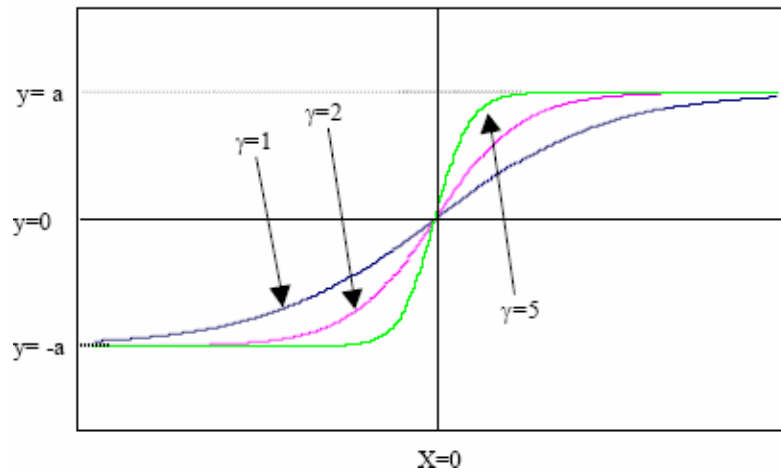


Fig. 2.4.1.2: Función sigmoidea simétrica.

Regla de aprendizaje Delta-Bar-Delta

Con este método el factor de aprendizaje se introduce como una función del error de aprendizaje [38].

La ecuación 2.4.10 se puede escribir como:

$$\nabla w_{ji}^{(l)}(n) = \eta_{ji}(n+1) \delta_j^{(l)}(n) y_i^{(l-1)}(n)$$

2.5.3.1

Donde $\eta_{ji}(n+1)$ es el factor de aprendizaje actualizado. El nuevo factor de aprendizaje se define como:

$$\eta_{ji}(n+1) = \eta_{ji}(n) + \nabla \eta_{ji}(n+1)$$

2.5.3.2

Donde

$$\nabla \eta_{ji}(n+1) = \begin{cases} k & \text{si } S_{ji}(n-1)D_{ji}(n) > 0 \\ -\beta \eta_{ji}(n) & \text{si } S_{ji}(n-1)D_{ji}(n) < 0 \\ 0 & \text{o para otros casos} \end{cases} \quad 2.5.3.3$$

Y

$$D_{ji}(n) = -\sum_{b=1}^B \delta_j^{(b)}(n) y_i^{(b)}(n) \quad 2.5.3.4$$

Y

$$S_{ji}(n) = (1 - \xi)D_{ji}(n-1) + \xi S_{ji}(n-1) \quad 2.5.3.5$$

Donde $D_{ji}(n)$ es el valor actual de la derivada parcial de la superficie de error respecto del peso $W_{ji}(n)$ y $S_{ji}(n)$ es una suma ponderada exponencialmente de los valores de las derivadas actuales y anteriores de superficie del error respecto del peso $w_{ji}(n)$ con ξ como base y el número de iteración como exponente.

La regla de aprendizaje "Delta-Bar-Delta" tiene otra ventaja, además de acelerar el proceso del aprendizaje y evitar los mínimos locales, reduce la influencia de la inicialización de los pesos.

El factor "momentum"

Para hacer el proceso del entrenamiento mas rápido y para asegurarse de escapar de los mínimos locales sin incrementar el error después de haberlo reducido, se pone el momentum en la ecuación 2.4.11 que se puede escribir como:

$$w_{ji}^{(l)}(n+1) = w_{ji}^{(l)}(n) + \nabla w_{ji}^{(l)}(n) + \alpha(w_{ji}^{(l)}(n) - w_{ji}^{(l)}(n-1)) \quad 2.5.4.1$$

Donde α es el factor momentum, que tiene un valor positivo menor que la unidad. El momentum también se puede actualizar usando la misma base mencionada en el algoritmo de actualización del factor de aprendizaje Delta -- Bar -- Delta.

Inicialización

La inicialización es el primer proceso del entrenamiento de la red neuronal. Una buena selección de los valores iniciales de los pesos sinápticos y de los umbrales pueden ayudar enormemente en el diseño satisfactorio de la red y su entrenamiento. La inicialización de los pesos sinápticos y los umbrales deben distribuirse uniformemente en un rango pequeño para reducir la probabilidad de saturación de las neuronas en la red. Sin embargo, el rango no debe ser muy pequeño ya que puede originar que los gradientes del error sean inicialmente muy bajos, y el aprendizaje muy reducido.

Método de validación cruzada

Si se usan todos los patrones posibles en proceso del entrenamiento, no se puede decir que la red neuronal artificial generalizará. Por esto, usando el

método de validación cruzada, se puede saber si la ANN puede generalizar o no y evitar sobre entrenamientos. Esto puede lograrse mediante una selección aleatoria de un 60% o 80% de los patrones disponibles como grupo de entrenamiento y el resto dejarlo para la prueba. Después de un cierto número de iteraciones, se detiene temporalmente el proceso de entrenamiento y se usa el grupo de prueba para ensayar la red neuronal. Repitiendo esto a lo largo de todo el proceso de entrenamiento se deberá reducir el error de prueba hasta un cierto instante, después del cual el error de prueba empezará a incrementarse de nuevo.

El punto que corresponde con el mínimo error es el mejor ajuste de la red neuronal artificial.

2.8 Entrenamiento de las redes neuronales artificiales

Para simplificar el entrenamiento, los umbrales o las polarizaciones se asumirán como unas entradas fijas a la neurona (1 o -1) a través de un peso sináptico adaptable. Por tanto, la red neuronal durante la operación de propagación hacia adelante puede explicarse tal como se muestra en la figura 2.4.1 usando un modelo de neurona mostrado en la figura 2.1.2.

La señal de error instantáneo a la salida de la neurona j en la iteración n de un ciclo de entrenamiento es:

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad 2.4.1$$

donde :

d_j = la salida deseada de la neurona j .

y_j = la salida real de la neurona j .

Usando la suma instantánea de los errores cuadráticos E de la red:

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in C} e_j^2(n) \quad 2.4.2$$

Donde C incluye todas las neuronas en la capa de salida de la red

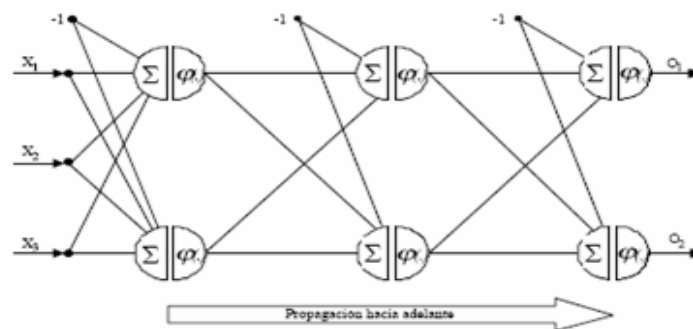


Fig. 2.4.1: Proceso de propagación hacia delante de una estructura de red

De las ecuaciones (2.1.1) a (2.4.2) resulta evidente que los valores de los pesos están incluidos en $E(n)$. Esto significa que los valores de los pesos deben ser seleccionados para minimizar el error de la salida total de la red. Esto puede lograrse mediante las derivadas parciales del error $E(n)$ respecto a cada peso sináptico, lo que da el gradiente instantáneo que finalmente lleva al cambio de los pesos sinápticos, Δw , y que minimiza el error de la salida al final del proceso de entrenamiento. La obtención de las formulas de entrenamiento se aparece mas detallada en [38]. La figura 2.4.2 muestra un resumen del entrenamiento para un diagrama estructural de una MFANN durante el proceso de propagación y de retropropagación. El procedimiento de entrenamiento se resume como en los siguientes pasos:

1. **Generar los datos de pares entrada y salida** de la tabla para diferentes condiciones de operación.
2. **Con la red inicialmente sin entrenar**, es decir con los pesos seleccionados aleatoriamente, la señal de salida será totalmente diferente a la esperada para una entrada conocida.
3. **Proceso de propagación hacia adelante**: Se selecciona de la tabla una pareja de datos de entrada y salida $[x(n), d(n)]$. Para un patrón de entrada, se calcula la salida de la red y se compara con la salida deseada para obtener el error. Calcular las funciones de activación a través de los procesos de propagación hacia adelante capa tras capa. El nivel de actividad de la red, v , puede escribirse como

$$v_j^{(l)}(n) = \sum_{i=1}^p w_{ij}^{(l)}(n) y_i^{(l-1)}(n)$$

2.4.3

Donde:

$v_j^{(l)}(n)$ = la actividad interna de la red de la neurona j , en la capa l , en la iteración n .

$y_i^{(l-1)}(n)$ = la salida de la i -ésima neurona en la capa $l-1$ que conecta a la neurona j con la siguiente capa a través del peso sináptico w_{ij} .

i = la neurona fuente.

j = la neurona receptor.

La salida y de la neurona es:

$$y_j^{(l)}(n) = \phi(v_j^{(l)}(n))$$

2.4.4

Donde ϕ es la función de activación.

Supuesto el uso de función asimétrica o simétrica sigmoidea, la señal de la salida de la neurona j en la capa l es:

$$y_j^{(l)} = \frac{a}{1 + e^{-\gamma \cdot v_j^{(l)}(n)}} + c$$

2.4.5

Donde a , c y γ son parámetros. Estos parámetros afectan directamente al problema que se va resolver. Haciendo $c=-1$ y $a=2$ se obtiene la función sigmoide simétrico (tangente hiperbólica), mientras $c=0$ y $a=1$ se tendrá la función sigmoide asimétrica. Estos parámetros deben seleccionarse cuidadosamente antes de iniciar el proceso del entrenamiento.

Si la neurona j está en la primera capa oculta ($l=1$), se hace:

$$y_j^{(0)}(n) = x_j(n) \quad 2.4.6$$

Sin embargo, si la neurona j es en la capa de la salida ($l=L$), se hace

$$y_j^{(L)}(n) = o_j(n) \quad 2.4.7$$

El error en la salida de la j -ésima neurona se obtiene aplicando la ecuación 2.4.1.

4. **Proceso de retropropagación:** Cabe señalar que el algoritmo que indica como minimizar la función del error es conocido como "Algoritmo de Retropropagación".

Los errores de la salida y en las capas oculta de la red se usan para calcular el gradiente local en la capa de salida l . Este gradiente es retropropagado hacia los nudos de entrada capa a capa, como ha mostrado en la figura 2.4.2, aplicando las siguientes ecuaciones:

Para la neurona j en la capa de la salida L

$$\delta_j^{(L)}(n) = e_j^{(L)}(n) o_j(n) (1 - o_j(n)) \quad 2.4.8$$

Para la neurona j en la capa oculta l

$$\delta_j^{(l)}(n) = y_j^{(l)}(n) (1 - y_j^{(l)}(n)) \sum_k \delta_k^{(l+1)}(n) w_{kj}^{(l+1)}(n) \quad 2.4.9$$

Donde w_{jk} es el peso sináptico que conecta la neurona j en la capa l a la neurona k en la capa $l+1$.

Usando el gradiente local calculado por cada capa, el incremento de un peso sináptico puede calcularse como:

$$\nabla w_{ji}^{(l)}(n) = \eta \delta_j^{(l)}(n) y_i^{(l-1)}(n) \quad 2.4.10$$

Donde η es factor de aprendizaje, que un valor positivo menor que la unidad. Sumando cada cambio en el peso a su correspondiente valor usado en etapa de propagación se obtendrá en nuevo valor del peso:

$$w_{ji}^{(l)}(n+1) = w_{ji}^{(l)}(n) + \nabla w_{ji}^{(l)}(n) \quad 2.4.11$$

Con el error se calculan y ajustan los pesos de la red usando el algoritmo de retropropagación de tal forma que el nuevo error sea menor.

5. Se repite el paso anterior con cada conjunto de datos de entrada y salida hasta

que el error para todo el conjunto del entrenamiento converja por debajo de un valor fijado.

6. Después del entrenamiento se prueba el comportamiento de la red neuronal fuera del control con un grupo arbitrario de entradas para asegurarse que el entrenamiento fue exitoso.

2.9 Implementación de las redes neuronales

Las redes neuronales durante la operación normal de propagación hacia adelante usan sólo dos operaciones matemáticas, la suma y la multiplicación, y las funciones sigmoideas y/o lineal. Cada neurona puede tener sus propios parámetros de la función sigmoidea. En este trabajo, las redes neuronales se entrenaron teniendo en cuenta que las neuronas en cada capa deben tener las mismas parámetros para facilitar la implementación de la misma. La implementación de las redes neuronales se hace de diferentes maneras:

a) Mediante un chip de red neuronal analógica entrenada electrónicamente "ETANN" (Electronically Trainable Analog Neural Network) [39]. El sistema de entrenamiento de red neuronal montado en un Intel (The Intel's Neural Network Training System) "iNNTS" se empleó para configurar la red neuronal "rala" para la generación de los ángulos de conmutación primarios] [40].

b) Mediante una tarjeta DSP ("Digital Signal Processing") grabando la función sigmoide en una EPROM. Este tipo tiene como aspecto negativo el elevado tiempo de respuesta de la red, especialmente si se trata de una red grande. Para solucionar este problema, se puede implementar la red neuronal usando una tarjeta DSP por cada capa, especialmente cuando cada capa tiene su propia función de activación.

c) Usando tarjetas de redes neuronales que usan neuroprocesadores como la SAND y la SIOP [41]. En la tarjeta SAND una capa oculta puede tener hasta 512 neuronas y la función de activación hay que almacenarla en una EPROM y tiene que ser la misma para toda la red. La tarjeta SAND está diseñada para implementar las redes neuronales MFANN, RBF y Kohonen. En la tarjeta SIOP

su capacidad esta limitada a la función sigmoidea esta implementada en la misma tarjeta y es la misma para toda la red. La tarjeta SIOP tiene un tiempo total de propagación de 2,52 μ s y con ella se pueden implementar las redes MFANN y las redes recurrentes.

d) Usando matrices de microprocesadores de 16 bits. En este caso el tiempo de propagación se puede disminuir mucho poniendo un microprocesador por cada neurona y poniendo una EPROM que tenga la tabla de la función sigmoidea para cada microprocesador y otra para las matrices de los pesos. Esta configuración tiene la ventaja de ser de respuesta muy rápida y de cumplirse la idea básica de las redes neuronales, el procesamiento en paralelo de la señal. Otra configuración de este tipo de implementación es poner una matriz de una sola columna de microprocesadores cuyo número sea igual al mayor número de neuronas en cualquier capa y en cada caso del proceso de propagación, esta columna emule una capa concreta de la red neuronal.

e) Usando la tarjeta dSPACE [42]. Esta tarjeta o bien el conjunto "KIT" tiene la ventaja que dispone de un DSP de funcionamiento muy rápido (333 MHz). Esta tarjeta funciona con Simulink y Toolbox de redes neuronales de Matlab.

2.10 Ventajas

Las redes neuronales artificiales (RNA) tienen muchas ventajas debido a que están basadas en la estructura del sistema nervioso, principalmente el cerebro.

- **Aprendizaje:** Las RNA tienen la habilidad de aprender mediante una etapa que se llama *etapa de aprendizaje*. Esta consiste en proporcionar a la RNA datos como entrada a su vez que se le indica cuál es la salida (respuesta) esperada.
- **Auto organización:** Una RNA crea su propia representación de la información en su interior, descargando al usuario de esto.
- **Tolerancia a fallos:** Debido a que una RNA almacena la información de forma redundante, ésta puede seguir respondiendo aceptablemente aún si se daña parcialmente.
- **Flexibilidad:** Una RNA puede manejar cambios no importantes en la información de entrada, como señales con ruido u otros cambios en la entrada

(ej. si la información de entrada es la imagen de un objeto, la respuesta correspondiente no sufre cambios si la imagen cambia un poco su brillo o el objeto cambia ligeramente)

- **Tiempo real:** La estructura de una RNA es paralela, por lo cuál si esto es implementado con computadoras o en dispositivos electrónicos especiales, se pueden obtener respuestas en tiempo real.

2.11 Aplicaciones

Las características de las RNA las hacen bastante apropiadas para aplicaciones en las que no se dispone a priori de un modelo identificable que pueda ser programado, pero se dispone de un conjunto básico de ejemplos de entrada (previamente clasificados o no). Asimismo, son altamente robustas tanto al ruido como a la disfunción de elementos concretos y son fácilmente paralelizables.

Esto incluye problemas de clasificación y reconocimiento de patrones de voz, imágenes, señales, etc. Asimismo se han utilizado para encontrar patrones de fraude económico, hacer predicciones en el mercado financiero, hacer predicciones de tiempo atmosférico, etc.

También se pueden utilizar cuando no existen modelos matemáticos precisos o algoritmos con complejidad razonable; por ejemplo la red de Kohonen ha sido aplicada con un éxito más que razonable al clásico problema del viajante (un problema para el que no se conoce solución algorítmica de complejidad polinómica). Otro tipo especial de redes neuronales artificiales se ha aplicado en conjunción con los algoritmos genéticos (AG) para crear controladores para robots. La disciplina que trata la evolución de redes neuronales mediante algoritmos genéticos se denomina Robótica Evolutiva.

En este tipo de aplicación el genoma del AG lo constituyen los parámetros de la red (topología, algoritmo de aprendizaje, funciones de activación, etc.) y la adecuación de la red viene dada por la adecuación del comportamiento

exhibido por el robot controlado (normalmente una simulación de dicho comportamiento).

2.12 Conclusiones Parciales

En resumen, en este capítulo hemos propuesto el tema de las redes neuronales, sus características básicas y sus diferentes aplicaciones, así como las ventajas.

- Al final del capítulo hemos presentado diferentes estrategias generales para entrenar las redes neuronales.
- Aprovechando las bondades que ofrecen las RNA, Se tiene la arquitectura de modelos neuronales para detectar ondas sinusoidales con diferentes irregularidades.
- La arquitectura más adecuada de una RNA para detectar señales sinusoidales ha resultado ser de tipo incremental adaptativa, de propagación hacia adelante.
- Resulta interesante el proceso de ajuste de la red neuronal para garantizar un efectivo entrenamiento y aprendizaje.

Capítulo III

Tema: Patrones cognoscitivos neuronales.

3.1 Introducción

3.2 Patrones cognoscitivos de una red neuronal obtenidos a través de mediciones reales con la ayuda del software Matlab.

3.2.1 Patrones tensión, corriente, temperatura y potencia del motor de inducción trifásico.

3.2.2 Patrones temperatura y potencia de otros motores.

3.2.3 Patrones temperatura, potencia y presión de succión de la bomba centrífuga.

3.3 Simulación del accionamiento con la red neuronal artificial.

3.4 Conclusiones parciales.

3.1 Introducción

En este capítulo se describe y simulan las señales de las variables principales que participan en la operación del sistema de accionamiento eléctrico con motor de inducción de bombas centrífugas para el hidrotransporte de pulpa laterítica; a través de módulos basados en una red neuronal con arquitectura Adaline, con el objetivo de diagnosticar el comportamiento de las variables en estado normal y próximos a averías

Se realiza la simulación del sistema de accionamiento eléctrico sobre la base de mediciones de datos obtenidos desde la práctica, para las condiciones de carga variable, y una dependencia cuadrática de la potencia activa con respecto a la velocidad angular de rotación.

En aras de facilitar su futura implementación, se ofrecen los ficheros elaborados desde el MATLAB, y las especificaciones de los módulos de las

variables de los subsistemas de potencia del motor de inducción y el subsistema mecánico de la bomba centrífuga con la instalación hidráulica.

3.2 Patrones cognoscitivos de una red neuronal obtenidos a través de mediciones reales con la ayuda del software Matlab.

La siguiente tabla refleja las mediciones obtenidas de la barra de motores eléctricos, en la planta de Lixiviación de la empresa Cmdte. Ernesto Che Guevara de Moa, mediante la cual nos fue posible simular el entrenamiento de las redes utilizando el diseño lineal de la Red Neuronal Artificial con el siguiente procesamiento en Matlab.

Tabla 1: Mediciones reales obtenidas de la barra de motores, Planta de Lixiviación.

CSV FORMAT	WAVEFORM	BAR	1
Comment			
Description	Value	Decimal Places	
Number of Signals	7	0	
Number of Data Points	128	0	
Start Point	0	0	
Time Interval	0,260634	2	
Date Stamp	March 14 2007 10:47:40.900 am		
Trigger Point 1	0	0	
Trigger Point 2	0	0	
Trigger Point 3	0	0	
Trigger Frequency	59.95 Hz		

Continuidad de la tabla1. Mediciones reales de tensión y corriente para cada fase en la planta de lixiviación de la empresa Cmdte Ernesto Che Guevara.

Decimal Places	2	0	0	0	0	0	0	0
Group Numbers	0	1	1	1	2	3	3	3
Record	Time	Ia	Ib	Ic	In	Va	Vb	Vc
Number	(ms)	(A)	(A)	(A)	(A)	(V)	(V)	(V)
1	0	26	142	-119	49	313	-5	-334
2	0,26	29	26	0	55	311	35	-304
3	0,52	29	12	17	58	327	44	-280
4	0,78	29	12	17	58	306	120	-253
5	1,04	249	225	17	494	317	176	-197
6	1,3	457	439	17	913	320	195	-167
7	1,56	590	567	17	1176	325	197	-132
8	1,82	653	630	20	1304	302	229	-123
9	2,09	642	619	20	1281	338	285	-113
10	2,35	546	523	23	1096	390	343	-83
11	2,61	367	344	23	737	380	320	-60
12	2,87	101	75	23	202	353	317	-30
13	3,13	12	-12	23	23	304	332	23
14	3,39	14	-12	23	26	264	331	65
15	3,65	78	-12	104	171	236	325	102
16	3,91	312	-6	324	630	202	325	149
17	4,17	503	-12	515	1009	178	338	185
18	4,43	607	-14	619	1211	153	355	200
19	4,69	636	-17	650	1272	149	368	225
20	4,95	587	-17	601	1171	142	368	276
21	5,21	457	-20	471	908	98	357	292
22	5,47	237	-20	251	468	70	339	294
23	5,73	40	-20	66	84	-33	304	301
24	5,99	-6	-23	14	-14	-56	287	324

Nota: Con la ayuda de la tabla obtendremos gráficas de corriente y de tensión para cada una de las fases.

3.2.1 Patrones tensión, corriente, temperatura y potencia del motor de inducción trifásico.

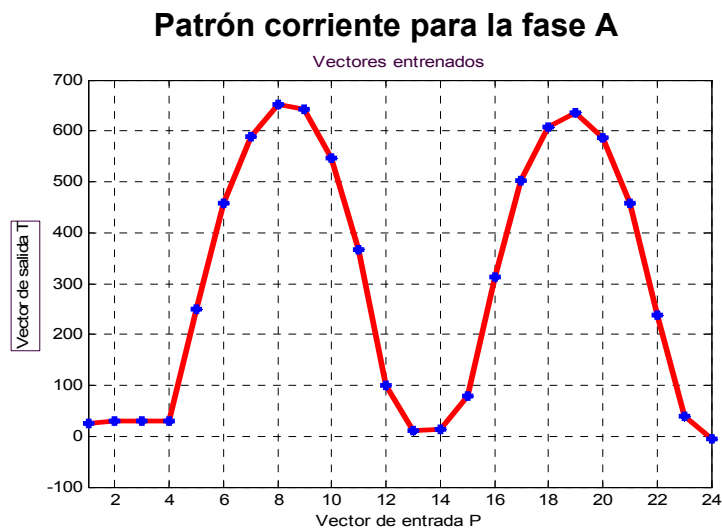


Figura 1: Seguimiento de la RNA de la variable corriente de la fase A.

La red neuronal está entrenada para reproducir el comportamiento de la variable sinusoidal de corriente, por ejemplo de la fase A. Como se observa en la figura 1, la RNA sigue la onda en sus puntos de muestreo próximos y más significativos. Este gráfico ilustra la forma en que la RNA puede ir monitoreando la variable, y en este caso es para su comportamiento normal, es decir no supera excesivamente en rms sus rangos.

El interés de este estudio, es mostrar una serie de gráficos donde se reflejan las variables que caracterizan el motor eléctrico, y que luego la RNA ayuda a ver el problema.

Se muestran los gráficos más significativos de la corriente y la tensión del motor. Fueron obtenidos trabajando en MATLAB, a partir de las mediciones realizadas con instrumentos desde la PQM en la Planta de Secaderos, en la empresa Cmdt. Ernesto Che Guevara. Las mediciones están en la tabla 1. Par la obtención de estos gráficos se tuvieron en cuenta los siguientes pasos a seguir.

Primero ¿Qué son las Neuronas básicas radiales?

Una red básica radial es entrenada para responder a entradas específicas con salidas target. Asimismo, debido a que el spread de las neuronas básicas radiales es también alto, cada neurona responde esencialmente igual y la red no puede ser diseñada.

Luego:

% se definen 24 entradas P asociadas con salidas targets T

P = 1:24;

La señal patrón o de salida de la red neuronal está definida desde la matriz T.

T = [26 29 29 29 249 457 590 653 642 546 367 101 12 14 78 312 503 607 636 587 457 237 40 -6] ;(estos valores fueron tomados de la tabla 1)

La red es simulada y su salida es graficada desde los siguientes comandos de MATLAB:

```
plot (P,T,'+');
```

```
Title ('Vectores entrenados');
```

```
Xlabel ('Vector de entrada P');
```

```
Ylabel ('Vector de salida T');
```

La función NEWRB crea rápidamente una red básica radial la cual aproxima la función definida por P y T.

En adición al ajuste de entradas y los targets, NEWRB toma dos argumentos, the sum-squared error goal and the spread constant. El spread de la red básica radial B es ajustado a un número extenso.

Donde:

eg = 0.00002; % es sum-squared error goal

sc = 16.695; % spread constant, esta es la que se debe cambiar.

```
net = newrb (P, T,eg,sc);
```

La función NEWRB no puede diseñar propiamente su red radial básica debido al extenso proceso de ajuste en la región de entrada de la red. Todas las neuronas siempre tienen una salida 1 y no pueden generar diferente respuesta. Para ver cómo la red se procesa con el ajuste del entrenamiento, se simula la red con las entradas originales. Se plotean los resultados en el mismo gráfico de los ajuste del entrenamiento.

```
Y = sim (net, P);
```

```
hold on;
```

```
plot (P, Y), grid;
```

```
hold off;
```

Luego de plotear los resultados se obtienen los gráficos correspondientes, solo varía los valores de la salida (T), de acuerdo la fase que se este trabajando y la spread constant.

En cada fase se mostrará un ejemplo de como la RNA no sigue del todo la onda en sus puntos de muestreo mas significativos.

Patrón corriente de la fase A en caso de avería.

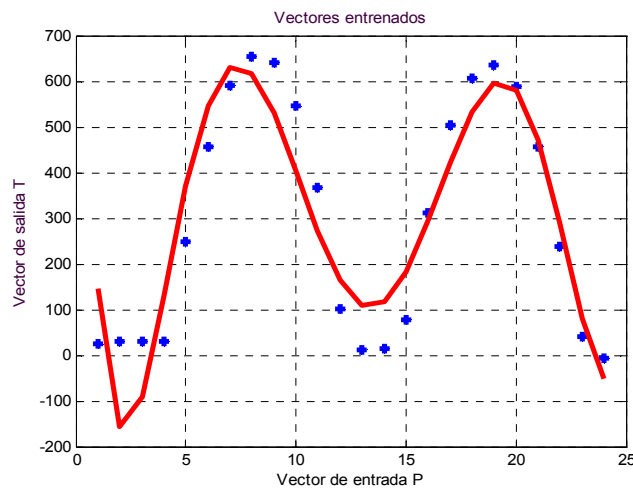


Figura 1.1: Comportamiento anormal de la señal detectada por la RNA de la fase A.

Este gráfico ilustra la forma en que la RNA puede ir monitoreando la variable, y en este caso es para su comportamiento anormal, es decir, supera excesivamente en rms sus rangos. Esto significa que la red neuronal ha detectado cuando se ha sobrepasado los límites de la corriente, por lo que se dice que existe una avería en el motor eléctrico debido a que la constante (sc) a variado de 16.695 a 45.695.

Patrón corriente para la fase B asumiendo un comportamiento normal.

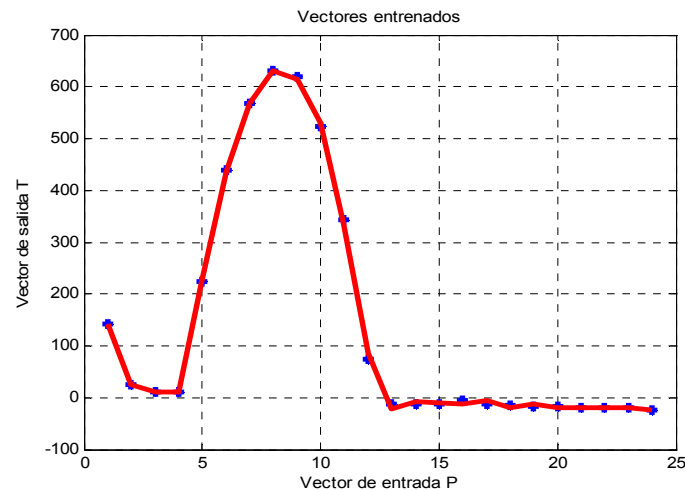


Figura 2: Seguimiento de la RNA de la variable corriente de la fase b.

Como se observa en la figura 2, la RNA sigue la onda en sus puntos de muestreo próximos e ilustra la forma en que la RNA puede ir monitoreando la variable, teniendo un comportamiento normal, es decir no supera excesivamente en rms sus rangos.

Patrón corriente de la fase B en caso de avería.

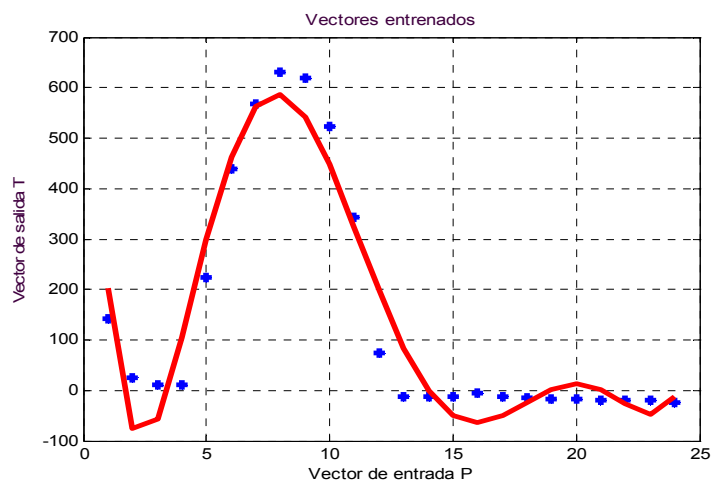


Figura 2.1: Comportamiento anormal detectada por la RNA de la fase b.

Este gráfico ilustra una posible avería en el motor eléctrico puesto que la red neuronal detectó que la señal sobrepasó el valor máximo de corriente existente en esta fase. La constante (sc) ha variado de 5.695 a 45.695.

En la figura 3 se puede observar como la RNA sigue la onda en sus puntos de muestreo sin ningún problema, teniendo un comportamiento normal.

Patrón corriente para la fase C

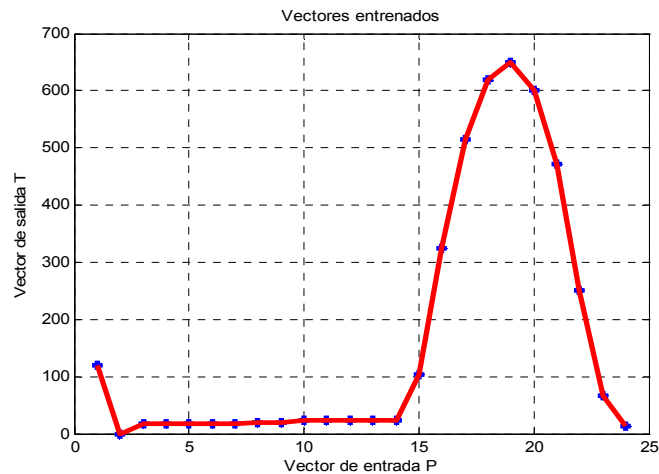


Figura 3: Seguimiento de la RNA de la variable corriente de la fase c.

El gráfico3.1 muestra como la red neuronal detecta como la señal sobrepasa los límites de corriente, reportando una avería existente en esta fase. L a constante (sc) ha variado de 2.695 a 45.695.

Comportamiento anormal de la señal de corriente de la fase c detectado por la RNA.

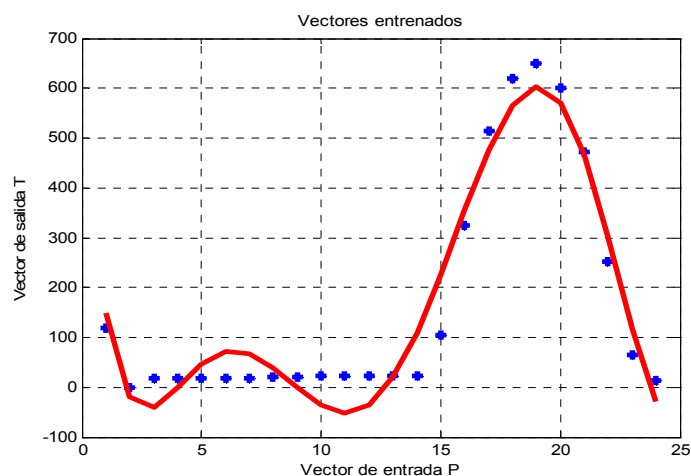


Figura 3.1: Comportamiento anormal de la señal detectada por la RNA de la fase c.

Patrón tensión para la fase A, donde la red neuronal sigue de forma exacta la onda sinusoidal, teniendo un comportamiento normal.

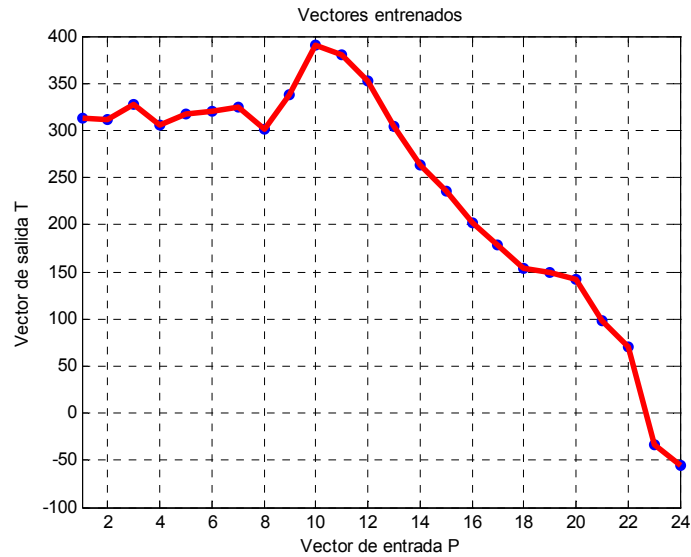


Figura 4: Seguimiento de la RNA de la variable tensión de la fase A.

Para las tensiones, la RNA ha sido capaz de reproducirlas casi fielmente de forma que los valores en rms (root medium squart: valor de la raíz medio cuadrática).

En las diferentes figuras se observa como la red neuronal sigue con adecuada exactitud los puntos de muestreo de las ondas sinusoidales de las tensiones. Esto permitirá estimar el comportamiento del accionamiento para sus regímenes de operaciones más característicos.

Esta es la base para la realización del diagnóstico del sistema, que sirve para elaborar un supervisor inteligente del sistema.

Se tienen los ficheros de entrenamiento de todas estas ondas sinusoidales, hechos en MATLAB.

Para la obtención de estos gráficos se tuvo en cuenta el mismo procedimiento que para las de corriente ya hablado en los gráficos anteriores, solo varia la señal patrón o de salida de la red neuronal definida desde la matriz T y la constante (sc).

Comportamiento anormal de la señal detectado por la RNA.

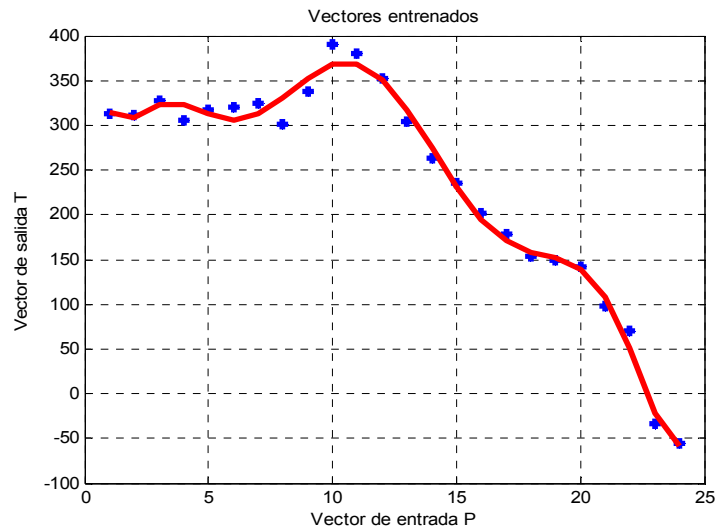


Figura 4.1: Comportamiento anormal de la señal de tensión detectada de la RNA de la fase A.

En la figura 4.1 se observa como la red neuronal no sigue con adecuada exactitud los puntos de muestreo de las ondas sinusoidales de las tensiones, además de haber excedido el punto máximo de tensión, por lo que se dice que la señal posee un comportamiento anormal indicando una avería en el motor de inducción. La constante (sc) varía de 5.695 a 15.695.

Patrón tensión para la fase B

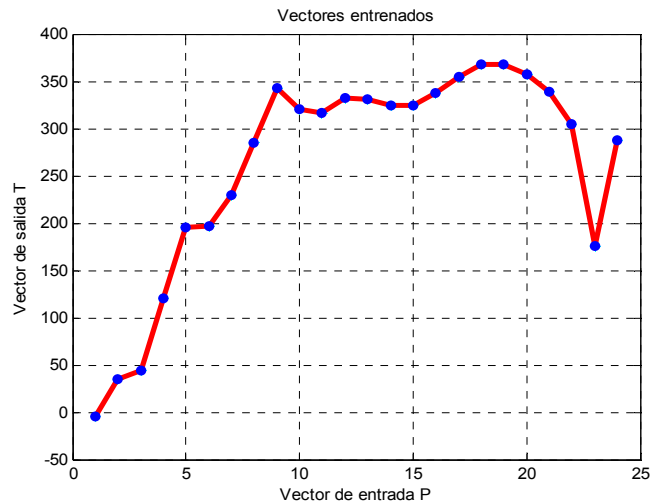


Figura 5: Seguimiento de la RNA de la variable tensión de la fase b.

En este gráfico se muestra como la señal de tensión de las mediciones varía en comparación con la señal entregada por la red neuronal al motor de inducción. Se puede ver que la señal de las mediciones no es sinusoidalmente perfecta, puesto que está en presencia de distorsiones que afectan el equipamiento del accionamiento. Este tipo de representación tiene como ventaja la facilidad de hacer una comparación entre la señal que entrega el variador de velocidad y la mejor señal entregada por la red neuronal artificial.

Patrón tensión de la fase B en caso de avería.

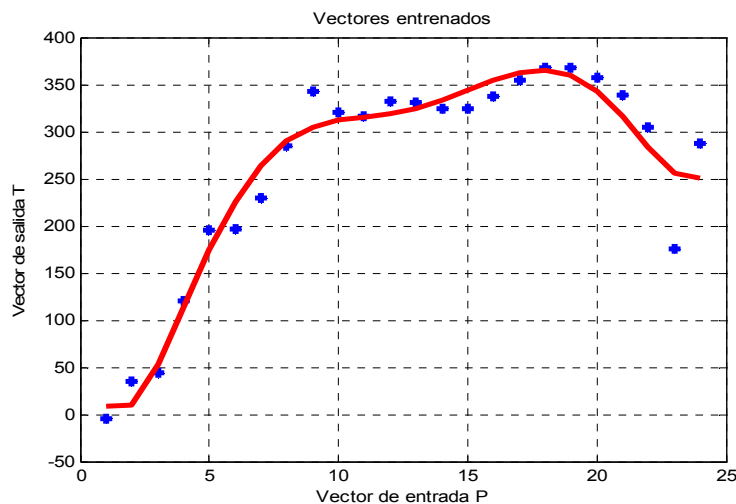


Figura 5.1: Comportamiento anormal de la señal de tensión detectada por la RNA de la fase b.

La figura muestra como la RNA no sigue con precisión la señal de tensión, señala además que la red neuronal detecta que la señal ha excedido los valores límites de tensión. Por tanto se dice que existe una avería en el motor de inducción. La constante (sc) ha aumentado de 5.695 a 88.695.

Patrón tensión para la fase c

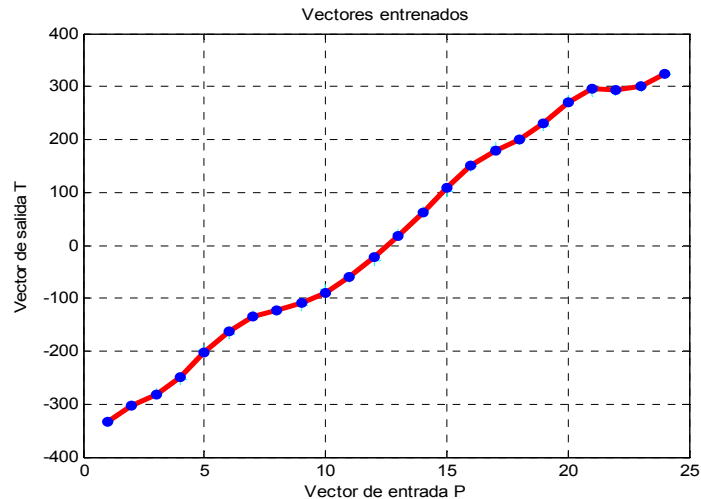


Figura 6: Seguimiento de la RNA de la variable tensión de la fase c

En la figura se observa como la red neuronal sigue con adecuada exactitud los puntos de muestreo de las ondas sinusoidales de las tensiones. Esto permitirá estimar el comportamiento del accionamiento para sus regímenes de operaciones más característicos, teniendo un comportamiento normal.

Patrón tensión de la fase c en caso de avería.

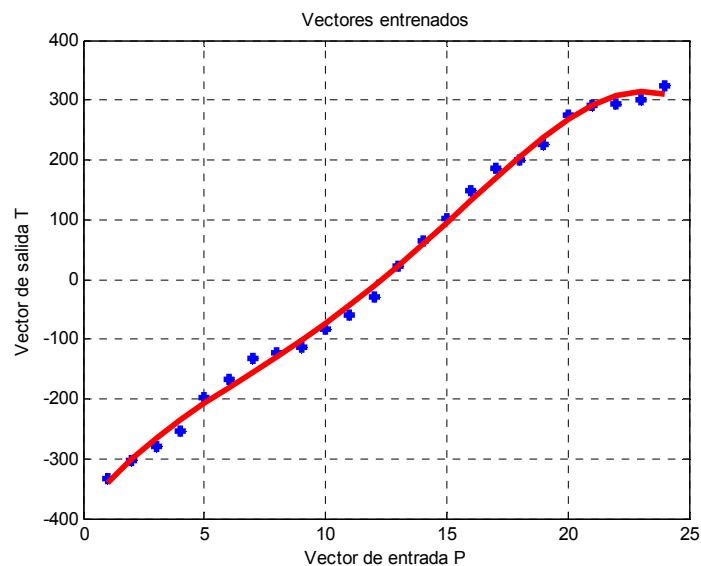


Figura 6.1: Comportamiento anormal de la señal detectada por la RNA de la fase c.

Este comportamiento anormal se debe a la variación excesiva de la constante (sc). La RNA no sigue del todo bien a la señal de tensión y ha superado los

valores límites de la tensión. Por lo que puede existir una avería en el motor de inducción trifásico.

A continuación se mostraran algunos gráficos que representan los patrones de temperatura y potencia del motor en un régimen de trabajo normal y en avería.

Par la obtención de estos gráficos se tuvo en cuenta el mismo procedimiento que para los gráficos anteriores de tensión y corriente solo varía la matriz T y la spread constant (sc). Los valores de la temperatura y la potencia se encuentran en la tabla 1.2.

La figura7 muestra el seguimiento de la RNA del patrón temperatura1 demostrando un comportamiento normal del motor.

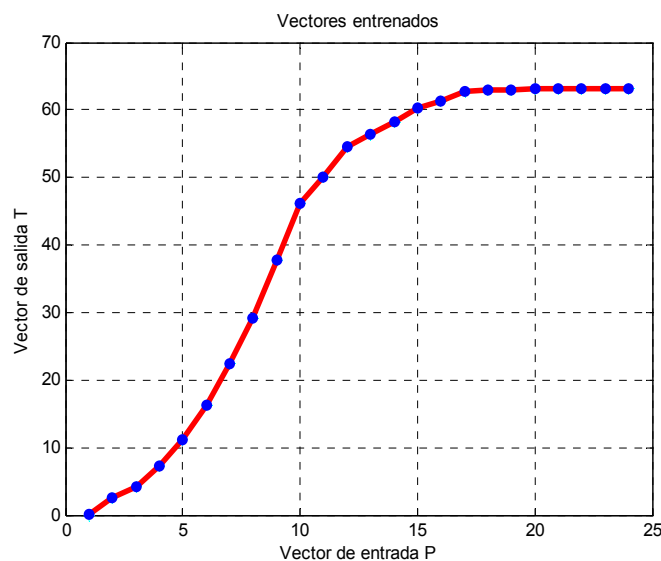


Figura 7: seguimientos de la RNA de la variable temperatura1

En el caso del patrón temperatura1 de la figura 7.1se puede observar como la red neuronal artificial no sobrepasa los límites de la temperatura pero si como

se separa poco a poco de la onda sinusoidal avisando que el motor puede entrar en un régimen de avería.

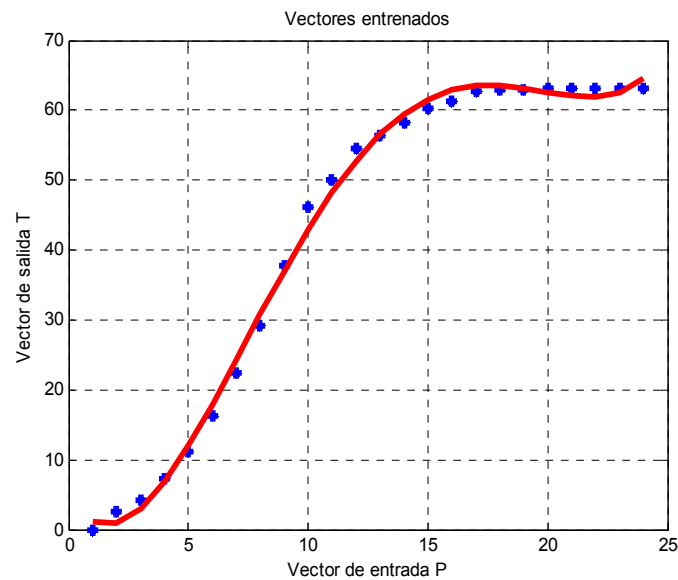


Figura 7.1: Comportamiento anormal de la señal de temperatura detectada por la RNA

La figura muestra el seguimiento normal de la red neuronal artificial de la variable temperatura2.

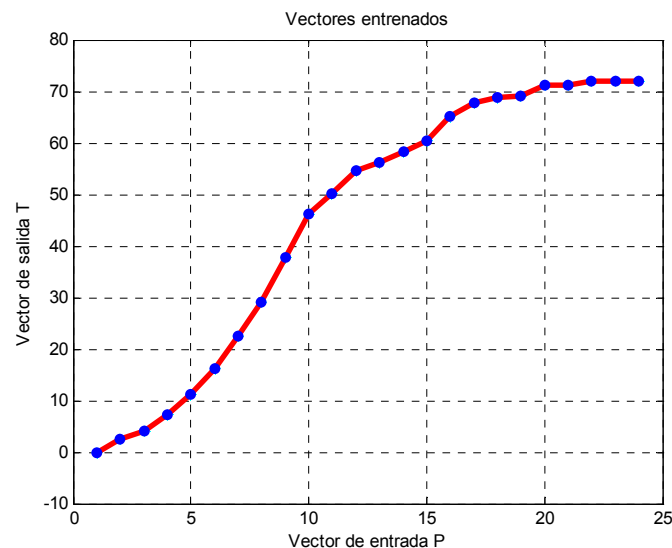


Figura 8: Seguimientos de la RNA de la variable temperatura2.

Seguimiento anormal de la RNA de la variable sinusoidal temperatura2 presentando un estado de avería en el motor eléctrico.

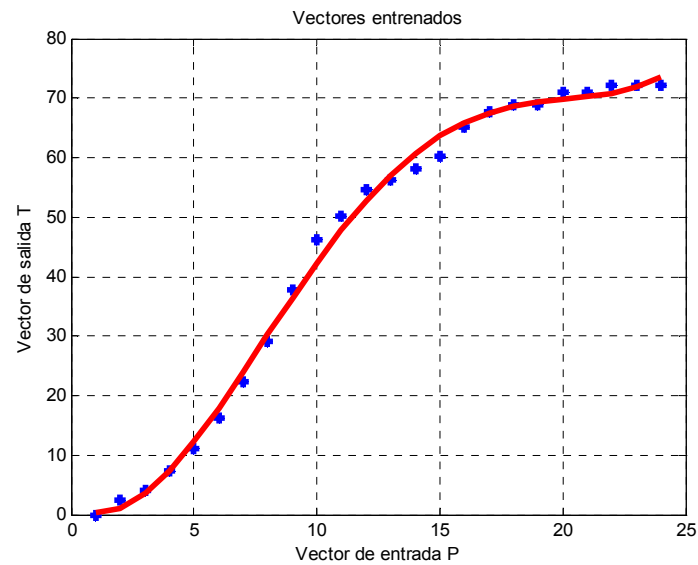


Figura 8.1: Comportamiento anormal de la señal detectada por la RNA de la variable temperatura2.

Comportamiento normal de la RNA de la onda de temperatura3.

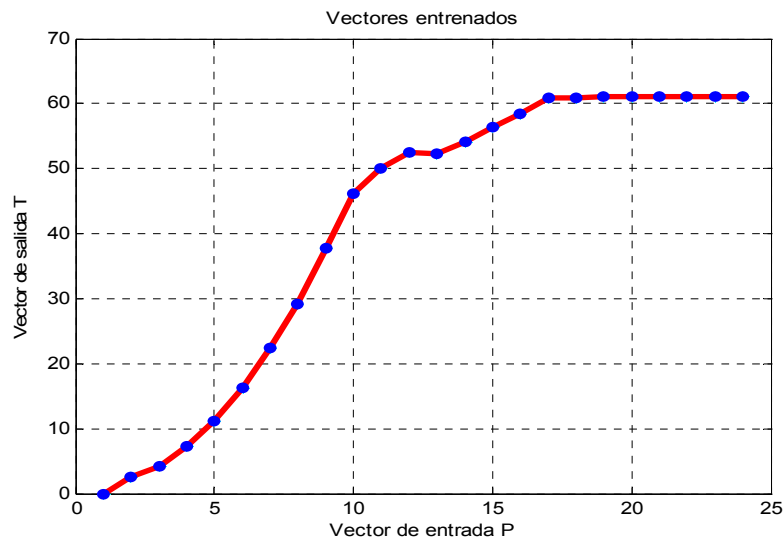


Figura 9: Seguimientos de la RNA de la variable temperatura3.

La figura muestra un comportamiento anormal de la señal detectada por la red neuronal artificial comunicándole al motor que puede entrar en un régimen de trabajo de avería.

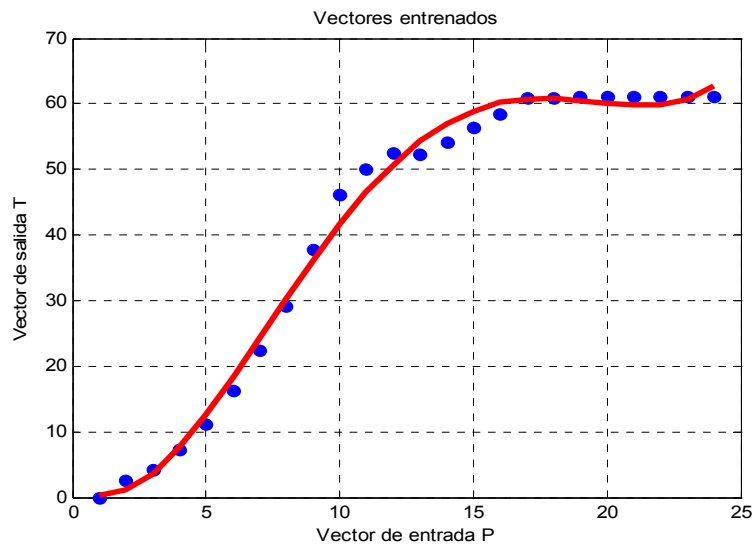


Figura 9.1: Comportamiento anormal de la señal detectada por la RNA de la variable temperatura3.

En las siguientes figuras (10 y 10.1) podemos observar el comportamiento de la red neuronal para un estado de trabajo normal y en avería.

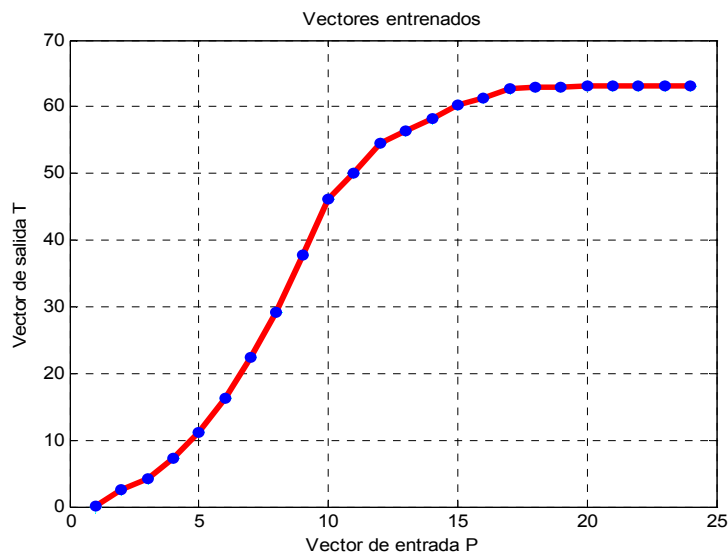


Figura 10: Seguimiento de la RNA de la variable temperatura4

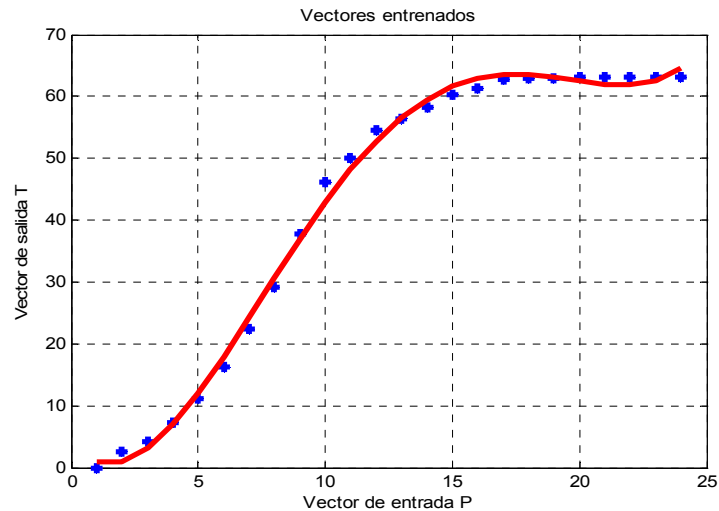


Figura 10.1: Comportamiento anormal de la señal detectada por la RNA de la variable temperatura4.

Los gráficos siguientes representan la onda de la potencia y como la RNA fue capaz de aprender y seguir la señal sin problema, así como también de comunicarnos cuando nos encontramos en presencia de una avería.

Seguimiento de la red neuronal artificial de la variable potencia1 señalando un comportamiento normal de la señal.

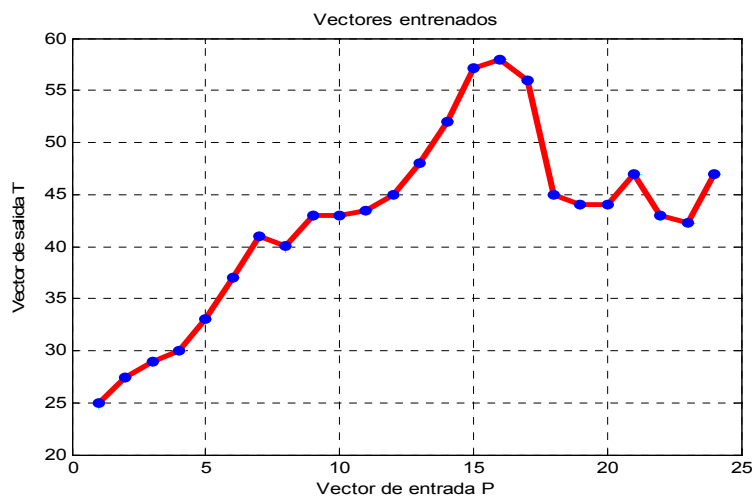


Figura 11: Seguimiento de la RNA de la variable potencia1

Comportamiento anormal de la señal detectada por la RNA de la potencia1.

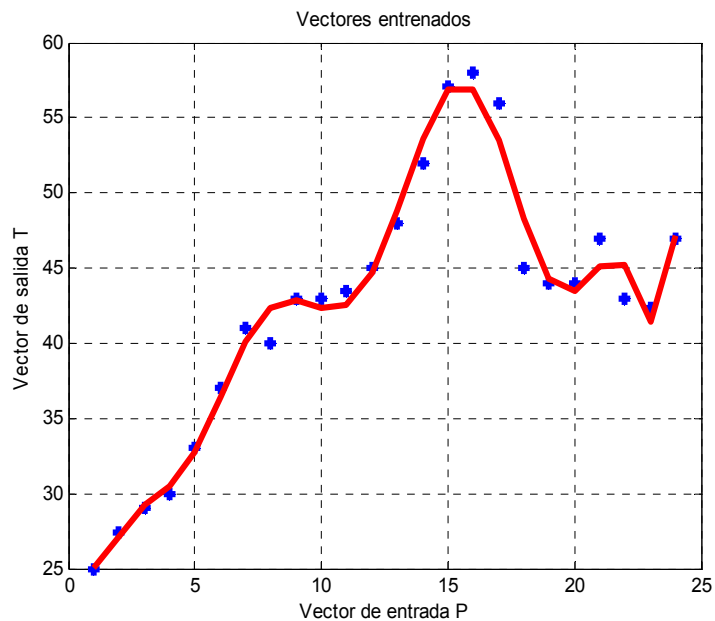


Figura 11.1: Comportamiento anormal de la señal detectada por la RNA de la variable potencia1.

Para la potencia 2 obtenemos el comportamiento normal de la señal

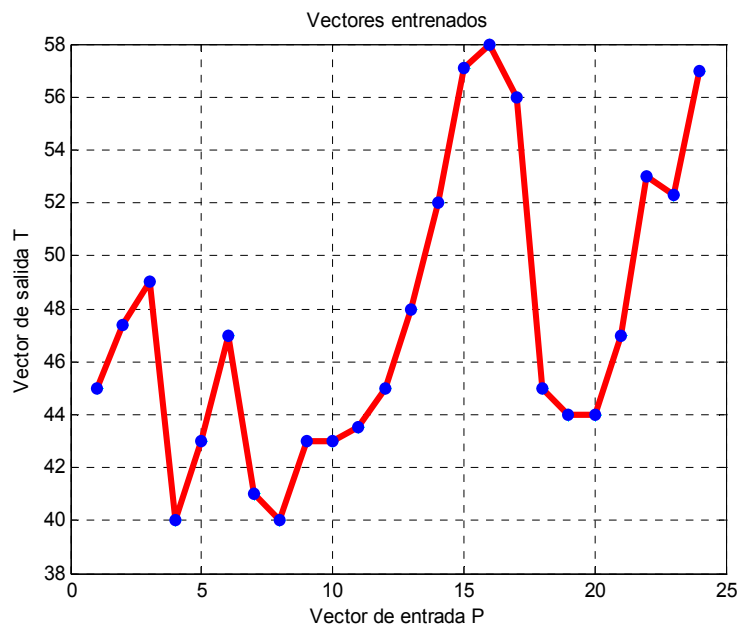


Figura 12: Seguimiento de la RNA de la variable potencia2

Seguimiento de la red neuronal artificial a la señal señalando que el motor se encuentra en avería.

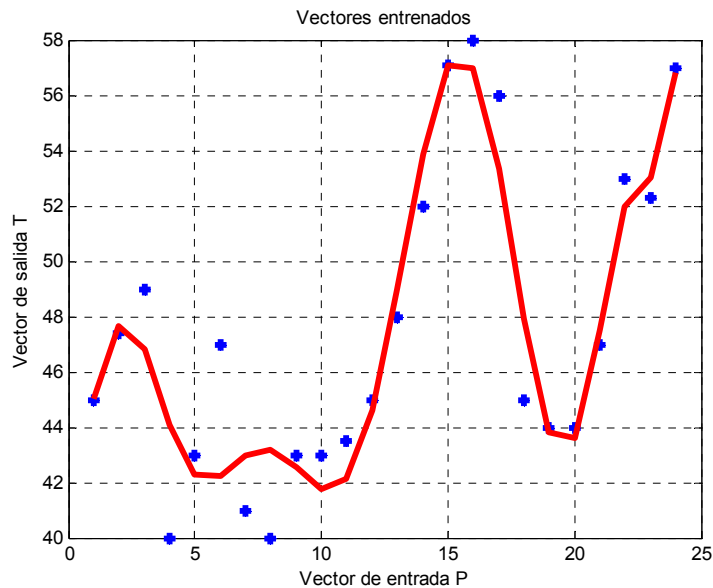


Figura 12.1: comportamiento anormal de la señal detectada por la RNA de la variable potencia2.

En la figura 13 podemos observar como la red neuronal artificial a pesar de las distorsiones de la onda es capaz de seguirla en todos sus puntos de muestreo próximos y mas significativos teniendo un comportamiento normal de trabajo.

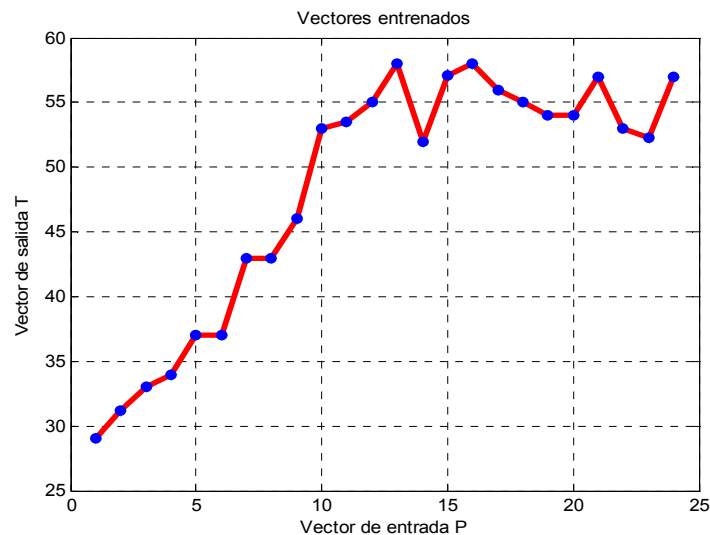


Figura 13: Seguimiento de la RNA de la variable potencia3

A continuación veremos como la red neuronal artificial ha excedido los límites en rms alertando una avería en el motor eléctrico.

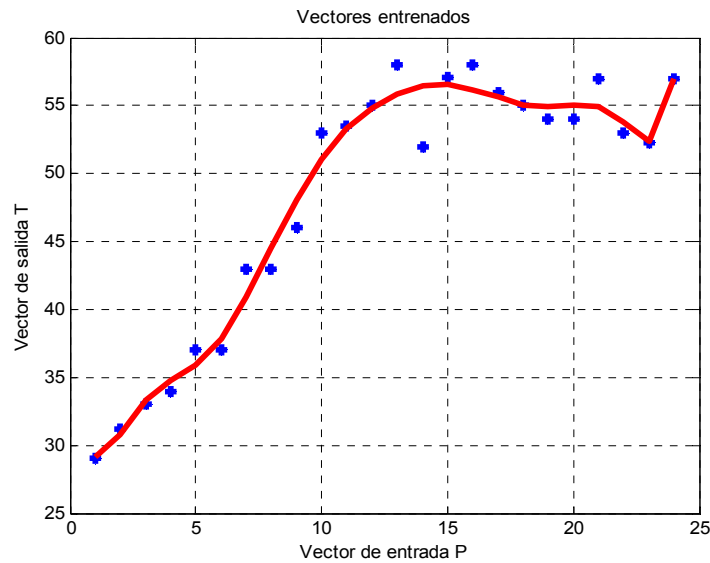


Figura 13.1: Comportamiento anormal de la señal detectada por la RNA de la variable potencia3.

Seguimiento de la RNA del patrón potencia4 demostrando su comportamiento normal.

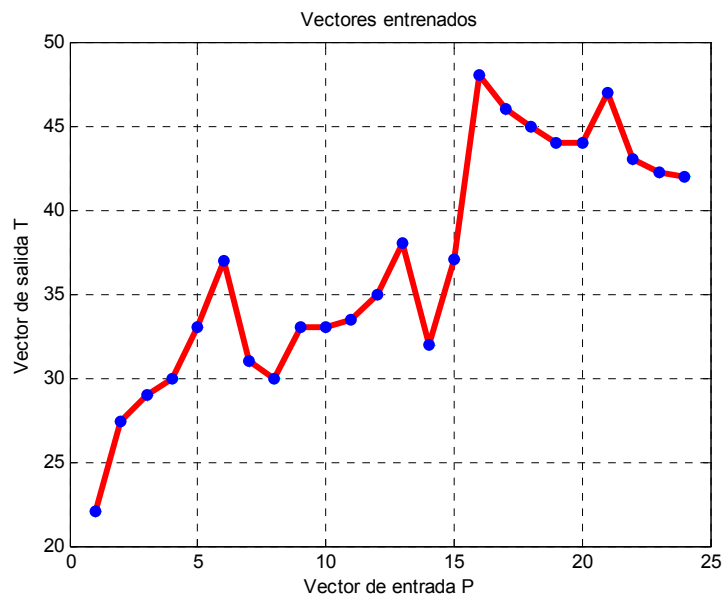


Figura 14: Seguimiento de la RNA de la variable potencia

Comportamiento anormal de la señal detectada por la RNA de la potencia4.

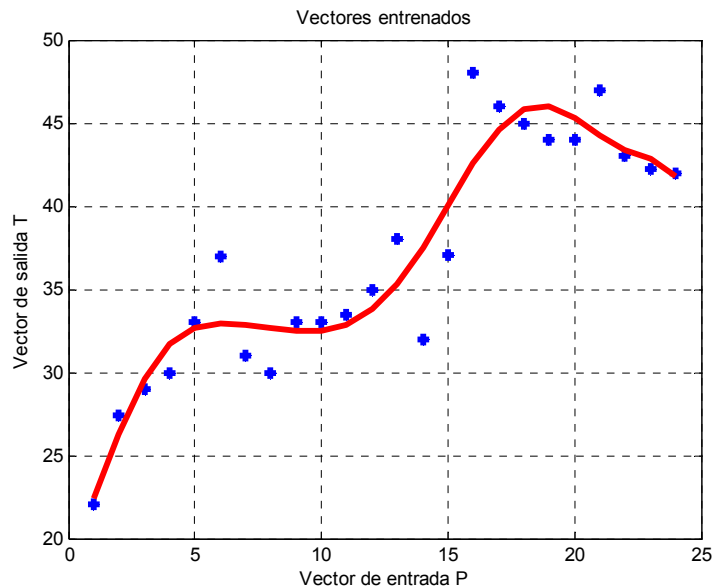


Figura 14.1: Comportamiento anormal de la señal detectada por la RNA de la variable potencia4.

NOTA: En los anexos encontrarán otros ejemplos del comportamiento de la señal utilizando mediciones reales de tensión y corriente.

A continuación se mostrará la tabla1.2 con las mediciones reales de temperatura y potencia de motor de inducción trifásico.

Tabla1.2: mediciones reales de temperatura y potencia del motor de inducción tomadas de la planta de lixiviación de la empresa Cmdte Ernesto Che Guevara.

#	Temperatura1 (°C)	Temperatura2 (°C)	Temperatura3 (°C)	Temperatura4 (°C)	Potencia1 (Kw)	Potencia2 (Kw)	Potencia3 (Kw)	Potencia4 (Kw)
1	0	0	0	0	25	45	29	22.1
2	2.5	2.5	2.5	2.5	27.4	47.4	31.2	27.4
3	4.1	4.1	4.1	4.1	29	49	33	29
4	7.3	7.3	7.3	7.3	30	40	34	30
5	11.2	11.2	11.2	11.2	33	43	37	33
6	16.2	16.2	16.2	16.2	37	47	37	37
7	22.4	22.4	22.4	22.4	41	41	43	31
8	29.1	29.1	29.1	29.1	40	40	43	30
9	37.8	37.8	37.8	37.8	43	43	46	33
10	46.2	46.2	46.2	46.2	43	43	53	33
11	50.1	50.1	50.1	50.1	43.5	43.5	53.5	33.5
12	54.6	54.6	52.6	54.6	45	45	55	35
13	56.3	56.3	52.3	56.3	48	48	58	38
14	58.2	58.2	54.2	58.2	52	52	52	32
15	60.3	60.3	56.3	60.3	57.1	57.1	57.1	37.1
16	61.4	65.2	58.4	61.4	58	58	58	48
17	62.8	67.8	60.8	62.8	56	56	56	46
18	62.9	68.9	60.9	62.9	45	45	55	45
19	63	69	61	63	44	44	54	44
20	63.1	71.1	61.1	63.1	44	44	54	44
21	63.1	71.1	61.1	63.1	47	47	57	47
22	63.1	72.1	61.1	63.1	43	53	53	43
23	63.1	72.1	61.1	63.1	42.3	52.3	52.3	42.2
24	63.1	72.1	61.1	63.1	47	57	57	42

3.2.2_Patrones de temperatura y potencia para otros motores.

Al igual que los patrones anteriores la RNA es capaz de captar la señal y de seguirla sin complicaciones indicando un régimen de trabajo normal, o de avería para otros motores.

La matriz T o los valores de temperatura y potencia que se utilizaron para la obtención de estos gráficos se encuentran en la tabla 2.

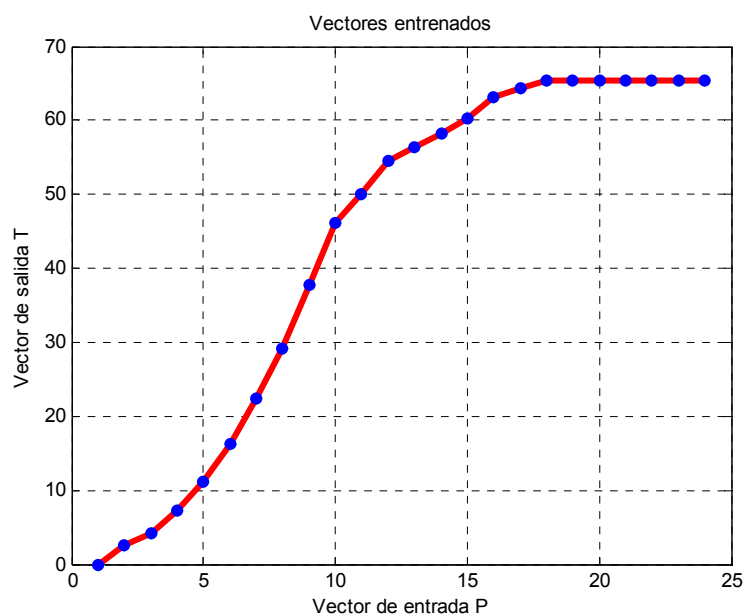


Figura 15: seguimiento de la RNA de la variable temperatura1.

Los motores presentan diferentes formas de fallos pero las más vistas o las que más afectan son las altas temperatura, altas potencia, tensión y corriente, provocando calentamiento del motor, ruido y que este se deteriore con gran rapidez.

A continuación conoceremos el comportamiento de la señal detectado por la RNA.

En la figura siguiente se puede observar como la red neuronal artificial comienza a separarse de la onda sinusoidal de temperatura indicando que el motor eléctrico puede entrar en un régimen de avería, aunque no sobrepase del todo los límites de temperatura ya existe un comportamiento anormal de la señal y la RNA lo ha detectado.

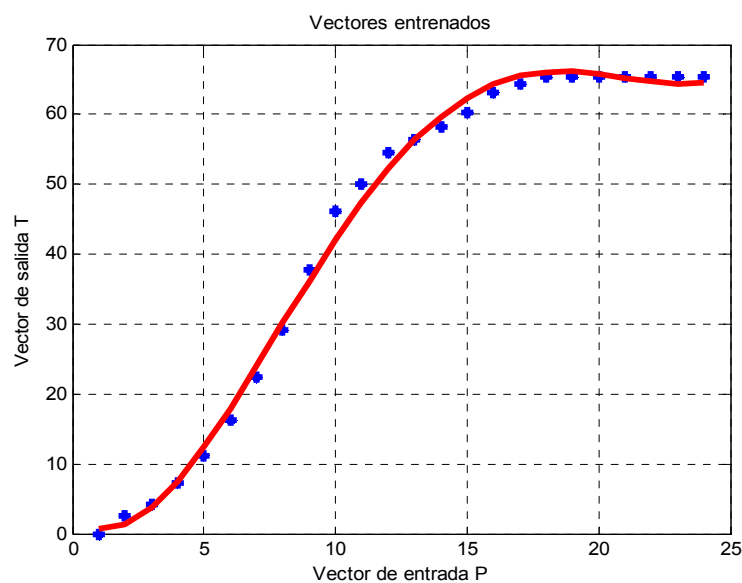


Figura 15.1: Comportamiento anormal de la señal detectada por la RNA de la variable temperatura1.

Patrón potencia1: Seguimiento de la red neuronal artificial teniendo el motor un comportamiento normal en el caso de la figura 16 y presentado avería en la figura 16.1.

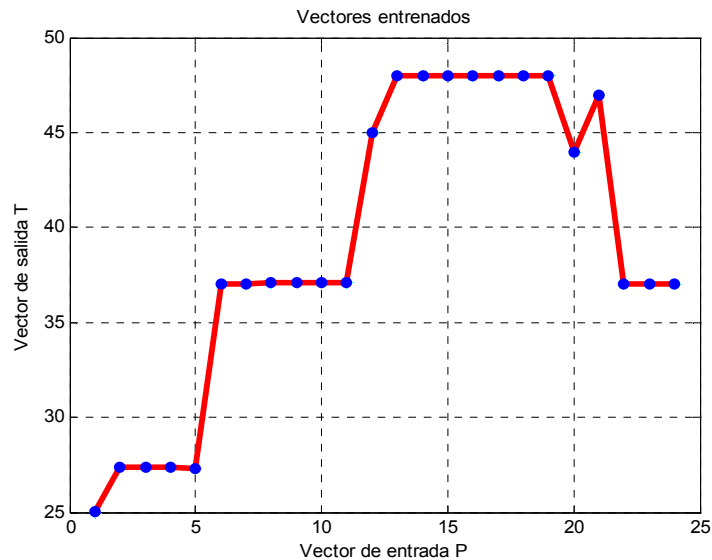


Figura 16: seguimientos de la RNA de la variable potencia1.

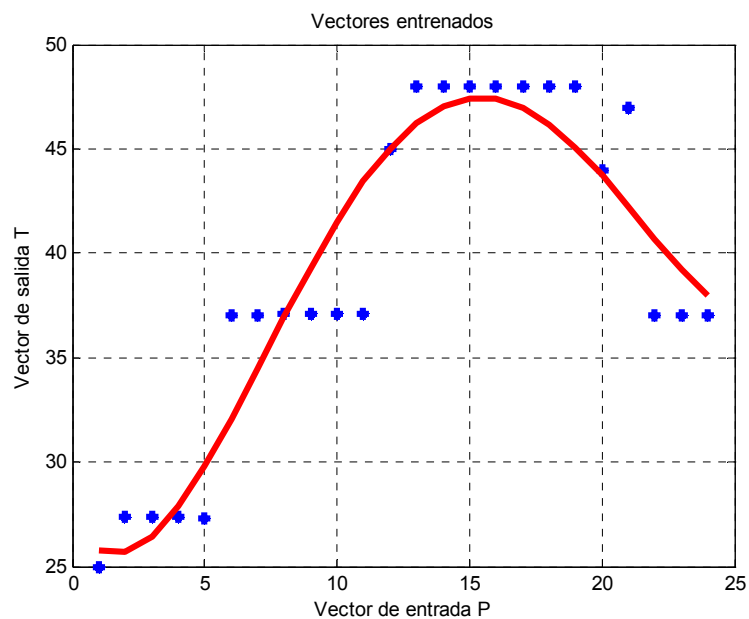


Figura 16.1: Comportamiento anormal de la RNA de la variable potencia1

Tabla 2: Mediciones reales de temperatura y potencia para otros motores.

#	Temperatura1 (°C)	Potencia1 (Kw)
1	0	25
2	2.5	27.4
3	4.1	27.4
4	7.3	27.4
5	11.2	27.3
6	16.2	37
7	22.4	37
8	29.1	37.1
9	37.8	37.1
10	46.2	37.1
11	50.1	37.1
12	54.6	45
13	56.3	48
14	58.2	48
15	60.3	48
16	63.2	48
17	64.3	48
18	65.3	48
19	65.3	48
20	65.3	44
21	65.3	47
22	65.3	37
23	65.3	37
24	65.3	37

NOTA: En los anexos encontrarán otros ejemplos del comportamiento de la señal utilizando mediciones reales de tensión y corriente para otros motores.

3.2.3 Patrones temperatura, potencia y presión de succión de la bomba centrífuga.

En el caso de la bomba centrífuga se pueden encontrar fallas como por ejemplo; la bomba no descarga agua, presenta una capacidad de descarga insuficiente es decir la bomba o tubería de succión no completamente llena de agua, presión desarrollada insuficiente, la bomba vibra o hace ruido entre otras. Las fallas más frecuentes en la bomba y las que se van a utilizar en este capítulo son: altas temperaturas en la bomba, elevación de la potencia y el proceso de cavitación.

A continuación se verán algunos gráficos que representan los patrones de temperatura, potencia y presión de succión de la bomba centrífuga de la planta de lixiviación de la empresa Cmdte Ernesto Che Guevara a partir de mediciones reales tomadas de la misma y encontradas en la tabla3.

Seguimiento de la RNA del patrón temperatura1 de la bomba, asumiendo un comportamiento normal de la señal.

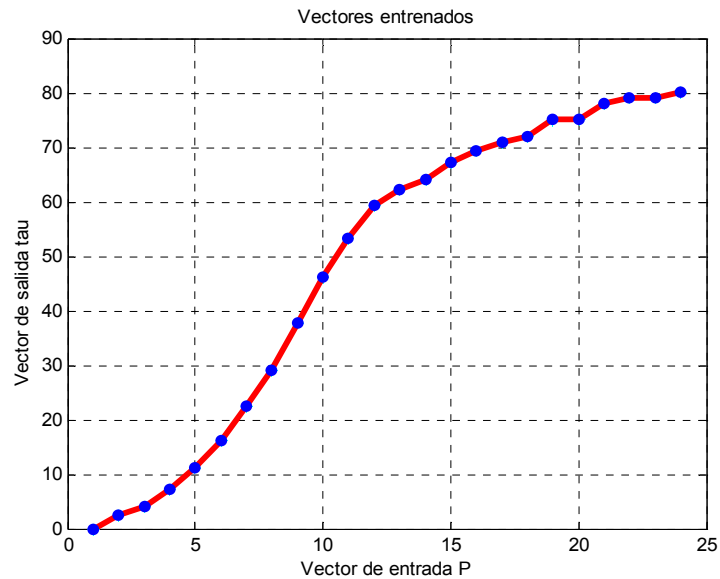


Figura 17: seguimiento de la RNA de la variable temperatura1 de la bomba.

Comportamiento anormal de la señal detectada por la RNA del patrón temperatura1.

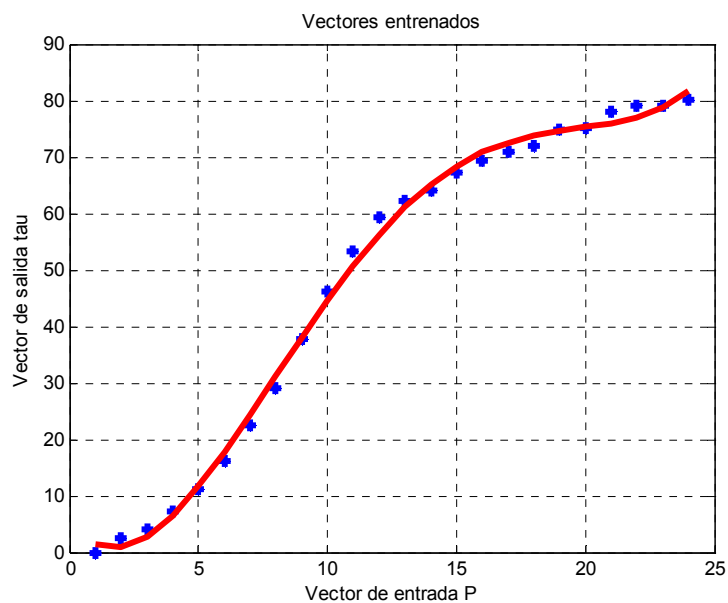


Figura 17.1: Comportamiento anormal de la señal detectada por la RNA de la variable temperatura 1 de la bomba.

Los siguientes gráficos demuestran el comportamiento de la RNA para su régimen de trabajo normal y en caso de avería de la variable temperatura2 de la bomba.

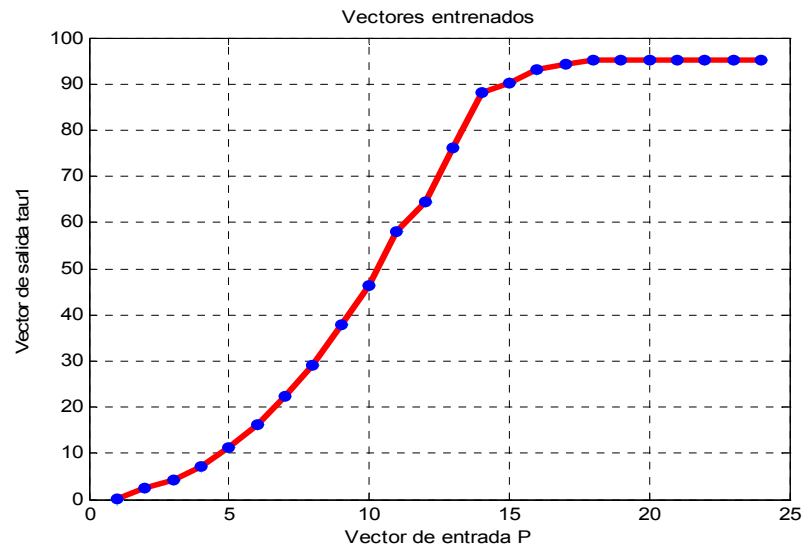


Figura 18: Seguimiento de la RNA de la variable temperatura2 de la bomba.

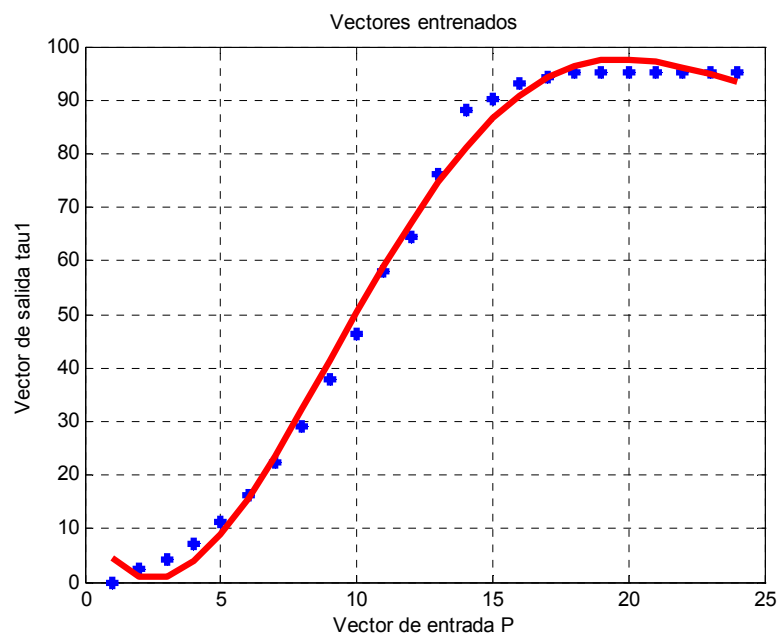


Figura 18.1: Comportamiento anormal de la señal detectada por la RNA de la variable temperatura 2 de la bomba.

En el caso del patrón potencia vemos como la RNA ha sido capaz de aprender rápidamente y de demostrar cuando la bomba se encuentra en un estado de trabajo normal o en avería. Los gráficos que varan a continuación reflejan el comportamiento de la red neuronal artificial.

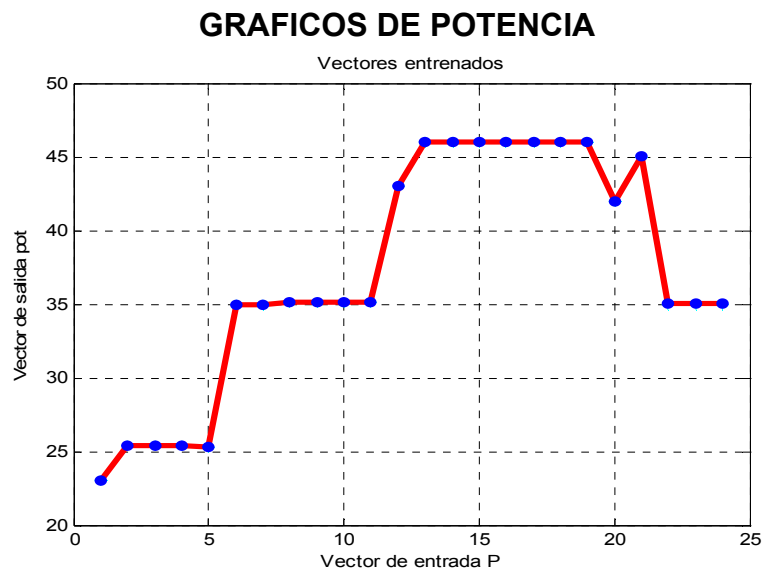


Figura 19: seguimiento de la RNA de la variable potencia 1 de la bomba centrífuga.

Comportamiento anormal de la señal detectada por la RNA.

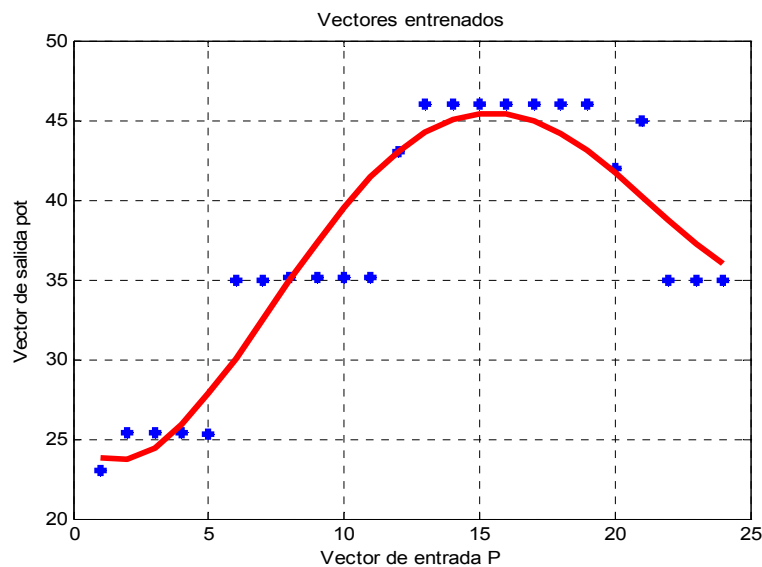


Figura 19.1: Comportamiento anormal de la señal detectada por la RNA de la variable potencia1de la bomba centrífuga.

Comportamiento de la señal detectada por RNA para el patrón potencia2 de la bomba manifestando que la misma se encuentra en un estado de trabajo normal.

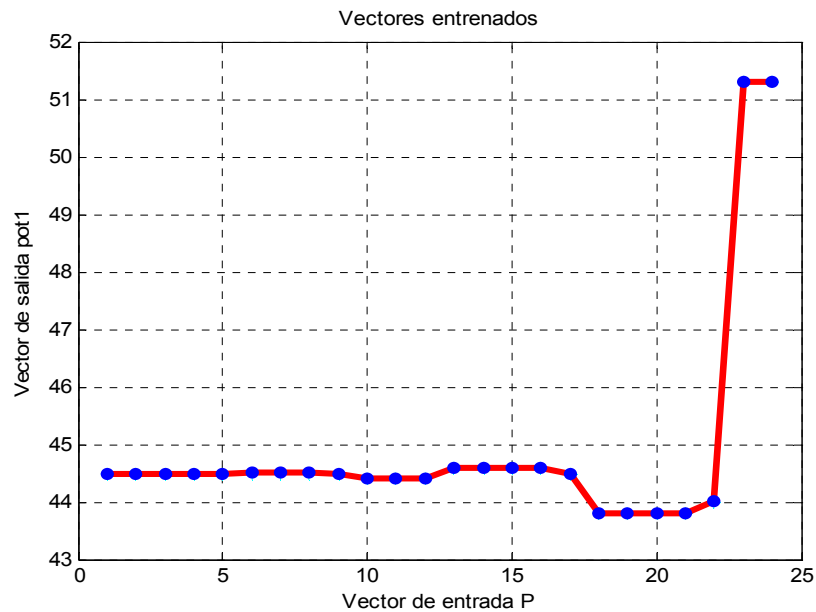


Figura 20: seguimiento de la RNA de la variable potencia 2 de la bomba centrífuga.

Comportamiento de la señal detectada por RNA para el patrón potencia2 de la bomba manifestando que la misma se encuentra en un estado de avería.

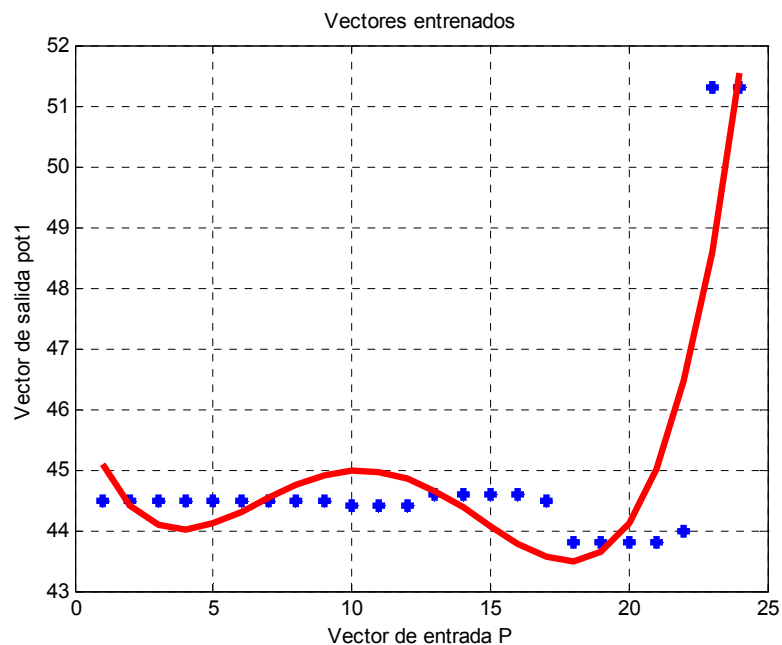


Figura 20.1: Comportamiento anormal de la señal detectada por la RNA de la variable potencia2 de la bomba centrífuga.

Las graficas que se verán a continuación explicaran cuando la bomba se encuentra en un estado normal de trabajo o cuando nos encontramos con un proceso de cavitación.

En el grafico 21 la RNA refleja que existe un comportamiento normal de la bomba puesto que la red neuronal sigue sin ningún problema la onda en sus puntos de muestreo más significativos. Ya en la figura21.1 se pudo observar un mal comportamiento de la señal detectada por la RNA avisando que la bomba se encuentra en avería es decir que se encuentra ya en un proceso de cavitación.

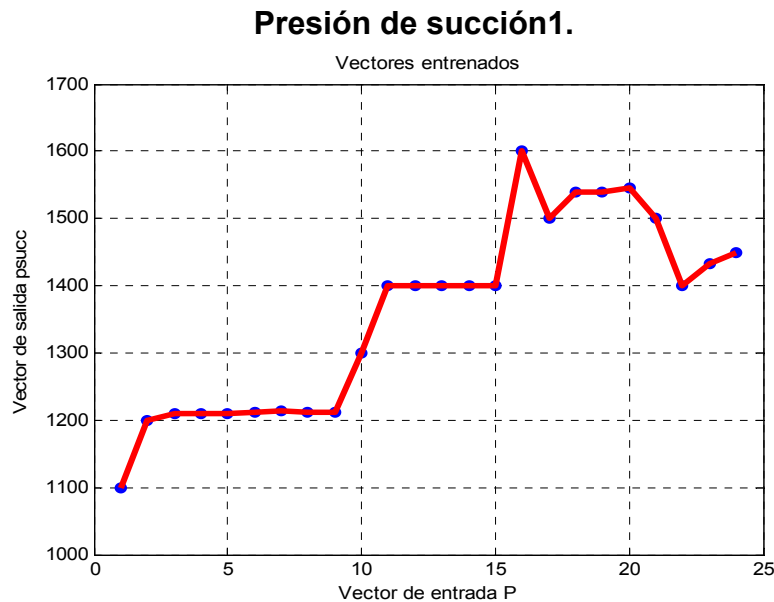


Figura 21: seguimiento de la RNA de la variable presión de succión1 de la bomba centrífuga.

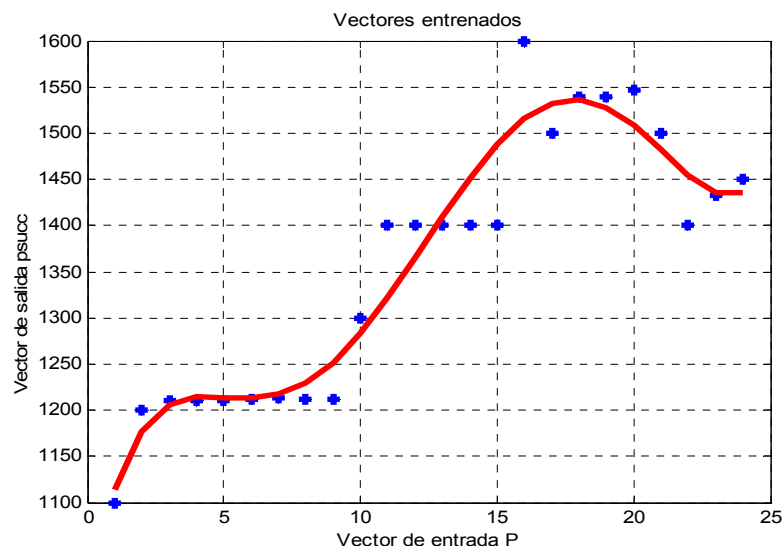


Figura 21.1: Comportamiento anormal de la señal detectada por la RNA de la variable presión de succión1 de la bomba centrífuga.

Seguimiento de la RNA de la variable presión de succión2 para un régimen de trabajo normal y en caso de avería.

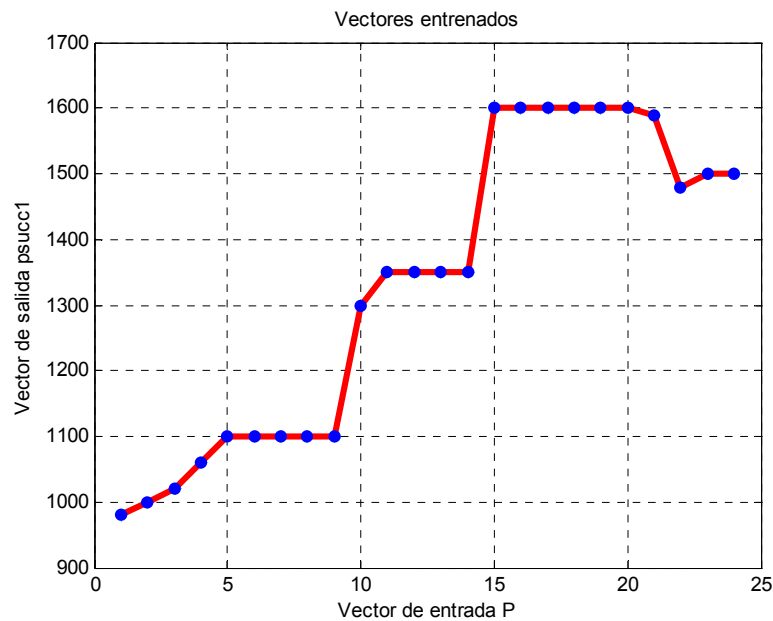


Figura 22: seguimiento de la RNA de la variable presión de succión2 de la bomba centrífuga.

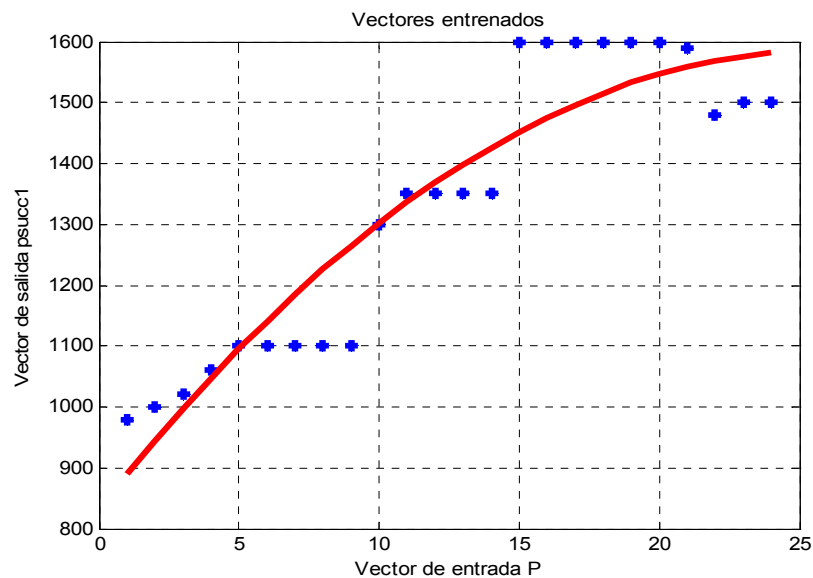


Figura 22.1: Comportamiento anormal de la RNA de la variable presión de succión2 de la bomba centrífuga.

Tabla3: Mediciones reales de temperatura en la bomba (T), potencia de la bomba (P) y presión de succión (Psc) de la bomba centrífuga de la planta de lixiviación de la empresa Cmdte Ernesto Che Guevara.

#	T1(°C)	T2(°C)	P1(Kw)	P2(Kw)	Psc1 (hPa)	Psc2 (hPa)
1	0	0	23	44.5	1100	980
2	2.5	2.5	25.4	44.5	1200	1000
3	4.1	4.1	25.4	44.5	1210	1020
4	7.3	7.3	25.4	44.5	1210	1060
5	11.2	11.2	25.3	44.5	1210	1100
6	16.2	16.2	35	44.5	1212	1100
7	22.4	22.4	35	44.5	1213	1100
8	29.1	29.1	35.1	44.5	1212	1100
9	37.8	37.8	35.1	44.5	1212	1100
10	46.2	46.2	35.1	44.4	1300	1300
11	53.2	53.2	35.1	44.4	1400	1350
12	59.4	58.1	43	44.4	1400	1350
13	62.3	64.6	46	44.6	1400	1350
14	64.2	76.3	46	44.6	1400	1350
15	67.3	88.2	46	44.6	1400	1600
16	69.4	90.3	46	44.6	1600	1600
17	70.8	93.2	46	44.5	1500	1600
18	71.9	94.3	46	43.8	1540	1600
19	75	95.3	46	43.8	1540	1600
20	75.1	95.3	42	43.8	1546	1600
21	78.1	95.3	45	43.8	1500	1589
22	79.1	95.3	35	44	1400	1480
23	79.1	95.3	35	51.3	1432	1500
24	80.1	95.3	35	51.3	1450	1500

NOTA: En los anexos encontrarán otros ejemplos del comportamiento de la señal utilizando mediciones reales de temperatura, potencia y presión de succión de la bomba centrífuga.

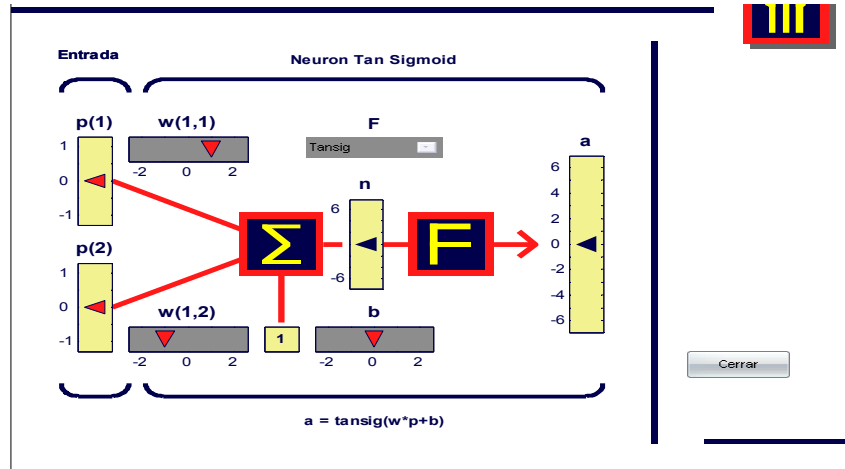
3.3 Simulación del accionamiento con la red neuronal artificial

Es relativamente fácil escribir un programa para simular la red neuronal artificial. De acuerdo con las diferentes formas de implementar las redes neuronales artificiales ya discutido en el capítulo II, se utilizó en este trabajo el software Matlab para crear, entrenar y simular la red. El entrenamiento por software requiere una computación matemáticamente comprensiva, muchas veces necesitando tiempo de entrenamiento excesivo en procesadores ordinarios. Matlab tiene un toolbox de redes neuronales artificiales que facilita este proceso de entrenamiento.



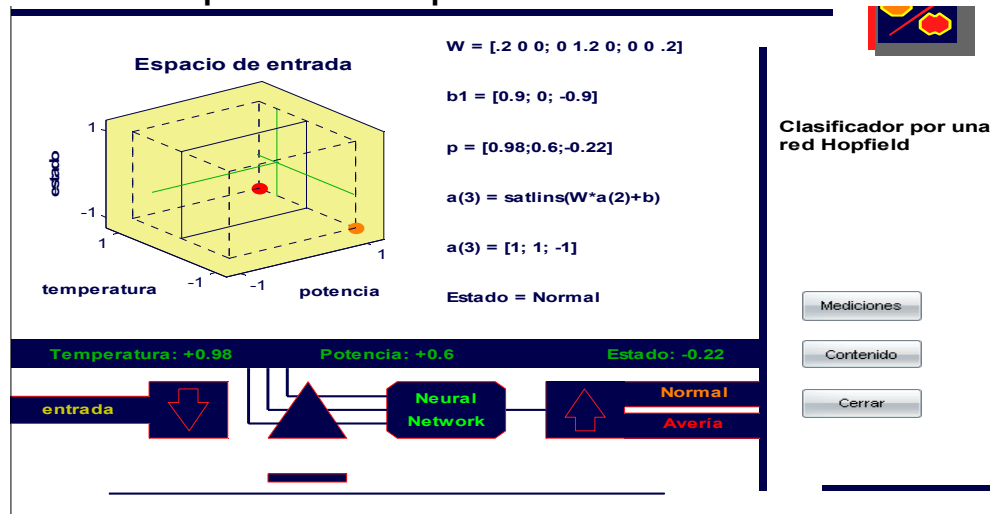
Aprovechando las bondades que ofrece el MATLAB, se prepara la red neuronal artificial, se entrena para simular las señales de las variables principales del motor de inducción P , I , U , T_m y de la bomba centrífuga Q , H , p_{succ} , T_b .

Estructura de una Neurona con función de transferencia Tansig



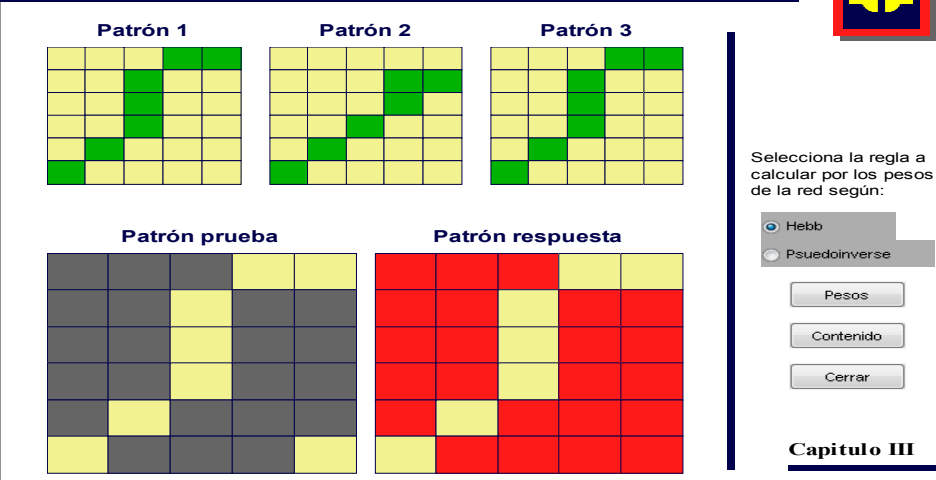
Con el editor se puede preparar la red neuronal, seleccionar la función de transferencia, que en este caso es de tipo tansigmoide, ajustar los pesos y devuelve la salida a , previamente se especifica las entradas.

Clasificador por una red Hopfield



Es de interés el clasificador neuronal implementado usando una red Hopfield, el cual toma la medición de dos variables significativas, por ejemplo P potencia y T_m temperatura del motor eléctrico, y de acuerdo a la proximidad en valores de peligrosidad para caer en estado de avería, el clasificador ofrece y avisa en que estado se encuentra el accionamiento. Al mismo tiempo se visualiza los valores de los pesos, los vectores de entradas y salidas de la red.

Reconocimiento de los patrones



Patrón 1 Patrón 2 Patrón 3

Patrón prueba Patrón respuesta

Selecciona la regla a calcular por los pesos de la red según:

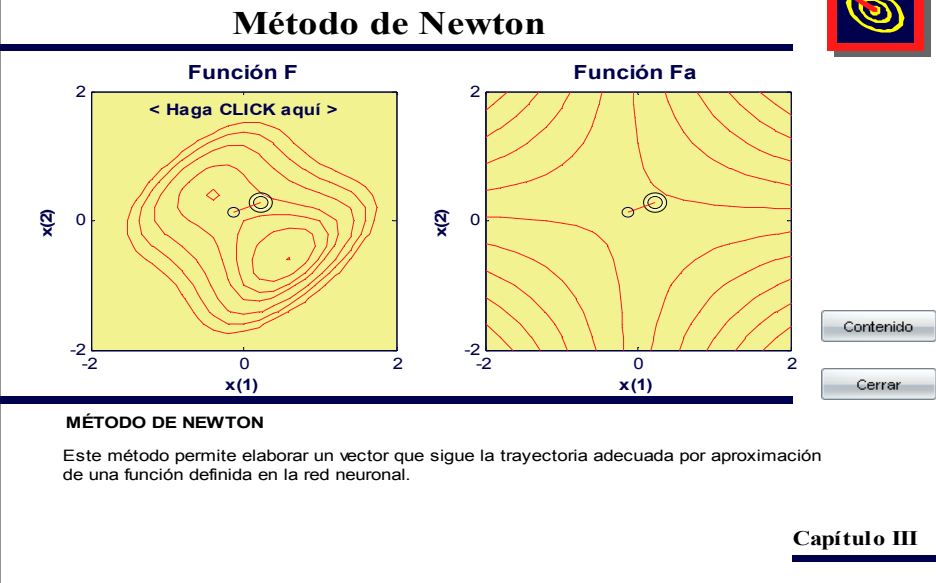
☒ Hebb
☐ Psuedoinverse

Pesos
Contenido
Cerrar

Capítulo III

Se tienen las opciones de probar reconocer los patrones a través de poner varios patrones de una misma señal, por ejemplo la temperatura del motor eléctrico que sigue una ley exponencial. Obsérvese cómo el patrón de respuesta ofrece la señal promedio de los patrones 1, 2 y 3. Los pesos de la red se calcularon siguiendo las reglas de Hebb.

Método de Newton utilizado para aproximar las trayectorias de los puntos muestreados de las funciones de las variables del sistema.



Método de Newton

Función F Función Fa

< Haga CLICK aquí >

Contenido
Cerrar

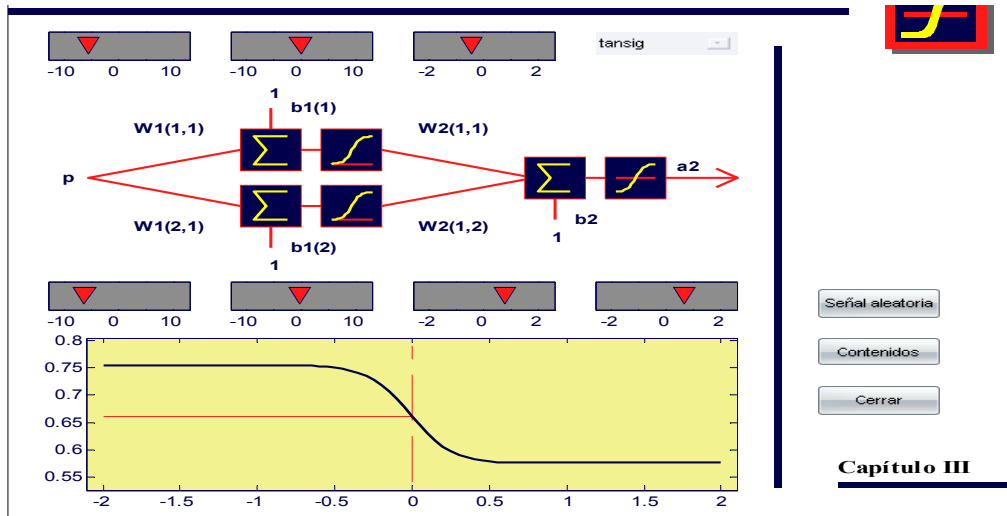
MÉTODO DE NEWTON

Este método permite elaborar un vector que sigue la trayectoria adecuada por aproximación de una función definida en la red neuronal.

Capítulo III

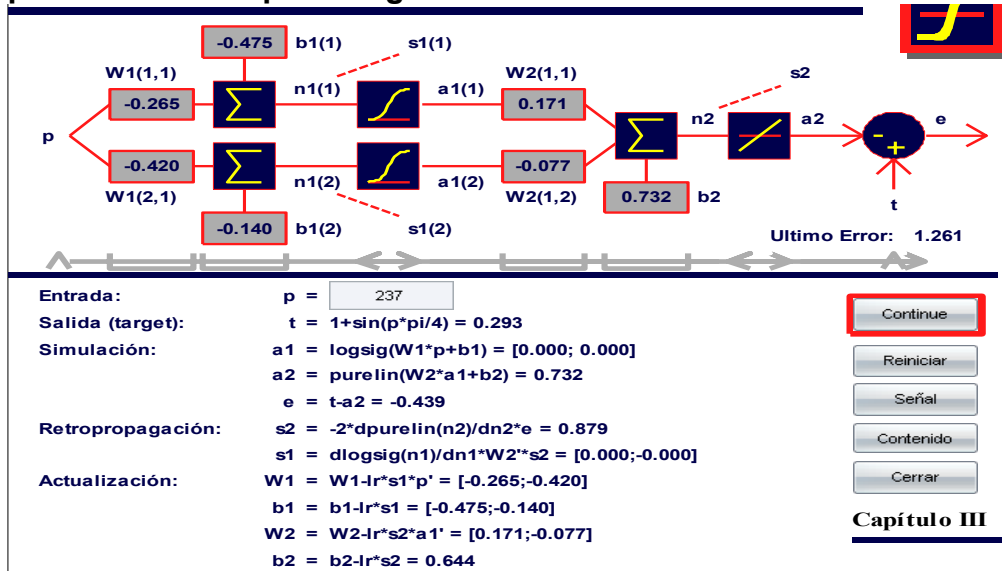
Aquí se muestra cómo el método de Newton elabora el vector más próximo de la coordenada en estudio y que sigue la trayectoria bien orientada.

Estructura y algoritmo de una función tansigmoide, y cómo trabaja en una red neuronal artificial



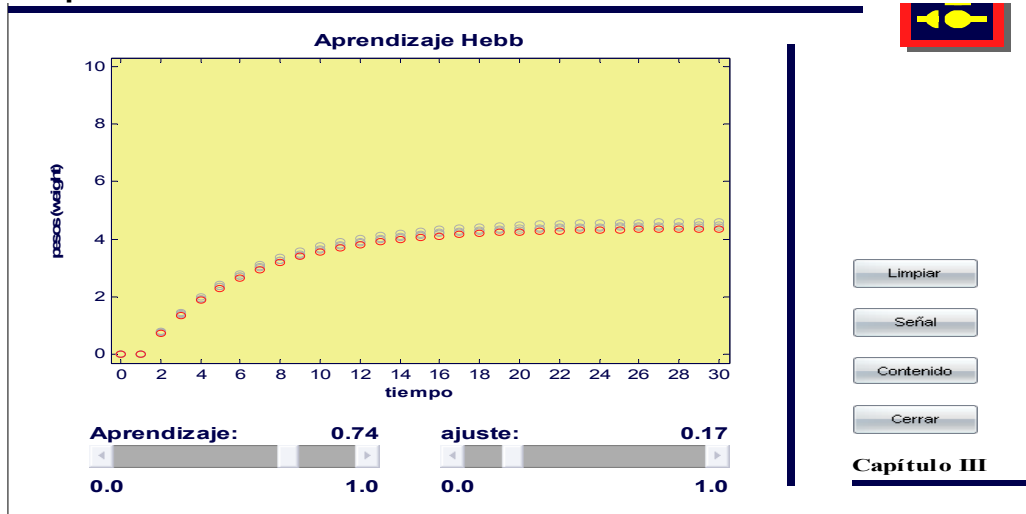
Esquema muy ilustrativo del algoritmo gráfico que sigue la función de transferencia tipo Tansigmoide, y el ajuste de los pesos de la red neuronal para obtener una respuesta adecuada a_2 .

El cálculo de la función de retropropagación y la actualización de sus pesos se realiza por el siguiente editor:



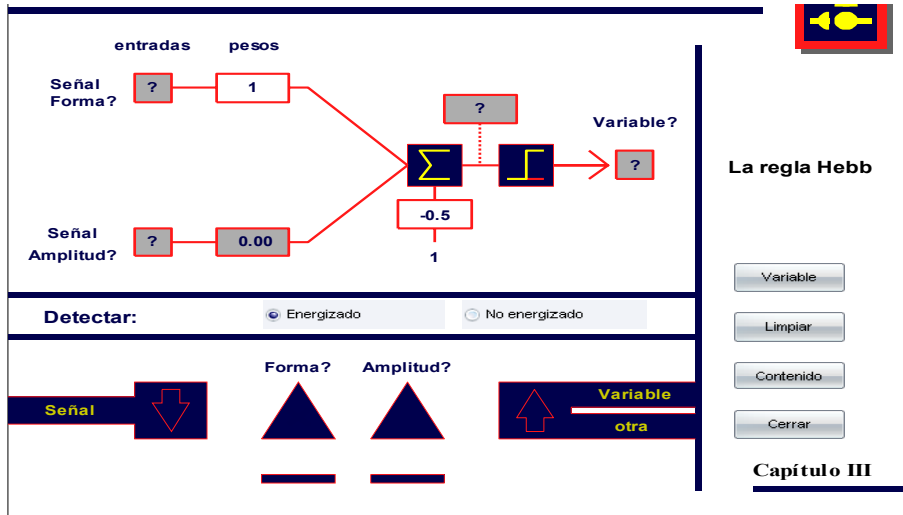
Esta ventana del editor sigue el proceso completo de propagación y retropropagación usando una red con función de activación tipo purelin, sus pesos y el bias. Son actualizables los datos.

Aprendizaje de la red por el supervisor Hebb, para el caso de la gráfica de temperatura del motor eléctrico:



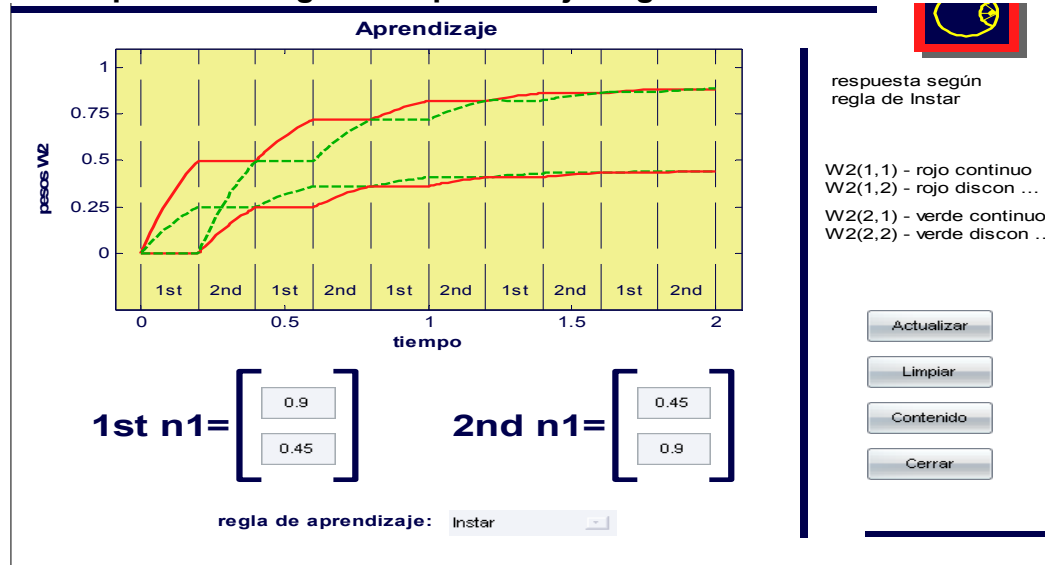
Con las reglas de Hebb, es adecuado el ajuste del aprendizaje de la red neuronal, basado en los pesos en función del tiempo de aprendizaje. Se presenta la variable temperatura como ejemplo.

La regla Hebb para identificar la señal explorada por la red neuronal artificial.



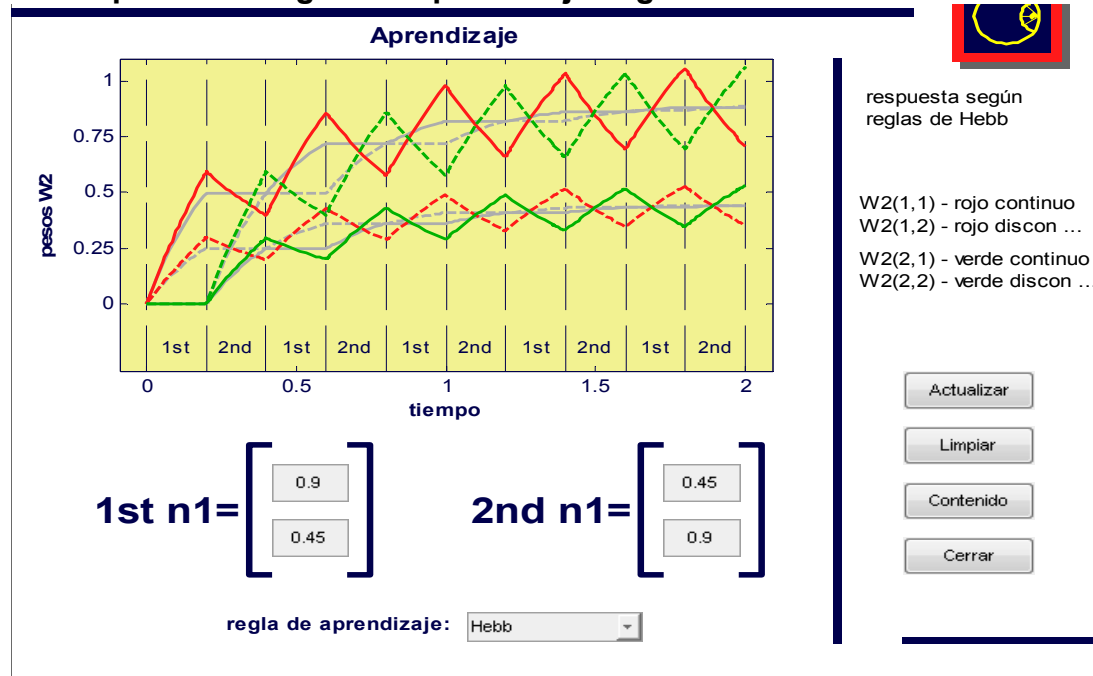
Aspecto significativo resulta la identificación de la variable a través de la señal de entrada que explora la red neuronal, de acuerdo a su forma (sinusoide, exponencial, aleatoria, etc.). Esto complementa los patrones elaborados.

Editor para usar reglas de aprendizaje según Instar.



Se ejemplifica cómo el editor ayuda a la aproximación de los gráficos según las reglas de Instar.

Editor para usar reglas de aprendizaje según Hebb.



La red neuronal resultó más adecuada en su aprendizaje para las reglas de Hebb, porque las señales reales obtenidas desde las mediciones, tienen dispersiones y no son tan lineales como lo asumido por las reglas de Instar.

3.4 Conclusiones parciales

- Para la elaboración de la red neuronal, se utilizó una función de retropropagación tipo Hopfield, siguiendo las reglas de Hebb para el aprendizaje de la misma.
- La red neuronal sigue las señales exploradas del sistema de accionamiento eléctrico, usando el método de Newton, que reconstruye los gráficos con gradientes incrementales.
- La red tiene dos capas de entradas y salidas y siete capas ocultas intermedias, usando una función de transferencia tangente hiperbólica de activación.
- Para la identificación de las señales se tuvo en cuenta la forma y amplitud de las ondas, usando una red neuronal con reglas de Instar y de Hebb, resultando más ventajosa las reglas de aprendizaje de Hebb.

Capítulo VI

Tema: Evaluación económica del trabajo

4.1 Introducción.

4.2 Valoración económica.

4.3 Estado actual de las pérdidas en el accionamiento de hidrotransporte de pulpa laterítica.

4.4 Valoración ambiental

4.5 Valoración social

4. 6 Conclusiones parciales.

4.1 Introducción

Para representar la incidencia que tiene el efecto de cualquier avería que pueda ocurrir en uno de los accionamientos de bombas centrífugas que transportan pulpa laterítica, se tiene un estudio económico del sistema en la empresa Cmdte Ernesto Che Guevara de Moa.

Con el objetivo de mostrar el impacto que ocasionar una hora fuera de servicio de estos accionamientos, se cuantifican las pérdidas actuales, así como su costo y la relación costo beneficio.

4.2 Valoración económica

La producción de níquel por el proceso CARON constituye uno de los métodos de mayor consumo energético en la industria nacional.

Actualmente una tonelada de níquel obtenida por este proceso consume más de 10 MW.h de energía eléctrica y constituye más del 20 % del costo de producción, y esto se refleja en el nivel de vida de la población. Es por esto que la eficiencia en el uso de la energía eléctrica tiene un impacto tanto económico como social.

En las plantas minero metalúrgicas como las de Moa y Nicaro, se precisan que los mayores consumidores de energía eléctrica lo representan los accionamientos eléctricos de: producción de aire comprimido, las bombas centrífugas, las instalaciones de molienda y secado y los ventiladores.

Los accionamientos de bombas centrífugas están entre los accionamientos más empleados en el proceso de obtención de níquel ya sea por tecnología Carbonato amoniacal o por Lixiviación Ácida; los cuales se caracterizan por una dependencia entre la carga de presión (H) y el caudal (Q), $H=f(Q)$, que corresponde a una potencia $P=f(Q)$ y una eficiencia $\eta=f(Q)$ dada en su punto de operación, donde se interceptan con la característica de la red hidráulica y que determina el punto de trabajo del motor de inducción con un deslizamiento dado.

Por la exigencia del proceso tecnológico, frecuentemente se hace necesario variar el caudal Q, lo que en la mayoría de los casos, se realiza estrangulando la tubería de impulsión y con esto aumenta la resistencia de la red y disminuye el rendimiento de la instalación. El caudal disminuye y la carga de presión aumenta, pero parte de esta energía ΔH_{val} se pierde en la válvula de impulsión. Si el número de revoluciones de la turbo-máquina se disminuye de tal manera que pase por el punto de funcionamiento H-Q necesario, el rendimiento se mantiene aproximadamente constante y la instalación se regula sin pérdidas adicionales; llevar el número de revoluciones al necesario se puede conseguir con un variador de velocidad (Inversor Sinusoidal de Tensión) adecuadamente seleccionado.

En la práctica en la empresa Comandante Ernesto Che Guevara de Moa se suele estrangular por la succión logrando el mismo efecto hasta que la caída de presión en la línea de succión alcanza la temperatura de vapor del fluido y aparece el fenómeno de la cavitación.

En esencia la introducción del esquema de control difuso con los variadores de velocidad, y más si está avalado como el presente estudio del proceso para

mejorar eficiencia en el accionamiento, permite la disminución de las pérdidas de energía y aumenta el tiempo de vida útil o empleo de la bomba.

Es bueno indicar que con el aumento de las pérdidas no sólo disminuye el rendimiento sino también empeora el factor de potencia del motor eléctrico.

Para hallar en la práctica la característica de la red, se hace necesario determinar las pendientes hidráulicas, esto se grafica en este trabajo a diferentes concentraciones. Este gráfico es de mucho valor por el hecho de poder utilizar velocidades adecuadas donde tienen lugar las menores pérdidas hidráulicas en el sistema de accionamiento de bombas. El cálculo económico está dado por el ahorro de energía que puede significar cuando utilizamos el controlador difuso y el incremento del tiempo de vida útil de la instalación.

Los resultados de los principales indicadores tomados en cuenta en la determinación de los gastos de explotación de la instalación actual trabajando en dos condiciones (a régimen normal de trabajo (1) y a régimen cavitacional (2)) de operación según la metodología propuesta [92][Turro. 2002].

En condiciones normales de operación, la instalación trabaja con una capacidad de 160 m³ / h; sin embargo cuando entra en régimen cavitacional su capacidad se reduce a la mitad, ocasionando pérdidas por mayor consumo de energía y mantenimiento de la instalación; con el correspondiente incremento de los costos de producción de la empresa y una menor productividad.

Por consiguiente, si se utiliza el controlador en el trabajo del accionamiento eléctrico de la bomba centrífuga, de manera que la regulación de su caudal por la velocidad se encuentre en los rangos de funcionamiento alejados del régimen de cavitación, se ahorrarían 3,2 \$ CUC por cada m³ de pulpa tipo cola transportada, con un ahorro en los gastos de explotación de 40 340 CUC anualmente, aspecto que se muestra en la tabla 4.1.

Tabla 4.1 Costo de transportación (\$CUC) de un m³ de pulpa laterítica tipo cola.

INDICADORES	1	2
Gastos de salario del personal de operación.	17769.7	17769.7
Gastos por consumo de agua para disminuirle la temperatura a la cola.	32850	32850
Gastos de energía eléctrica.	143848.4	182208
Gastos por iluminación.	78.84	78.84
Gastos imprevistos.	14	14
Gastos por mantenimiento.	3772	4883
Gastos de amortización de las bombas.	2672.307	2672.307
Gastos de amortización de las tuberías y soportes.	4892.065	4892.065

Gasto del salario del personal indirecto	813	813
Total (G_b)	205943.11	246180.91
Gasto para transportar un m ³ de pulpa tipo cola en 3.5 Km [CUC]	1.3	4.50

FUENTE: A. Turro. 2002. Tesis Doctoral.

La comparación de las variantes 1 y 2, es sobre el gasto que representa el uso de la red neuronal en el sentido de evitar cualquier avería relacionada con las causas sobre calentamiento en el motor o la bomba centrífuga, tupiciones en el sistema hidráulico, etc., provocando un mal funcionamiento del accionamiento.

4.3 Estado actual de las pérdidas en el accionamiento de hidrotransporte de pulpa laterítica.

En este sistema las pérdidas existentes actualmente pueden clasificarse como:

- Pérdidas de energía eléctrica.
- Pérdidas metalúrgicas.

En las tablas 4.2 Y 4.3 se brindan datos sobre pérdidas de energía en los accionamientos de bombas centrífugas en la sección de hidrotransporte de pulpa laterítica tipo colas, que se envía desde los tanques de sedimentación hacia el dique y la planta de neutralización.

Tabla 4.2 Pérdidas de energía de los accionamientos eléctricos de bombas centrífugas en la sección de hidrotransporte de pulpa laterítica.

Motor / causa	Cantidad	Energía al mes pérdida [MW.h]	Precio del MW.h [CUC]	Pérdidas al año. [CUC].
Motor operando con baja carga, y a régimen de cavitación.	8	0.060	21.80	3819.38

FUENTE: L. Rojas Purón. 2002. Informe Técnico.

Tabla 4.3 Pérdidas eléctricas por aumento de la densidad de la pulpa laterítica en el hidrotransporte.

Variaciones de la densidad [kg/m ³]	Variaciones de la corriente [A] y potencia [Kw]	Tiempo de ocurrencia al mes [h]	Energía al mes [kW.h]	Precio del kW.h [CUC].	Pérdidas al año. [CUC].
1046-1750	I=43–150.3	288 (40%)	1169.28	0.0218	30 500.88

	P=26.6-53				
Pérdidas totales en los sistemas de transporte de pulpa de colas con accionamientos de bombas en la planta de lixiviación.					30 500

FUENTE: L. Rojas Purón. 2002. Informe Técnico.

4.4 Valoración ambiental

El comportamiento ecológico de los agregados metalúrgicos con los accionamientos eléctricos de bombas centrífugas, en particular para el caso de los sedimentadores donde se deposita y bombea pulpa laterítica, está dado por una serie de factores, actividades e impactos entre los que se pueden abordar están:

- Identificación de las acciones o actividades con repercusión ambiental: escape de amoníaco y emisiones de ruido.
- Identificación de los impactos ambientales, reflejados en la siguiente tabla 4.4

Tabla 4.4 Identificación de los factores ambientales susceptibles a afectaciones

Medio físico	Medio socio-económico
Suelo	Hombre
Agua	Aspectos sociales
Aire	Aspectos económicos

FUENTE: G. Hurtado. 2000. Tesis Doctoral.

El proceso de caracterización de los impactos ambientales es de suma importancia, pues posibilita la comprensión de la dimensión exacta del análisis desarrollado, determinando cómo repercute sobre el medio ambiente cada uno de los impactos ambientales que tienen lugar tanto en el objeto como en los elementos externos a este.

La contaminación del aire: Está dado por emisiones de gases a la atmósfera que se producen como resultado de la utilización de productos químicos en su proceso de mezclado en los tanques sedimentadores, estos gases una vez transitan por diferentes procesos como la dispersión de SO₂, SO₃, NO₂.

Tabla 4.5 Identificación de los impactos ambientales en los tanques sedimentadores de la planta de lixiviación

Acciones o actividades	Factores ambientales	Impactos ambientales
Escape de amoníaco	Aire	Disminución de la calidad del aire
Escape de amoníaco	Hombre	Aumento de enfermedades respiratorias
Escape de amoníaco	Económico	Pérdidas económicas
Derrame de pulpa	Económico	Consumo de recursos hidráulicos
Emisiones de ruido	Hombre	Pérdidas de sensibilidad auditiva

FUENTE: G. Hurtado. 2000. Tesis Doctoral.

Estas afectaciones produce efectos indirectos y negativos como incremento de la presión sanguínea, aceleración del ritmo sanguíneo, la contracción de los capilares de la piel y la disminución en la capacidad de trabajo físico y mental del hombre, expuestos también a enfermedades respiratorias y de la piel.

4.5 Valoración social

La introducción de estos resultados permite humanizar la labor de los operadores que están expuestos a las emisiones gaseosas de amoníaco y gas carbónico, letales para la vida en altas concentraciones. Al mismo tiempo esto permite mejorar el entorno de trabajo, disminuyendo las emisiones gaseosas hacia los barrios residenciales de la comunidad, impidiendo en gran parte la aparición de problemas respiratorios en los niños y adultos.

4.6 Conclusiones parciales

Se tiene un estudio de la incidencia del costo que representa la fuera en servicio de los accionamientos de bombas centrífugas en la planta de lixiviación de la empresa Cmdte. Ernesto Che Guevara de Moa.

Con la introducción de la red neuronal artificial se puede evitar gran número de averías y ampliar la vida útil de los accionamientos eléctricos de la bomba centrífuga de hidrotransporte de pulpa laterítica donde se logra un efecto económico anual de unos 30 500 CUC pesos convertibles, por concepto de mineral dejado de procesar por fuera de servicio el sistema.

Conclusiones y recomendaciones

En esta tesis se ha abordado el tema de la aplicación de las redes neuronales artificiales al diagnóstico de los accionamientos con motores de inducción que accionan bombas centrífugas de hidrotransporte de pulpa laterítica. Con el fin, se desarrolla una herramienta programada en MATLAB, que nos facilitó la simulación de la RNA.

A partir de los resultados de la simulación hemos obtenido la primera base de patrones de entrenamiento y prueba de las redes neuronales propuesta para el reconocimiento de los patrones del accionamiento.

- Se construyeron los patrones a partir de una red neuronal artificial capaz de evaluar las variables principales del motor eléctrico y la bomba centrífuga, según sus formas y amplitudes de ondas, para decidir el régimen satisfactorio o no del sistema.
- La arquitectura de la red neuronal artificial es de tipo ADELIN, con retropropagación Hopfield, donde se utilizó las reglas de aprendizaje de Instar y Hebb.
- La función de transferencia de la red neuronal seleccionado es Purline y tansig.
- ♦ Los resultados obtenidos desde la simulación de la red neuronal aplicada al accionamiento de hidrotransporte, permite predecir las

averías más críticas del sistema, durante el transporte de pulpa laterítica para la tecnología CARON.

Recomendaciones

- ❖ Se recomienda utilizar la presente base teórica y experimental, así como de simulación, la arquitectura de la RNA ofrecida en este trabajo para continuar la investigación acerca del diagnóstico y evaluación de la energía entregada por los variadores de velocidad en accionamientos.
- ❖ Con el uso de hardware apropiado es posible realizar experimentos para probar la metodología expuesta en este trabajo, en aplicaciones prácticas.
- ❖ Este trabajo puede ser utilizado para estudios futuros tanto en accionamientos eléctricos como en otras áreas en la ingeniería eléctrica.

BIBLIOGRAFÍA

1. Aparicio, J. L.: "CRITERIOS de Diseño de Convertidores Estáticos para Accionamientos Regulados en Corriente Alterna con Motores de Inducción". Tesis Doctoral, Universidad de Oviedo, 1987.
2. Bose, B. K.: "Power Electronics and AC Drives", Editorial Prentice Hall, NJ, 1986.
3. Bowes, S. R.; Clements, R. R.: "Computer Aided Design of PWM Inverters Systems", Proceedings IEE, Vol 129, Pt-B, No.1, Jan. 1982, G. B.
4. Briz del Blanco, F.: "Control Vectorial del Motor de Inducción con Identificación y Adaptación a los Parámetros de la Carga", Tesis Doctoral, Universidad de Oviedo, 1995.
5. Buhl, M.; Lorenz, R.: "Design and Implementation of Neural Network for Digital Current Regulation or Inverters Drives", Proceedings of the IEEE, 1991.
6. Dewan, J. B.; Slemon, G. R.; Straughen, A.: "Power Semiconductor Drives", Toronto, Canadá, 1984.
7. Erickson, C. J.: "Motor Design Features for Adjustable Frequency Drives", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol.24, No.2, March/April, 1988.
8. Fitzgerald, A. E.; Kingsley, Ch.; Umans, S.: "Electric Machinery", Ed. Mc. Graw Hill.
9. Garcés, J. L.: "Parameter Adaption for the Speed Controller Static AC Drive with a Squirrel Cage Induction Motor", IEEE Transactions on Industry Application, Vol 16, No.2, March/April 1980.
10. Holtz, J.: "Pulse Width Modulation for Electronic Power Conversion", Proceedings of the IEEE, Vol 82, No. 8, August 1994.
11. International Rectifier – IGBT – User Manual, 1997.
12. Ivanov - Smolensky, A.V.: "Máquinas Eléctricas", Editorial Mir, Moscú.
13. Klingshern, E; Jordan, H. E.: "Polyphase Induction Motor Performance and Losses on Nonsinusoidal Voltaje Sources", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol.87, No.3, 1968.
14. Kostenko, M.P.; Piotrovsky, L.: "Máquinas Eléctricas", Editorial Mir, Moscú.
15. Kovacs, P.: "Transient Phenomena in Electrical Machines", Elsevier Publications, Amsterdam.

16. Levi, E.: "Design Considerations for Motors Used in Adjustable Speed Drives", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol.20, No.4, July/Aug, 1984.
17. Lorenz, R.; Lipo, T.; Novotny, D.: "Motion Control of Induction Motors", Proceedings of the IEEE, Vol 82, No. 8, August 1994.
18. Manz, L.: "Motor Insulation System Quality for IGBT Drives", IEEE Industry Applications Magazine, Vol.3, No.1, January/Feb, 1997.
19. Murphy, J. M. D.; Turnbull, F. G.: "Power Electronics Control of AC Motors", Oxford, Pergamon Press, 1988.
20. Nuez Amador, María Victoria: "Simulación y Control del Motor de Inducción por Campo Orientado", Tesis Doctoral, ISPJAE, C.Habana, Cuba, 1998
21. Rianna Greaves Josette. Aplicación de una red neuronal para evaluar armónicos en accionamiento de motor de inducción. Trabajo de diploma. ISMM. Julio de 2007.
22. Rojas Purón L. Accionamiento eléctrico asincrónico para el transporte eficiente de pulpa laterítica. Tesis Doctoral. CUJAE. Ciudad de la Habana. 2006.
23. Steiner, P. K.; Gruning, H. E.; Werninger, J.; Carroll, E.; Klaka, S.; Linder, S.: "IGCT – A New Emerging Technology for High Power, Low Cost Inverter", IEEE Industry Applications Magazine, Vol 5, No.4, July/August 1999, USA.
24. Tolbert, Leon M.; Fang Zheng Peng; Habetler, Thomas: "Multilevel Converters for Large Electric Drives", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol IA-35, No.1, Jan./Feb. 1999, USA.
25. Van Der Broeck, H. W.; Skudelny, H. S.; Stanker, G. V.: "Analysis and Realization of a Pulse Width Modulator Based on Voltage Space Vectors", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol IA-24, No.1, Jan./Feb. 1988, USA.
26. Zargari, Navid; Xiao Yuan, Wu Bin.: "Near Unity Displacement Factor for Current Source PWM Drives", IEEE Industry Applications Magazine, Vol 5, No.4, July/August 1999, USA.
27. Zuckerberger, A.; Alexandrovitz, A.: "Determination of Commutation Sequence with a View to Eliminating Harmonics in Microprocessor-Controlled PWM Inverters", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol IE-33, No.3, August 1986, USA.

28. Bishop, Christopher M: Neuronal networks for pattern recognition. Oxford. Clarendon Press. 1990.
29. Lippmann, R. P: An introduction to computing with neuronal nets. IEEE ASSP Magazine, PP. 4-22, April 1987.
30. Haykin, S: Neural networks. A comprehensive fundation. 1994. Macmillam College Publishing Company Inc.
31. Trzynadlowski, A. M.; Legowski, S: Application of neural networks to the optimal control of three phase voltage controlled inverters. IEEE Trans. On Power Electron, Vol. 9, No 4, PP. 397-404, July 1994.
32. Intel Corp.: Neural network solution. 1991.
33. Forschungszentrum Karlsruhe, FZK; Institut fur Mikroelektronik Stuttgart IMS: "Sand" Powerful neuroprocessor for intelligent system. Notes 8/1997.
34. Headquarters, dSPACEmbh; USA y Canada, dSPACEInc; dSPACE Solutions for control. DS1103 PPC controller board new products. Summer 1998.
35. http://www.tesisenxarxa.net/TESIS_UPC/AVAILABLE/TDX-1126101-115234//TESIS.pdf
36. http://pierre.ici.ro/ici/revista/sic1999_2/art03.html

Anexos I.

Tabla 1: Mediciones reales tomadas de la planta de lixiviación de la Empresa Cmdte Ernesto Che Guevara.

CSV FORMAT	WAVEFORM	BAR	1
Comment			
Description	Value	Decimal Places	
Number of Signals	7	0	
Number of Data Points	128	0	
Start Point	0	0	
Time Interval	0,261506	2	
Date Stamp	March 14 2007 10:14:01.540 am		
Trigger Point 1	0	0	
Trigger Point 2	0	0	
Trigger Point 3	0	0	
Trigger Frequency	59.75 Hz		

Decimal Places	2	0	0	0	0	0	0	0
Group Numbers	0	1	1	1	2	3	3	3
Record	Time	Ia	Ib	Ic	In	Va	Vb	Vc
Number	(ms)	(A)	(A)	(A)	(A)	(V)	(V)	(V)
1	0	382	408	-20	0	93	-376	299
2	0,26	92	116	-23	0	55	-364	313
3	0,52	-3	14	-23	0	0	-317	339
4	0,78	-12	12	-35	0	-72	-244	320
5	1,05	-14	301	-309	0	-100	-200	315
6	1,31	-14	561	-578	0	-132	-206	317
7	1,57	-17	711	-728	0	-162	-178	339
8	1,83	-17	789	-804	0	-190	-141	348
9	2,09	-17	786	-804	0	-229	-109	355
10	2,35	-20	705	-720	0	-244	-98	362
11	2,62	-20	532	-549	0	-274	-90	369
12	2,88	-20	275	-298	0	-299	-91	380
13	3,14	-20	46	-72	0	-325	-12	331
14	3,4	-23	-14	-9	0	-325	76	278
15	3,66	-199	-14	-185	0	-313	91	273
16	3,92	-460	-14	-442	0	-299	107	222
17	4,18	-645	-14	-627	0	-315	144	174
18	4,45	-757	-17	-740	0	-334	183	139
19	4,71	-806	-17	-786	0	-359	225	91
20	4,97	-783	-17	-763	0	-357	241	98
21	5,23	-679	-20	-656	0	-361	262	100
22	5,49	-491	-20	-471	0	-383	301	65
23	5,75	-220	-23	-199	0	-376	311	53
24	6,01	-43	-23	-26	0	-329	318	0

Con la ayuda de esta tabla obtendremos el comportamiento de la señal captada por la RNA para cada una de las fases.

Patrón corriente para la fase a

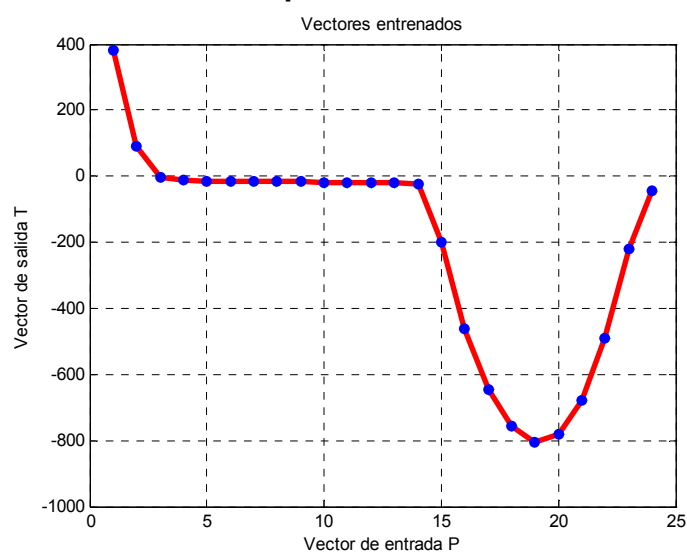


Figura 1: seguimiento de la RNA de la variable corriente de la fase a

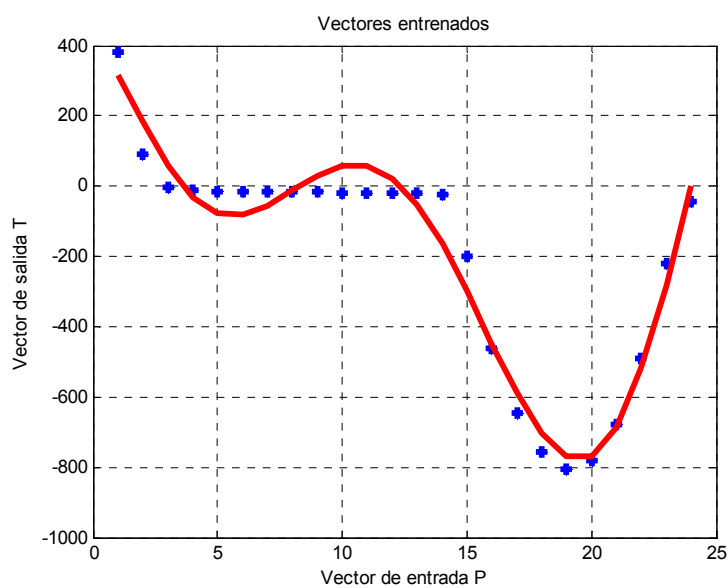


Figura 1.1 Comportamiento anormal de la señal detectado por la RNA de la variable corriente de la fase a.

Patrón corriente para la fase b

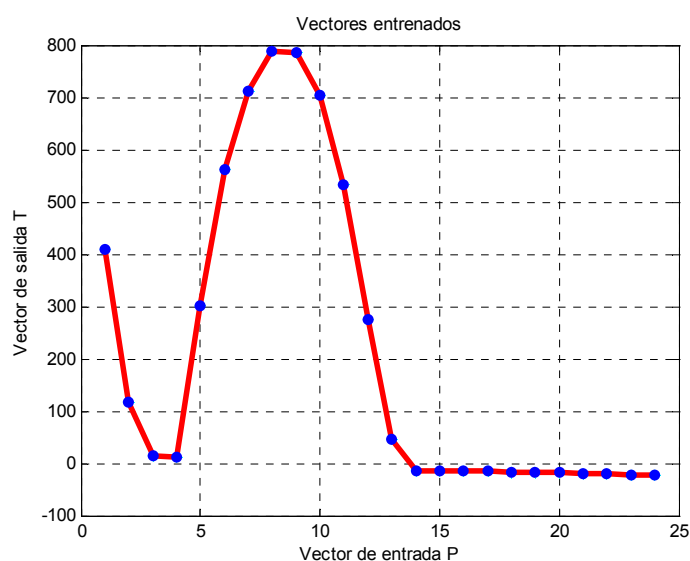


Figura 2: seguimiento de la RNA de la variable corriente de la fase b

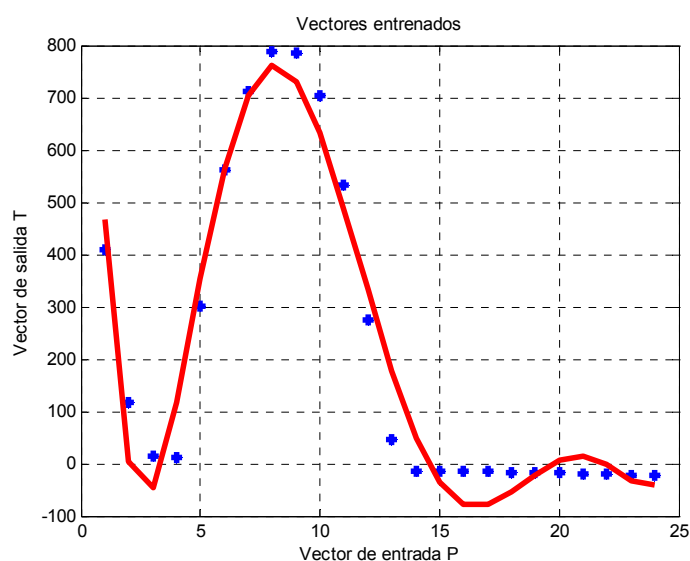


Figura 2.1 Comportamiento anormal de la señal detectado por la RNA de la variable corriente de la fase b.

Patrón corriente para la fase c

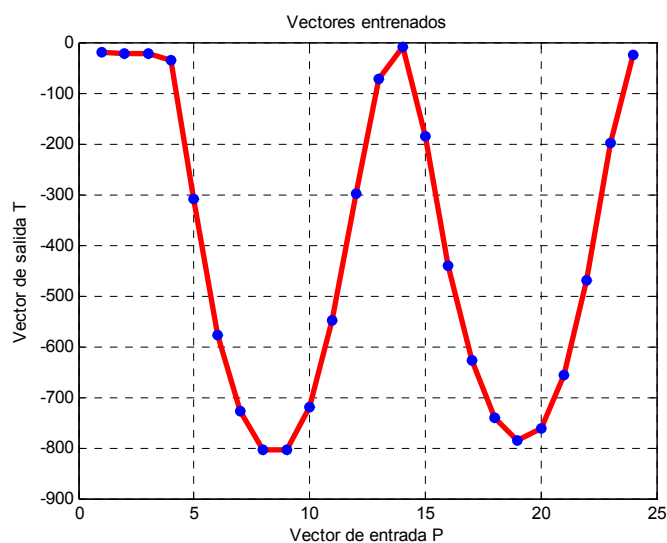


Figura 3: seguimiento de la RNA de la variable corriente de la fase c

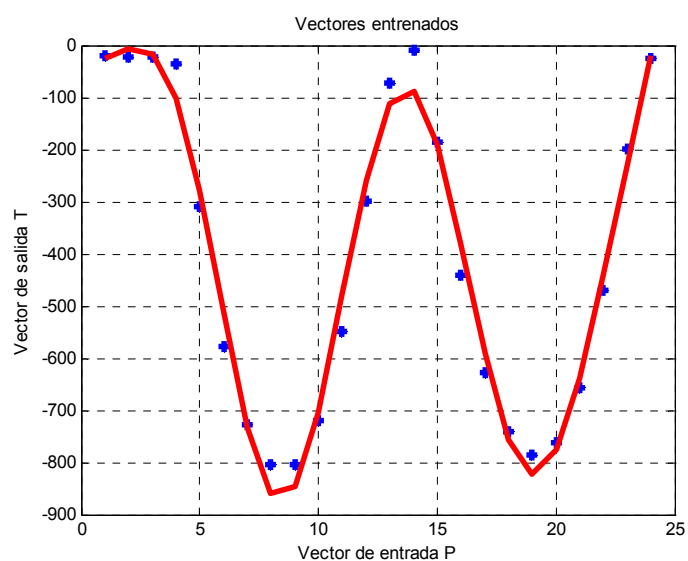


Figura 3.1 Comportamiento anormal de la señal detectado por la RNA de la variable corriente de la fase c.

Patrón tensión para la fase a

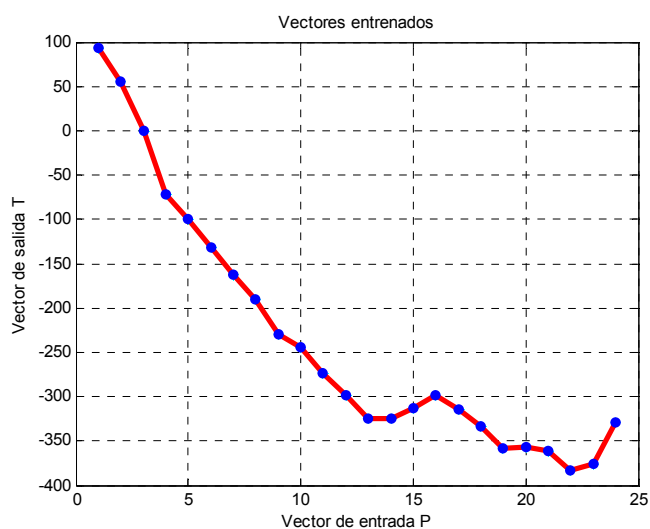


Figura 4: seguimiento de la RNA de la variable tensión de la fase a.

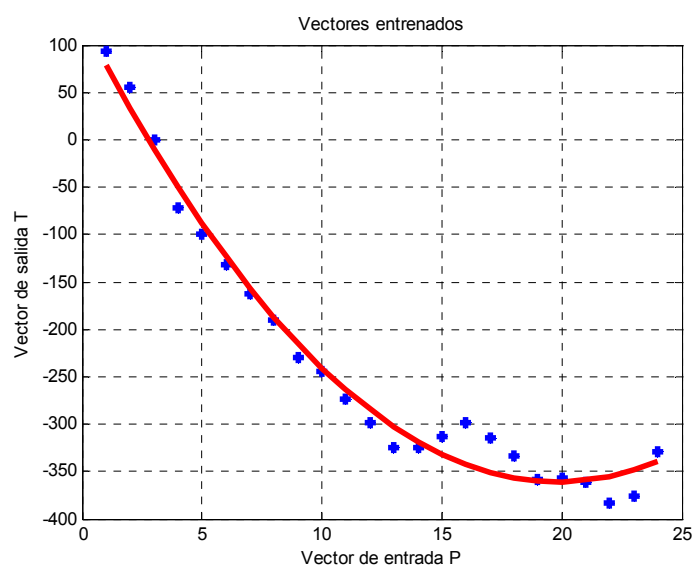


Figura 4.1 Comportamiento anormal de la señal detectado por la RNA de la variable tensión de la fase a.

Patrón tensión para la fase b

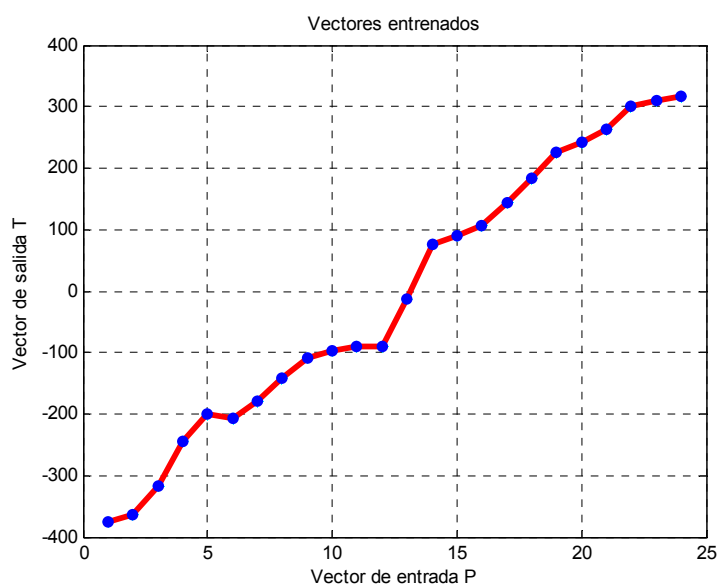


Figura 5: seguimiento de la RNA de la variable tensión de la fase b

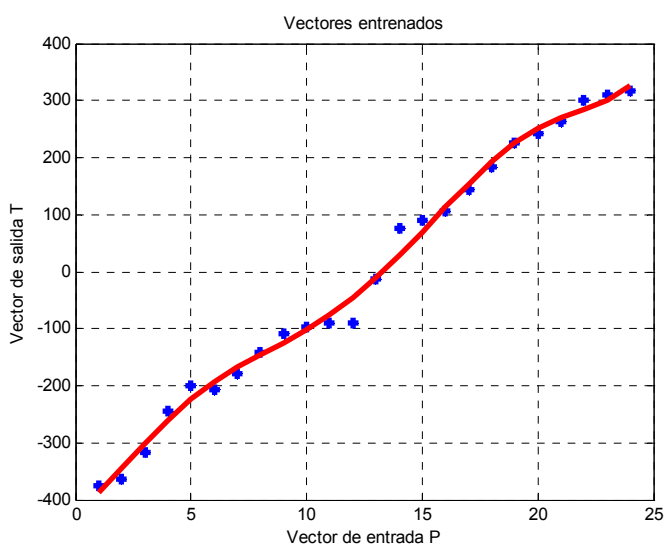


Figura 5.1 Comportamiento anormal de la señal detectado por la RNA de la variable tensión de la fase b.

Patrón tensión para la fase c

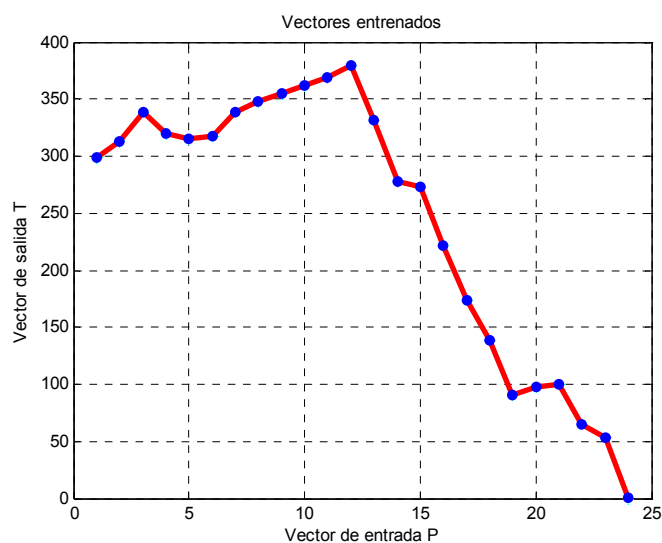


Figura 6: seguimiento de la RNA de la variable tensión de la fase c

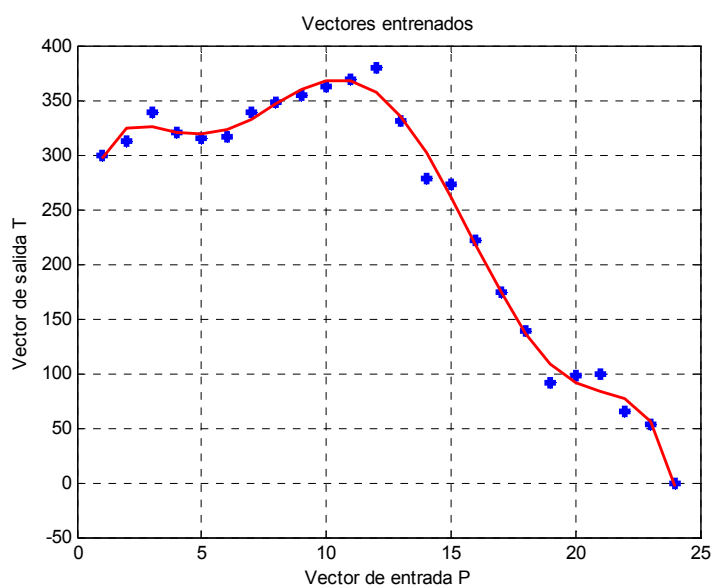


Figura 6.1 Comportamiento anormal de la señal detectado por la RNA de la variable tensión de la fase a.

Tabla 2: Mediciones reales tomadas de la planta de lixiviación de la Empresa Cmdte Ernesto Che Guevara.

CSV FORMAT	WAVEFORM	BAR	1
Comment			
Description	Value	Decimal Places	
Number of Signals	7	0	
Number of Data Points	128	0	
Start Point	0	0	
Time Interval	0,260113	2	
Date Stamp	March 14 2007 10:28:47.930 am		
Trigger Point 1	0	0	
Trigger Point 2	0	0	
Trigger Point 3	0	0	
Trigger Frequency	60.07 Hz		

Decimal Places	2	0	0	0	0	0	0	0
Group Numbers	0	1	1	1	2	3	3	3
Record	Time	Ia	Ib	Ic	In	Va	Vb	Vc
Number	(ms)	(A)	(A)	(A)	(A)	(V)	(V)	(V)
1	0	-20	-43	23	-17	5	334	-327
2	0,26	14	-9	23	-26	81	281	-334
3	0,52	14	-202	220	-23	72	218	-313
4	0,78	14	-460	480	-29	120	181	-311
5	1,04	17	-645	665	-32	142	174	-353
6	1,3	20	-757	778	-32	174	157	-355
7	1,56	20	-789	812	-35	215	118	-346
8	1,82	23	-740	763	-38	236	98	-366
9	2,08	23	-601	624	-40	273	84	-362
10	2,34	26	-376	402	-52	297	30	-334
11	2,6	26	-69	104	-46	302	26	-341
12	2,86	29	20	3	-49	338	-23	-304
13	3,12	66	20	61	-413	345	-84	-232
14	3,38	318	20	295	-856	399	-125	-193
15	3,64	541	20	517	-1174	357	-157	-139
16	3,9	679	20	659	-1359	308	-160	-160
17	4,16	757	20	734	-1399	324	-165	-165
18	4,42	766	23	740	-1289	346	-220	-113
19	4,68	694	23	671	-1003	346	-241	-107
20	4,94	541	23	517	-541	352	-264	-95
21	5,2	306	26	283	-133	364	-301	-65
22	5,46	69	26	55	-23	320	-318	18
23	5,72	9	29	-12	-78	285	-331	62
24	5,98	12	46	-20	-454	236	-313	81

Con la ayuda de esta tabla obtendremos el comportamiento de la señal captada por la RNA para cada una de las fases.

Patrón corriente para la fase a

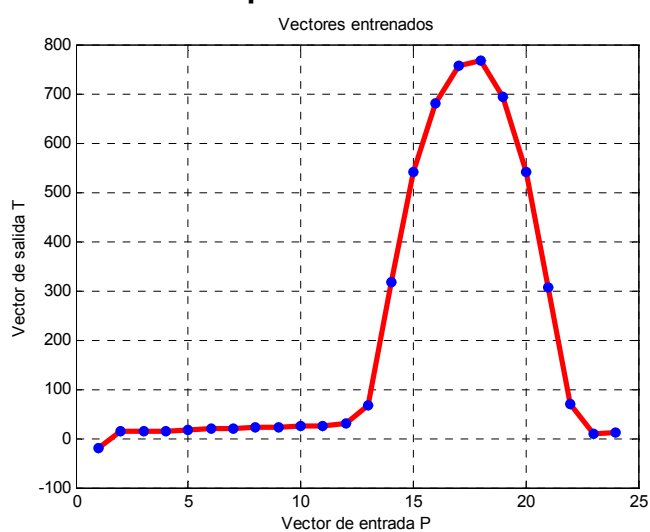


Figura 7: seguimiento de la RNA de la variable corriente de la fase a

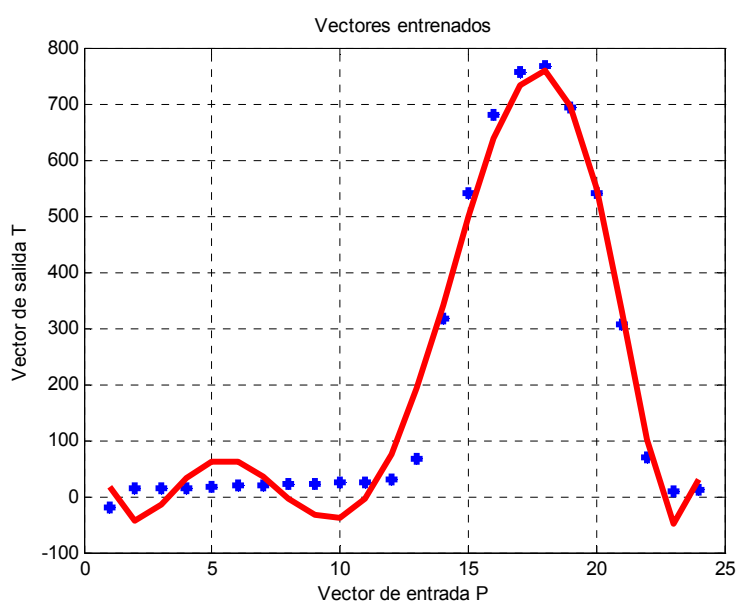


Figura 7.1 Comportamiento anormal de la señal detectado por la RNA de la variable corriente de la fase a.

Patrón corriente para la fase b

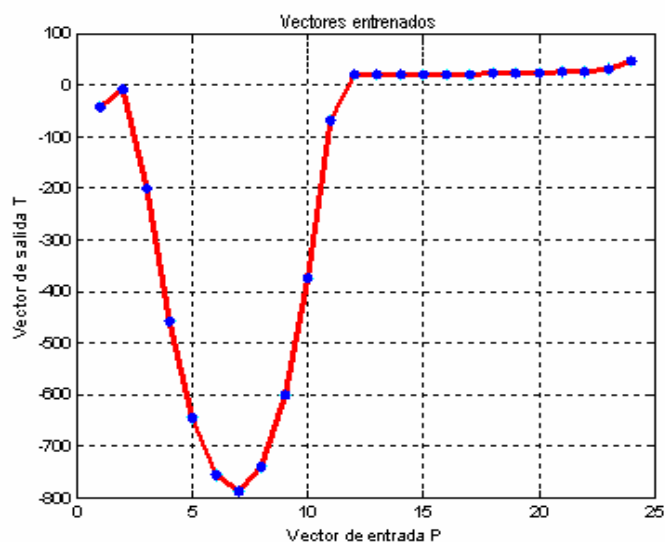


Figura 8: seguimiento de la RNA de la variable corriente de la fase b

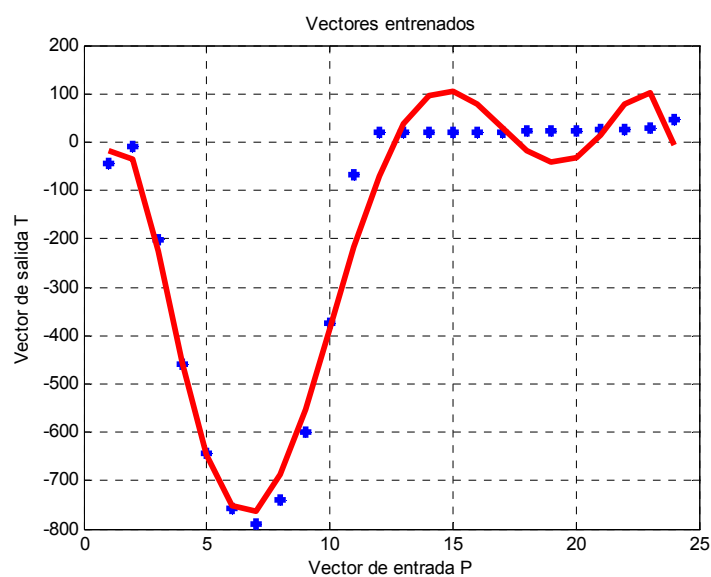


Figura 8.1 Comportamiento anormal de la señal detectado por la RNA de la variable corriente de la fase b.

Patrón corriente para la fase c

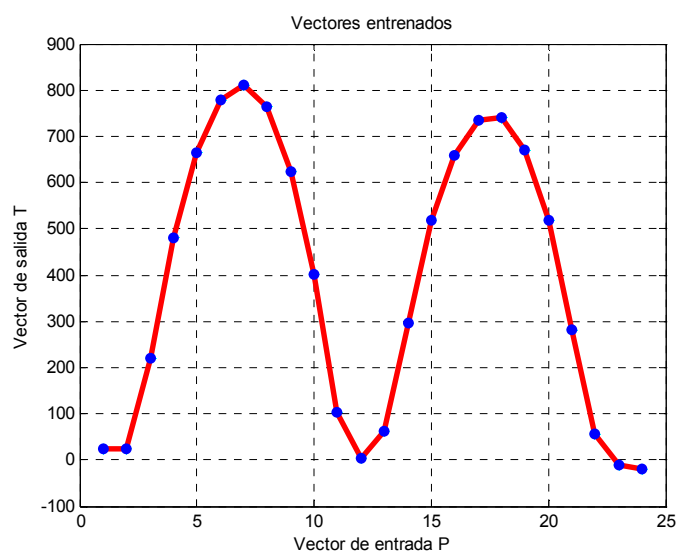


Figura 9: seguimiento de la RNA de la variable corriente de la fase c

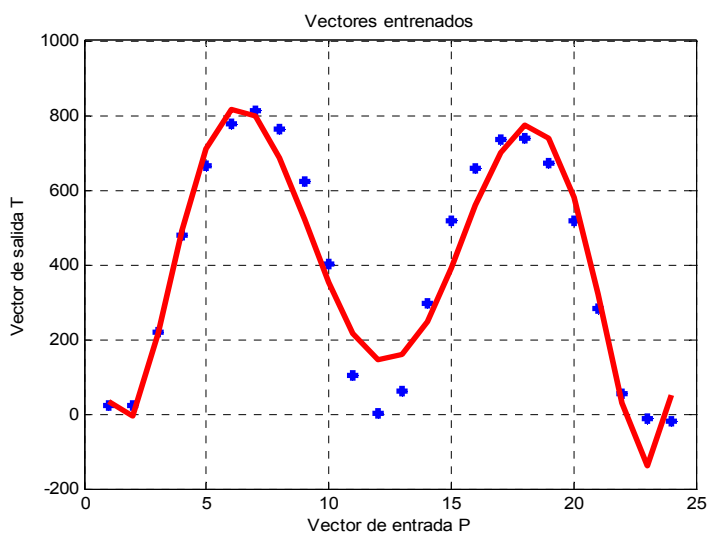


Figura 9.1 Comportamiento anormal de la señal detectado por la RNA de la variable corriente de la fase c.

Patrón tensión para la fase a

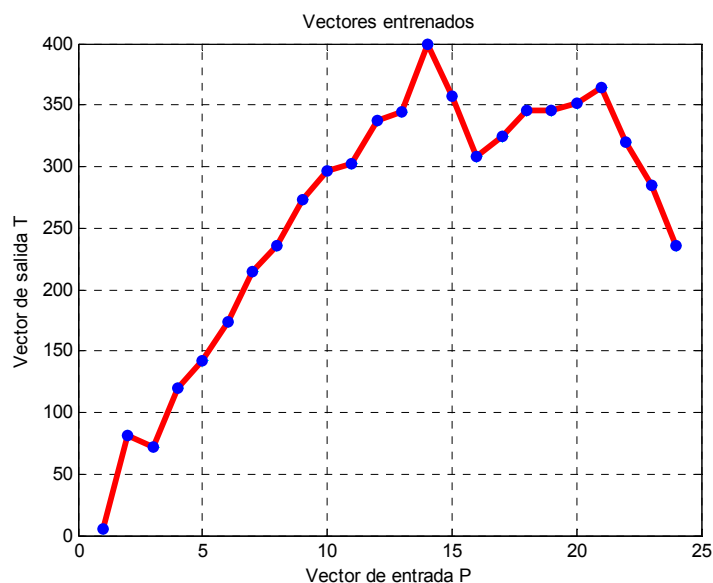


Figura 10: seguimiento de la RNA de la variable tensión de la fase a

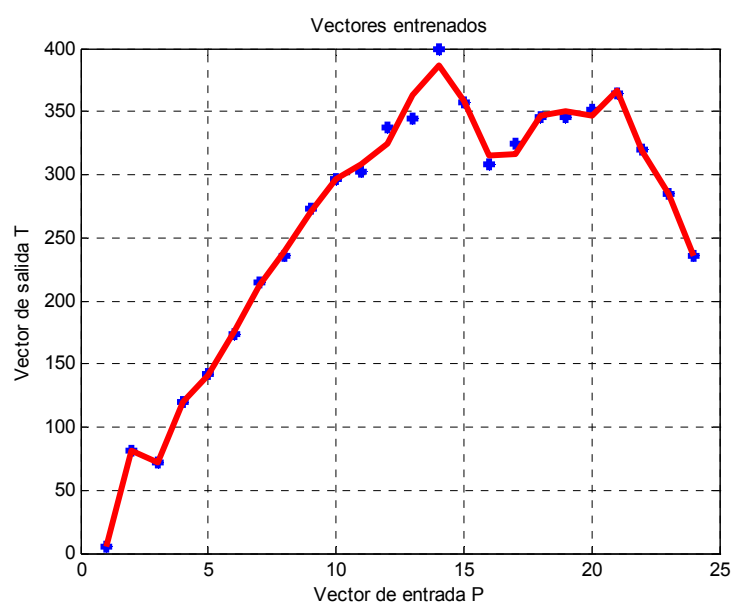


Figura 10.1 Comportamiento anormal de la señal detectado por la RNA de la variable tensión de la fase a.

Patrón tensión para la fase b

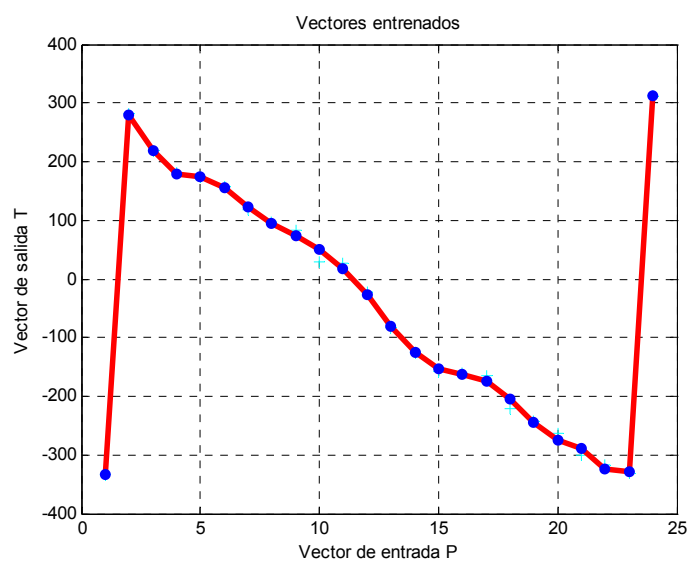


Figura 11: seguimiento de la RNA de la variable tensión de la fase b

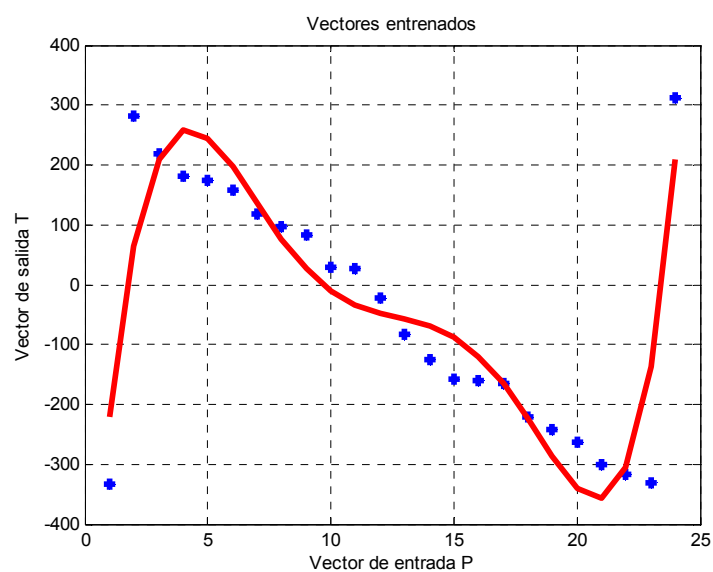


Figura11.1 Comportamiento anormal de la señal detectado por la RNA de la variable tensión de la fase b.

Patrón tensión para la fase c

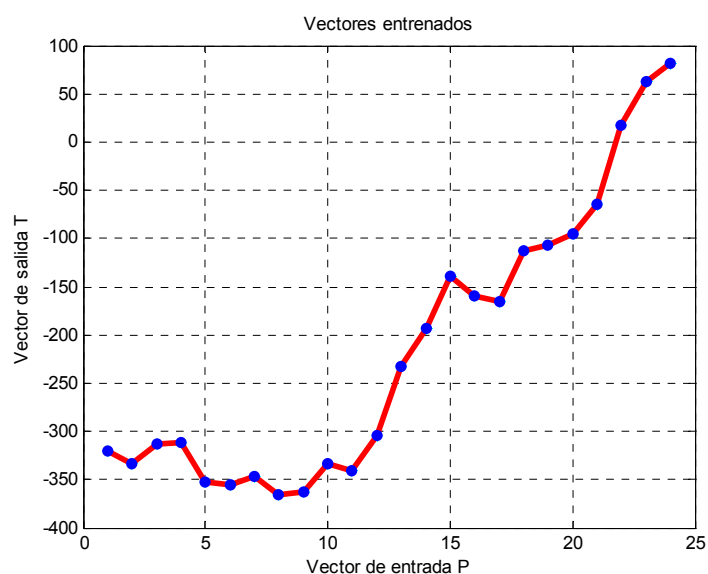


Figura 12: seguimiento de la RNA de la variable tensión de la fase c

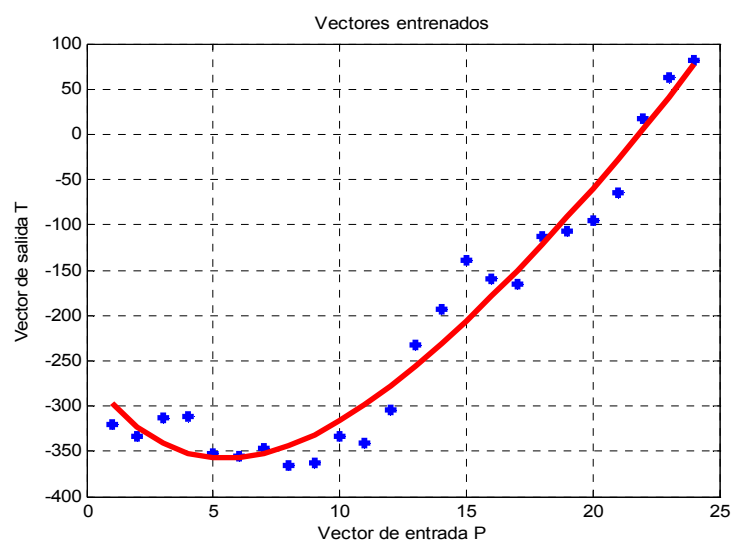


Figura 12.1 Comportamiento anormal de la señal detectado por la RNA de la variable tensión de la fase c.

Tabla 3: Mediciones reales tomadas de la planta de lixiviación de la Empresa Cmdte Ernesto Che Guevara.

CSV FORMAT	WAVEFORM	BAR	1
Comment			
Description	Value	Decimal Places	
Number of Signals	7	0	
Number of Data Points	128	0	
Start Point	0	0	
Time Interval	0,260677	2	
Date Stamp	March 14 2007 10:46:45.160 am		
Trigger Point 1	0	0	
Trigger Point 2	0	0	
Trigger Point 3	0	0	
Trigger Frequency	59.94 Hz		

Decimal Places	2	0	0	0	0	0	0	0
Group Numbers	0	1	1	1	2	3	3	3
Record	Time	Ia	Ib	Ic	In	Va	Vb	Vc
Number	(ms)	(A)	(A)	(A)	(A)	(V)	(V)	(V)
1	0	-12	9	-20	-23	-234	-5	-55
2	0,26	-182	9	-185	-358	-181	35	-100
3	0,52	-387	12	-396	-772	-174	44	-132
4	0,78	-538	14	-549	-1072	-141	120	-155
5	1,04	-621	14	-636	-1243	-135	176	-204
6	1,3	-639	14	-650	-1272	-121	195	-236
7	1,56	-572	17	-587	-1142	-90	197	-278
8	1,82	-431	17	-445	-859	-77	229	-285
9	2,09	-205	17	-223	-410	-65	285	-320
10	2,35	-26	20	-49	-58	-2	343	-336
11	2,61	12	20	-6	26	79	320	-325
12	2,87	12	95	-87	20	98	317	-306
13	3,13	14	304	-289	26	116	332	-304
14	3,39	14	509	-494	32	151	331	-368
15	3,65	17	650	-633	35	178	325	-355
16	3,91	17	728	-708	40	211	325	-334
17	4,17	20	728	-708	40	234	338	-343
18	4,43	20	645	-624	40	273	355	-348
19	4,69	23	477	-457	43	288	368	-341
20	4,95	23	220	-197	46	295	368	-353
21	5,21	26	46	-26	46	311	357	-324
22	5,47	26	9	12	49	327	339	-280
23	5,73	194	173	14	382	331	304	-234
24	6	413	390	17	824	334	287	-197

Con la ayuda de esta tabla obtendremos el comportamiento de la señal captada por la RNA para cada una de las fases.

Patrón corriente para la fase a

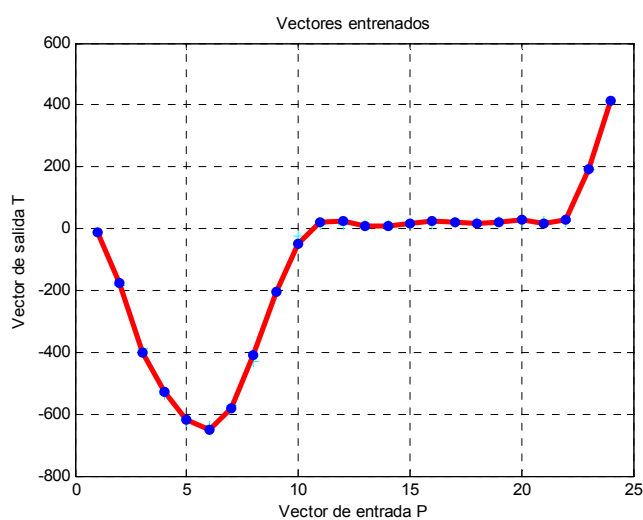


Figura 13: seguimiento de la RNA de la variable corriente de la fase a

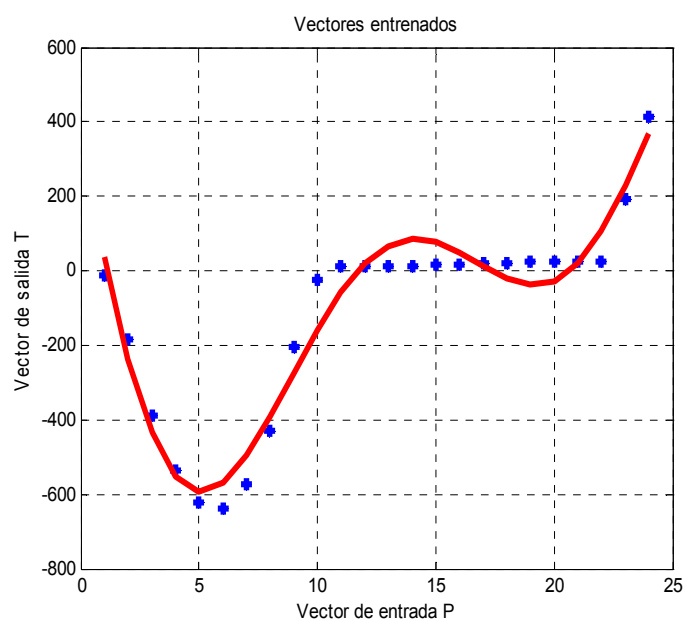


Figura 13.1 Comportamiento anormal de la señal detectado por la RNA de la variable corriente de la fase a.

Patrón corriente para la fase b

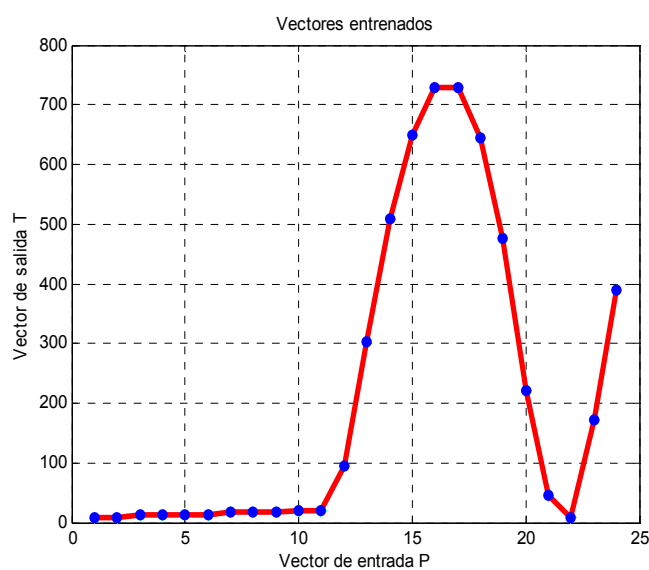


Figura 14: seguimiento de la RNA de la variable corriente de la fase b

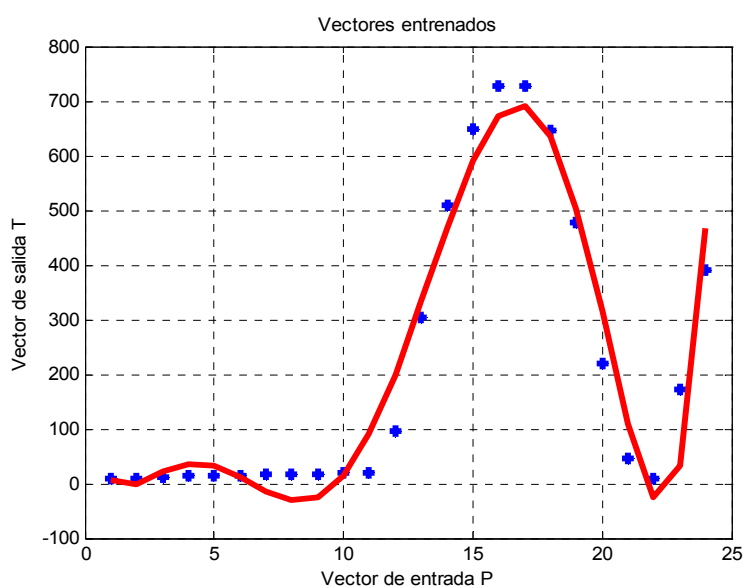


Figura 14.1 Comportamiento anormal de la señal detectado por la RNA de la variable corriente de la fase b.

Patrón corriente para la fase c

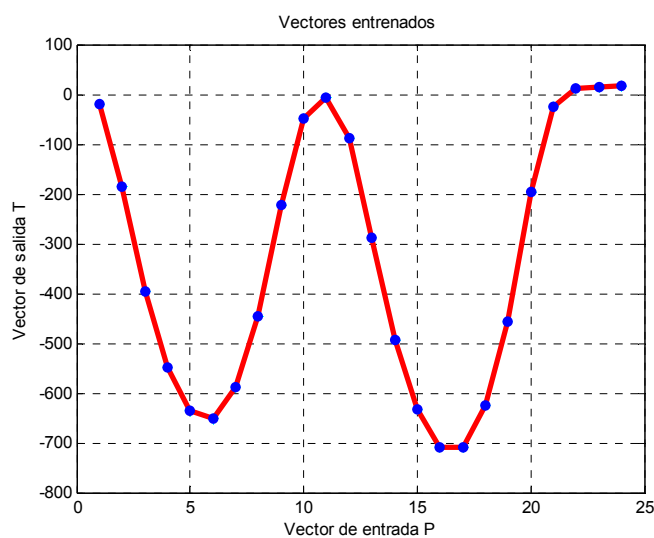


Figura 15: seguimiento de la RNA de la variable corriente de la fase c

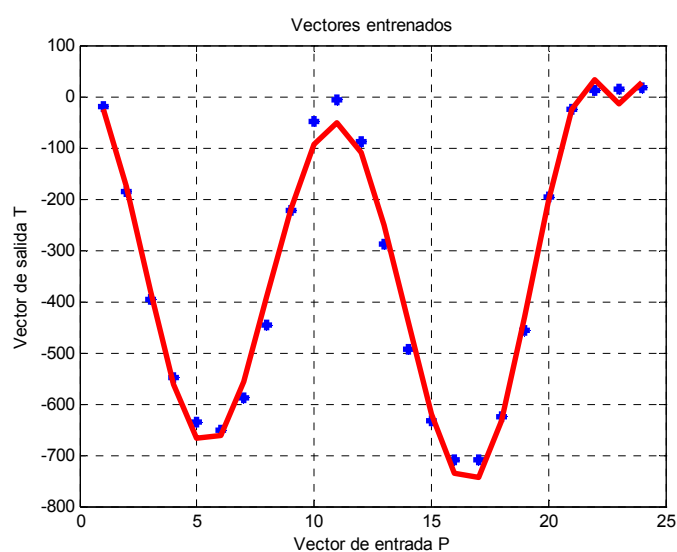


Figura 15.1 Comportamiento anormal de la señal detectado por la RNA de la variable corriente de la fase c.

Patrón tensión para la fase a

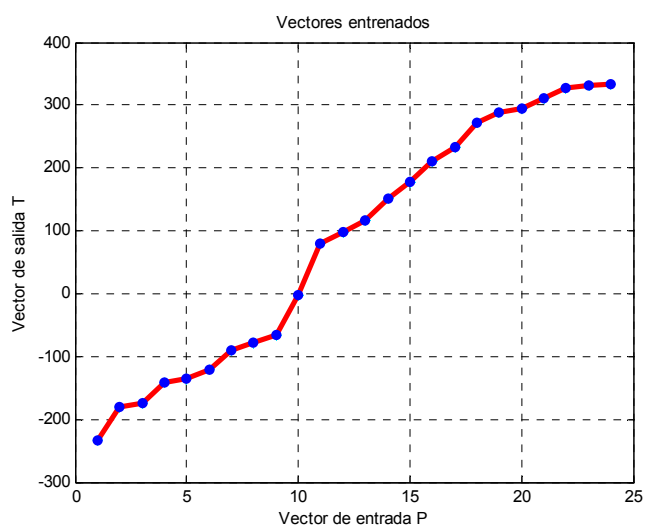


Figura 16: seguimiento de la RNA de la variable tensión de la fase a

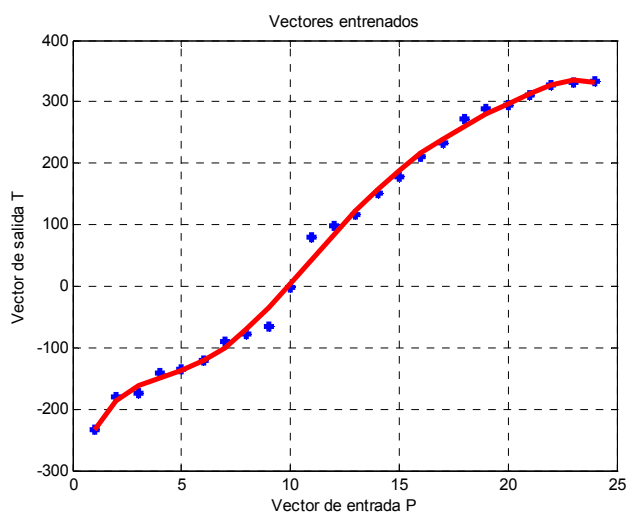


Figura 16.1 Comportamiento anormal de la señal detectado por la RNA de la variable tensión de la fase a.

Patrón tensión para la fase b

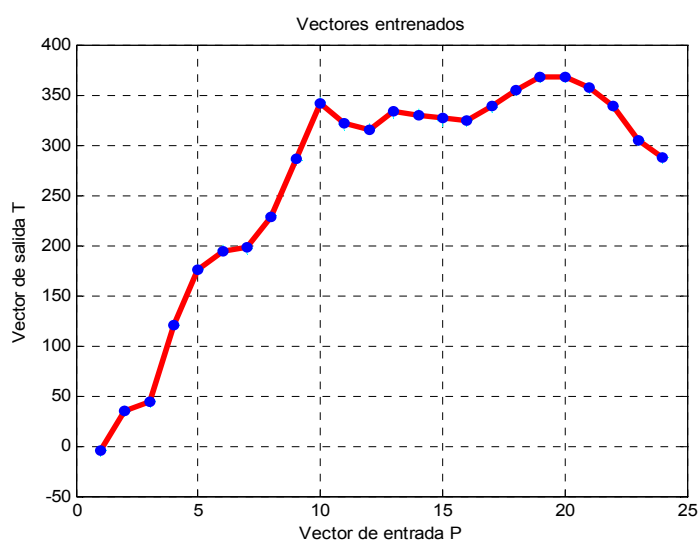


Figura 17: seguimiento de la RNA de la variable tensión de la fase b

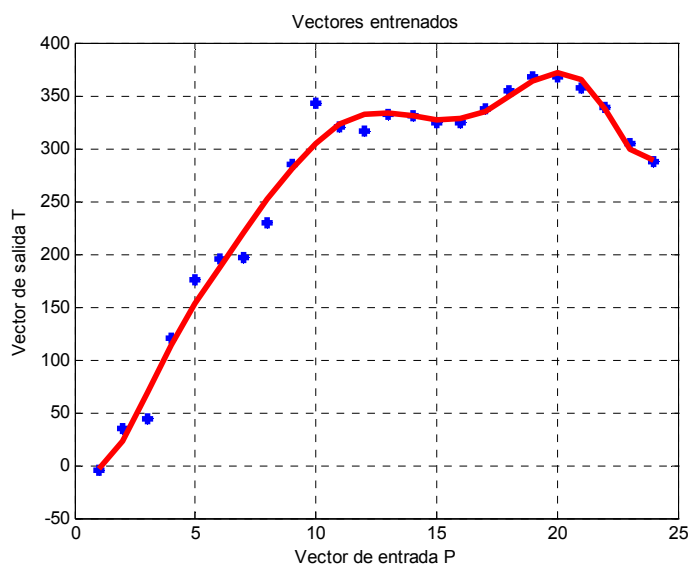


Figura 17.1 Comportamiento anormal de la señal detectado por la RNA de la variable tensión de la fase b.

Patrón tensión para la fase c

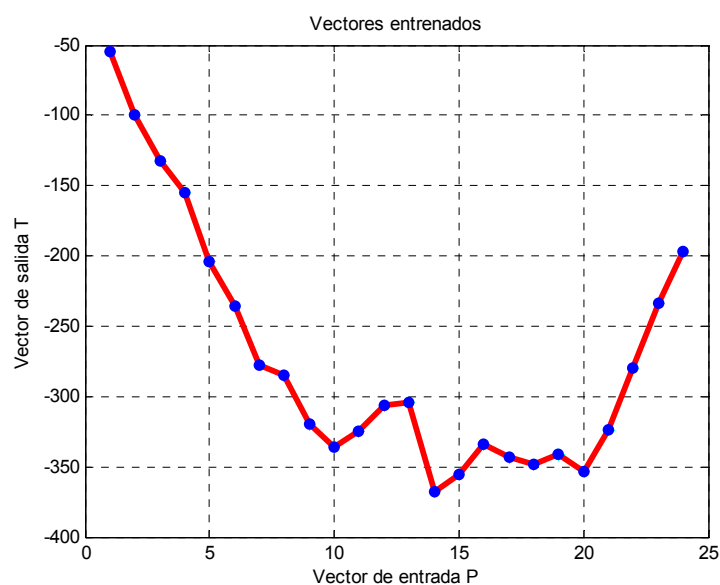


Figura 18: seguimiento de la RNA de la variable tensión de la fase c

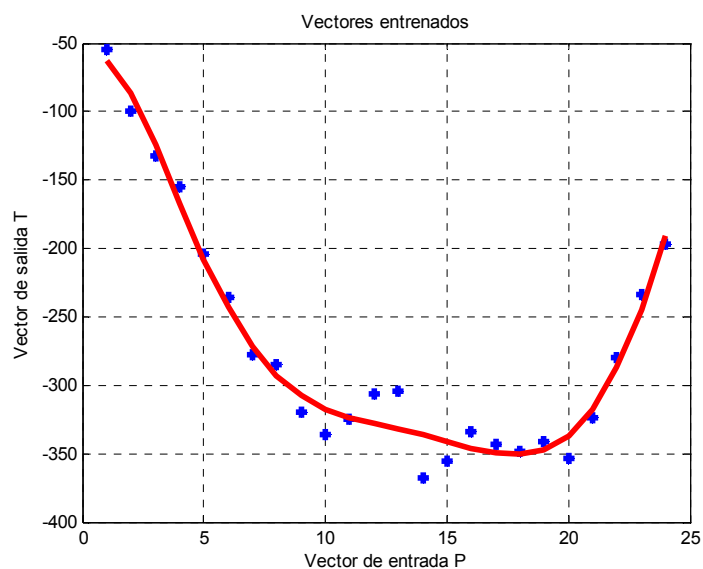


Figura 18.1 Comportamiento anormal de la señal detectado por la RNA de la variable tensión de la fase c.

Tabla 4: Mediciones reales de temperatura y potencia para otros motores.

#	Temperatura1 (°C)	Temperatura2 (°C)	Temperatura3 (°C)	Potencia1 (Kw)	Potencia2 (Kw)	Potencia3 (Kw)
1	0	0	0	45	29	22.1
2	2.5	2.5	2.5	45	31.2	27.4
3	4.1	4.1	4.1	45	33	29
4	7.3	7.3	7.3	45	34	30
5	11.2	11.2	11.2	45	37	33
6	16.2	16.2	16.2	45	37	37
7	22.4	22.4	22.4	45	43	37
8	29.1	29.1	29.1	45	43	37
9	37.8	37.8	37.8	45	46	37
10	46.2	46.2	46.2	45	53	37
11	50.1	50.1	50.1	45	53.5	37.5
12	56.6	52.6	54.6	45	53	37
13	59.3	55.3	61.3	45	53	38
14	60.2	57.2	63.2	45	52	32
15	62.3	59.3	65.3	45	53	37.1
16	63.4	61	66.4	45	53	48
17	64.8	63.8	67.8	45	53	48
18	64.9	63.9	67.9	45	53	48
19	65	64	68	44	53	48
20	65.1	64.1	68.1	44	53	48
21	65.1	64.1	68.1	44	53	47
22	65.1	64.1	68.1	45	53	48
23	65.1	64.1	68.1	52.3	52.3	48.2
24	65.1	64.1	68.1	52.3	5	48

Con la ayuda de esta tabla obtendremos el comportamiento de la señal detectada por la RNA.

Anexo II

Gráficos de temperatura y potencia para otros motores Patrón Temperatura 1

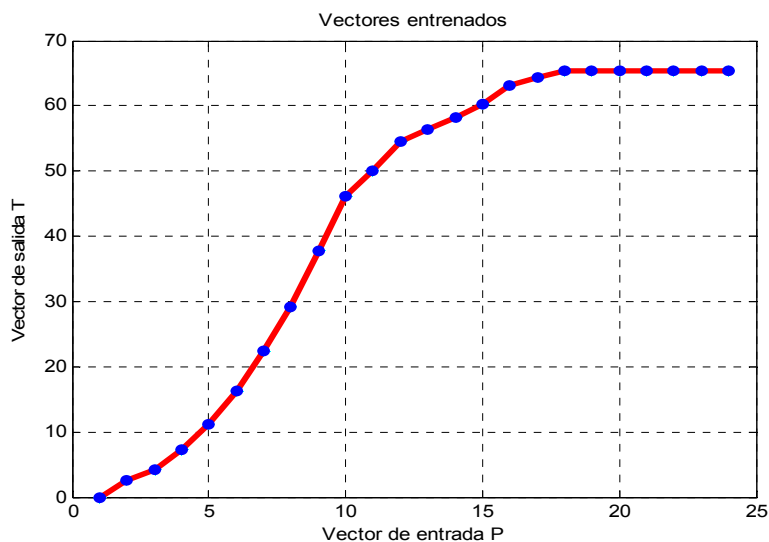


Figura 19: seguimiento de la RNA de la variable temperatura1

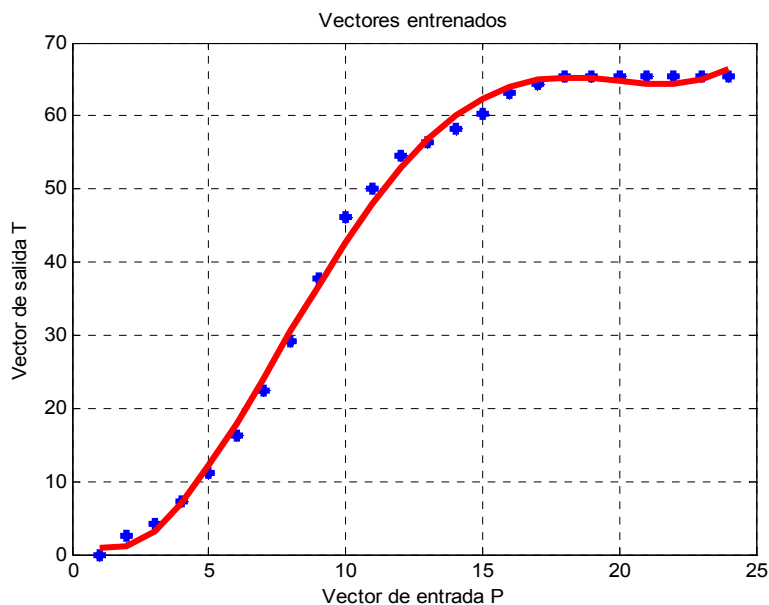


Figura 19.1: Comportamiento anormal de la RNA de la variable temperatura1.

Comportamiento normal y anormal del patrón temperatura2.

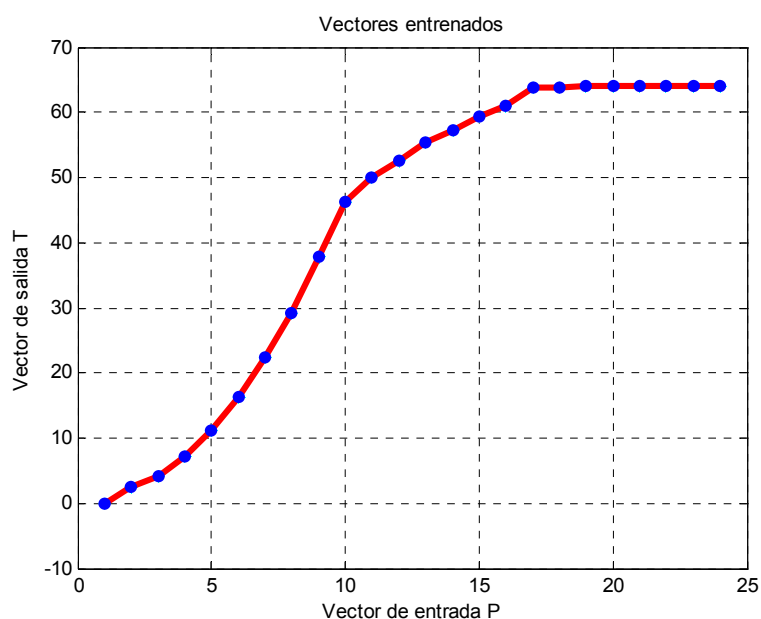


Figura 20: seguimiento de la RNA de la variable temperatura2

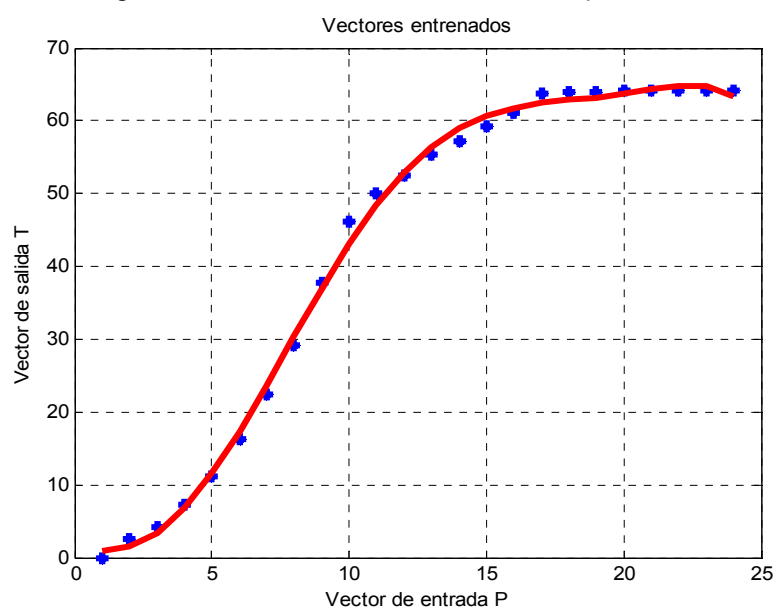


Figura 20.1: Comportamiento anormal de la RNA de la variable temperatura2.

Seguimiento de la RNA de la variable temperatura3 para un régimen de trabajo normal y en caso de avería.

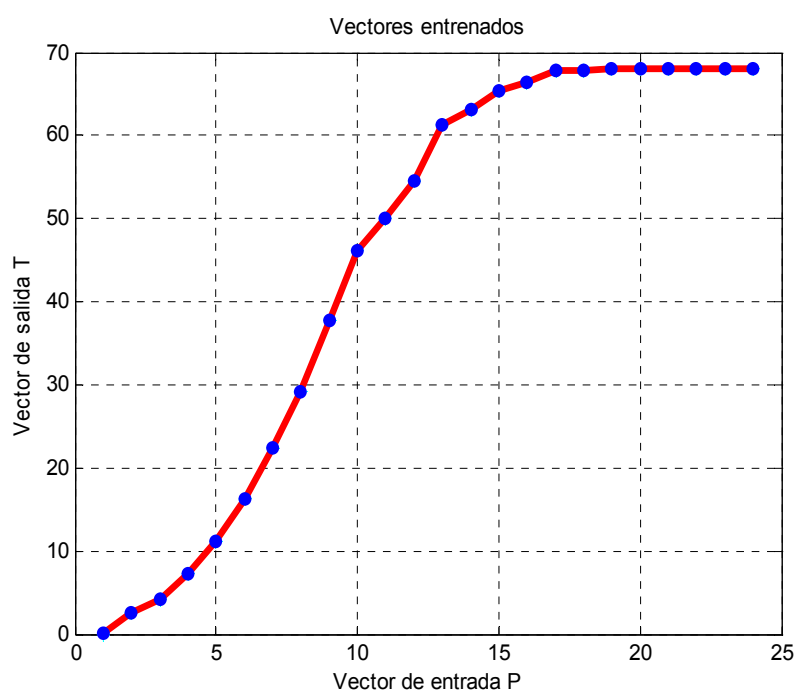


Figura 21: seguimiento de la RNA de la variable temperatura3

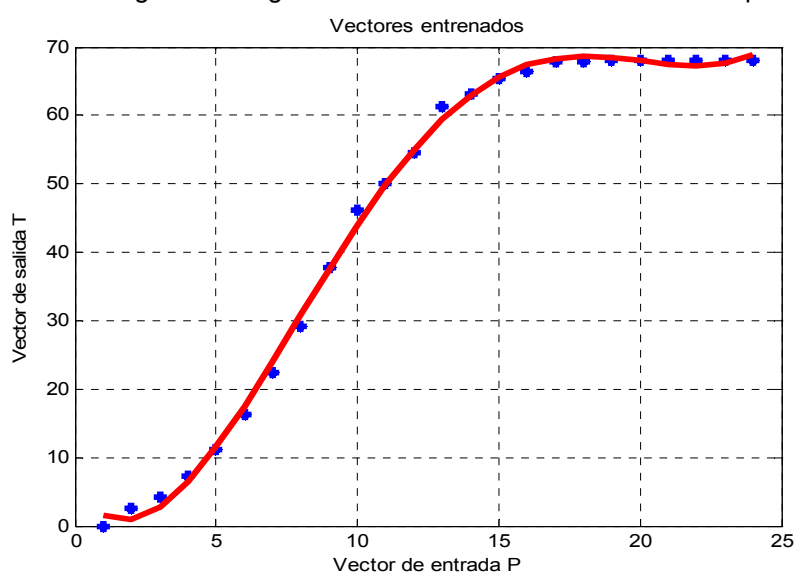


Figura 21.1: Comportamiento anormal de la RNA de la variable temperatura3.

Seguimiento de la RNA del patrón potencia2, teniendo un comportamiento normal en la figura22 y encontrándose en avería en la figura 22.1 puesto que la red se separa de la onda sinusoidal y sobrepasa los límites de la potencia.

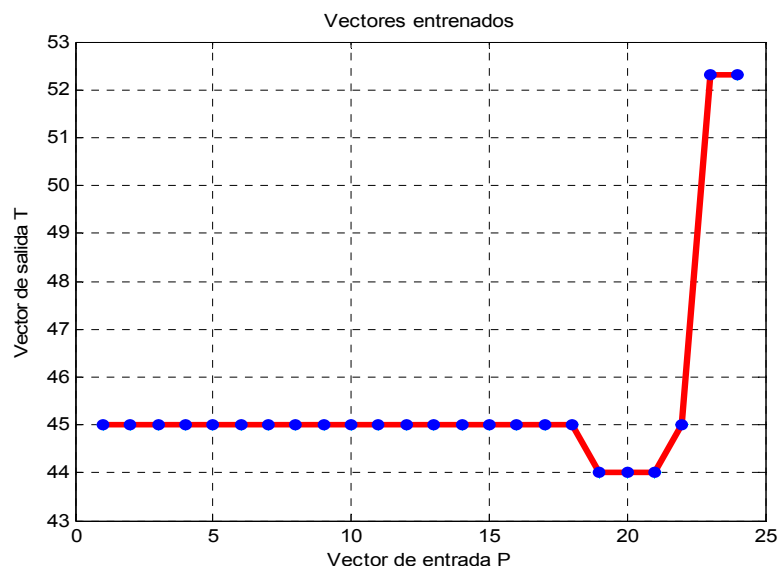


Figura 22: seguimiento de la RNA de la variable potencia1.

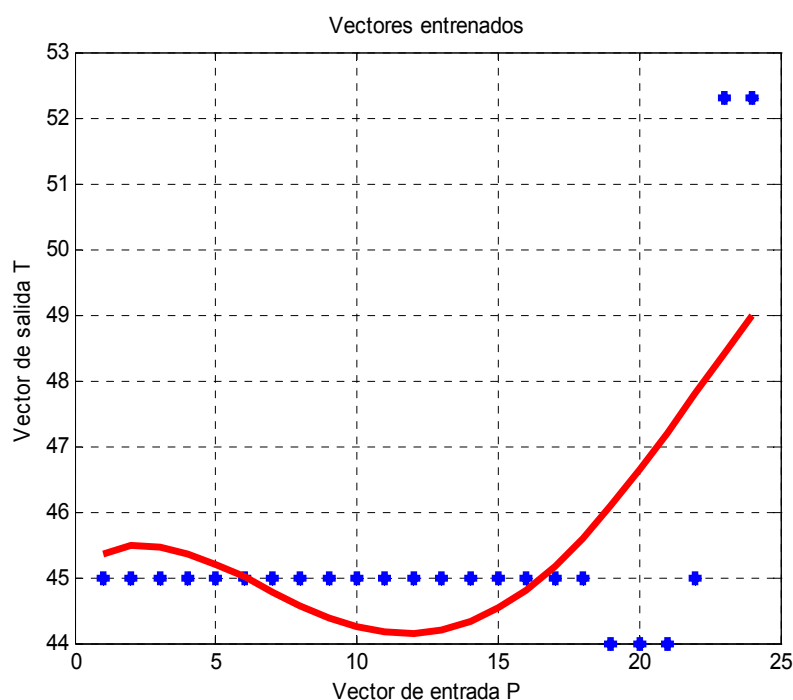


Figura 22.1: Comportamiento anormal de la RNA de la variable potencia1.

Comportamiento normal y anormal del patrón potencia 2

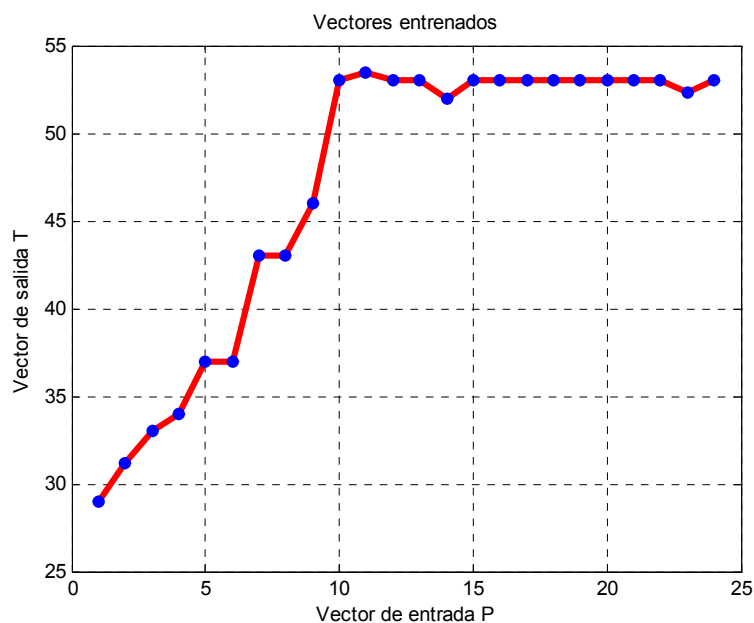


Figura 23: seguimiento de la RNA de la variable potencia2

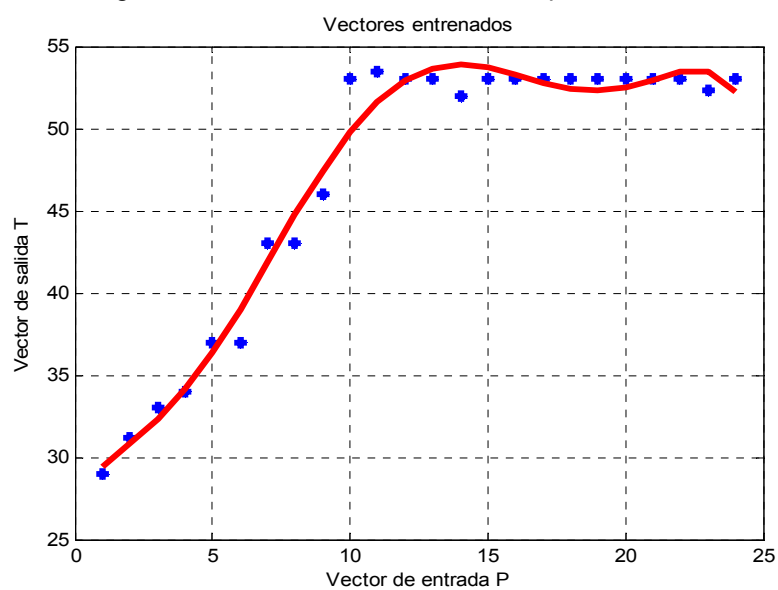


Figura 23.1: Comportamiento anormal de la RNA de la variable potencia2.

En la figura 24 se muestra el seguimiento de la RNA del patrón potencia4 la cual muestra un comportamiento normal del motor. Ya en la figura 24.1 se puede observar como la RNA no sobrepasa los límites de potencia pero si como se separa de la onda poco a poco avisando que el motor puede pasar a un régimen de avería.

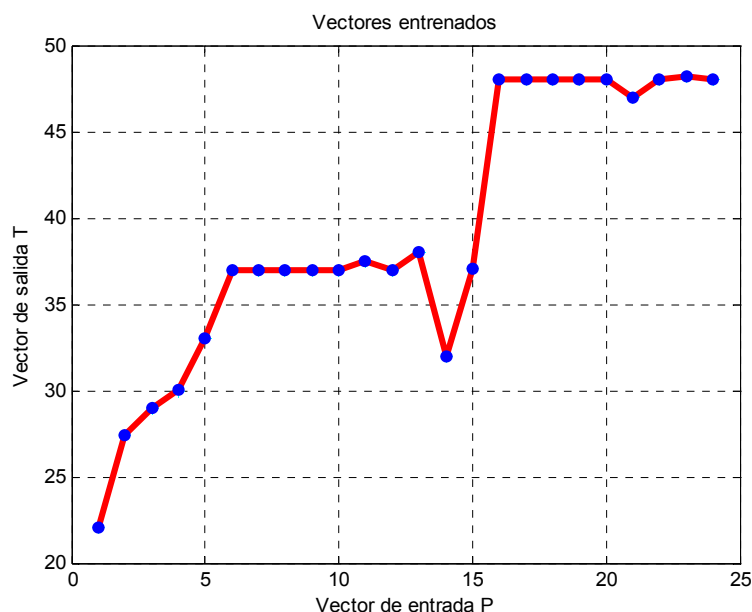


Figura 24: seguimiento de la RNA de la variable potencia3

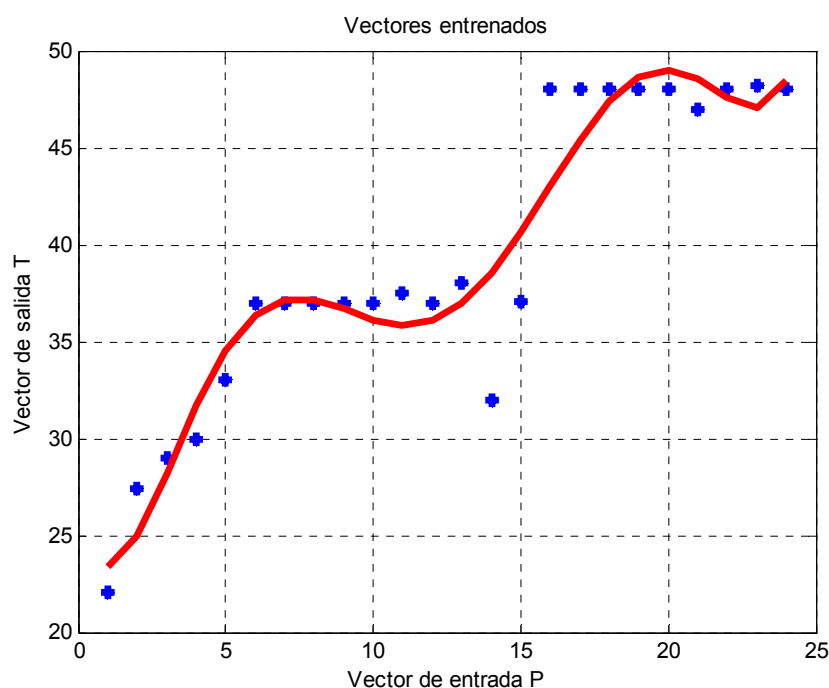


Figura 24.1: Comportamiento anormal de la señal detectado por la RNA de la variable potencia3.

Anexo III

Gráficos de temperatura, potencia y presión de succión de la bomba centrífuga.

Los valores de temperatura, potencia y presión de succión que se utilizaron se encuentran en la tabla 5.

Los gráficos que se observaran a continuación demuestran el comportamiento de la RNA para su régimen de trabajo normal y en caso de avería de la variable temperatura1 de la bomba.

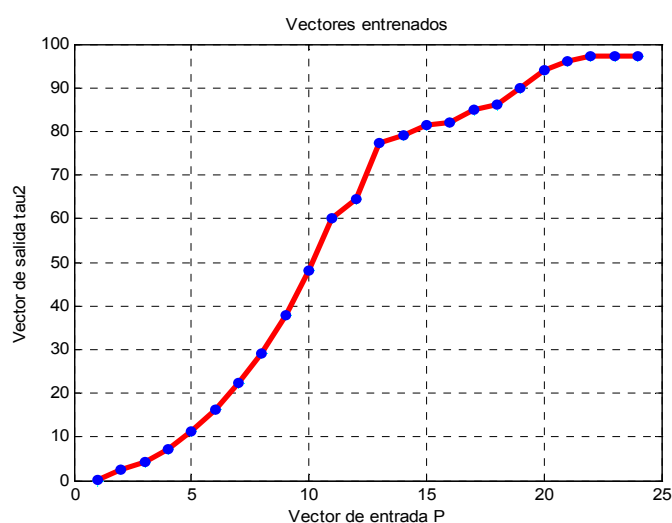


Figura 25: Seguimiento de la RNA de la variable temperatura1 de la bomba.

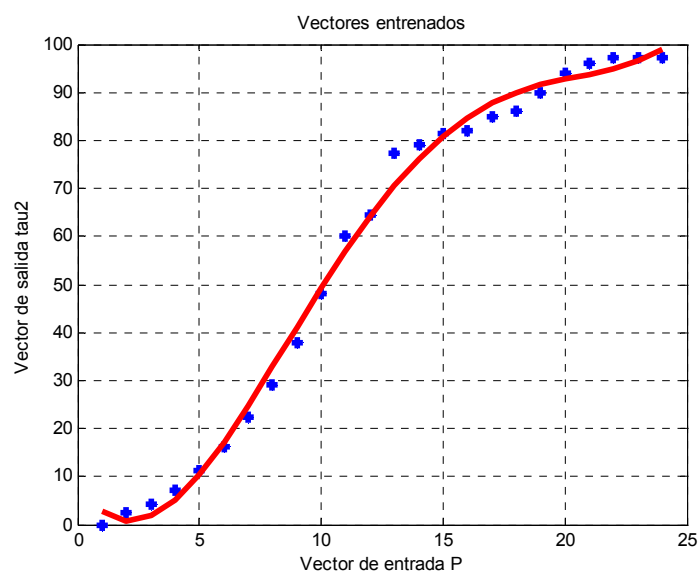


Figura 25.1: Comportamiento anormal de la señal detectado por la RNA de la variable temperatura 1 de la bomba.

Los gráficos siguientes indican el comportamiento de la RNA para su régimen de trabajo normal y en caso de avería de la variable temperatura² de la bomba. Para el caso de la figura 26.1 la red neuronal artificial no sobrepasa los límites de temperatura pero si se separa de la onda sinusoidal, es decir que desde el momento que la RNA comienza a separarse de la onda se dice que la bomba puede entrar en un régimen de avería.

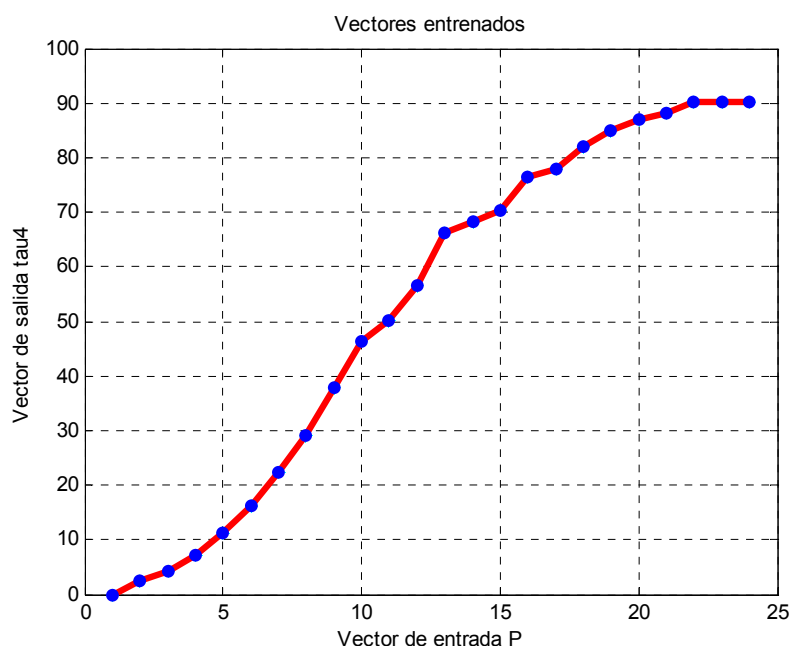


Figura 26: seguimiento de la RNA de la variable temperatura 2 de la bomba.

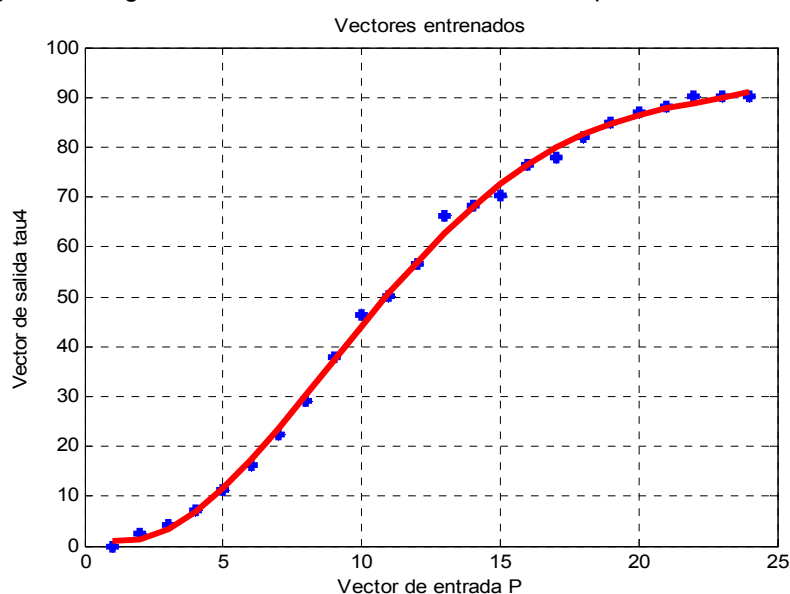


Figura 26.1: Comportamiento anormal de la señal detectada por la RNA de la variable temperatura 2 de la bomba.

Seguimiento de la RNA del patrón potencia1 indicando su comportamiento en las figuras 27 y 27.1

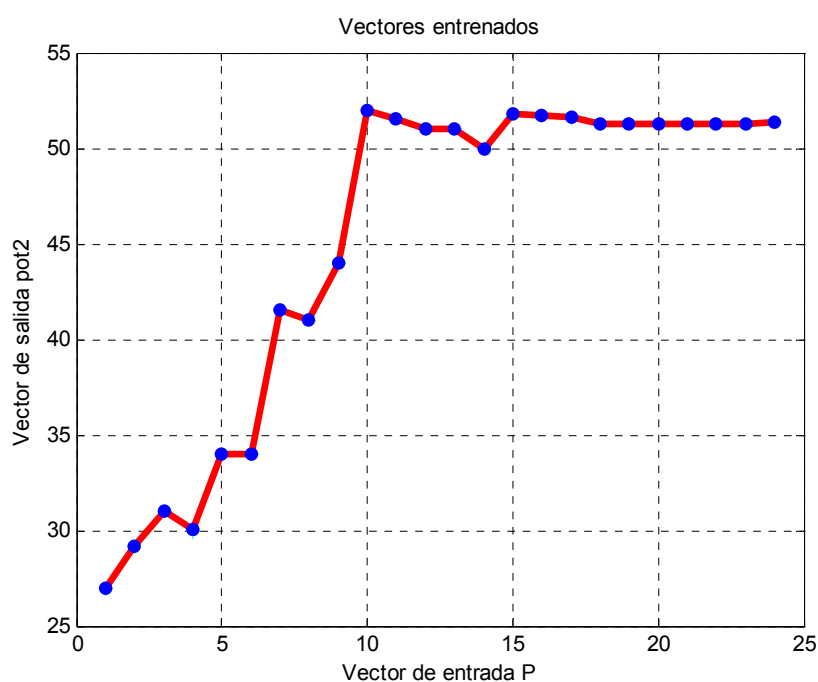


Figura 27: seguimiento de la RNA de la variable potencia 1 de la bomba centrífuga.

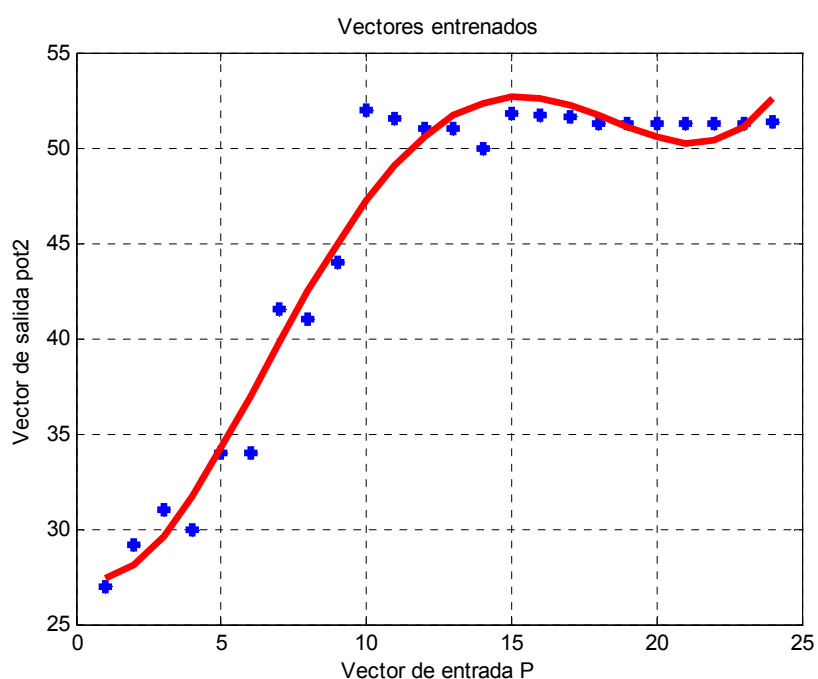


Figura 27.1: Comportamiento anormal de la RNA de la variable potencia1 de la bomba centrífuga.

Procedimiento de la RNA del patrón potencia4 manifestando su comportamiento para un sistema de trabajo normal y en deterioro o desperfecto de la bomba centrífuga.

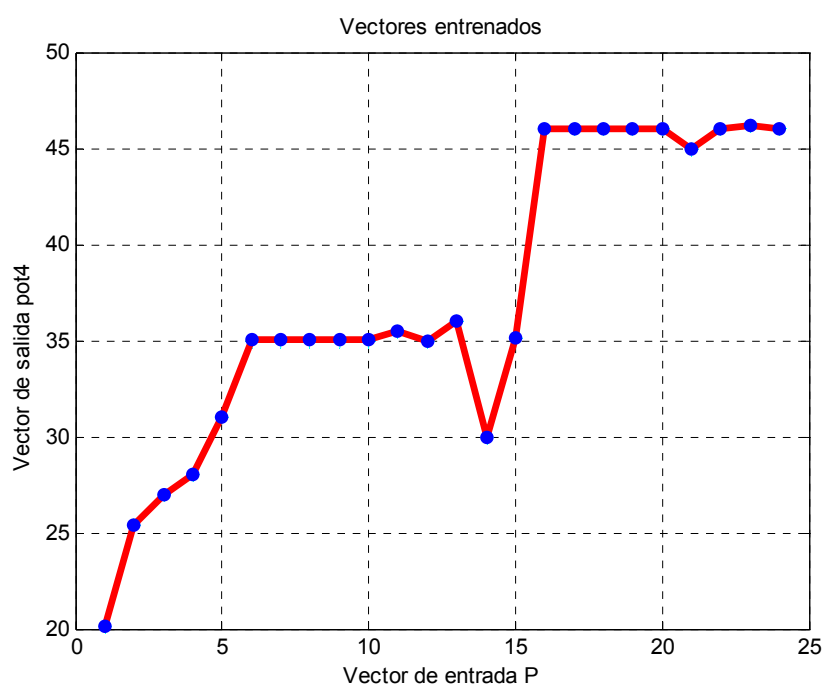


Figura 28: seguimiento de la RNA de la variable potencia 2 de la bomba centrífuga.

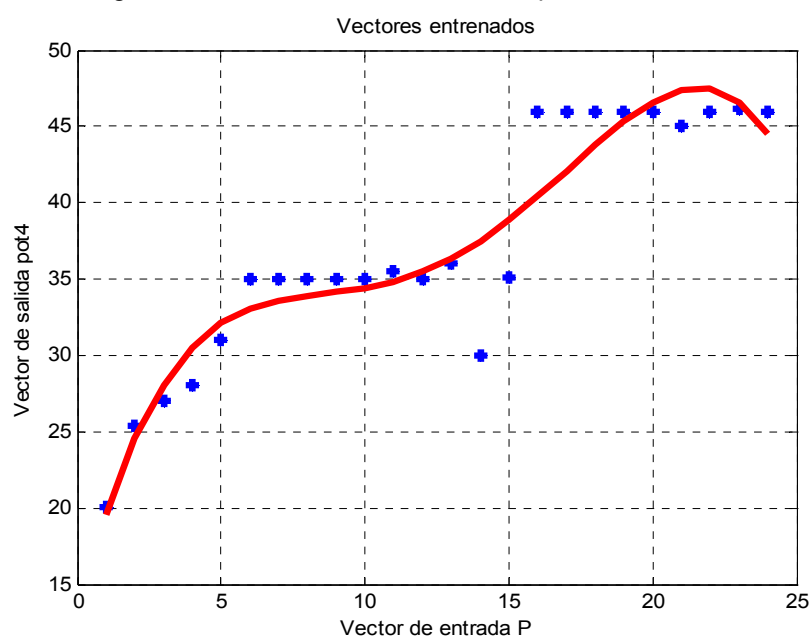


Figura 28.1: Comportamiento anormal de la RNA de la variable potencia 2 de la bomba centrífuga.

Comportamiento de la RNA de la variable presión de succión1 para un régimen de trabajo normal y en caso de avería.

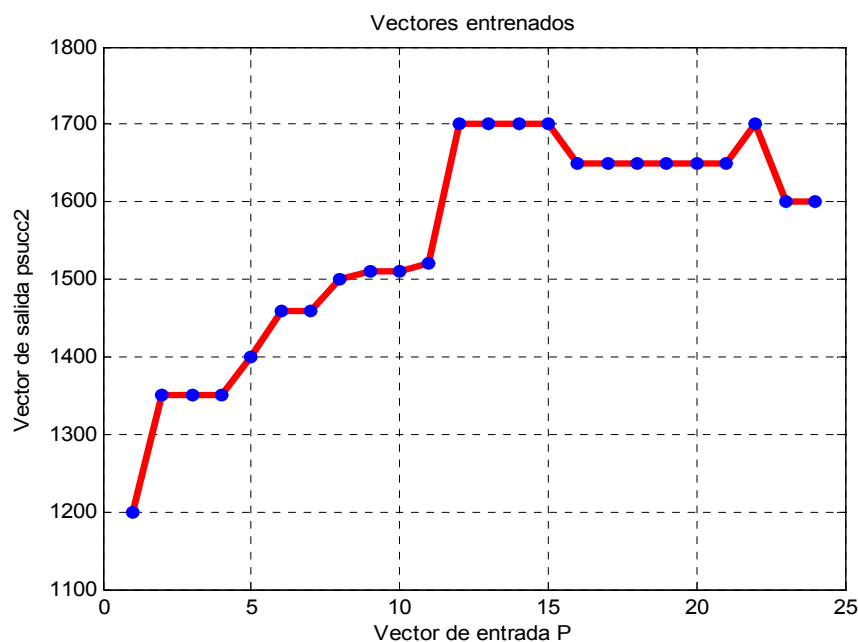


Figura 29: seguimiento de la RNA de la variable presión de succión1 de la bomba centrífuga

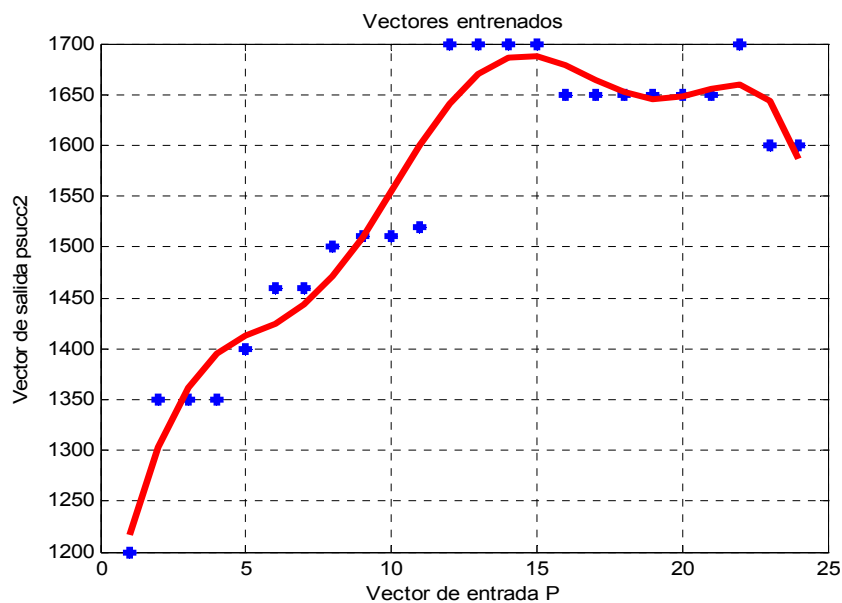


Figura 29.1: Comportamiento anormal de la RNA de la variable presión de succión1 de la bomba centrífuga.

Comportamiento de la RNA de la variable presión de succión2 para un régimen de trabajo normal y en caso de avería.

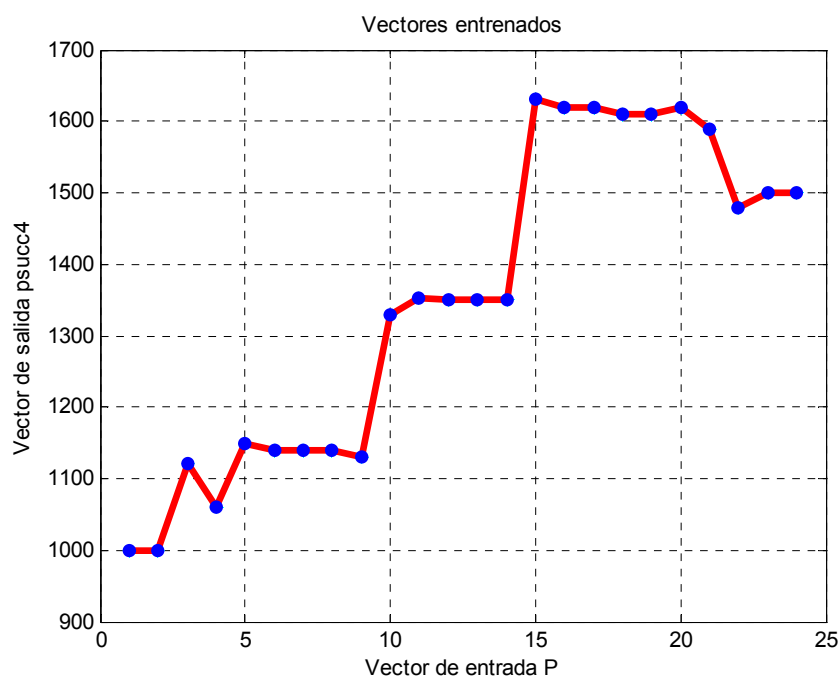


Figura 30: seguimiento de la RNA de la variable presión de succion2 de la bomba centrífuga.

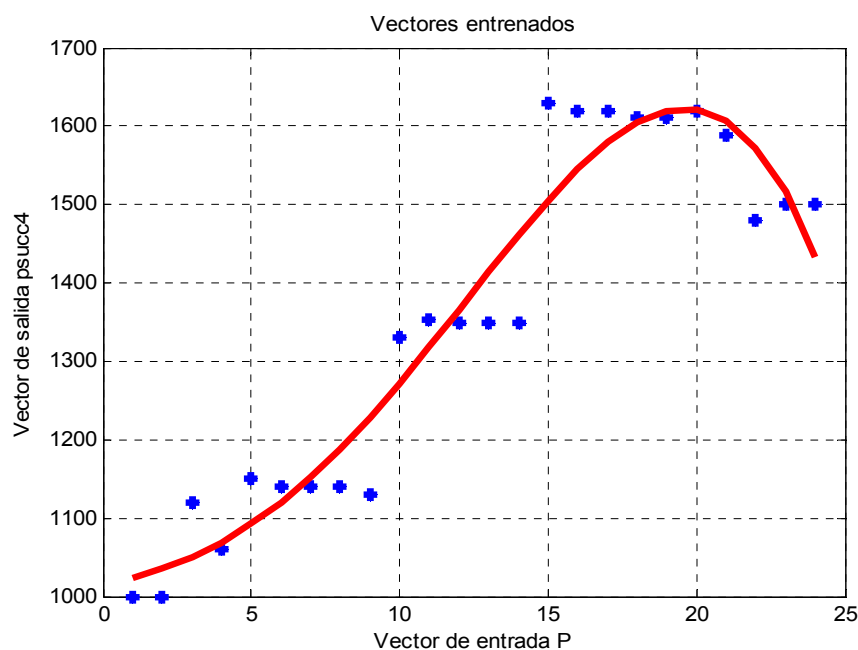


Figura 30.1: Comportamiento anormal de la RNA de la variable presión de succión2 de la bomba centrífuga.

Tabla5: Mediciones reales de temperatura en la bomba (T), potencia de la bomba (P) y presión de succión (Psc) de la bomba centrífuga de la planta de lixiviación de la empresa Cmdte Ernesto Che Guevara.

#	T1(°C)	T2(°C)	P1(Kw)	P2(Kw)	Psc1(hPa)	Psc2(hPa)
1	0	0	27	20.1	1200	1000
2	2.5	2.5	29.2	25.4	1350	1000
3	4.1	4.1	31	27	1350	1120
4	7.3	7.3	30	28	1350	1060
5	11.2	11.2	34	31	1400	1150
6	16.2	16.3	34	35	1460	1140
7	22.4	22.4	41.5	35	1460	1140
8	29.1	29.1	41	35	1500	1140
9	37.8	81.9	44	35	1510	1130
10	48.2	46.2	52	35	1510	1330
11	60.1	50.1	51.5	35.5	1520	1353
12	64.6	56.6	51	35	1700	1350
13	77.3	66.3	51	36	1700	1350
14	79.2	68.2	50	30	1700	1350
15	81.3	70.3	51.8	35.1	1700	1630
16	82	76.4	51.7	46	1650	1620
17	84.8	77.8	51.6	46	1650	1620
18	86	81.9	51.3	46	1650	1610
19	90	85	51.3	46	1650	1610
20	94.1	87.1	51.3	46	1650	1620
21	96.1	88.1	51.3	45	1650	1589
22	97.1	90.1	51.3	46	1700	1480
23	97.1	90.1	51.3	46.2	1600	1500
24	97.1	90.1	51.4	46	1600	1500