

Diagnóstico de fallas en el estator de motores de inducción mediante técnicas de inteligencia artificial

Fernando Villada D.^a, Diego R. Cadavid C.^a, Ricardo A. Velásquez V.^b

(a)Grupo GIMEL, Universidad de Antioquia, Colombia
(b)Grupo MICROE, Universidad de Antioquia, Colombia
*fvillada@udea.edu.co

(Recibido: Junio 30 de 2006 - Aceptado: Octubre 6 de 2006)

RESUMEN

La máquina eléctrica es un importante elemento en la industria de producción, en particular los motores de inducción. En todos los procesos en los que la máquina está involucrada se hace necesario implementar técnicas de diagnóstico para detectar posibles fallas en dichas máquinas. Un tipo de falla en los motores de inducción es el cortocircuito entre espiras del estator, el cual es imprescindible detectarlo a tiempo para evitar tanto el daño completo del motor como el paro indeseado del proceso. En este trabajo se presenta la aplicación de las redes neuronales artificiales (RNA) al diagnóstico de fallas entre espiras del estator en motores de inducción. El indicador de falla es la diferencia de la corriente de secuencia negativa con falla y sin falla. Se describe el método y se presentan los resultados de la aplicación experimental a un motor de inducción de 2 Hp y de 3Hp, los cuales se han acondicionado para realizar corto entre espiras. El método implementado, puede ser fácilmente aplicado a nivel industrial utilizando un analizador de redes trifásico y una técnica de control o vigilancia del indicador de falla.

PALABRAS CLAVE: Motor de inducción, diagnóstico, fallas en el estator, redes neuronales, corriente de secuencia negativa.

Diagnosis of failures in the stator of induction motors through artificial intelligence techniques

ABSTRACT

The electric machine is an important element in the production industry, particularly induction motors. In all processes in which the machine is involved, it is necessary to implement diagnosis techniques to detect possible failures / breakdowns in those machines. A type of failure in induction motors is the short circuit between windings of the stator which is of utmost importance to detect and to avoid on time not only complete damage to the motor, but also to avoid an undesired process stop. This work presents the application of Artificial Neuronal Networks (ANRs) for the diagnosis of failures among the windings of the stator in induction motors. The failure indicator is the difference of negative sequence current with and without failure. Herein, we describe the method and present the results of the experimental application on a 2-HP induction motor and a 3-HP induction motor, which were set up to produce a short circuit among the windings. The implemented method may be easily applied at the industrial level by using a three-phase network analyzer and a control technique or monitoring of the failure indicator.

KEYWORDS: Induction motor, diagnosis, failures in the stator, neuronal networks, negative sequence current.

1. INTRODUCCIÓN

Los motores eléctricos son pieza fundamental en todo proceso industrial, su robustez, bajo costo, fácil mantenimiento y versatilidad los han hecho populares, con aplicaciones que van desde artefactos caseros hasta equipos más sofisticados de tipo industrial. Sin embargo, los motores tienen sus limitaciones y si son excedidas resultará en una falla prematura en el estator o rotor. Una de las fallas que ocurren en el estator es el cortocircuito entre espiras, la cual empieza con pocas espiras hasta llegar a una falla más severa. Las fallas en las bobinas del estator constituyen un 26-36% del total de los problemas en los motores [1]. Para obtener información de la falla, la tendencia es monitorear la máquina con sensores de medida de tensión y corriente por ser de bajo costo y no invasivos.

Diferentes métodos de diagnóstico se han desarrollado, sobre todo métodos para detectar la falla en la etapa inicial; algunas son aplicadas estando el motor fuera de servicio y otras estando el motor en funcionamiento. Entre los diferentes métodos aplicados tenemos las técnicas tradicionales como el análisis de vibraciones; las técnicas emergentes como análisis espectral de corriente, análisis de flujo axial de dispersión y la inteligencia artificial.

Las técnicas emergentes como la Inteligencia Artificial, en particular las RNA están siendo aplicadas al diagnóstico de fallas en los motores eléctricos [2], principalmente porque no se necesita conocer el proceso físico del sistema en sí mismo, es suficiente realizar un mapeo de las variables de entrada y salida de dicho sistema. La complejidad de las técnicas aplicadas en línea se debe a las variaciones de la carga del motor y las variaciones de la fuente de alimentación. La técnica implementada en este artículo elimina este problema considerando una etapa inicial como aprendizaje en la cual el esquema implementado "aprende" las posibles variaciones del sistema antes de que ocurra la falla.

En este artículo, un método para detectar falla entre espiras del estator es presentado, la corriente de secuencia negativa es utilizada como indicador de falla, se presentan los resultados de la aplicación experimental a dos motores de inducción de 2 Hp y 3 Hp, los cuales se han condicionado para realizar corto entre espiras, también se presenta el diseño de un prototipo digital para el monitoreo en línea del sistema

implementado.

2. MÉTODO IMPLEMENTADO

El esquema de diagnóstico completo se ilustra en la figura 1. Este esquema está dividido en dos partes fundamentales: la primera es la etapa de aprendizaje y la segunda en la etapa de monitoreo o implementación práctica. A continuación se describirán cada una de estas etapas.

2.1. Etapa de Aprendizaje

El objetivo de esta etapa es caracterizar las posibles variaciones de la corriente de secuencia negativa, I_n , en función de la carga y las variaciones de la fuente de tensión.

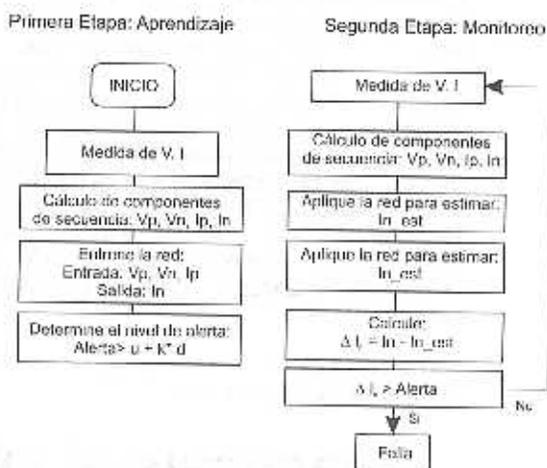


Figura 1. Esquema de diagnóstico de falla entre espiras del estator.

2.1.1 Medida de Corrientes y Tensiones Fasoriales.

La medida de la tensión y corriente se realiza con un analizador de redes trifásico o con un sistema de medida en línea. El tiempo de medida es difícil de establecer, sobre todo si las condiciones de trabajo del motor son muy variables. En general la tensión y corrientes fasoriales se deben medir mínimo durante una semana, la frecuencia de muestreo depende del equipo que se disponga; si se utiliza un analizador de redes, la frecuencia debe ser baja, por ejemplo: 1, 2, 3, 4 ó 5 minutos. Bajo esta condición se tendrían inicialmente 10080, 5040, 3360, 2520, 2016 datos semanales, respectivamente. No es necesario obtener todas las posibles variaciones de la carga ni de la tensión, se deben aprovechar las habilidades de interpolación de la red neuronal.

En la mayoría de los procesos industriales, la carga tiene un pequeño rango de variación, en estos casos, se puede disminuir el tiempo de medida o la frecuencia de muestreo.

2.1.2 Cálculo de las componentes de secuencia.

Después de medir las tensiones y corrientes en las tres fases, se calculan las componentes de secuencia utilizando la ecuación (1).

$$\begin{bmatrix} V_0 \\ V_p \\ V_n \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & a & a^2 \\ 1 & a^2 & a \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} V_a \\ V_b \\ V_c \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} I_0 \\ I_p \\ I_n \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & a & a^2 \\ 1 & a^2 & a \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} I_a \\ I_b \\ I_c \end{bmatrix} \tag{1}$$

Donde el índice *p*, *n* y *o*, significan de secuencia positiva, negativa y cero de la tensión y corriente, respectivamente. $a = \exp(j2\pi/3)$

2.2 Determinación de la Red Neuronal.

La red neuronal implementada es del tipo MPL, la cual estima las variaciones de la corriente de secuencia negativa, *I_n*, en función de la tensión de secuencia positiva y negativa, *V_p*, *V_n*, y la corriente de secuencia positiva, *I_p*. La red neuronal implementada se ilustra en la figura 2, la cual tiene 5 variables de entrada y 2 de salida. Esta red estima la corriente de secuencia negativa estando el motor sano (etapa de aprendizaje) para diferentes condiciones de carga y desbalance. La no linealidad del motor y la asimetría en los sensores de medida también están incluidas en la medida de dicha corriente, dado que la red se entrena con los datos medidos. El número de neuronas de la capa oculta se estima por ensayo y error hasta obtener la mejor configuración de la red.

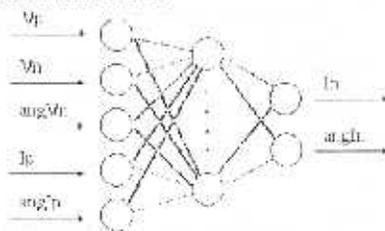


Figura 2. Red neuronal implementada.

2.2.1 Determinación del indicador de falla.

La diferencia entre la corriente de secuencia negativa con falla y sin falla es el indicador de falla, ΔI_n , y está dado por:

$$\Delta I_n = I_n_{\text{falla}} - I_n \tag{2}$$

El esquema para determinar el indicador de falla (ΔI_n) se ilustra en la figura 3.

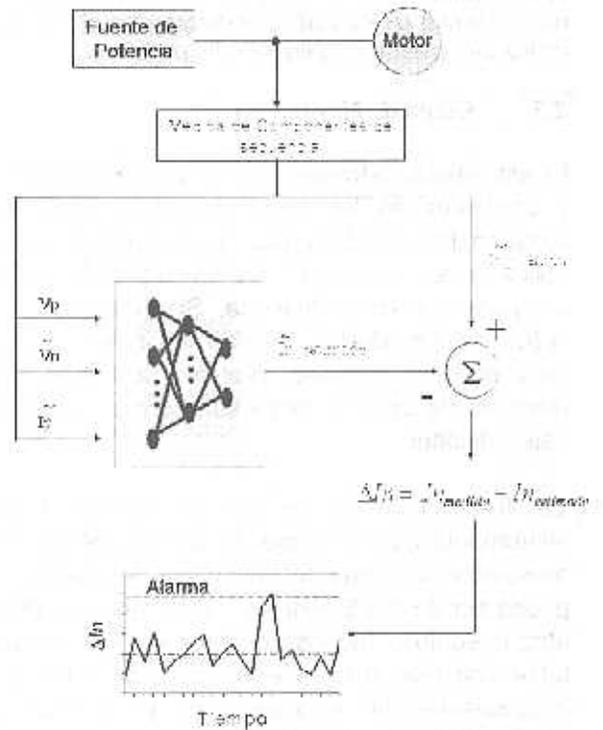


Figura 3. Esquema para determinar el indicador de falla ΔI_n .

2.2.2 Determinación de los niveles de alerta.

El nivel de alerta o alarma es el último paso a realizar en la etapa inicial del esquema de diagnóstico. Para detectar fallas con poco número de espiras en corto, el nivel de alarma debe ser pequeño (menor a 10mA para el motor 1 y menor a 40mA para el motor 2), para ello, se deben realizar los siguientes pasos:

- Entrenar la red neuronal obteniendo en lo posible un error de entrenamiento pequeño.
- Evaluar la red neuronal con todos los datos de prueba para estimar el indicador de falla (ΔI_n).

- Graficar y analizar el indicador de falla: ΔI_n medida - I_n estimada. Donde ΔI_n medida es la corriente de secuencia negativa medida y I_n estimada es la corriente de secuencia negativa estimada por la red neuronal.

- Determinar la media, μ , la desviación estándar, σ , y calcular los niveles de alerta: $\mu + \sigma$, $\mu + 2\sigma$ y $\mu + 3\sigma$. La sensibilidad para detectar la falla depende de estos límites; aproximadamente el 68% de los datos estarán bajo el límite $\mu + \sigma$; aproximadamente el 95% de los datos estarán bajo el límite $\mu + 2\sigma$ y aproximadamente el 99.7% de los datos estarán bajo el límite $\mu + 3\sigma$.

2.3 Etapa de Monitoreo

En esta etapa, se toman registros de las tensiones y corrientes en los terminales del motor; se calculan las componentes de secuencia y se aplica la red neuronal. Se calcula ΔI_n y se compara con el nivel de alerta. Si se cumple que: $\Delta I_n > \text{nivel de alerta}$, se tiene una indicación de falla, en caso contrario, vuelve y se toman los registros de datos y se evalúa constantemente este indicador.

La frecuencia de la medida depende el instrumento que se tenga. Si se dispone de un analizador de redes, la frecuencia de muestreo puede ser de 1 a 5 minutos. También se puede utilizar equipos menos costosos de fijación en tablero de distribución que simplemente midan las componentes de secuencia de la tensión y corriente y que tengan sistema de lectura remota; el algoritmo puede ser implementado en programas como Matlab u otro similar que permita la lectura de datos.

La evolución en el tiempo o el control se puede implementar a través de gráficas de control CUSUM [3] en línea.

3. INTEGRANDO EL SISTEMA DE DIAGNÓSTICO EN UN PROTOTIPO - DIGITAL

Para medir las componentes de secuencia en línea, diseñamos un prototipo utilizando un procesador de señales digitales (DSP por sus

siglas en inglés), cuyas características se relacionan a continuación.

3.1 Arquitectura del Prototipo

Las componentes principales del prototipo se ilustran en la figura 4.

- Sensores de tensión y corriente
- Sistema de Acondicionamiento de Señales
- Procesador de Señales Digitales
- Memoria RAM
- Computador Personal (PC)

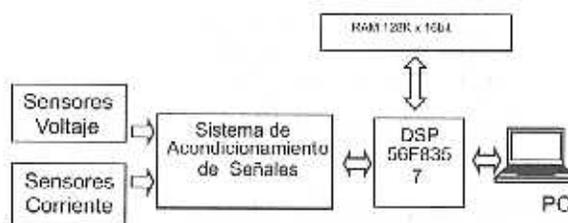


Figura 4. Arquitectura del prototipo implementado

3.2 Sensores de Tensión y Corriente

Para sensar la corriente se utilizaron pinzas amperimétricas marca fluke de 100mV/A. Para el sensado de la tensión se utilizó un divisor de voltaje resistivo (resistencias R_2 y R_3) y amplificadores de aislamiento de AD202 de Analog Devices. Estos dispositivos proporcionan aislamiento galvánico de 2000V y una distorsión máxima de 0.25%, el dispositivo OP777 funciona como buffer para acople de impedancias. La figura 5, muestra el circuito de sensado de la tensión

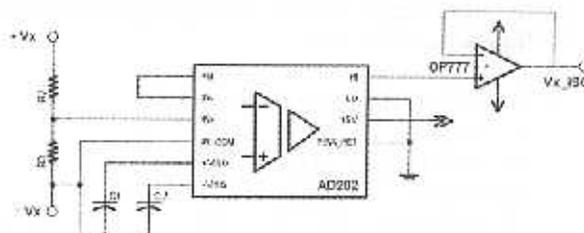


Figura 5. Sistema de sensado de tensión y corriente

3.3 *Sistemas de acondicionamiento de Señales*

Este sistema acondiciona o adecua las señales provenientes de los sensores de tensión y corriente para ser capturadas en forma adecuada por el conversor análogo digital (ADC) en el DSP. Entre las adecuaciones realizadas están la amplificación y desplazamiento en el nivel de la tensión para que las señales entren en el rango del ADC (0-3V); y filtrado de altas frecuencias para cumplir con el teorema del muestreo de Nyquist. Entre las características del sistema de acondicionamiento tenemos:

- Seis canales de medida, tres para tensión y tres para corriente.
- Filtros pasa-bajos con frecuencia de corte controlada digitalmente por DSP. La Frecuencia de corte se puede variar entre 100Hz y 64KHz.
- Amplificadores con ganancia controlada digitalmente por DSP. La ganancia puede variar entre 0.1 y 10.1. Esta característica le permite al prototipo adecuarse a varias tensiones de voltaje de entrada y diferentes pinzas amperimétricas.

3.4 *Procesador Digital de Señales (DSP)*

Como unidad de procesamiento de los datos se utiliza un DSP de 16-bit de la familia 56F8300 de Freescale Semiconductors, el cual se encarga de configurar y ejecutar la captura de las señales de tensión y corriente, procesar los datos capturados y realizar la comunicación con el PC.

El procesamiento realizado en el DSP consiste básicamente en estimar los parámetros de amplitud y ángulo de cada una de las fases de tensión y corriente sensadas, calcular las componentes de secuencia y ejecutar la red neuronal. El DSP se comunica con el PC por medio de una interfaz serial RS-232, por medio de la cual envía los resultados obtenidos y recibe parámetros de configuración de los procesos a ejecutar.

3.5 *Memoria RAM*

El procesamiento de los datos exige la utilización de una gran cantidad de memoria, lo cual hace insuficiente la memoria interna en el DSP. Un módulo de memoria externa de 128K x 16bit soluciona el problema y nos da gran libertad en el procesamiento de los datos.

3.6 *Computador Personal (PC)*

El PC hace las veces de Interfaz de usuario con el prototipo. Por medio de una interfaz gráfica en Matlab el usuario puede configurar diversos parámetros de la captura de señales, visualizar y salvar los resultados generados en el DSP.

4. *RESULTADOS*

4.1 *Utilizando Analizador de Redes*

Aplicando el anterior procedimiento a nivel experimental, durante el registro de las variables eléctricas del motor a plena carga, se varió la fuente de potencia realizando desbalance de tensiones pequeños (menor a 3%) simulando las variaciones típicas reales. Se registraron 861 datos. Luego de terminar los registros, se procedió a realizar los ensayos de cortocircuito. Para ello se utilizaron resistencias externas para limitar la corriente de cortocircuito. Las características del motor de 2Hp (motor 1) utilizado se relacionan en el anexo.

La red neuronal se entrenó con el algoritmo retropropagación y la que mejor precisión tuvo fue la estructura: 5-10-2 con la variante del algoritmo anterior: Levenberg-Marquardt Optimization (trainbr de Matlab), [4]. En la tabla 1, observamos el error de entrenamiento de la red neuronal, la media y la desviación estándar del indicador de falla I_n . La variación del indicador de falla (I_n) con el límite de alerta se ilustra en la figura 6 y la aplicación de la red con falla se ilustra en la figura 7.

Tabla 1. Resultados de simulación del entrenamiento de la red neuronal a plena carga (Motor 1)

Algoritmos de entrenamiento derivados del retropropagación								
Número de neuronas			trainbr			Trainlm		
Capa Entrada	Capa Oculta	Capa Salida	error	media	desviación estándar	error	media	Desviación estándar
5	-	2	0.006176	0.00312	0.00169	3.64E-05	0.0092	0.0050
5	3	2	0.006182	0.00279	0.00176	1.42E-05	0.0060	0.0036
5	5	2	0.00492	0.00270	0.00175	1.31E-05	0.0034	0.0058
5	10	2	0.003728	0.002785	0.00199	1.21E-05	0.0061	0.0064

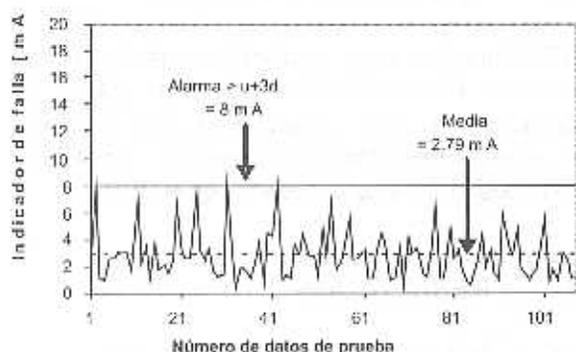
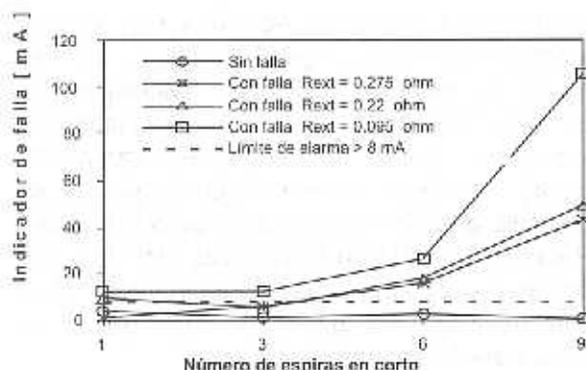

 Figura 6. Desempeño del indicador de falla (I_n) sin falla, motor a plena carga. Motor 1, 2Hp


Figura 7. Aplicación de la red neuronal 5-10-2 con falla entre espiras, con datos experimentales. Motor a plena carga. Motor 1, 2Hp

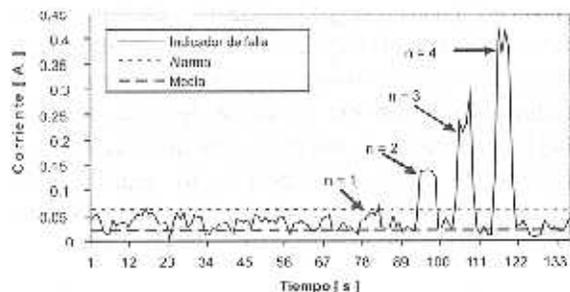


Figura 8. Resultados del prototipo, aplicando la red neuronal 5-2 con falla entre espiras con datos experimentales. Motor 2, 3Hp, a 82% de carga.

4.2 Utilizando Prototipo

En esta aplicación se utilizó un motor de 3Hp (motor 2), jaula de ardilla conexión doble estrella, como se ilustra en el anexo. Inicialmente se inició el prototipo en modo: análisis, y se registraron 603 datos, la red neuronal seleccionada tuvo la estructura 5-2, con algoritmo retropropagación. Luego de entrenar la red, se inició el prototipo en modo: red_neuronal, y se realizaron varios cortocircuitos sin limitación de resistencias externas, la impedancia de falla fue aproximadamente 0.088. Los resultados se ilustran en la figura 8.

4.3 Análisis de Resultados

Los resultados experimentales muestran que es posible diagnosticar la falla entre espiras del estator aplicando RNA. La evaluación de la RNA con los datos de prueba establece el marco de referencia para los límites de alarma de posibles fallas entre espiras. El límite de la alarma es un parámetro importante y depende de la precisión de la red neuronal, por lo que el error en el período de entrenamiento debe ser pequeño. La severidad de la falla no sólo es afectada por el número de espiras si no por la impedancia asociada a la misma.

5. CONCLUSIONES

El método implementado es prometedor y puede ser aplicado a nivel industrial, utilizando simplemente un analizador de redes trifásico y alguna técnica de vigilancia de la tendencia del indicador de falla.

El experimento mostró que se puede diagnosticar la falla entre espiras del estator, pero también mostró la dificultad en predecir una espira fallada porque son varias variables que están en juego: la precisión de la red neuronal, el establecimiento del límite de alarma, la precisión en la medida y la pequeña corriente de secuencia negativa a una espira fallada.

6. ANEXO

Parámetros de los motores utilizados en los experimentos.

Motor 1 – Simple estrella	Motor 2 – Doble estrella
Potencia = 2Hp	Potencia = 3Hp
V = 220 Vrms	V = 220 Vrms
f = 60 Hz	f = 60 Hz
P = 4	P = 4
J = 0.03 kg.m ²	J = 0.04 kg.m ²
N = 256 espiras por fase	N = 102 espiras por cada camino en paralelo
Xs = 1.998 ?	Xs = 1.5068 ?
Xr = 1.998 ?	Xr = 1.5068 ?
Xm = 63.168 ?	Xm = 27.810 ?
Rs = 1.414 ?	Rs = 0.720 ?
Rr = 0.947 ?	Rr = 0.7817 ?

7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Motor Reliability Working Group, *Report of large motor reliability survey of industrial and commercial installations*, Part. I, and II, IEEE Trans. On Industry Applications, Vol. IA, No. 4, 1985.
- [2] R. G. Magali, E. M. Paulo and M. Godoy, *A comprehensive review for industrial applicability of artificial neural network*, IEEE Transaction on Industrial Electronics, Vol. 50, No. 3, pp. 585-601, June 2003.
- [3] R. P. Leger, Wm. J. Garland, W. F. S. Poehlman, *Fault detection and diagnosis using statistical control charts and artificial neural networks*, Artificial Intelligence in Engineering, 12, pp. 35-47, 1998.
- [4] H. Demuth and M. Beale, *User's guide for neural network toolbox for use with MATLAB*. Natick, MA: The MathWorks Inc., 1998.

- [5] D. R. Cadavid C., *Diagnóstico de fallas en motores de inducción mediante la aplicación de redes neuronales*, Informe de maestría, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad de Antioquia, 2006.