

# Reconocimiento de patrones de buen funcionamiento para equipos de refrigeración comerciales

Rodrigo López Cárdenas, Luis Pastor Sánchez Fernández  
Laboratorio de Tiempo Real

Centro de Investigación en Computación  
Instituto Politécnico Nacional

07738 Ciudad de México, México

Tel. (55) 57296000 ext. 56560

[rodrigo@correo.cic.ipn.mx](mailto:rodrigo@correo.cic.ipn.mx), [lsanchez@cic.ipn.mx](mailto:lsanchez@cic.ipn.mx)

## RESUMEN

A partir de variables significativas de un equipo de refrigeración y de uso comercial, se obtuvieron los patrones de entrenamiento para una red neuronal. Para la obtención de las variables se realizó un programa de adquisición desarrollado en LabVIEW junto con la tarjeta Lab-PC 1200, ambos de la marca National Instruments. Con los resultados capturados por el programa se conformaron los conjuntos de entrenamiento para una red neuronal artificial backpropagation que fue entrenada en MatLab. Los estados de funcionamiento del equipo de refrigeración han sido caracterizados como: funcionamiento normal, regular e inusual.

### Palabras clave:

Fallas, incipiente, LabVIEW, neuronal, patrones.

## I. INTRODUCCIÓN

Aunque la idea básica detrás de la refrigeración es la preservación de los alimentos, toma proporciones distintas cuando estos equipos de refrigeración son de uso comercial, puesto que muchos fabricantes y comerciantes de productos perecederos, proporcionan en préstamo equipos de refrigeración a misceláneas o supermercados para vender sus productos. La falla en un equipo de refrigeración puede representar que el producto que se vende no se encuentre en buenas condiciones lo que conlleva a pérdidas económicas. Aunque estas compañías tienen un equipo técnico dedicado a dar mantenimiento, se vuelve insuficiente cuando los equipos repartidos llagan a ser de varios cientos o incluso miles. Con un monitoreo apropiado y un esquema de detección de fallas es posible advertir las condiciones del equipo para la detección temprana de posibles fallas [1].

Bajo esta óptica, el presente proyecto caracteriza el comportamiento de un equipo de refrigeración de uso comercial nuevo, es decir, en buenas condiciones, a partir de él, entrenar una red neuronal del tipo backpropagation o de

retropropagación de errores para que "aprenda" el comportamiento del equipo a partir de ejemplos de entrada y salida [2]. Una vez que la red ha sido instruida, por medio de la generalización (una característica de las redes neuronales) podrá reconocer y diferenciar si la nueva entrada pertenece o no a un equipo en buenas condiciones.

Este artículo presenta conclusiones del trabajo desarrollado sobre el diagnóstico y predicción de fallas en equipos de refrigeración comercial, del cual se han presentado avances y resultados parciales en distintos congresos [3,5].

## II. VARIABLES A MEDIR

Para decidir qué mediciones y sensores utilizar es necesario tener un conocimiento detallado del funcionamiento del equipo, es decir, sus condiciones de operación y carga, la operación del motor y el circuito de refrigeración, todo esto con el fin de determinar que parámetros y variables necesitan ser medidas y monitoreadas para poder desarrollar un esquema apropiado de detección de fallas [3]. Existen dos métodos de llevar a cabo el monitoreo: métodos invasivos y no invasivos. Los métodos no invasivos están basados en el fácil acceso y mediciones de bajo costo para advertir las condiciones del equipo sin la desintegración de su estructura propia, esto es, sin la necesidad de cambiar el diseño o su construcción para equipos o sistemas ya construidos. Este esquema es el más apropiado para el monitoreo en línea y propósitos de detección de fallas.

Para inferir las condiciones mecánicas y eléctricas del equipo, se ha decidido realizar una serie de mediciones a sus parámetros, éstas se han dividido en dos categorías: directas y calculadas [4,5]. Las mediciones directas obviamente son corriente de consumo y temperatura, añadiendo una tercera con el fin de realizar un análisis más exacto del comportamiento del equipo, correspondiendo a la

detección de apertura de puerta. Las mediciones calculadas son determinadas por los eventos de las mediciones directas y corresponden al tiempo de trabajo del motor y el tiempo acumulado que la puerta ha permanecido abierta.

### III. ACONDICIONAMIENTO DE SEÑAL

La corriente es adquirida colocando en serie un resistor de pequeño valor, de tal forma, que su caída de potencial sea insignificante con respecto al equipo. Conectado en paralelo con este resistor, se ha situado un transformador de relación 1:1 para poder aislar de manera segura la etapa de acondicionamiento de señal y evitar la saturación de los circuitos.

La corriente de consumo del equipo de refrigeración se mide por medio de un circuito basado en amplificadores operacionales compuesto de dos etapas, la primera de ellas compuesta por un amplificador diferencial que referencia la caída de voltaje del resistor R al común del circuito, y una segunda etapa que se encarga de convertir el voltaje diferencial alterno a voltaje directo para que pueda ser procesado por un computador. La figura 1 es el diagrama esquemático de conexión.

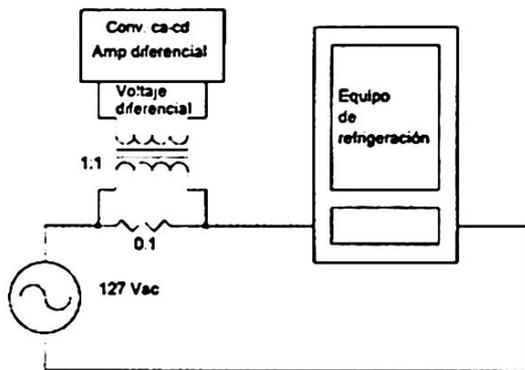


Fig. 1. Medición de corriente.

Para la medición de la temperatura interna se eligió el dispositivo LM35. La serie LM35 son sensores de precisión de temperatura, en los cuales la salida de voltaje es linealmente proporcional a la temperatura en grados Celsius, con un factor de escala de  $+10.0\text{mV}/^\circ\text{C}$ . Así, para temperaturas sobre cero el sensor entregará valores positivos de voltaje, y valores negativos para temperaturas bajo cero.

Con el fin de adquirir únicamente voltajes positivos, se ha conectado en serie con el sensor un diodo, que tiene como función elevar la referencia. La salida diferencial del circuito es la temperatura en grados centígrados del medio ambiente alrededor

del dispositivo. La figura 2 presenta el circuito para medir temperatura.

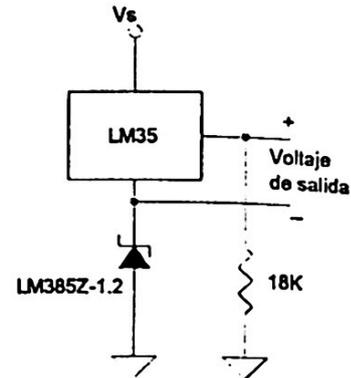


Fig. 2. Circuito para medir temperatura.

El circuito para detectar la apertura y cierre de la puerta es un simple interruptor accionado por la misma. El circuito se presenta en la figura 3.

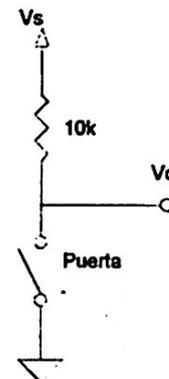


Fig. 3. Circuito para la puerta.

### IV. ADQUISICIÓN DE DATOS

La captura de los parámetros del refrigerador es través de la tarjeta de adquisición Lab-PC 1200A1 y el software de instrumentación virtual LabVIEW, ambos de la marca National Instruments, que en conjunto logran la lectura de la información del refrigerador que es almacenada en un computador personal dedicado únicamente a este propósito.

La tarjeta de adquisición es de bajo costo y alto desempeño, con capacidades analógicas, digitales y de temporización, diseñada para computadores AT compatibles. La tarjeta fue diseñada para un alto desempeño en la adquisición de datos y control para aplicaciones en pruebas de laboratorio, pruebas de producción y procesos industriales de monitoreo y control [6]. La figura 4 presenta la interfaz gráfica de usuario para la adquisición de la información del equipo de refrigeración.

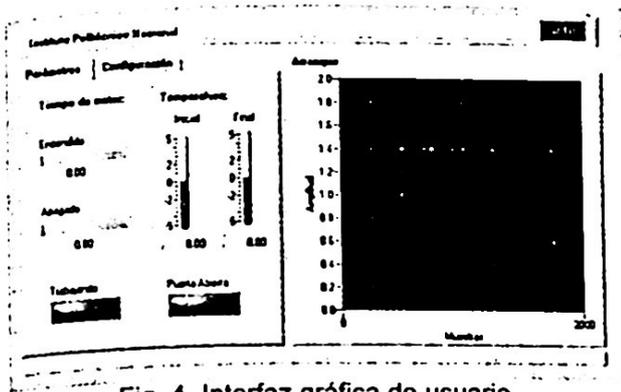


Fig. 4. Interfaz gráfica de usuario.

La información mostrada al usuario es la corriente de arranque del compresor del equipo, el tiempo de encendido y apagado del motor, las temperaturas al inicio y al final de la operación del compresor e indicaciones visuales de operación del equipo y de puerta abierta. Internamente el programa almacena en disco los siguientes parámetros:

- Corriente pico del estado transitorio.
- Corriente nominal promedio durante todo un periodo de funcionamiento del compresor.
- Tiempo de operación del compresor.
- Tiempo de inactividad del compresor.
- Tiempo acumulado que la puerta permaneció abierta durante el último periodo de operación del compresor.
- Temperatura interna al arranque del compresor.
- Temperatura interna al apagado del compresor.

El algoritmo de adquisición de datos es una máquina de estados formada por 4 etapas y se presenta en la figura 5.

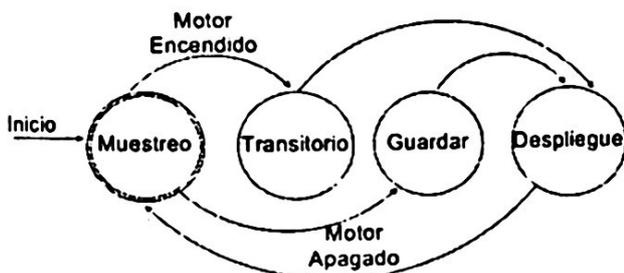


Fig. 5. Máquina de estados del algoritmo de adquisición.

Sus estados ejecutan las siguientes acciones:

**Estado Muestreo.**

Este estado esta dividido en tres funciones, pero solo una de ellas determina el paso al siguiente estado. Tiene como función ejecutar 200 veces por

segundo la rutina que muestrea la salida del circuito convertidor ca-cd. Cuando se detecta un aumento de voltaje equivalente a la corriente de consumo se identifica como un arranque del compresor y se adquiere el tiempo de encendido y la temperatura inicial. Este momento provoca el cambio de estado hacia el estado Transitorio. Por el contrario, cuando se detecta el apagado del compresor por la disminución de consumo, se adquiere el tiempo final y la temperatura final. Este momento provoca un cambio hacia el estado Guardar.

También se encarga de ejecutar 2 veces por segundo la rutina que muestrea el circuito de puerta para calcular el tiempo acumulado que ella ha permanecido abierta. También, cada 5 segundos ejecuta la rutina que almacena el comportamiento de la corriente nominal y temperatura interna.

**Transitorio.**

Este estado, tiene como función adquirir 2000 muestras del estado transitorio a una frecuencia de 1000 muestras por segundo, considerando que en estos dos segundos se ha alcanzado el estado permanente del motor de inducción. Esta etapa automáticamente da paso al estado de Despliegue.

**Guardar.**

Este estado tiene como función almacenar en disco del computador todos los parámetros extraídos del equipo de refrigeración en sus archivos correspondientes, uno por cada ciclo de operación y un archivo global que contiene los parámetros generales. Esta etapa automáticamente da paso al estado Despliegue.

**Despliegue.**

Se encarga de actualizar los parámetros presentados en la interfase de usuario cada vez que el motor del equipo de refrigeración enciende o se apaga. Este estado regresa automáticamente al primer estado, Muestreo.

Esta información fue adquirida en distintas sesiones desde octubre de 2002 hasta marzo de 2003, se obtuvo una cantidad de 1978 patrones considerados en buen estado de los cuales se extrajo una muestra representativa con la cual se inició el proceso de selección de patrones para el entrenamiento de la red neuronal.

**V. ANÁLISIS DE LOS DATOS**

De los datos adquiridos se extrajeron varias conclusiones acerca del comportamiento del equipo de refrigeración. Este comportamiento se ha dividido en tres características principales y se han

propuesto los siguientes nombres para cada una de ellas: operación normal, operación regular y operación inusual.

Como resultado del análisis de los datos, búsqueda de información especializada, así como de pláticas con expertos del servicio técnico [1], se llegó a un criterio heurístico de selección de patrones, dando como resultado los siguientes criterios:

**1er. Criterio: funcionamiento normal.**

1.28 V > corriente pico > 1.2 V  
 0.49 V > corriente promedio > 0.47 V  
 Relación del motor apagado/encendido > 2  
 Tiempo de puerta abierta < 15 seg.  
 2 °C > temperatura inicial > 0 °C  
 0 °C > temperatura final > -2 °C

**2do. Criterio: Funcionamiento regular.**

1.3 V > corriente pico > 1.2 V  
 0.51 V > corriente promedio > 0.47  
 Relación del motor 1 > apagado/encendido > 0.5  
 Puerta abierta < 60 seg.  
 5 °C > temperatura inicial > 0 °C  
 0 °C > temperatura final > -5 °C

**3er. Criterio: Funcionamiento inusual.**

Corriente pico > 1.3 V  
 Corriente promedio > 0.51  
 Relación apagado/encendido < 0.5  
 Temperatura inicial > 0  
 Temperatura final < 0

Al aplicar estos patrones a las 1978 muestras, se obtuvieron para el funcionamiento normal 91 patrones, para el funcionamiento regular 160 patrones y, para el funcionamiento inusual 24 patrones, dando un total de 275 patrones.

Para lograr un mejor resultado en el entrenamiento de la red neuronal sería ideal que el número de patrones para cada etiqueta sea el mismo, lo que no ha ocurrido. Para evitar que la red neuronal se incline hacia un conjunto de patrones es necesario que todos ellos contengan la misma cantidad de muestras. Un artificio válido es repetir el conjunto con el menor número de muestras hasta que alcance en cantidad a los mayores que él, pero no es recomendable muchas repeticiones pues la red neuronal podría caer en sobre aprendizaje [7]. Para este caso en particular, la red se entrenó con las primeras 50 muestras de cada grupo y, para el grupo de funcionamiento inusual, que tiene sólo 24 muestras, se han repetido una vez sus muestras.

## VI. ENTRENAMIENTO Y PRUEBA

Con los patrones ya seleccionados, se procedió a entrenar una red de retro propagación de errores o backpropagation con la siguiente arquitectura: 7 neuronas de entrada, equivalentes a los parámetros del equipo de refrigeración, esto son, corriente promedio de consumo nominal, corriente pico, encendido del motor, tiempo de apagado del motor, tiempo acumulado de puerta abierta durante el ciclo de trabajo del compresor, temperatura inicial al encendido del compresor y, temperatura final al apagado de éste. Tres neuronas en la capa intermedia u oculta y finalmente, una neurona de salida. Con los siguientes valores para cada conjunto: 0.8 para el conjunto de operación normal, 0.5 para el conjunto de operación regular, y 0.2 para el conjunto de operación inusual.

Estos valores se han tomado con el fin de tener rangos de tolerancia para cada grupo debido a la capacidad de generalización de la red neuronal. De 0.9 - 0.7 se considerará como "funcionamiento normal", de 0.6 - 0.5 como "funcionamiento regular" y, de 0.3 - 0.1 como "funcionamiento inusual".

Las funciones de transferencia elegidas para la capa oculta y de salida han sido una función sigmoidea y otra lineal respectivamente, por lo que la salida de la neurona puede variar más allá de 1 y de 0 como se verá en la comprobación del entrenamiento.

El resultado del entrenamiento realizado en MatLab se muestra en la figura 6, que representa el error del ajuste de pesos. Puede observarse, que en 6522 iteraciones la red alcanza un error aproximado de 0.001, suficiente para los propósitos del proyecto.

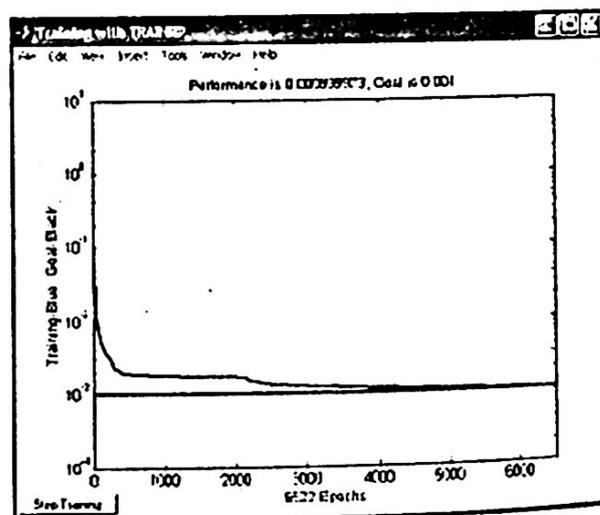


Fig. 6. Error de entrenamiento.

Seleccionando un conjunto de prueba del universo de datos recolectados, y presentándoselo a la red, se obtienen los resultados mostrados en la tabla 1.

Tabla 1. Algunos resultados de la red neuronal entrenada.

Corriente pico	Corriente promedio	Tiempo de motor encendido	Tiempo de motor apagado	Tiempo acumulado de puerta	Temperatura inicial	Temperatura final	Resultado de la red
1.2891	0.4906	408.9200	633.1200	94.9700	2.3193	-1.5869	0.7908
1.2939	0.4855	267.1000	583.8000	5.4400	2.0752	-1.8311	0.7999
1.2439	0.4851	304.5600	646.7500	7.5800	4.3945	-2.3193	0.8005
1.2671	0.4817	265.7900	617.3600	5.4900	1.5869	-2.4414	0.8003
1.2708	0.4793	272.6000	700.2400	0.0000	1.4648	-2.5635	0.8008
1.2744	0.4890	317.5800	203.6100	31.4800	2.1973	-1.7090	0.5018
1.2295	0.5083	711.2900	97.3800	607.4700	9.5210	-1.4640	0.3880
1.1963	0.4945	412.5400	124.4600	141.9900	11.7670	-1.3670	0.3990
1.2903	0.4829	465.5400	164.5100	165.2200	4.6387	-2.0752	0.3975
1.2915	0.4443	147.9700	322.6300	26.5300	2.4414	19.1650	-0.5495

Podemos ver que los primeros cinco renglones de la tabla corresponde a un comportamiento considerado como normal, su salida es 0.8 o cercana a ella, no hay diferencias importantes entre ellos. El renglón seis, representa un comportamiento regular, puesto que el tiempo de encendido es mayor que el de apagado, condición que reconoce la red asignándole una salida de 0.5. Algo similar ocurre con el renglón séptimo al noveno, comportamientos que se acercan al funcionamiento inusual, mayor tiempo de encendido que apagado y las temperaturas un tanto dispares. El último renglón, muestra una salida fuera de cualquier intervalo, un valor negativo, que no hace otra cosa que acentuar el gran error existente entre este patrón y con los que fue entrenada la red. Este resultado es debido a que la temperatura final es positiva y además, mayor que la inicial, cosa totalmente inadmisibles para un equipo de refrigeración que se supone debe de enfriar el interior en vez de calentarlo.

## VII. CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos demuestran la capacidad de las redes neuronales para ser utilizadas en el reconocimiento de patrones de buen funcionamiento. A partir de variables significativas de un equipo de refrigeración pequeño y de uso comercial se obtuvieron patrones que fueron catalogados en tres distintos criterios: normal, regular e inusual.

La utilización de LabVIEW como herramienta de programación gráfica permite generar sistemas sumamente poderosos en la adquisición y análisis de datos.

El conocimiento y la experiencia para identificar las variables apropiadas a medir y calcular, la elección correcta de los parámetros, son tareas necesarias para fijar el desarrollo del sistema bajo investigación, todo lo cual estará sujeto a un perfeccionamiento continuo a medida que se vayan obteniendo resultados.

## REFERENCIAS

- [1] M. Y. Chow, *Methodologies of Using Neural Networks and Fuzzy Logic Technologies for Motor Incipient Fault Detection*, USA, World Scientific, 1997, pp. 1-11.
- [2] J. R. Hiler, V. J. Martínez, *Redes Neuronales Artificiales. Fundamentos Modelos y aplicaciones*, México, Alfaomega, 2000, pp. 86-90.
- [3] L. P. Sánchez, J. C. Robles, R. López, "Detección de fallas incipientes en sistemas de refrigeración", presentado en la 4ª Conferencia Internacional en Control, Instrumentación Virtual y Sistemas Digitales, Pachuca, México, 2002.
- [4] R. López, J. C. Robles, L. P. Sánchez, R. Barrón, "Sistema distribuido de detección de fallas en un sistema de refrigeración", en XI Congreso Internacional de Computación, México, 2002, pp. 485-496.
- [5] J. C. Robles, R. López, L. P. Sánchez, R. Barrón, "Sistema de detección de fallas incipientes en un sistema de refrigeración, en una arquitectura distribuida y jerárquica", presentado en el Taller Internacional sobre Control por Computadoras de Sistemas Industriales: Teoría y Aplicaciones, Habana, Cuba, 2003.
- [6] *Lab-PC 1200 AI User manual. Multifunctional I/O board for the PC AT*, National Instruments, 321230B, 1998.
- [7] B. Martín del Brio, A. Sanz, *Redes Neuronales y Sistemas Difusos*. México, Alfaomega, 2001, pp 20-28.