

APLICACIÓN DE REDES NEURONALES PROBABILÍSTICAS EN LA DETECCIÓN DE FALLAS INCIPIENTES EN TRANSFORMADORES

Probabilistic Neural Networks Application in the Diagnosis of Transformer Incipient Faults

RESUMEN

En este documento se presenta una herramienta de diagnóstico basada en metodologías de inteligencia artificial como las redes neuronales probabilísticas, utilizadas en la detección de fallas en transformadores.

Utilizando los resultados entregados por ensayos realizados sobre el aceite de un transformador, a través del análisis de gases disueltos (AGD), se obtienen los conjuntos de datos para el entrenamiento y posterior prueba para la red neuronal. Los resultados obtenidos se comparan con los calculados mediante metodologías dadas en el estándar IEEE C57-104, permitiendo obtener con ello un criterio de validez sobre la metodología artificial implementada.

PALABRAS CLAVES: Análisis de gases, Fallas en transformadores, Redes Neuronales Probabilísticas

ABSTRACT

This paper shows an artificial intelligent based diagnosis tool such as probabilistic neural networks that are used to detect transformer incipient faults. Using the results given by gas oil analysis tests over the transformer, it is obtained the training set data and the test data for the neural networks.

The results are compared with the data estimated obtained using the standard IEEE C57-104, obtaining a verification criterion of the artificial intelligent based methodology here proposed.

KEYWORDS: Gas analysis, Transformer Faults, Probabilistic Neural Networks.

1. INTRODUCCIÓN

La función principal de un sistema de potencia es suministrar energía eléctrica a sus clientes con un grado aceptable de confiabilidad y calidad. La confiabilidad de un sistema de energía depende del adecuado funcionamiento de cada uno de los elementos que lo componen, entre ellos se encuentra el transformador de potencia. En consecuencia, el seguimiento que puede realizarse en particular, a través de un mantenimiento predictivo, puede dar lugar a considerables ahorros, teniendo en cuenta que los transformadores están entre los equipos más costosos dentro de un sistema de transmisión y su falla ocasionaría quizás el mayor impacto, tanto desde el punto de vista económico como de disponibilidad del servicio. La evaluación de su condición integral es una tarea compleja debido a la gran cantidad de variables que se deben considerar.

Durante el periodo de vida útil de un transformador, éste se puede ver afectado por diversos tipos de fallos (de pequeña o gran magnitud), que pueden manifestarse como esfuerzos de tipo eléctrico y mecánico en la máquina, los cuales van acompañados de la liberación de

JUAN ANDRES CADENA

Estudiante X Semestre de Ingeniería Eléctrica, Programa de Ingeniería Eléctrica

Universidad Tecnológica de Pereira
jucadena@utp.edu.co

JUAN MAURICIO CADENA

Estudiante X Semestre de Ingeniería Eléctrica, Programa de Ingeniería Eléctrica

Universidad Tecnológica de Pereira
mcadena@utp.edu.co

SANDRA MILENA PÉREZ LONDOÑO

Ingeniera Electricista, M. Sc.

Docente asistente Programa de Ingeniería Eléctrica

Universidad Tecnológica de Pereira
saperez@utp.edu.co

gases tales como: hidrogeno (H_2), metano (CH_4), acetileno (C_2H_2), etileno (C_2H_4), entre otros, que quedan disueltos en el aceite o en el manto de gas. Se han desarrollado programas para el mantenimiento de los transformadores de potencia, pero no se ha desarrollado hasta el momento ninguna prueba de diagnóstico confiable para evaluar la condición interna de los transformadores, excepto el análisis de gases disueltos (AGD). El AGD en aceites de transformadores es una técnica utilizada ampliamente, aceptada como una herramienta de diagnóstico para la detección de fallas incipientes en transformadores de potencia tales como: descargas internas, efectos corona, sobrecalentamiento de la celulosa, del aceite o de ambos. Con los resultados obtenidos por el AGD, se puede determinar prematuramente la causa de falla, obteniendo un ahorro en costos de operación y mantenimiento, así como una mejora en la confiabilidad del sistema.

En la literatura especializada se encuentra que se ha dado solución al diagnóstico del contenido de gases, utilizando técnicas inteligentes, entre las cuales están: lógica difusa evolutiva, algoritmos genéticos, y redes neuronales artificiales (RNA). Pero en algunas ocasiones la

utilización de las RNA, específicamente aquellas que utilizan el algoritmo de entrenamiento *backpropagation* [1, 2], puede complicar un poco la implementación, debido a la gran cantidad de datos de entrenamiento que requieren. En este artículo se pretende demostrar que con una adecuada selección del tipo de red neuronal, se puede crear una herramienta de diagnóstico útil y eficaz.

Como contenido de este artículo, se presenta en el numeral 2, una breve explicación del análisis de gases disueltos. En el numeral 3, se describe la metodología utilizada. Posteriormente en el numeral 4 se encuentra la configuración de la red neuronal utilizada. La presentación de resultados obtenidos se ilustra en la sección 5. La sección 6 contiene las conclusiones más importantes de esta implementación.

2. ANALISIS DE GASES DISUELTOS

A las temperaturas normales de funcionamiento todos los transformadores generan gases en cierta cantidad. Ocasionalmente los gases anormales generados, pueden presentarse en un transformador que está funcionando con calentamientos locales, problemas dieléctricos, o una combinación de ambos. En los equipos eléctricos, estas anomalías se las denomina "fallas" y pueden ocurrir debido a fallas de calentamiento, corona y presencia de arcos. Las fallas internas en el transformador producen subproductos gaseosos en el aceite como hidrógeno (H_2), metano (CH_4), acetileno (C_2H_2), etileno (C_2H_4), y etano (C_2H_6). Cuando la celulosa está involucrada, las fallas producen metano (CH_4), hidrógeno (H_2), monóxido de carbono (CO) y dióxido de carbono (CO_2). Cada uno de estos tipos de fallas producen ciertos gases que son generalmente combustibles. Dependiendo del tipo de falla y de la temperatura asociada, se genera cierta combinación de gases que determinados por medio de la cromatografía pueden dar indicio al usuario del origen del daño. Pero la interpretación por medio de los gases, utilizados para una determinación cualitativa de fallas individuales, puede resultar difícil cuando existe más de una falla, o cuando un tipo de falla progresa a otro tipo, tal es el caso cuando un problema eléctrico se convierte en uno térmico. [3]

Los gases anteriormente mencionados se acumulan en el aceite y en una capa de gas por encima de éste. La distribución de estos gases esta relacionada con la naturaleza de los materiales aislantes involucrados en la falla, así como la naturaleza de la falla misma. En la tabla 1 se presenta la clasificación del tipo de material involucrado en los diferentes tipos de falla y los gases producidos:

Tipo de fallo	Material Involucrado	Gases producidos
Corona	Aceite	H_2
	Celulosa	H_2 , CO , CO_2
Sobrecalentamiento	Aceite	Baja temperatura

		CH_4 , C_2H_6
		Alta temperatura C_2H_4 , H_2 (CH_4 , C_2H_6)
	Celulosa	Baja temperatura CO_2 (CO)
Arco		Alta temperatura CO (CO_2)
		H_2 , C_2H_2 (CH_4 , C_2H_6 , C_2H_4)

Tabla 1. Gases presentes en el aceite según el tipo de falla

El método para detectar estos gases es el AGD, ya que es uno de los métodos que entrega más información. En este método se toma una muestra del aceite del transformador, de la cual posteriormente se extraen los gases disueltos. Luego de extraerlos, los gases son separados, identificados, y cuantificados.

La principal ventaja del método de AGD es que detecta los gases en el aceite dando una detección temprana de una falla incipiente.

2.1 Método de interpretación de los gases presentes en una falla [4]

Desde 1970 se ha venido trabajando en métodos para interpretar las muestras de gases, como son : los métodos IEC, Dornenburg, Rogers [5] , para diferenciar entre fallas de origen térmico o eléctrico mediante la comparación de pares de gases con aproximadamente igual solubilidad y difusión, tales como los coeficientes de etileno y acetileno, donde un incremento en la relación acetileno/etileno(C_2H_2/C_2H_4) por encima de la unidad indica una falla eléctrica, también usa la relación metano/hidrogeno(CH_4/H_2) que indica una falla térmica, también se utilizan las relaciones etano/metano(C_2H_6/CH_4) y etileno/etano(C_2H_4/C_2H_6). Las relaciones de las concentraciones de los gases presentes en una muestra de aceite han sido ampliamente usadas para el diagnóstico de fallas

En la tabla 2 y 3 se ilustran las utilizadas por cada metodología respectivamente.

Relación	CH_4/H_2	C_2H_2/C_2H_4	C_2H_6/C_2H_4	C_2H_2/CH_4
Abreviatura	R_1	R_2	R_3	R_4

Tabla 2. Relación de gases de Dornenburg

Relación	CH_4/H_2	C_2H_6/CH_4	C_2H_4/C_2H_6	C_2H_2/C_2H_4
Abreviatura	R_1	R_2	R_3	R_4

Tabla 3. Relación de gases de Rogers

De acuerdo a los valores de las relaciones calculadas utilizando las concentraciones requeridas, cada metodología determina una posible causa de falla incipiente en el transformador, como se ilustrara mas adelante en este artículo.

Existe otro método que se conoce como el del gas más importante, el cual identifica el gas que se encuentra en mayor proporción para cada tipo de falla y utiliza el porcentaje de éste gas para diagnosticar la falla. En la tabla 4 se resume este método:

Falla	Gas más importante	Criterio	Porcentaje
Arco	C ₂ H ₂	Gran cantidad de H ₂ , C ₂ H ₂ y en menor cantidad C ₂ H ₄ , CH ₄ , CO	H ₂ : 60% C ₂ H ₂ : 30%
Corona	H ₂	Gran cantidad de H ₂ , CH ₄ y en menor cantidad C ₂ H ₆ , C ₂ H ₄ , CO, CO ₂	H ₂ : 85% CH ₄ : 13%
Sobrecalentamiento Aceite	C ₂ H ₄	Gran cantidad de C ₂ H ₄ , y en menor cantidad C ₂ H ₆ , y algunas cantidades de CH ₄ , H ₂	C ₂ H ₄ : 63% C ₂ H ₆ : 20%
Sobrecalentamiento Celulosa	CO	Gran cantidad de CO ₂ , CO y pueden existir algunos hidrocarburos	CO: 92%

Tabla 4. Gas más importante de acuerdo al tipo de falla

3. RED NEURONAL PROBABILISTICA [6]

Las redes neuronales probabilísticas (RNP) pueden ser utilizadas para problemas de clasificación de datos.

A diferencia del proceso utilizado para problemas de regresión, en el cual se realiza ajuste de pesos y *biases*, de acuerdo al error presentado, en el proceso de clasificación no se realiza ningún ajuste de pesos y sólo los patrones de salida son determinados mediante la comparación y el cálculo de distancias.

En la figura 1 se presenta la configuración de la red.

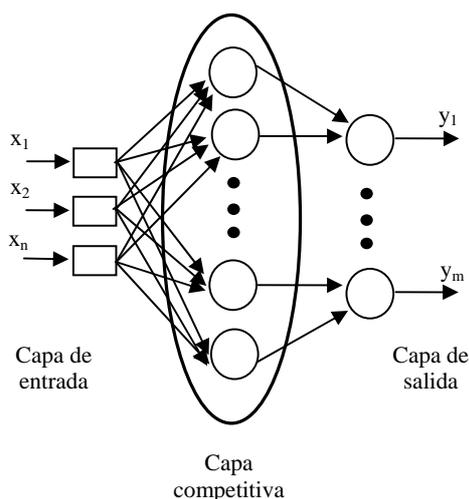


Figura 1. Arquitectura de una red neuronal probabilística Su funcionamiento puede ser explicado de la siguiente manera:

Cuando se le presenta a la red una entrada, la primera capa se ocupa de calcular las distancias desde el vector de entrada a los vectores de entrada entrenados y produce un

vector cuyos elementos indican como está de cerca la entrada respecto a la entrada entrenada.

La función de la segunda capa es sumar las contribuciones para cada clase de entrada y producir con ellas, un vector de salida con las probabilidades.

Finalmente, una función de transferencia en la salida de la segunda capa del tipo “*competitiva*”, selecciona la máxima de estas probabilidades y produce un 1 para esa clase y cero para las demás.

3.1 CONFIGURACION DE LA RED

La aplicación de redes neuronales en el diagnóstico de fallos tiene dos etapas. La etapa uno corresponde al proceso de entrenamiento, durante la cual los patrones de entrenamiento son suministrados a la red con el fin de que realice los cálculos o ajuste de algunos de sus parámetros. La etapa dos es el proceso de prueba, durante la cual se entrega un patrón de datos desconocido con el fin de verificar si la salida entregada por la red corresponde a la salida esperada.

Para realizar el entrenamiento de la red se dispuso de 49 muestras de gases. El vector de entrada esta compuesto por las concentraciones de hidrogeno (H₂), metano (CH₄), acetileno (C₂H₂), etileno (C₂H₄), y etano (C₂H₆). El vector de salida esta compuesto por los diferentes tipos de condiciones presentes en el transformador como son: Descarga de alta energía, descarga de baja energía, calentamiento térmico y operación normal.

La base de datos utilizada fue tomada de un transformador de 500kV, localizado en la subestación Pingguo de la compañía de energía eléctrica de China del Sur [7]. Las 49 muestras incluyen 5 muestras de casos normales, 15 casos de descarga de alta energía, 5 casos de baja energía y 24 casos de sobrecalentamiento térmico. Los casos de corona se consideran como casos de descarga.

Para la validación de la red neuronal utilizada, se dispuso de igual manera de 24 muestras, discriminadas de la siguiente forma: 12 casos de calentamiento térmico, 2 casos de alta energía, 4 casos normales y 6 casos de descarga de baja energía.

La tabla con los datos de muestras utilizados se presenta en el anexo 1.

La topología de la red esta constituida por una capa oculta con la cantidad de neuronas igual numero de entradas, en este caso 5 neuronas, y una capa de salida de una neurona.

Los datos de entrada a la red, de cada una de las muestras fue normalizado en el rango de 0 a 1, y el valor del “spread” fue ajustado de acuerdo a la distancia que existe entre datos, para este caso 0.01.

5. PRESENTACIÓN DE RESULTADOS

5.1 EJEMPLO DE DIAGNÓSTICO DE FALLA MEDIANTE ESTANDAR IEEE C57-104

Con el fin de validar los resultados obtenidos por la red, se utilizaron las metodologías de Dornenberg y Rogers, dadas en el estándar IEEE C57-104. Dichas metodologías utilizan ciertas relaciones de gases para determinar el tipo de fallo. Con el fin de ilustrar el procedimiento realizado se presenta el siguiente ejemplo.

Se pretende determinar el tipo de fallo de las concentraciones (dado en ppm) de la tabla 5, que representa al patrón de prueba No. 24, dado en el anexo B.

H ₂	CH ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H ₂
86	110	18	92	7.4

Tabla 5. Concentraciones de gases obtenidas por análisis de gases en una muestra de aceite

5.1.1 Metodología de Dornenburg

En la tabla 6, se presentan los valores de las relaciones definidas por Dornenburg de acuerdo al tipo de falla.

TIPO DE FALLA	RELACIÓN			
	R ₁ = CH ₄ /H ₂	R ₂ =C ₂ H ₆ /C ₂ H ₄	R ₃ =C ₂ H ₆ /C ₂ H ₂	R ₄ =C ₂ H ₂ /CH ₄
Descomposición térmica (punto caliente)	> 1,0	< 0,75	> 0,4	< 0,3
Descargas eléctricas	> 0,1 y < 1,0	> 0,75	< 0,4	> 0,3
Corona	< 0,1	no relevante	> 0,4	< 0,3

Tabla 6. Relaciones de concentraciones de gases según Dornenburg

Utilizando las relaciones definidas anteriormente al patrón de prueba No. 24, se obtienen los resultados de la tabla 7.

R ₁	R ₂	R ₃	R ₄
1.28	0.16	2.43	0.07

Tabla 7. Relaciones obtenidas por método de Dornenburg

De acuerdo a los resultados obtenidos, se concluye que el diagnóstico de fallo, según esta metodología, es debido a un problema térmico, como se explica en la tabla 8.

R ₁ > 1	R ₂ < 0.75	R ₃ > 0.4	R ₄ < 0.3	Diagnóstico
				Descomposición térmica (Punto caliente)

Tabla 8. Relaciones obtenidas por método de Dornenburg

5.1.2 Metodología de Rogers

Esta metodología se basa en las relaciones de los gases dadas en la tabla 9. Allí de acuerdo a los valores de las relaciones se determina un código.

RELACIÓN	RANGO	CODIGO
R1 CH4/H2	R1 ≤ 0,1	5
	0,1 < R1 < 1	0
	1 ≤ R1 < 3	1

R2 C2H6/CH4	R1 ≥ 3	2
	R2 < 1	0
	R2 ≥ 1	1
R3 C2H4/C2H6	R3 < 1	0
	1 ≤ R3 < 3	1
	R3 ≥ 3	2
R4 C2H2/C2H4	R4 < 0,5	0
	0,5 ≤ R4 < 3	1
	R4 ≥ 3	2

Tabla 9. Relaciones de concentraciones de gases según Rogers

Una vez obtenido un código, se procede a diagnosticar el tipo de fallo según la tabla 10.

CODIGO				DIAGNÓSTICO
R1	R2	R3	R4	
0	0	0	0	Normal
5	0	0	0	Descargas parciales
1/2	0	0	0	Ligero sobrecalentamiento < 150°C
1/2	1	0	0	Ligero sobrecalentamiento 150 - 200°C
0	1	0	0	Ligero sobrecalentamiento 200 - 300°C
0	0	1	0	Sobrecalentamiento general en conductores
1	0	1	0	Corrientes circulantes en los devanados
1	0	2	0	Sobrecalentamiento por circulación de corriente en núcleo y tanque
0	0	0	1	Descarga disruptiva
0	0	1/2	1/2	Arco
0	0	2	2	Chisporroteo continuo
5	0	0	1/2	Descargas parciales

Tabla 10. Interpretación de códigos dados por las relaciones de Rogers

Utilizando las relaciones definidas anteriormente al patrón de prueba No. 24, se obtienen los resultados de la tabla 11.

R ₁	R ₂	R ₃	R ₄
1.28	0.16	5.11	0.08

Tabla 11. Relaciones obtenidas por método de Rogers

De acuerdo a los resultados obtenidos, se concluye que el diagnóstico de fallo, según esta metodología, es debido a un problema térmico, como se explica en la tabla 12.

	1 ≤ R1 < 3	R2 < 1	R3 ≥ 3	R4 < 0.5	Diagnóstico
Código	1	0	2	0	Sobrecalentamiento por circulación corriente en núcleo y tanque

Tabla 12. Diagnóstico según Rogers

Se puede apreciar que para el patrón de prueba utilizado, ambas metodologías concuerdan con el diagnóstico, sin

embargo esto no siempre se cumple, como se ilustrara mas adelante.

5.2 RESULTADOS OBTENIDOS CON LA RED NEURONAL

Un estudio comparativo del diagnóstico de fallas en transformadores determinado por varios métodos es ilustrado en la tabla 13. Allí se visualiza que los resultados dados por los reportes de la empresa de energía y los entregados por la red neuronal coinciden a excepción de los casos 3, 6, 17 y 24. Aun así se concluye una buena aproximación de la metodología implementada, con respecto a lo entregado aplicando Rogers y Dornenburg.

6. CONCLUSIONES

Utilizando el análisis de gases disueltos y la metodología propuesta que utiliza redes neuronales artificiales, se puede obtener un diagnóstico aproximado de lo que sucede al interior de un transformador. En este artículo se propuso la utilización de una red neuronal probabilística, la cual internamente utiliza funciones de base radial. Esta es una ventaja sobre las redes multicapa, las cuales debido a que en su gran mayoría utilizan backpropagation, se convierten en algoritmos pesados y lentos. En aras de continuar con el proceso investigativo en esta área (diagnóstico de fallas incipientes en transformadores), se espera obtener mejores resultados al implementar otro sistema clasificador de fallas, basado en Máquinas de Soporte Vectorial, las cuales han superado a las redes neuronales en aplicaciones como detección y localización de fallas en sistemas de transmisión y distribución.

PATRÓN	DIAGNÓSTICO			
	METODO DE ROGER'S	METODO DE DORNENBURG'S	RED NEURONAL PROBABILISTICA	DIAGNÓSTICO ACTUAL
1	arco de alta energía	NA	Descarga de alta energía	Descarga de alta energía
2	arco de alta energía	NA	Descarga de alta energía	Descarga de alta energía
3	NA	Descargas eléctricas	Descarga de alta energía	Descarga de baja energía
4	arco de baja energía	Descargas eléctricas	Descarga de baja energía	Descarga de baja energía
5	arco de baja energía	Descargas eléctricas	Descarga de baja energía	Descarga de baja energía
6	arco de baja energía	Descargas eléctricas	Descarga de alta energía	Descarga de baja energía
7	arco de baja energía	Descargas eléctricas	Descarga de baja energía	Descarga de baja energía
8	arco de baja energía	Descargas eléctricas	Descarga de baja energía	Descarga de baja energía
9	NA	NA	Estado normal	Estado normal
10	NA	NA	Estado normal	Estado normal
11	NA	NA	Estado normal	Estado normal
12	NA	NA	Estado normal	Estado normal
13	sobrecalentamiento < 150° C	Descomposición térmica (punto caliente)	Sobrecalentamiento	Sobrecalentamiento
14	sobrecalentamiento	Descomposición térmica (punto caliente)	Sobrecalentamiento	Sobrecalentamiento
15	sobrecalentamiento	Descomposición térmica (punto caliente)	Sobrecalentamiento	Sobrecalentamiento
16	sobrecalentamiento entre 150-200° C	Descomposición térmica (punto caliente)	Sobrecalentamiento	Sobrecalentamiento
17	sobrecalentamiento general en el conductor	Descomposición térmica (punto caliente)	Descarga de baja energía	Sobrecalentamiento
18	sobrecalentamiento	Descomposición térmica (punto caliente)	Sobrecalentamiento	Sobrecalentamiento
19	sobrecalentamiento por circulación de corrientes en el núcleo y tanque	Descomposición térmica (punto caliente)	Sobrecalentamiento	Sobrecalentamiento
20	sobrecalentamiento	Descomposición térmica (punto caliente)	Sobrecalentamiento	Sobrecalentamiento
21	sobrecalentamiento por circulación de corrientes en el núcleo y tanque	Descomposición térmica (punto caliente)	Sobrecalentamiento	Sobrecalentamiento
22	ligero sobrecalentamiento < 150° C	Descomposición térmica (punto caliente)	Sobrecalentamiento	Sobrecalentamiento
23	NA	NA	Sobrecalentamiento	Sobrecalentamiento
24	sobrecalentamiento por circulación corrientes en el núcleo y tanque	Descomposición térmica (punto caliente)	Descarga de baja energía	Sobrecalentamiento

Tabla 13. Comparación entre metodologías para diagnóstico de fallos

7. BIBLIOGRAFÍA

[1] N. PATEL, R. KHUBCHANDANI, *ANN based power transformer fault diagnosis*. IE (I) journal-EL, vol. 85, p 4, June 2004

[2] Z. WANG, L. YILU, P. GRIFFIN. *Neural Net and Expert System Diagnosis Transformer Faults*, IEEE Computer Applications in Power, p6, January 2000

[3] J. B. DIGIORGIO, *NTT-Technical bulletin dissolved gas analysis*. 2001.

[4] IEEE Std C57.104 -1991. *IEEE guide for the interpretation of gases generated in oil-immersed transformers*, Jul 1992.

[5] R. R. ROGERS. *IEEE and IEC codes to interpret incipient faults in transformers, using gas in oil analysis*. IEEE Transactions on Electrical Insulation, vol. 13 No 5, October 1978.

[6] *Neural Network Toolbox MATLAB V7.0, MATHWORKS*

[7] L. GANYUNG, H. CHENG, H. ZHAI, L. DONG. *Fault Diagnosis of power transformer based on multi-layer SVM classifier*, Electric Power Systems Research, vol. 75, pp 9-15, 2005.

8. ANEXOS

Patrones de entrenamiento	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H ₂	Diagnóstico actual
1	40,8	3	3,6	3,5	7,4	Descargas de alta energía
2	23	12	12	10	61	Descargas de alta energía
3	57	13	0,1	11	12	Descargas de alta energía
4	31	6,6	19	4,7	67	Descargas de alta energía
5	285	36,3	75	8,4	133	Descargas de alta energía
6	528	3179	320	3020	2314	Descargas de alta energía
7	335	67	18	143	170	Descargas de alta energía
8	44	12,2	3,4	3,2	17,04	Descargas de alta energía
9	42	62	5	63	73	Descargas de alta energía
10	60	40	9,9	110	70	Descargas de alta energía
11	240	28	6	26	85	Descargas de alta energía
12	466,5	148,8	13	266	511	Descargas de alta energía
13	260	130	29	84	92	Descargas de alta energía
14	250	63	3,8	66	120	Descargas de alta energía
15	59	7,1	19	4,5	71	Descargas de alta energía
16	650	53	34	20	0	Descargas de baja energía
17	0	5,2	5,12	9,58	14,6	Descargas de baja energía
18	1565	93	34	47	0	Descargas de baja energía
19	160	90	27	17	5,8	Descargas de baja energía
20	35	25	0	23	22	Descargas de baja energía
21	10	4	3	33	6	Estado normal
22	9,87	2,49	0,79	4	64,8	Estado normal
23	8,5	7,2	4,3	3,9	3,5	Estado normal
24	32	31	7,5	50	1,1	Estado normal
25	13,5	1,7	1,2	0,6	0	Estado normal
26	280	1500	150	1200	140	sobrecalentamiento
27	228	380	82	1012	19	sobrecalentamiento
28	50	90	18	260	5,9	sobrecalentamiento

29	48	230	160	810	7	sobrecalentamiento
30	90	160	54	330	29	sobrecalentamiento
31	168	1353	581	3281	63	sobrecalentamiento
32	577	3541	520	2928	7	sobrecalentamiento
33	1400	3000	560	3500	4	sobrecalentamiento
34	47	106	28,7	242,2	6,35	sobrecalentamiento
35	220	340	42	480	14	sobrecalentamiento
36	380	190	30	280	22	sobrecalentamiento
37	30	62	60	460	3,4	sobrecalentamiento
38	770	1420	401	1452	3	sobrecalentamiento
39	81	130	74	230	2,9	sobrecalentamiento
40	130	440	180	730	0	sobrecalentamiento
41	70	69	29	241	10	sobrecalentamiento
42	130	440	180	730	0	sobrecalentamiento
43	3606,4	1182	328,4	1604,8	6,3	sobrecalentamiento
44	2,49	726	278	938	0	sobrecalentamiento
45	170	330	77	340	13	sobrecalentamiento
46	170	320	53	520	3,2	sobrecalentamiento
47	11	88	83	250	8,5	sobrecalentamiento
48	1000	4300	110	5400	24	sobrecalentamiento
49	613	3240	1432	2788	0	sobrecalentamiento

Tabla A. Patrones de entrenamiento obtenido de [7]

Patrones de prueba	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H ₂	Diagnóstico actual
1	293	50	13	115	120	Descargas de alta energía
2	443	85	9,5	103	174	Descargas de alta energía
3	35	25	0	23	22	Descargas de baja energía
4	980	73	58	12	0	Descargas de baja energía
5	160	90	27	17	5	Descargas de baja energía
6	176	206	47,7	75,7	68,7	Descargas de baja energía
7	565	93	34	47	0	Descargas de baja energía
8	150	53	34	20	0	Descargas de baja energía
9	10	4	3	33	6	Estado normal
10	14,7	3,8	10,5	2,7	0,2	Estado normal
11	6,7	10	11	71	3,9	Estado normal
12	0,33	0,26	0,04	0,27	0	Estado normal
13	73	520	140	1200	6	sobrecalentamiento
14	15	125	29	574	7	sobrecalentamiento
15	8	631	254	2020	39	sobrecalentamiento
16	42	97	157	600	0	sobrecalentamiento
17	120	120	33	84	0,55	sobrecalentamiento
18	117	357	92	468	4	sobrecalentamiento
19	766	993	116	665	4	sobrecalentamiento
20	5	217	69	523	6	sobrecalentamiento
21	80	153	42	276	18	sobrecalentamiento
22	16	237	92	470	0	sobrecalentamiento
23	0	434	226	387	0	sobrecalentamiento
24	86	110	18	92	7,4	sobrecalentamiento

Tabla B. Patrones de prueba obtenidos de [7]