

# Diagnóstico de fallos en el generador de vapor BKZ-340-140-29M

Mayelín Torres - Vizcaya  
Tomás Rodríguez - Barrios  
Alberto Prieto - Moreno  
Orestes Llanes – Santiago

Recibido: Mayo 2011

Aprobado: Junio 2011

## RESUMEN

Este trabajo presenta el diseño de un sistema de diagnóstico de fallos para un generador de vapor BKZ-340-140-29M, ubicado en la Central Termoeléctrica (CTE) Máximo Gómez de Mariel, Cuba. El diagnosticador diseñado utiliza un árbol de decisión, que permite el diagnóstico de los poros en el sobrecalentador y el economizador. Estos equipos fueron seleccionados partiendo de un estudio estadístico, que demuestra su gran incidencia en la disponibilidad de los bloques de la CTE Máximo Gómez.

Palabras Claves: diagnóstico de fallos, árboles de decisión, algoritmos de clasificación, generador de vapor.

## ABSTRACT

*This paper shows the design of a fault diagnosis system in the steam generator BKZ-340-140-29M, located in the Thermal Power Plant (CTE) "Máximo Gómez" Mariel, Cuba. The system uses a decision tree to diagnose pores in the super heater and economizer devices. These devices were selected after a statistical study, which demonstrates their significant impact on the availability of the power generation units.*

*Key Words: fault diagnosis, decision tree, classification algorithms, steam generator.*

**FAULTS DIAGNOSIS IN A STEAM GENERATOR BKZ-340-140-29M.**

## INTRODUCCIÓN

En la actualidad una de las tareas más importantes de la ingeniería consiste en aumentar la fiabilidad, seguridad, protección medioambiental y disponibilidad de los procesos industriales. Esta necesidad se observa en procesos críticos como centrales nucleares, eléctricas, químicas, farmacéuticas o en cualquier tipo de proceso de fabricación automatizado como lo son líneas de montajes, construcción de automóviles, etcétera.

Es por ello que los sistemas modernos de control son cada vez más complejos y sus algoritmos de control son altamente sofisticados. En sistemas con una seguridad crítica la ocurrencia de fallos puede provocar consecuencias extremadamente peligrosas en términos de vidas humanas, impacto medioambiental y pérdidas económicas. Este hecho justifica el auge del diagnóstico de fallos en línea con el objetivo de incrementar la fiabilidad y evitar fallos irreversibles que puedan implicar la paralización de un proceso o provocar grandes catástrofes. El diagnóstico de fallos en línea puede contribuir, además, a una rápida y adecuada reacción ante una situación de avería y favorecer la eficiencia, mantenibilidad y disponibilidad de la planta.<sup>158</sup>

12

La introducción de las nuevas tecnologías en la industria ha permitido el desarrollo del diagnóstico de fallos, no solo desde el punto de vista de la seguridad de los sistemas sino además para mantener la producción y la calidad en los procesos. Esta área ha

recibido considerable atención tanto desde el punto de vista industrial como desde el académico debido al gran impacto económico y de seguridad que trae consigo<sup>5 7 12 16</sup>

Muchas aplicaciones de modelado cualitativo y cuantitativo, procesamiento estadístico y técnicas de inteligencia Artificial (IA) son en la actualidad tomadas para el diseño y desarrollo de sistemas de diagnóstico de fallos para procesos industriales.<sup>3 5 7 12</sup>

El diagnóstico de fallos se refiere tanto a la detección como a la localización de un fallo, o sea, no solo conocer que existe algo que no anda bien, sino poder determinar además qué componente o parte del sistema ocasiona ese comportamiento anómalo, para poder tomar medidas correctivas.<sup>11</sup>

Existen un gran número de métodos de diagnóstico de fallos, clasificados en<sup>15 16 17</sup> en dos grupos fundamentales según su enfoque, los basados en modelos cualitativos y cuantitativos (observadores, espacio de paridad, árboles de fallos, etc) y los basados en la historia del proceso (sistemas expertos, clasificadores estadísticos, redes neuronales, entre otros)

Las técnicas de diagnóstico de fallos basadas en modelos, enfrentan problemas frente a procesos complejos por las no linealidades y las múltiples interacciones y acoplamientos, que hacen extremadamente difícil el desarrollo de un modelo preciso.<sup>5 15 16</sup>

En estas situaciones los métodos basados en el conocimiento, utilizados en el ámbito de la Inteligencia Artificial constituyen una opción nada despreciable, algunos de ellos como: la estimación y predicción, clasificación y agrupamiento; redes neuronales, árboles de decisión y la lógica difusa, son ampliamente utilizados en la industria.<sup>2 3 5</sup>. Algunos autores, como<sup>11</sup> exponen que están presentes en el 60 % de las aplicaciones.

Por otro lado, muchos de los métodos de diagnóstico de fallos utilizan técnicas de clasificación. Se plantea además que en el diagnóstico de fallos, el análisis envuelve la clasificación de las condiciones de fallo, involucrando a menudo, la comparación de los patrones de las condiciones actuales con los patrones representativos de cada uno de los fallos considerados. Con lo anterior se identifica el patrón actual de acuerdo con el tipo de fallo que más se parece.<sup>13</sup>

A partir de lo anterior el diagnóstico de fallos, se presenta como el proceso donde a través de diferentes análisis son transformadas las mediciones del proceso objeto de estudio, con el objetivo de clasificar su estado, brindando información sobre el origen y proporción de los fallos detectados.

La CTE Máximo Gómez, combina dos tecnologías de generación: la térmica y otra mediante motores fuel oil conectadas ambas al Sistema Electroenergético Nacional (SEN). El 67,84 % de la generación lo asume la parte térmica, basada fundamentalmente en tecnología rusa con más de 45 años de explotación y con un alto índice de degradación, producto de la necesidad de procesar crudo cubano, mucho más pesado que el combustible para el cual fueron diseñadas estas instalaciones.

Uno de los sistemas más importantes de una central termoeléctrica es el generador de vapor, debido a su complejidad y la gran cantidad de procesos que en él tienen lugar. A esto se le añade su impacto sobre la disponibilidad de las unidades de generación.

Por lo anterior el objetivo del presente trabajo es diseñar un diagnosticador de fallos capaz de realizar un diagnóstico efectivo en determinados sistemas presentes en el generador de vapor, utilizando un método de diagnóstico adecuado capaz de cubrir las necesidades del personal de operación, cliente final de estos resultados.

Este trabajo está estructurado de la siguiente forma: descripción general del generador de vapor, análisis estadístico de los fallos para determinar el sistema de interés donde mayor impacto tendría la incorporación de un diagnosticador de fallos, diseño del diagnosticador, la implementación y la validación del diagnosticador y finalmente las conclusiones y recomendaciones.

## **DESCRIPCIÓN GENERAL DEL GENERADOR DE VAPOR BKZ-340-140-29M.**

Un generador de vapor es un equipo capaz de transformar en energía térmica la energía contenida en un combustible mediante su combustión y transferirla al agua para producir vapor, que es usado como sustancia de trabajo en otros equipos o sistemas.

La termoeléctrica CTE Máximo Gómez, presenta un generador de vapor (o caldera) tipo BKZ-340-140-29M, con tubos verticales, agua de circulación natural y recalentamiento de vapor. Presenta un solo domo y está diseñado para trabajar en bloque con una turbina del tipo K-100-130-3600-2T3. Es un generador de vapor acuatubular de tiro forzado con hogar en depresión. Utiliza combustible líquido, específicamente petróleo de producción nacional (crudo cubano), con transferencia de calor por

convección y radiación y soportado en columnas. Esta caldera está dispuesta en forma de P invertida y diseñada para trabajar bajo las condiciones técnicas que se resumen en la tabla 1

<b>Condiciones técnicas</b>	
Capacidad de producción de vapor	340 t/h
Presión de vapor en el domo	160 atm
Presión en el cabezal de salida	140 atm
Temperatura del vapor sobrecalentado	545 °C
Temperatura del agua de alimentar(AA)	230 °C
Temperatura de los gases de salida	170 °C
Flujo de vapor recalentado	280 t/h
Presión de vapor a la entrada del recalentador	29 atm
Eficiencia bruta	90 %

**Tabla 1 Parámetros técnicos fundamentales del generador de vapor BKZ-340-140-29M.**

Para el generador de vapor BKZ-340-140-29 se definen 5 circuitos fundamentales que incluyen todo el equipamiento necesario para la producción, tratamiento y distribución del vapor, ellos son: el circuito agua-vapor, el circuito aire-gases, el circuito combustión, los accesorios relacionados con toda la instrumentación de medición y control y otros y el circuito de agua contra incendio.

## ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE LOS FALLOS

En esta sección se presenta el estudio estadístico realizado a partir de la información de las interrupciones ocurridas en las unidades de generación de 100MW, durante los años 2007, 2008 y 2009. Como parte de este estudio se analizará la influencia de los sistemas que componen una unidad de generación o sea el generador de vapor, la turbina y el generador eléctrico en las interrupciones ocurridas.

Este estudio permitirá determinar el sistema donde más impacto tendría la incorporación de un diagnosticador, a la vez que justifica la selección del generador de vapor como sistema a diagnosticar en este trabajo.

A continuación se enumeran los pasos seguidos para el estudio:

1. Analizar las interrupciones ocurridas en las unidades de generación.
2. Identificar las causas fundamentales que incidieron en las interrupciones.
3. Determinar el sistema más afectado.
4. Identificar los circuitos de mayor incidencia en las interrupciones.
5. Determinar los equipos tecnológicos causantes de las interrupciones.

Los resultados obtenidos del análisis correspondiente al primer paso propuesto se presentan en la tabla 2. Donde las columnas contienen la cantidad de interrupciones por año ocurridas y las filas identifican cada una de las unidades generadoras analizadas.

	<b>INTERRUPCIONES POR AÑO</b>		
<b>Unidad</b>	<b>2007</b>	<b>2008</b>	<b>2009</b>
5	39	86	97
7	48	73	71
8	52	83	49
<b>Total</b>	<b>139</b>	<b>242</b>	<b>217</b>

**Tabla 2 Interrupciones en unidades de generación 5,7 y 8 durante los años 2007, 2008 y 2009.**

Para desarrollar el paso 2 se decidió identificar las diez causas más frecuentes que incidieron en las interrupciones de las unidades generadoras. Las cuales se presentan en la tabla 3

<b>Causas de las interrupciones</b>
Poros en el economizador (EKO)
Disparo por Autómata BMS
Falta de agua cruda
Fuera de servicio(F/S) ventilador de tiro inducido( VTI-A)
Quemadores indisponibles
Poros en el sobrecalentador
Fuera de servicio(F/S) ventilador de tiro forzado( VTF-B)
Salidero estación de AA
Lavado de los CAR
Avería Calentador de aire regenerativo(CAR-A)

**Tabla 3 Diez causas que más influyeron en las interrupciones.**

A partir de los resultados obtenidos en el paso dos se puede ver que todas las causas de interrupción están concentradas en el generador de vapor, por lo que este constituirá el sistema objeto de estudio para el diseño del diagnosticador.

Para dar cumplimiento al cuarto paso, se procede a agrupar las interrupciones ocurridas en el sistema por los circuitos que lo componen. El resultado de este paso se presenta en la tabla 4.

<b>Circuitos</b>	<b>Interrupciones</b>
<b>Agua-Vapor</b>	
Poros en el economizador EKO	57
Falta de agua cruda	17
Poros sobrecalentador	17
Salidero estación de AA	41
<b>Total</b>	<b>132</b>
<b>Aire- Gases</b>	
F/S VTI-A	12
F/S VTF-B	8
Lavado de los CAR.	15
Avería CAR-A	4
<b>Total</b>	<b>39</b>
<b>Combustión</b>	
Disparos por Autómata BMS	16
Quemadores F/S	10
<b>Total</b>	<b>26</b>

**Tabla 4 Incidencias por circuitos.**

De la tabla anterior se obtiene que en el circuito Agua-Vapor ocurre el 67% de las interrupciones, en el circuito Aire-Gases ocurre el 19.8% y en el circuito de combustión el 13.2%. Como puede apreciarse, el circuito Agua-Vapor presenta una incidencia significativamente superior que los otros dos circuitos. Por lo que los equipos tecnológicos a diagnosticar estarán ubicados en este circuito.

Como también se muestra en la tabla 4, el circuito Agua-Vapor está afectado por cuatro causas de mal funcionamiento. De estas causas, debido a la instrumentación actual instalada, existe la posibilidad real de diagnosticar de forma automática dos de ellas. Esto reduce a dos la cantidad de equipos tecnológicos que se obtienen en el último paso del estudio, los cuales son: economizador y sobrecalentador. Los fallos en ellos representan el 37,6% del total.

## DISEÑO DEL DIAGNOSTICADOR

En esta sección se presenta el procedimiento seguido para diseñar el diagnosticador a utilizar en los equipos tecnológicos economizador y sobrecalentador. Este procedimiento consiste en dos etapas. En la primera se genera, fuera de línea, una tabla con los síntomas de los diferentes tipos de fallos a diagnosticar. En la segunda se obtiene, a partir de esta tabla, un árbol de decisión utilizado como diagnosticador en línea. La construcción de la tabla de síntomas de fallos puede basarse en datos históricos existentes o en el criterio de los expertos.

En la planta no se dispone de una cantidad significativa de datos históricos que permitan utilizar la alternativa del enfoque estadístico. Como en la planta se cuenta con un personal altamente calificado y con gran experiencia, que permite identificar los aspectos claves para la clasificación de los diferentes síntomas, se decidió utilizar el enfoque de generación de la tabla de síntomas de fallos a partir del conocimiento de los expertos.

Para la obtención de la tabla de síntomas de fallos se siguieron los siguientes pasos:

### 1. Identificar las variables a monitorizar.

Este paso se llevó a cabo mediante sesiones de trabajo, donde se realizaron entrevistas individuales a tecnólogos de la planta. Como resultado se obtuvo un consenso de que las variables a utilizar eran: Presión en el horno (**v1, mmH<sub>2</sub>O**), Variación de la potencia de generación (**v3, MW**) y Variación en la temperatura de la salida de los gases (**v5, °C**).

La variable **v5** merece una explicación más detallada. Como es típico en los generadores del tipo BKZ-340-140-29M, a la salida del economizador se encuentran ubicados dos calentadores de aire regenerativo (CAR). El comportamiento de la temperatura de los gases a la salida de estos equipos está relacionado con el estado del economizador, ya que la aparición de poros en el mismo provoca una variación brusca en el comportamiento de la temperatura de los gases de salida.

Incorporar el análisis de la temperatura de ambos CAR en el diseño del diagnosticador trae como consecuencia un aumento de la complejidad del mismo. Sin embargo, para diagnosticar el economizador lo que hace falta es vigilar el máximo valor de variación de las temperaturas de ambos CAR, por lo que se implementa un mecanismo de pre-procesamiento de ambos valores para solamente trabajar con el valor que representa la mayor variación de temperatura, el cual será **v5**.

### 2. Representación cualitativa del comportamiento de las variables.

Como se plantea en <sup>13</sup>, para realizar el diagnóstico de algunos sistemas, es suficiente tener una representación cualitativa de los parámetros del fallo y esto puede obtenerse de forma intuitiva del conocimiento de los expertos. Para la representación cualitativa de las variables se utilizaron los siguientes identificadores de funcionamiento:

- (+) para valores por encima de lo normal.
- (0) para valores normales.
- (-) para valores por debajo de lo normal.
- (--) para valores muy por debajo de lo normal.

La tabla 5 resume la identificación del estado de las variables para cada uno de los fallos analizados.

Tipo de Fallo	v1	v3	v5
F1	+	-	0
F2	+	0	--
F3	0	-	0
F4	+	0	0
F5	+	0	+
F6	+	0	-

FN	0	0	0
----	---	---	---

Tabla 5 Identificación del estado de las variables para cada fallo analizado.

Donde los fallos etiquetados en la tabla de síntomas se corresponden con la siguiente denominación:

- F1** Poro en el sobrecalentador.
- F2** Poro en el economizador.
- F3** Fallo en la apertura de la reductora.
- F4** Poro en el recalentador
- F5** Combustión secundaria.
- F6** Infiltraciones en el horno.
- FN** Funcionamiento normal

Como se observa en la tabla, aparecen un conjunto de fallos F3, F4, F5, y F6, que no fueron enunciados inicialmente ya que su incidencia en las interrupciones analizadas no es tan significativa. La incorporación de estos fallos se debe a que estos fallos también modifican el comportamiento de las variables utilizadas para identificar los fallos F1 y F2 y, por lo tanto, es posible analizar sus síntomas.

Además de las variables incluidas en la tabla de síntomas, se monitoriza una cuarta variable (**v6**). Esta variable corresponde a la variación del flujo de petróleo, que tiene la función de “interruptor” del diagnosticador. O sea, los síntomas antes expuestos tienen sentido solamente si la unidad de generación se encuentra en estado estable. Esto es, no está variando sus parámetros producto a manipulaciones o factores externos fuera del alcance de esta investigación. Por lo que, si se presenta algún evento que saque al sistema de una estabilidad relativa provocará la desconexión del diagnosticador.

Existen varios mecanismos de aprendizaje de máquina enfocados al diagnóstico de fallos, dentro de ellos tenemos las redes neuronales artificiales <sup>10</sup>, las redes Bayesianas <sup>10</sup>, clasificadores a partir del prototipo y vecino más cercano <sup>4 9</sup>, clasificadores basados en reglas <sup>9 10</sup> y los árboles de decisión <sup>11</sup>, entre otros.

En este trabajo se utilizará un árbol de decisión por su sencillez, por mostrar claramente cómo alcanzar una decisión, por presentar resultados fácilmente interpretables y por ser fáciles de construir a partir de los casos identificados.

Un árbol de decisión es una representación gráfica de un procedimiento para evaluar o clasificar datos de interés <sup>6 11</sup>. Para la obtención del árbol de decisión se han propuesto un conjunto de procedimientos de los cuales en este trabajo se utiliza el denominado como algoritmo ID3.

El algoritmo ID3 es conocido por su simplicidad y potencia. Está basado en la búsqueda del árbol de decisión que tenga menor profundidad promedio y que clasifique correctamente el conjunto de entrenamiento. El mecanismo que se implementa para conformar el árbol es la Inducción desde Arriba hacia Abajo de árboles de decisión (*Top-Down Induction of Decision Trees*) <sup>6 11</sup>  
13

De manera general, el procedimiento que propone este algoritmo consiste en dividir sucesivamente el conjunto de ejemplos de entrenamiento, a partir de un atributo y sus posibles valores. Mientras todos los ejemplos contenidos en los diferentes subconjuntos no pertenezcan a la misma clase, se crea un nodo o prueba, a partir del atributo seleccionado y se divide el subconjunto con los ejemplos restantes.

Para la selección del atributo puede utilizarse el concepto de ganancia de información, calculado como:

$$G(E, A) = I(E) - I_{res}(E, A) \quad (1)$$

$$= I(E) - \sum_{v \in V(A)} \frac{|E_v|}{|E|} I(E_v)$$

Donde  $G(E, A)$  es la ganancia de información obtenida al testear el atributo  $A$ ,  $I(E)$  la cantidad de información original (antes

de particionar el conjunto) e  $I_{res}(E, A)$  la cantidad de información luego de particionado mediante el atributo  $A$ . [8]

Ejemplo de cálculo para el atributo **v5**:

$$G(E, v5) = I(E) - \sum_{v \in \{-, -, 0, +, ++\}} \frac{|E_v|}{|E|} I(E_v)$$

$$G(E, v5) = I(E) - \frac{1}{6} I(E_{--}) - \frac{1}{6} I(E_{-}) - \frac{1}{2} I(E_0) - \frac{1}{6} I(E_{++})$$

$$G(E, v5) = 2.56 - 0.78 = 1.98$$

El resultado de la ganancia de información para los diferentes atributos queda como sigue:

$$G(E, v5) = 1.98$$

$$G(E, v1) = 1.73$$

$$G(E, v3) = 1.38$$

Puede observarse que el atributo que aporta una ganancia de información mayor, es el atributo **v5**. Por lo anterior, es escogido como nodo raíz del árbol, para luego realizar el mismo análisis con los atributos restantes y los subconjuntos obtenidos, de dividir el conjunto original partiendo de los valores de **v5**.

Para la obtención del árbol de decisión se utilizó la herramienta Weka (Waikato Environment for Knowledge Analysis) desarrollada por un equipo de investigadores de la Universidad de Waikato (Nueva Zelanda) y que se ha convertido en una de las aplicaciones de minería de datos más populares.

El resultado de aplicar el algoritmo ID3 utilizando Weka, fue el árbol de decisión mostrado en la figura 1.

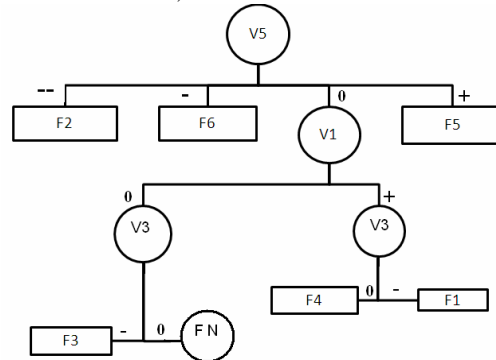


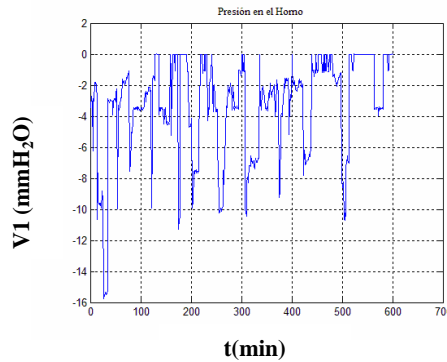
Figura 1 Diagnosticador basado en un árbol de decisión.

## IMPLEMENTACIÓN Y VALIDACIÓN DEL DIAGNOSTICADOR

Una vez obtenido el árbol de decisión se pasa a la fase de implementación y validación del mismo, cuyos resultados se muestran en esta sección.

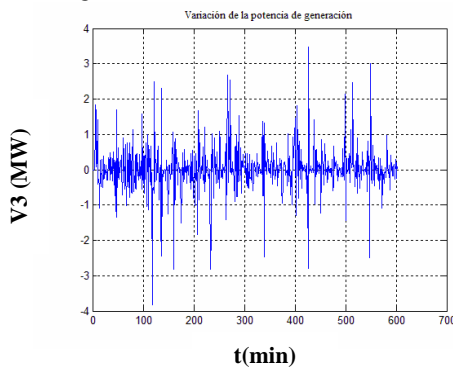
Para implementar el diagnosticador es necesario definir los umbrales que delimitan los diferentes estados del comportamiento de las variables involucradas. Para lo cual se utilizó el registro de los datos históricos y el criterio de los expertos.

Para definir los umbrales que caracterizan el estado de funcionamiento normal, se analizaron los registros de diez días durante los cuales no ocurrieron paradas de planta. Esto se hace con el objetivo de obtener los rangos permisibles para las variables utilizadas en el diagnóstico. La figura 2 muestra el comportamiento de la presión en el horno durante este período, de donde se obtiene que esta variable se mantuvo en el rango  $-15.7 \text{ mmH}_2\text{O} \leq v1 \leq 0 \text{ mmH}_2\text{O}$ .

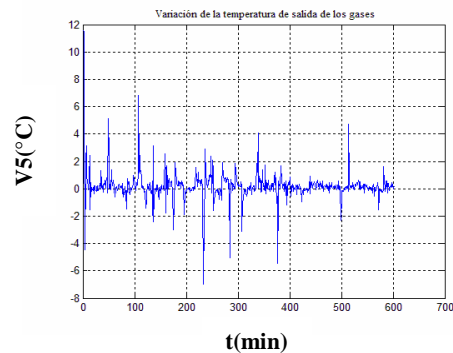


**Figura 2 Presión en el horno.**

La figura 3 muestra el comportamiento de la variación de la potencia de generación, de donde se obtiene que esta variable se mantuvo en el rango  $-3.82MW \leq v_3 \leq 3.47MW$ .



**Figura 3 Variación de la potencia de generación.**



**Figura 4 Variación de la temperatura salida gases.**

La figura 4 muestra el comportamiento de la variación de la temperatura de salida de los gases, de donde se obtiene que esta variable se mantuvo en el rango  $-6.9^{\circ}C \leq v_5 \leq 11.5^{\circ}C$ .

Debido a que no se contaba con información histórica del comportamiento de las variables para cada uno de los estados de funcionamiento de interés, se consultaron diferentes expertos en este proceso para determinar los umbrales de los otros estados que se definen. Como resultado de este procedimiento se obtuvieron los umbrales que se muestran en la tabla 6.

--	-	0	+
		$-5 \leq v_1 < -3$	$-3 < v_1 < 5$
	$v_3 < -2$	$-2 \leq v_3 \leq 0$	
$v_5 \leq -10$	$-10 < v_5 \leq -5$	$-5 < v_5 < 10$	$v_5 \geq 10$

**Tabla 6 Umbrales obtenidos a partir del criterio de los expertos.**

Como puede verse, los umbrales recomendados por los expertos, para el caso de funcionamiento normal, son más estrictos que los obtenidos a partir de la información histórica. Para la implementación del diagnosticador se utilizarán los umbrales definidos por los expertos buscando garantizar las condiciones de seguridad argumentadas por los mismos, en el caso del flujo de petróleo el umbral de funcionamiento normal quedó como sigue:  $-0.2T \leq v_6 \leq 0.2T$ , es decir, si la variable se sale de este rango, significa que la unidad de generación no se encuentra en las condiciones de estabilidad requeridas para el diagnóstico, lo que lleva a la desconexión de este último, hasta tanto se normalice la situación nuevamente.

Para validar el funcionamiento del árbol de decisión obtenido, se implementa el pseudocódigo mostrado en la figura 5. Este programa fue probado utilizando valores típicos para cada uno de los estados y siempre se obtuvieron resultados satisfactorios en la clasificación, por lo que se prosiguió a la fase de incorporación en línea del diagnosticador.



```
function c1 = DecisionTree(v)
%% v = [v1 v3 v5]
v1 = v(1);
v3 = v(2);
v5 = v(3);

%% Encuestando v5
si(v5<=-10)
    Devolver c1 = 2;
sino si (v5>-10 && v5<=-5)
    Devolver c1 = 6;
sino si(v5 >= 10)
    Devolver c1 = 5;
%% Encuestando v1
sino si(v1>=-5 && v1<=-3)
    %% Encuestando v3
    si(v3>=-2 && v3<=0)
        Devolver c1 = 0;
    sino si(v3<-2)
        Devolver c1 = 3;
    fin
fin
sino si(v1>-3 && v1<5)
    %% Encuestando v3
    si(v3>=-2 && v3<=0)
        Devolver c1 = 4;
    sino si(v3<-2)
        Devolver c1 = 1;
    Fin para todo
end
```

Figura 5 Pseudocódigo para la implementación del árbol de decisión.

Para incorporar en línea el Diagnosticador se implementó una solución web, basada en la filosofía cliente-servidor. Las variables primarias monitorizadas (flujo de petróleo, variación de la temperatura de salida de los gases, la variación de la potencia de generación y la presión del horno), son obtenidas desde una réplica de la base de datos del SCADA ubicada en una zona desmilitarizada (DMZ) cada un minuto, mediante un componente Java que se ejecuta como un proceso del sistema de manera permanente, estos valores son procesados y discretizados, obteniendo además la salida del árbol de decisión creado con Weka integrado a este componente, para luego almacenar toda esta información en la base de datos del diagnosticador.

Para el procesamiento y adquisición de los datos se programó un componente Java, que integra el árbol de decisión obtenido con Weka. En el caso de la aplicación interfaz, se utilizaron los lenguajes de programación PHP (del lado del servidor), JavaScript y AJAX (del lado del cliente), aprovechando la versatilidad de PHP y las posibilidades que brindan JavaScript y AJAX para mejorar la usabilidad de la interfaz. Finalmente la aplicación interfaz, toma estos datos para mostrar un sinóptico, donde se incluyen las tendencias de las variables primarias, el estado del generador y un listado de los eventos del sistema, que sirve como bitácora para evaluar además de la certeza en los diagnósticos el funcionamiento general del diagnosticador. Figura 6

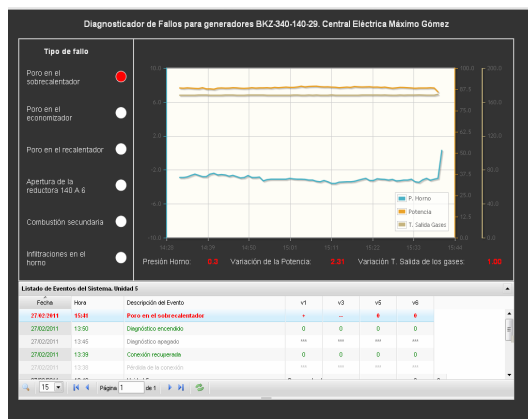


Figura 6 Sinóptico del Diagnosticador

## CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En el presente trabajo se ha presentado el diseño de un sistema de diagnóstico de fallos para diagnosticar fallos presentes en el generador de vapor BKZ-340-140- 29M de la CTE “Máximo Gómez”. La técnica utilizada para la implementación del diagnosticador fue la del árbol de decisión la cual brindó de forma sencilla y precisa el resultado esperado. El uso del algoritmo

ID3 en la implementación del árbol de decisión, y de la tabla de síntomas propuesta por un grupo de expertos permitió incorporar al diagnóstico otro grupo de fallos presentes en el generador de vapor BKZ-340-140-29M y por tanto el diagnosticador realizado adquirió mayor integralidad. El diagnosticador está instalado en estos momentos y se realizan las pruebas necesarias para ajustar los detalles de su implementación práctica.

## REFERENCIA BIBLIOGRÁFICA

1. **ALCORTA GARCÍA EFRAÍN**: “Detectando falla mediante redundancia analítica” en *Ingenierías*, Vol IV, No. 11, abril-junio 2001.
2. **ANGELI C., CHATZINIKOLAOU A.** “On line fault detection techniques for technical systems: A survey” en *International Journal of Computer Science and Applications* Vol I, No 1, 2004, pp 12-30.
3. Aranguren Zambrano, Sandra, Tarantino Alvarado Rocca. “Metodología y tecnología de detección y diagnóstico de fallas aplicadas a procesos industriales” en *Revista colombiana de tecnologías de avanzada*. Vol I, No 13, 2009, pp. 85-90.
4. **BEZDEK J.C.** “Pattern recognition with fuzzy objective function algorithm” New York, Plenum Press, 1981.
5. **BLÁZQUEZ, L.; DE MIGUEL, L.** “Diagnóstico automático de fallos para sistemas dinámicos no lineales”, Reporte de Investigación, Dpto. Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad de Valladolid, España., url: [www.cea-ifac.es/actividades/jornadas/XXIV/documentos/.../78.pdf](http://www.cea-ifac.es/actividades/jornadas/XXIV/documentos/.../78.pdf)
6. **DEPARTAMENTO DE INFORMÁTICA. UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN LUIS(UNSL)**, “Aprendizaje de árboles de decisión”. en *Curso: Aprendizaje automático y minería de datos*, Argentina, octubre 2006. url: [www.dirinfo.unsl.edu.ar/~aamd/Teorias/dec\\_tree.pdf](http://www.dirinfo.unsl.edu.ar/~aamd/Teorias/dec_tree.pdf).
7. **GARCÍA, E, MORANT, F, CORRECHER, A, QUILES, T, LLANES, O.** “Seguimiento de estado, diagnóstico de fallos y mantenimiento industrial: Una visión integrada”, *9na Semana Tecnológica del MIC- Taller de Supervisión y Diagnóstico de Fallos en sistemas industriales*, CEDAI, Ciudad de La Habana, Octubre 20-21, 2009
8. **GERTLER, J.** “Survey of Model-Based Failure Detection and Isolation in Complex Plants”. *IEEE Control Systems Magazine*, Vol. 8, No. 6, pp. 3-11, diciembre 1988.
9. **HOUSE J. M., LEE W. Y. AND SHIN R.**” Classification techniques for fault detection and diagnosis of an air-handling unit” en *ASHRAE Transactions* Vol. 105, No. 1, 1999, pp.153-170.
10. **LANDEWERD, G TIMMERS, T. E. GELSEMA , BINS M. AND HALIC, M.** “Binary tree versus single level tree classification of white blood cell” en *Pattern Recognition*, Vol. 16, No. 3, 1983, pp. 571-577.
11. **MITCHELL, T.**, “Machine Learning”, Ed. McGraw-Hill Science/Engineering/Math, March 1,1997
12. **MUÑOZ SAN ROQUE, ANTONIO**: “Aplicación de técnicas de redes neuronales artificiales al diagnóstico de procesos industriales” en *Colección de Tesis Doctorales* No. 209, Madrid, España, 1996 url: [www.iit.upcomillas.es/docs/TesisAntonioMuNoz.pdf](http://www.iit.upcomillas.es/docs/TesisAntonioMuNoz.pdf).
13. **PRIETO MORENO, ALBERTO.** “Modelado, detección y diagnóstico de fallos en el bloque de carga del capacitor de un equipo desfibrilador”, *Tesis de Maestría, Maestría de Informática Industrial y Automatización*, ISPJAE, Ciudad Habana, 2006.
14. **SWAIN, P. AND HAUSKA, H.**. “The decision tree classifier design and potential” en *IEEE Trans. Geosci. Electron*, Vol. 37, No. 2, 1977, pp. 969-977.
15. **VENKATASUBRAMANIAN, V, RENGASWAMY, R, YIN, K, KAVURIS.** “A review of process fault detection and diagnosis. Part I”. *Computer and Chemical Engineering* Vol. 27, 2003, pp. 293-311.
16. **VENKATASUBRAMANIAN, V, RENGASWAMY, R, KAVURIS.** “A review of process fault detection and diagnosis. Part II”. *Computer and Chemical Engineering*, Vol.27, 2003, pp. 313-326.
17. **VENKATASUBRAMANIAN, V, RENGASWAMY, R, YIN, K, KAVURIS.** A review of process fault detection and diagnosis. Part III”. *Computer and Chemical Engineering* Vol. 27, 2003, pp. 327-346.

Maylín Torres-Vizcaya, Tomás Rodríguez-Barrios, Alberto Prieto-Moreno, Orestes Llanes-Santiago

## AUTORES

Ing. Maylín Torres Vizcaya, , Central Termoeléctrica “Máximo Gómez”, Artemisa, Cuba  
e-mail: [mtorres@ctemg.une.cu](mailto:mtorres@ctemg.une.cu)

Ing. Tomás Rodríguez Barrios, Central Termoeléctrica “Máximo Gómez”, Artemisa, Cuba  
e-mail: [tomas@ctemg.une.cu](mailto:tomas@ctemg.une.cu)

Msc. Alberto Prieto Moreno, Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría, La Habana, Cuba  
e-mail: [albprieto@electrica.cujae.edu.cu](mailto:albprieto@electrica.cujae.edu.cu)

Dr. Orestes Llanes Santiago, Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría, La Habana, Cuba  
e-mail: [orestes@electrica.cujae.edu.cu](mailto:orestes@electrica.cujae.edu.cu)