



## SISTEMA DE DETECCIÓN DE FALLOS BASADO EN PC EN CALDERAS PIROTUBULARES

R. RIVAS PÉREZ<sup>1</sup>, V. FELIU BATLLE<sup>2</sup>, J. SOTOMAYOR MORIANO<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría (CUJAE)  
127 s/n, CUJAE, Marianao, Ciudad. de la Habana, C.P. 19390, Cuba

<sup>2</sup> Universidad de Castilla la Mancha (UCLM), ETS Ingenieros Industriales  
Av. Camilo José Cela s/n, Ciudad Real, España

<sup>3</sup> Pontificia Universidad Católica del Perú (PUCP)  
Av. Universitaria, Cdra. 18, San Miguel, Lima 100, Perú

*(Recibido 9 de diciembre de 2002, revisado 9 de julio de 2004, para publicación 4 de octubre de 2004)*

**Resumen** – Se ofrece un sistema basado en PC para la detección de fallos en calderas pirotubulares. Se presentan los algoritmos que posibilitan la detección rápida de fallos abruptos en esta clase de plantas, los cuales se basan en la detección de cambios en los parámetros de los procesos que se desarrollan en las mismas producidos por un fallo y en la modificación del algoritmo de estimación para acelerar la identificación del valor final de dicho cambio. Los resultados de la simulación muestran la efectividad y robustez del sistema propuesto en la detección de fallos, por lo que dicho sistema puede encontrar una amplia aplicación práctica no solo en calderas pirotubulares, sino además en otras clases de plantas, equipos y procesos industriales.

### 1. INTRODUCCIÓN

Actualmente, la imperiosa necesidad existente en el ámbito internacional de optimizar el aprovechamiento de los recursos energéticos, como consecuencia de la escasez de los combustibles fósiles y los requerimientos de disminuir el impacto de la actividad industrial sobre el medio ambiente, conllevan a la búsqueda de estrategias de control que posibiliten un aumento en la eficiencia y seguridad en el funcionamiento de los equipos y procesos que consumen una gran cantidad de combustibles, entre los que se encuentran las calderas industriales [1, 2].

Las calderas son plantas complejas, peligrosas y muy difundidas en el sector industrial. Estas plantas tienen como función transformar en energía térmica la energía contenida en los combustibles fósiles, mediante su combustión, y transferirla al agua para generar vapor, el cual en lo adelante se utilizará como tal o como sustancia de trabajo en otros equipos o procesos [2, 3].

La explotación eficiente y fiable de las calderas industriales es imposible de lograr sin la aplicación de una correcta estrategia de control automático [3]. En esta clase de plantas la presencia de fallos puede ocasionar serios daños materiales y graves consecuencias para el personal de explotación y el medio ambiente [4, 5].

El diseño de sistemas de detección y diagnóstico automático de fallos en calderas industriales presenta una significativa importancia debido a la creciente demanda internacional de sistemas de control de alta fiabilidad y seguridad [2, 6].

Los sistemas de detección y diagnóstico automático de fallos posibilitan mejorar la rehabilitación y seguridad de las plantas industriales, así como también aumentar la eficiencia, la fiabilidad, el mantenimiento y la disponibilidad de dichas plantas [7]. Estos sistemas forman parte de los bloques de supervisión de los sistemas de control y realizan las funciones de registrar la evolución del proceso y detectar fallos aún incipientes para evitar el daño o la pérdida que podría suponer el desarrollo completo de los mismos, analizar estos fallos y deducir su origen y reconfigurar el sistema para continuar operando en correspondencia con las especificaciones fijadas [8, 9, 10, 11].

Los sistemas de detección y diagnóstico automático de fallos deben presentar dos características relevantes: la velocidad de detección y la robustez en su funcionamiento [12, 13, 14].

La velocidad de detección está relacionada con el tiempo que tarda el algoritmo en señalar la alarma cuando considera que el sistema está en condiciones de fallo. Este tiempo de retardo empleado hasta que se realiza la detección, lógicamente debe ser minimizado para un índice de falsas alarmas previamente especificado [13].

La robustez en el funcionamiento representa la habilidad del sistema para aislar fallos en presencia de errores de modelado y/o perturbaciones desconocidas. Este aspecto posee una gran importancia, al ser inevitable la presencia de errores en el modelado [14].

En correspondencia con el contenido de los tubos, las calderas se subdividen en dos grandes grupos: acuotubulares o de tubos de agua y pirotubulares o de tubos de fuego [3, 4].

Las calderas acuotubulares se caracterizan por la circulación de la mezcla agua vapor por el interior de los tubos y la aplicación de fuego en la superficie exterior de los mismos. Los tubos se encuentran unidos a uno o más domos, los cuales se encuentran colocados generalmente en posición horizontal. Esta clase de calderas se utiliza en industrias que exigen la generación de elevadas cantidades de vapor con altas presiones, por lo que en término de operación son mucho más complejas y requieren una mayor seguridad que las calderas pirotubulares [4].

Las calderas pirotubulares se caracterizan por la circulación de los gases de la combustión por el interior de los tubos, mientras que el agua a evaporar rodea la superficie exterior de dichos tubos. Su operación es más simple que la de las calderas acuotubulares, sin embargo necesitan una elevada seguridad en su funcionamiento, ya que la presencia de fallos en las mismas puede ocasionar accidentes catastróficos de importantes consecuencias. Se utilizan en industrias que no requieren de la generación de elevadas cantidades de vapor, pero son las más difundidas y las que presentan mayor aplicación en todo el sector industrial [1, 4].

El problema del diseño de sistemas efectivos de detección y diagnóstico automático de fallos en calderas industriales no ha sido suficientemente tratado, debido a las complejidades técnicas que caracterizan a esta clase de plantas [2, 4]. Es por ello que el desarrollo de estrategias que posibiliten la detección de fallos incipientes o el inicio de la degradación en algunos de sus procesos merece una gran atención.

Considerando que las calderas pirotubulares son las más difundidas en el sector industrial, este trabajo presenta como objetivo el desarrollo de un sistema efectivo de detección de fallos basado en PC en esta clase de plantas.

El artículo se encuentra organizado de la siguiente forma. En la sección 2 se presentan las principales características de las calderas industriales pirotubulares como objetos de control automático. En la sección 3 se desarrollan los algoritmos de funcionamiento del sistema de detección de fallos basado en PC que se propone. En la sección 4 se ofrece un ejemplo de aplicación del sistema propuesto a la detección de fallos en el sistema de control de la presión del vapor en el cuerpo de una caldera pirotubular. Finalmente, en la sección 5 se presentan las conclusiones del trabajo.

## 2. CARACTERIZACIÓN DE LAS CALDERAS INDUSTRIALES PIROTUBULARES

Las calderas pirotubulares se utilizan cuando se requieren producciones de vapor comprendidas entre un mínimo de 200 Kg/h y un máximo de 17.000 Kg/h y/o con presiones que pueden oscilar desde 8 Kg/cm<sup>2</sup> hasta 24 Kg/cm<sup>2</sup> [3, 4]. En la Fig. 1 se muestra una caldera pirotubular.

Las calderas pirotubulares, por lo general, se encuentran conformadas por los siguientes subsistemas [1]:

- Subsistema de Preparación del Combustible;
- Subsistema de Tratamiento del Agua de Alimentación;
- Subsistema de Generación de Vapor;
- Subsistema de Supervisión.



Fig. 1. Caldera industrial pirotubular.

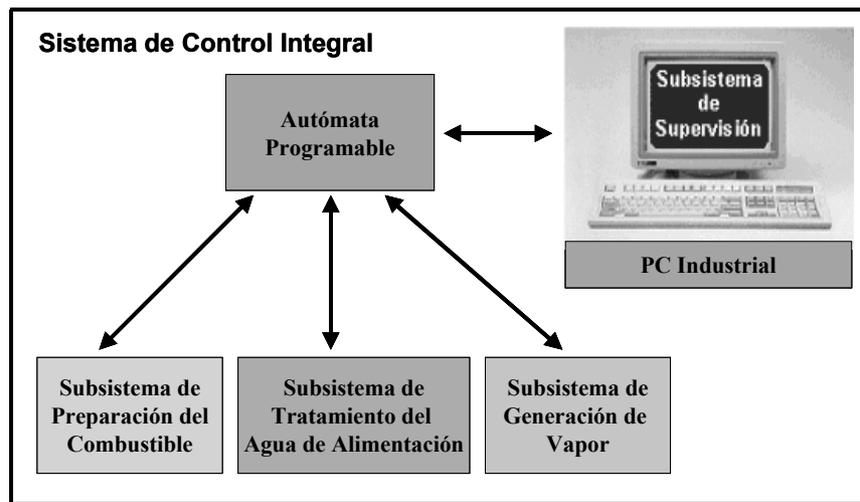


Fig. 2. Diagrama en bloques del sistema de control integral de una caldera industrial pirotubular.

Actualmente, estas plantas no pueden funcionar sin la existencia de un sistema de control automático que controle el comportamiento de cada uno de estos subsistemas. En la Fig. 2 se muestra un diagrama de bloques simplificado del sistema de control integral de una caldera industrial pirotubular [1].

De estos subsistemas, el de generación de vapor es el más importante y constituye el elemento clave para la obtención de una elevada eficiencia energética y un alto nivel de seguridad [1]. La presencia de fallos en sus elementos presenta una mayor peligrosidad que en el resto de los subsistemas [15]. En la Fig. 3 se muestra un diagrama funcional de este subsistema, el cual se encuentra conformado por los siguientes elementos:

- Quemador con sus diferentes accesorios: bomba de segundo impulso (BSI), regulador de presión, calentador de combustible (CQ), ventilador de tiro forzado (VTF), clapetas, válvula de regulación, etc.

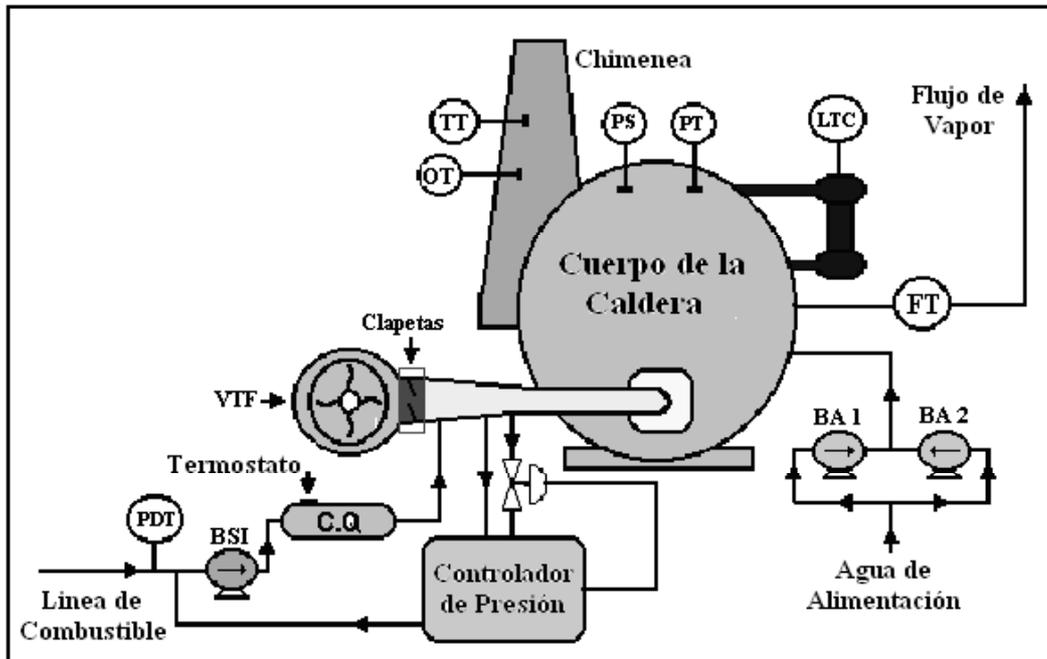


Fig. 3. Diagrama funcional del subsistema de generación de vapor.

- Sensor-transmisor de presión (PT), ubicado en el cuerpo de la caldera, que posibilita medir la presión del vapor.
- Sensor-transmisor de temperatura (TT), situado en la chimenea, que permite medir la temperatura de los gases de escape.
- Sensor-transmisor de caudal de vapor (FT), situado en la línea de salida del vapor con el objetivo de conocer el caudal real de vapor que produce la caldera.
- Sensor-transmisor de presión diferencial (PDT), ubicado en la línea de alimentación del combustible, con la finalidad de medir el caudal de combustible que llega al quemador.
- Sensor-transmisor de opacidad de los gases producto de la combustión (OT), situado en la chimenea con el objetivo de evaluar la calidad de la combustión.
- Sensor-transmisor de nivel (LTC), situado en el cuerpo de la caldera con la finalidad de determinar el nivel exacto del agua.
- Elementos que apoyan el funcionamiento del quemador (termostatos, presostatos (PS), etc.).
- Bombas de Alimentación de agua (BA1 y BA2).

En este subsistema se desarrollan diferentes procesos que presentan una vital importancia para el funcionamiento efectivo y seguro de la caldera, entre los que se encuentran: el proceso de combustión, el proceso de producción de vapor, el proceso de alimentación de agua a la caldera, el proceso de expulsión de los gases producto de la combustión, etc. En cada uno de estos procesos se controlan variables tales como la relación aire combustible, la presión del vapor y el nivel del agua en el cuerpo de la caldera, el caudal de vapor producido, la temperatura y opacidad de los gases producto de la combustión, etc.

Desde el punto de vista de la seguridad en el funcionamiento y explotación de las calderas pirotubulares, los elementos que presentan más probabilidad de ocurrencia de fallos son: los instrumentos de medición, entre los que se encuentran los sensores transmisores de presión, presión diferencial, nivel, opacidad y caudal; los actuadores, entre los que se destacan las válvulas de regulación, el ventilador de tiro forzado y las bombas de agua y combustible; los procesos, en los que pueden existir fugas, tupiciones en tuberías, roturas, fallos mecánicos, etc.

Considerando la amplia aplicación que presentan las calderas pirotubulares, así como la necesidad de aumentar la fiabilidad y seguridad en su funcionamiento y explotación, se propone un sistema basado en PC para la detección de fallos en esta clase de plantas, el cual puede ser utilizado para detectar fallos en cualquiera de sus subsistemas y procesos.

### 3. SISTEMA DE DETECCIÓN DE FALLOS BASADO EN PC EN CALDERAS PIROTUBULARES

En las calderas pirotubulares, la tarea de detección y diagnóstico de fallos la desarrolla el subsistema de supervisión de estas plantas, el cual se encuentra conformado por una PC industrial [1, 4].

En estas calderas los parámetros que caracterizan el comportamiento dinámico de sus diferentes procesos pueden presentar variaciones bruscas [1, 2] lo cual, por lo general, se encuentra relacionado con la ocurrencia de fallos [4, 6]. Es por ello que para garantizar la seguridad en su funcionamiento se necesita utilizar algoritmos que sean capaces de estimar de forma rápida dichas variaciones.

Para la detección y el diagnóstico de fallos mediante métodos analíticos han sido propuestos diferentes métodos y técnicas entre los que se encuentran: filtros de Kalman, mínimos cuadrados (LS), máxima verosimilitud, etc. [8, 9, 11, 13]. El mayor inconveniente que estos métodos presentan es su lentitud en detectar fallos bruscos en plantas y procesos [11].

El cálculo de funciones estadísticas de decisión ha sido aplicado con éxito en la detección y diagnóstico de fallos en diversos campos. Una de las técnicas más utilizadas es el Test de Relación de Verosimilitud Generalizado (GLR) [10, 15]. La idea básica del GLR consiste en calcular el logaritmo de relación entre dos probabilidades correspondientes a las condiciones de fallo y no fallo, en conexión con las estimaciones de máxima verosimilitud del tamaño del fallo y del tiempo en que ocurrió. Esta técnica se comporta especialmente bien en la detección de fallos que pueden ser modelados como efectos aditivos y que no presentan variaciones bruscas [8, 11]. Sin embargo, la estimación del tiempo en que se produce el cambio origina que la complejidad de la técnica aumente progresivamente, a medida que el test se va aplicando.

Los algoritmos tradicionales de identificación no posibilitan estimar de forma adecuada los valores de los parámetros cuando éstos varían bruscamente [16]. Estos algoritmos no satisfacen los dos objetivos primordiales de toda estimación: sensibilidad del estimador ante variaciones bruscas en los parámetros e insensibilidad frente a ruidos o perturbaciones. A continuación se presenta un sistema de detección de fallos en calderas pirotubulares, cuyos algoritmos satisfacen estos objetivos.

#### 3.1. Modelación del comportamiento dinámico de los procesos de las calderas pirotubulares

El comportamiento dinámico de diferentes procesos que tienen lugar en las calderas pirotubulares puede ser representado de forma adecuada mediante un modelo lineal del tipo [1, 17]:

$$A(q^{-1})y(t) = B(q^{-1})q^{-d}u(t) + e(t), \quad (1)$$

donde:

$A(q^{-1})$ ,  $B(q^{-1})$  – polinomios, cuyos coeficientes se necesita identificar y que se determinan mediante las expresiones:

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + a_2q^{-2} + \dots + a_{na}q^{-na}; \quad (2)$$

$$B(q^{-1}) = b_1q^{-1} + b_2q^{-2} + \dots + b_{nb}q^{-nb}; \quad (3)$$

$u(t)$ ,  $y(t)$  – entradas y salidas medibles, respectivamente, del proceso;

$e(t)$  – ruido blanco de media nulo, caracteriza las perturbaciones del proceso y las incertidumbres del modelo;

$d$  – retardo de tiempo del proceso.

El modelo (1) puede ser presentado en la forma:

$$y(t) = \theta^T(t)\varphi(t) + e(t), \quad (4)$$

donde:

$\varphi(t)$  – vector que contiene los datos pasados de salida y entrada respectivamente, del proceso,

$$\varphi^T(t) = [-y(t-1), \dots, -y(t-na), u(t-1-d), \dots, u(t-d-nb)]; \quad (5)$$

$\theta(t)$  – vector de parámetros,

$$\theta^T = [a_1, a_2, \dots, a_{na}, b_0, b_1, \dots, b_{nb}]. \quad (6)$$

En la ecuación (4),  $na, nb$  y  $d$  son conocidos, los parámetros  $a_i, b_j$  son desconocidos y pueden variar con el tiempo.

### 3.2. Algoritmo de mínimos cuadrado recursivos

El estimador de mínimos cuadrados posibilita obtener el vector  $\theta(t)$  que minimiza la siguiente función de coste [16]:

$$J(\hat{\theta}) = \sum_{i=1}^N [y(i) - \hat{\theta}^T \varphi(i)]^2. \quad (7)$$

La expresión (7) representa a la suma de los cuadrados del error de predicción  $\varepsilon(t)$  entre las salidas reales del proceso  $y(i)$  y sus predicciones, evaluadas con el modelo de estimación  $\hat{\theta}^T \varphi(i)$ .

Debido a que el comportamiento dinámico de diferentes procesos que tienen lugar en las calderas es variante en el tiempo [1, 2], los datos pasados se eliminan mediante la utilización del factor de olvido  $\lambda$ , el cual puede ser determinado con la ayuda de la expresión [16]:

$$\begin{aligned} \lambda &= \min(1, S_f(t-1)/S_f) \\ S_f(t) &= [( \tau_f - 1)S_f(t-1) + \varepsilon^2(t)] / \tau_f. \end{aligned} \quad (8)$$

El algoritmo de mínimos cuadrados recursivos (RLS) para procesos variantes en el tiempo genera el vector de parámetros en la forma [16]:

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + K(t)\varepsilon(t) = \hat{\theta}(t-1) + K(t)[y(t) - \varphi^T(t)\hat{\theta}(t-1)], \quad (9)$$

donde:

$\varepsilon(t)$  – error de predicción;

$K(t)$  – matriz de ganancia, se actualiza en cada instante de tiempo,

$$K(t) = P(t)\varphi(t); \quad (10)$$

$P(t)$  – matriz de covarianza,

$$P(t) = \frac{1}{\lambda} \left[ P(t-1) - \frac{P(t-1)\varphi(t)\varphi^T(t)P(t-1)}{\lambda + \varphi^T(t)P(t-1)\varphi(t)} \right]. \quad (11)$$

La matriz de covarianza  $P(t)$  debe ser siempre definida positiva sin embargo debido a los errores de redondeo se puede convertir en una matriz no-positiva definida, causando problemas de inestabilidad numérica que se manifiestan mediante la divergencia de los parámetros estimados. Para evitar este problema y mejorar la robustez de la estimación se utilizan diferentes métodos de actualización de la matriz  $P(t)$ , entre los que se encuentran [16]:

- (i) El algoritmo de raíz cuadrada:

$$P(t) = Q(t)Q^T(t), \quad (12)$$

donde:

$Q(t)$  – matriz no singular;

(ii) El algoritmo de factorización U-D:

$$P(t) = U(t)D(t)U^T(t), \quad (13)$$

donde:

$U(t)$  – matriz unidad triangular superior;

$D(t)$  – matriz diagonal.

Otro problema a tener en cuenta es que para que la matriz de covarianza  $P(t)$  sea no singular, el proceso monitorizado debe estar persistentemente excitado, es por ello que  $P(t)$  sólo se debe actualizar cuando la excitación del proceso sea suficiente.

El algoritmo de identificación (9) se basa en la hipótesis de que los parámetros de los procesos deben ser constantes o que varíen lentamente con respecto al tiempo requerido para la identificación, resultándole imposible seguir adecuadamente variaciones bruscas que puedan ocurrir en dichos parámetros [16].

A continuación se presenta el algoritmo que utiliza el sistema de detección de fallos que se propone, el cual se caracteriza por ser capaz de detectar de forma rápida los cambios bruscos que se originan en los parámetros de los procesos que se desarrollan en las calderas pirotubulares.

### 3.3. Algoritmo de detección de fallos basado en la estimación rápida de parámetros que sufren variaciones bruscas

Un algoritmo de detección de fallos consiste en la formación de una secuencia de datos que son sensibles a los fallos, es decir que presentan propiedades diferentes antes y después del fallo [15].

El problema de detección de fallos que se está considerando concierne a cambios bruscos en el vector de parámetros que caracteriza el comportamiento dinámico de cualquiera de los procesos que se desarrollan en las calderas pirotubulares. Por tanto para la detección se utilizará como punto inicial la secuencia de estimación de este vector  $\hat{\theta}(t)$ , determinada por la expresión (9).

El algoritmo de detección de fallos que se utiliza se basa en el estudio de la dirección de cambio del vector de parámetros  $\hat{\theta}(t)$  de los procesos sobre un cierto intervalo de tiempo. Bajo condiciones normales de operación, es decir cuando no hay fallo,  $\Delta\hat{\theta}(t)$  fluctúa en torno a cero, debido a que en este caso el valor verdadero de  $\theta(t)$  y el valor medio de la estimación  $\hat{\theta}(t)$ , coinciden si esta es no polarizada, pero cuando ocurre un fallo los incrementos se mueven sistemáticamente hacia un nuevo valor, ya sea positivo o negativo.

El algoritmo presenta dos partes: la detección de que se ha producido un cambio en los parámetros del proceso bajo consideración y la modificación del algoritmo de estimación para acelerar la identificación del valor final de dicho cambio.

### 3.4. Detección de cambios en los parámetros del proceso.

El problema inicial consiste en detectar cambios en el vector de parámetros  $\theta(t)$  que caracteriza el comportamiento dinámico del proceso bajo consideración. La diferencia entre dos estimaciones sucesivas, suponiendo  $\theta(t)$  constante se determina mediante la expresión [16]:

$$\Delta\hat{\theta}(t) = K(t)\varepsilon(t) = K(t)[\varphi^T(t)\tilde{\theta}(t-1) + e(t)], \quad (14)$$

donde:

$$\tilde{\theta}(t) = \theta(t) - \hat{\theta}(t); \quad (15)$$

En el tiempo  $t$ , las estimaciones son actualizadas en la dirección del vector  $P(t)\varphi(t)$ .

Durante la operación normal del proceso, cuando no se han producido fallos, las probabilidades de dirección positiva y negativa son prácticamente iguales, es decir los parámetros estimados son muy parecidos a los reales, por lo que se cumple la condición:

$$\Pr[\Delta\tilde{\theta}^T(t)\Delta\tilde{\theta}(t-1) > 0] \approx \Pr[\Delta\tilde{\theta}^T(t)\Delta\tilde{\theta}(t-1) < 0], \quad (16)$$

donde:

Pr – denota probabilidad.

Cuando ocurre un fallo, los parámetros estimados se dirigen hacia sus nuevos valores, originándose la siguiente desigualdad:

$$\Pr[\Delta\tilde{\theta}^T(t)\Delta\tilde{\theta}(t-1) > 0] > \Pr[\Delta\tilde{\theta}^T(t)\Delta\tilde{\theta}(t-1) < 0]. \quad (17)$$

Esta diferencia es utilizada para determinar los algoritmos de detección de fallos. Para su implementación, en vez de aplicar el producto escalar  $\Delta\hat{\theta}^T(t) \cdot \Delta\hat{\theta}(t-1)$ , es más eficiente estudiar el producto escalar entre  $\Delta\hat{\theta}(t)$  y una suma de los últimos incrementos de las estimaciones, calculados utilizando un filtro exponencial de los mismos, para lo cual se introduce el vector  $w(t)$ :

$$w(t) = \gamma_1 w(t-1) + \Delta\hat{\theta}(t), \quad (18)$$

donde:

$$0 \leq \gamma_1 \leq 1. \quad (20)$$

En este caso, cuando ocurre un fallo  $w(t)$ , puede ser considerado como una estimación de la dirección de cambio de los parámetros.

Se define otra nueva secuencia  $s(t)$  mediante la expresión:

$$s(t) = \text{sign} \left[ \Delta\hat{\theta}^T(t)w(t-1) \right]. \quad (21)$$

Esta secuencia es insensible a los efectos de las variaciones del ruido del proceso. En condiciones normales de operación,  $s(t)$  tiene aproximadamente una distribución simétrica en dos puntos +1 y -1, con peso 0,5 en cada uno de ellos. Cuando se produce un fallo esta distribución no es simétrica y tiene un mayor peso en el punto +1 que en el -1. La detección puede realizarse inspeccionando los últimos valores de  $s(t)$ . Si  $s(t)$  es +1 se podría concluir que ha ocurrido un fallo. Pero es muy difícil decidir cuantas veces  $s(t)$  debe ser +1 para que exista un fallo, por esto se define una nueva variable estocástica  $r(t)$ :

$$r(t) = \gamma_2 r(t-1) + (1 - \gamma_2) s(t), \quad (22)$$

donde:

$$0 \leq \gamma_2 \leq 1. \quad (23)$$

De (22) se obtiene el valor medio de  $s(t)$  en los últimos periodos de muestreo. Cuando los parámetros estimados son muy parecidos a los reales,  $r(t)$  tiene un valor medio igual a cero. Cuando ha ocurrido un fallo, es lógico esperar un valor medio positivo. El parámetro  $\gamma_2$  determina la cantidad de valores de  $s(t)$  que deben ser incluidos en la ecuación anterior. Un valor pequeño de  $\gamma_2$  permite una detección muy rápida a costa de una menor seguridad contra falsas alarmas. Para valores de  $\gamma_2$  cercanos a la unidad,  $r(t)$  tendrá aproximadamente una distribución Gausiana con varianza determinada mediante la expresión:

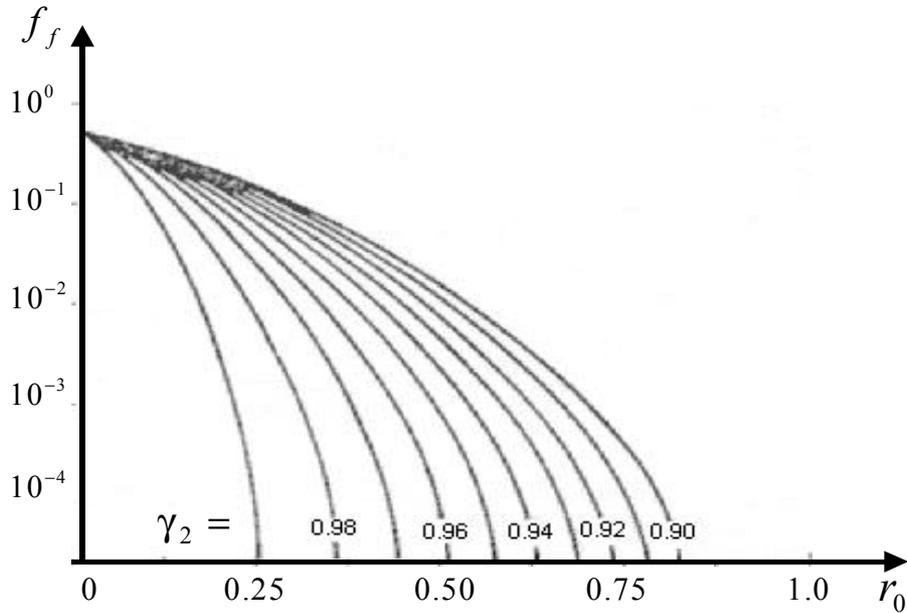


Fig. 4. Frecuencia de ocurrencia de fallos contra los límites de fallos.

$$\sigma^2 = \frac{1 - \gamma_2}{1 + \gamma_2}. \quad (24)$$

Si  $r(t)$  sobrepasa un cierto umbral  $r_0$ , puede concluirse que ha ocurrido un fallo, con una probabilidad determinada por el valor del umbral. En este algoritmo, el umbral puede ser calculado directamente como función de la frecuencia de falsas alarmas.

Si se supone que una frecuencia de falsas alarmas  $f_f$  es aceptable, la detección de un fallo tendrá lugar cada vez que  $r(t)$  sobrepase un umbral  $r_0$  definido mediante la expresión:

$$P[r(t) \geq r_0] = \frac{1}{\sqrt{2} \cdot \sigma} \int_{r_0}^{\infty} \exp\left[-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right] dx = f_f. \quad (25)$$

Si se elige un valor pequeño del umbral para detectar de forma rápida los fallos, la frecuencia de detección de falsas alarmas será muy alta. Esto se manifiesta en la ecuación (25) donde hay una relación inversa entre  $r_0$  y  $f_f$ .

Los límites de fallos se toman experimentalmente, como consecuencia de que los métodos actuales de detección y diagnóstico de fallos no disponen de posibilidades para calcularlos, debido a que dichos límites dependen únicamente del proceso que se esté analizando [11].

En la Fig. 4 se presenta un gráfico que facilita, una vez elegido el límite de fallo  $r_0$ , la selección de la frecuencia de falsas alarmas  $f_f$  y el término de seguridad contra su ocurrencia  $\gamma_2$ .

### 3.5. Modificación del algoritmo de estimación.

Cuando un fallo es detectado, la ganancia del estimador con factor de olvido constante debe ser incrementada. Esto quiere decir que la matriz  $P(t)$ , definida en (11), debe ser aumentada. Este incremento puede ser visto como una pérdida de la información almacenada en el estimador. Es decir, cuando ocurre un fallo  $P^{-1}$  tiene demasiada información, por ello reduciendo  $P^{-1}$  se mejora la eficiencia del estimador.

El incremento de  $P(t)$  se realiza añadiéndole a (11) una constante multiplicada por la matriz identidad, es decir:

$$P(t) = \frac{1}{\lambda} \left[ P(t-1) + \frac{P(t-1)\varphi(t)\varphi^T(t)P(t-1)}{\lambda + \varphi^T(t)P(t-1)\varphi(t)} \right] + \beta(t) \cdot I, \quad (26)$$

donde:

$\beta(t)$  - escalar positivo;

$I$  - matriz identidad.

La variable  $\beta(t)$  es cero excepto cuando se detecta un fallo. Cuando ocurre un fallo, un valor positivo de  $\beta(t)$  incrementa la matriz  $P(t)$ . En este caso la actualización de los parámetros se realiza en una dirección próxima a  $P(t)\varphi(t)$ .

El problema consiste en elegir de forma adecuada la variable  $\beta(t)$ , la cual depende del valor actual de  $P(t)$  y de  $r(t)$ . En el caso de que no exista ruido, el progreso de la estimación del error, cuando  $\theta(t)$  es constante y considerando (14), se determina en la forma:

$$\tilde{\theta}(t) = \left[ I - P(t)\varphi(t)\varphi^T(t) \right] \tilde{\theta}(t-1) = U(t)\tilde{\theta}(t-1). \quad (27)$$

Es necesario que este error tienda a cero cuando  $t$  aumenta. Todos los valores propios de la señal  $U(t)$  son uno, excepto el que corresponde al vector propio  $P(t)\varphi(t)$ . Este valor propio determina la longitud del paso en el algoritmo, y cuando  $\beta(t) = 0$ , se calcula como:

$$\nu_0(t) = \frac{\lambda}{\lambda + \varphi^T(t)P(t-1)\varphi(t)}. \quad (28)$$

El valor propio se encuentra comprendido entre cero y uno siempre que  $P > 0$ . Si se desea un valor propio igual a  $\nu(t)$  cuando se detecta un fallo, el valor propio de la señal  $U(t)$ , cuando  $\beta(t) \neq 0$ , se determina mediante la expresión:

$$\nu(t) = \nu_0(t) - \beta(t)\varphi^T(t)\varphi(t). \quad (29)$$

De (29) se obtiene:

$$\beta(t) = \frac{1}{\varphi^T(t)\varphi(t)} [\nu_0(t) - \nu(t)]. \quad (30)$$

El valor propio de  $\nu(t)$  debe estar en el intervalo  $0 \leq \nu(t) \leq \nu_0(t)$  para conseguir que la matriz  $P(t)$  sea definida positiva. Esto implica la necesidad de encontrar un valor de  $\nu(t)$  adecuado.

$\nu(t)$  puede ser una función lineal por partes en función del valor de las alarmas  $r(t)$ . El valor de  $\nu(t)$  se puede determinar mediante el gráfico representado en la Fig. 5 de la siguiente forma:

Mientras exista la probabilidad de que  $r \leq r_0$ , el valor de  $\nu(t)$  se determina como:

$$\nu(t) = \nu_0(t). \quad (31)$$

Cuando surge la probabilidad de que  $r > r_0$  (es decir ha ocurrido un fallo), el valor de  $\nu(t)$  se calcula resolviendo la ecuación de la diagonal.

La elección del umbral  $r_0$  en función del índice de falsas alarmas considerado posee una importancia fundamental, debido a que este valor influye de forma esencial en la sensibilidad del sistema de detección de fallos. Si se aumenta  $r_0$ , la detección es más lenta, pero no se tienen falsas alarmas, aunque existen alarmas que no son detectadas. Si por el contrario se disminuye  $r_0$ , la detección es más rápida, pero hay

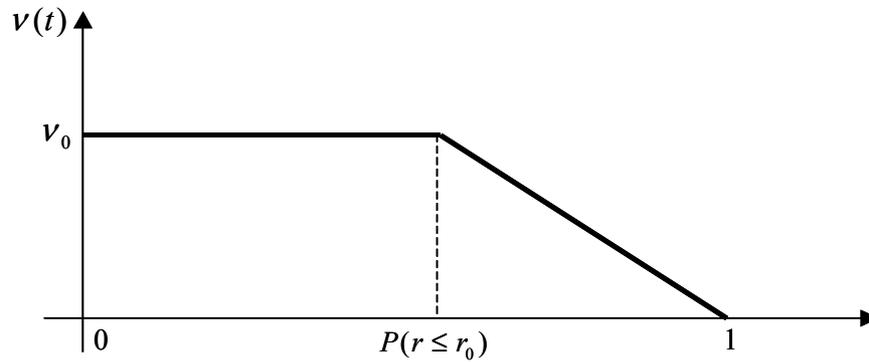
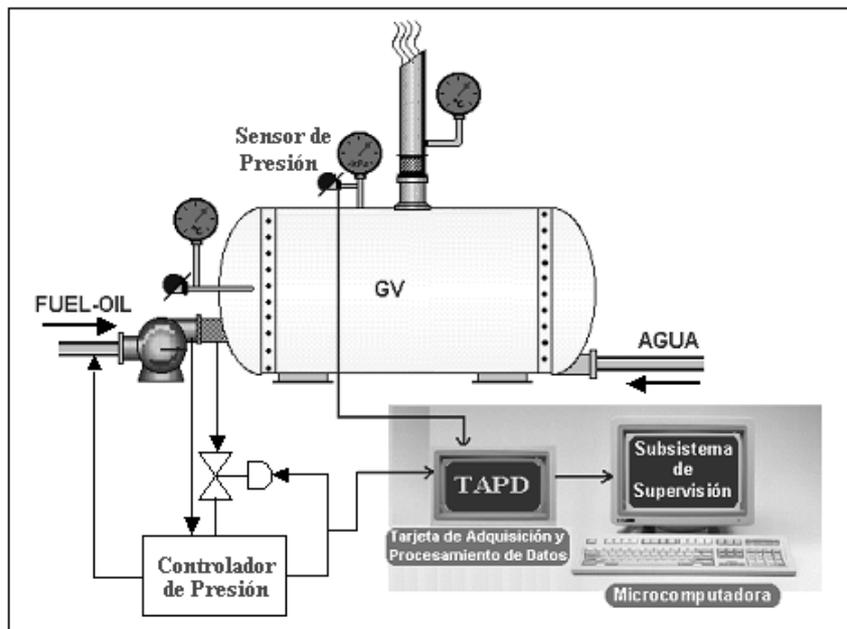
Fig. 5. Forma de determinar los valores de  $v(t)$ .

Fig. 6. Diagrama de la instalación experimental utilizada para la detección de fallos en el sistema de control de la presión del vapor en el cuerpo de una caldera pirotubular.

muchas falsas alarmas, fundamentalmente al principio de la estimación, donde los datos recogidos del proceso son menos exactos.

Este algoritmo se caracteriza por no ser sensible a las variaciones en el nivel de ruidos o en otras perturbaciones del proceso, por lo que en este sentido presenta una elevada robustez.

#### 4. DETECCIÓN DE FALLOS EN EL SISTEMA DE CONTROL DE LA PRESIÓN DEL VAPOR EN EL CUERPO DE UNA CALDERA PIROTUBULAR

Con el objetivo de comprobar la efectividad del sistema de detección de fallos que se propone, el mismo se aplicó en la detección de fallos en el sistema de control de la presión del vapor en el cuerpo de una caldera pirotubular, el cual constituye uno de los sistemas de control más importantes del Subsistema de Generación de Vapor de la planta bajo consideración, debido a que el control de la combustión se realiza mediante el control de la presión del vapor en el cuerpo de la caldera.

En la Fig. 6 se muestra un diagrama de la instalación experimental utilizada para la detección de posibles fallos en el sistema de control de la presión del vapor en el cuerpo de una caldera pirrotubular.

El control de la presión del vapor en el cuerpo de la caldera se realiza mediante la válvula de control, la cual regula la cantidad de combustible que se quema en el quemador. Si se necesita aumentar la presión del vapor, se disminuye la magnitud de abertura de la válvula, lo que origina una reducción en la cantidad de combustible de retorno del quemador y viceversa, si se necesita disminuir la presión del vapor, se aumenta la magnitud de abertura de la válvula, produciéndose un incremento en la cantidad de combustible de retorno del quemador.

En este sistema se pueden originar fallos en el sensor de presión, en la válvula de control, en el controlador y/o en el propio proceso.

El modelo del comportamiento dinámico del proceso de variación de la presión del vapor en el cuerpo de la caldera utilizado en el sistema de detección de fallos es:

$$p(t+1) = a(t)p(t) + u(t) + \xi(t), \quad (32)$$

donde:

$p(t)$  – variable medida (presión del vapor en el cuerpo de la caldera);

$u(t)$  – señal de control;

$\xi(t)$  – secuencia de variables aleatorias independientes.

El parámetro  $a(t)$  es estimado, utilizando el algoritmo RLS y los datos de entrada y salida del proceso, mediante las siguientes expresiones:

$$\hat{a}(t) = \hat{a}(t-1) + P(t)p(t-1)\varepsilon(t); \quad (33)$$

$$\varepsilon(t) = p(t) - \hat{a}(t-1)p(t-1) - u(t-1); \quad (34)$$

$$P(t) = \frac{p(t-1)}{\lambda + P(t-1)p(t-1)^2} + \beta(t), \quad (35)$$

donde:

$$\lambda = 0,995.$$

Las expresiones utilizadas en la detección de posibles fallos en el sistema de referencia son:

$$w(t) = \gamma_1 w(t-1) + [\hat{a}(t) - \hat{a}(t-1)]; \quad (36)$$

$$s(t) = \text{sign}[[\hat{a}(t) - \hat{a}(t-1)]w(t-1)]; \quad (37)$$

$$r(t) = \gamma_2 r(t-1) + (1 - \gamma_2)s(t); \quad (38)$$

$$v_0(t) = \frac{\lambda}{\lambda + P(t-1)p(t-1)^2}; \quad (39)$$

$$\beta(t) = \begin{cases} 0 & \text{si } r(t-1) < r_0; \\ \frac{1}{p(t-1)^2} [v_0(t) - v(t)] & \text{si } r(t-1) \geq r_0; \end{cases} \quad (40)$$

Como límite de fallo se tomó  $r_0 = \pm 0,7$  y  $\gamma_1 = 0,8$ .

Después de fijar el valor de  $r_0$ , la frecuencia de ocurrencia de falsas alarmas  $f_f$  y la seguridad contra su ocurrencia  $\gamma_2$  se determinaron del gráfico presentado en la Fig. 4, obteniéndose los siguientes resultados:

$$\begin{aligned} \gamma_2 &= 0,9; \\ f_f &= 0,0013. \end{aligned}$$

La elección de  $v(t)$  se realizó con la ayuda del gráfico representado en la Fig. 5.

Para comprobar la efectividad del sistema de detección de fallos, primeramente se simuló el comportamiento dinámico del proceso de variación de la presión en el cuerpo de la caldera sin utilizar el algoritmo de detección de fallos. Los resultados se muestran en la Fig. 7. Aproximadamente en  $t = 510$  segundos se origina una variación en la magnitud del parámetro  $a(t)$ , incrementando su valor de 0,02 a 0,027, lo cual puede ser consecuencia de una fuga de vapor en el cuerpo de la caldera. Este fallo es muy difícil de detectar observando simplemente las señales de entrada y salida del proceso o los residuos. Pero observando el parámetro estimado  $\hat{a}(t)$ , el fallo es obvio.

En la Fig. 8 se encuentran representados los resultados de la simulación del comportamiento dinámico del proceso cuando se aplica el sistema de detección de fallos. Como se puede observar el sistema detecta de forma rápida la ocurrencia de un fallo en el proceso.

En la Fig. 9 se muestran los resultados de la simulación de la secuencia  $r(t)$  del algoritmo de detección de fallos, aplicando la modificación del algoritmo de estimación. Todos los valores que toma  $r(t)$  mayores de  $\pm 0,7$  se consideran valores no permisibles, debido a la ocurrencia de fallos en dicho proceso y su detección implica la corrección de los parámetros fallidos.

En la Fig. 10 se presentan los resultados de la simulación de la secuencia  $r(t)$ , después de la corrección

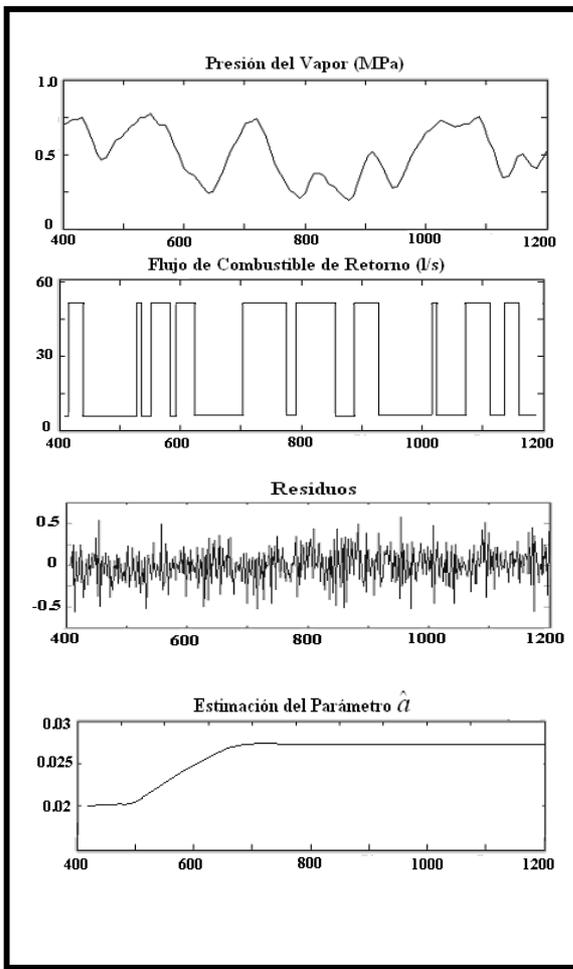


Fig. 7. Resultados de la simulación sin aplicar el algoritmo de detección de fallos.

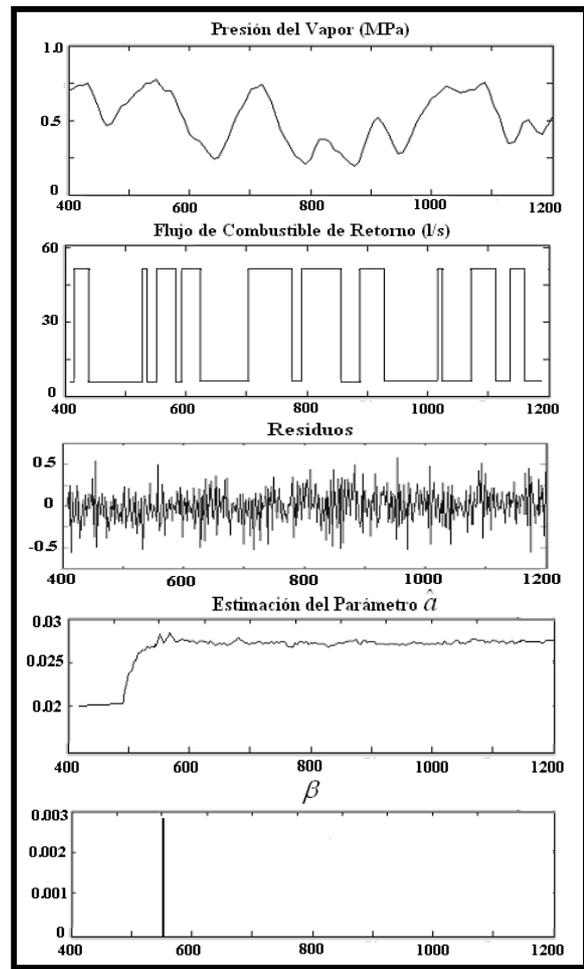


Fig. 8. Resultados de la simulación aplicando el algoritmo de detección de fallos y el algoritmo de estimación modificado.

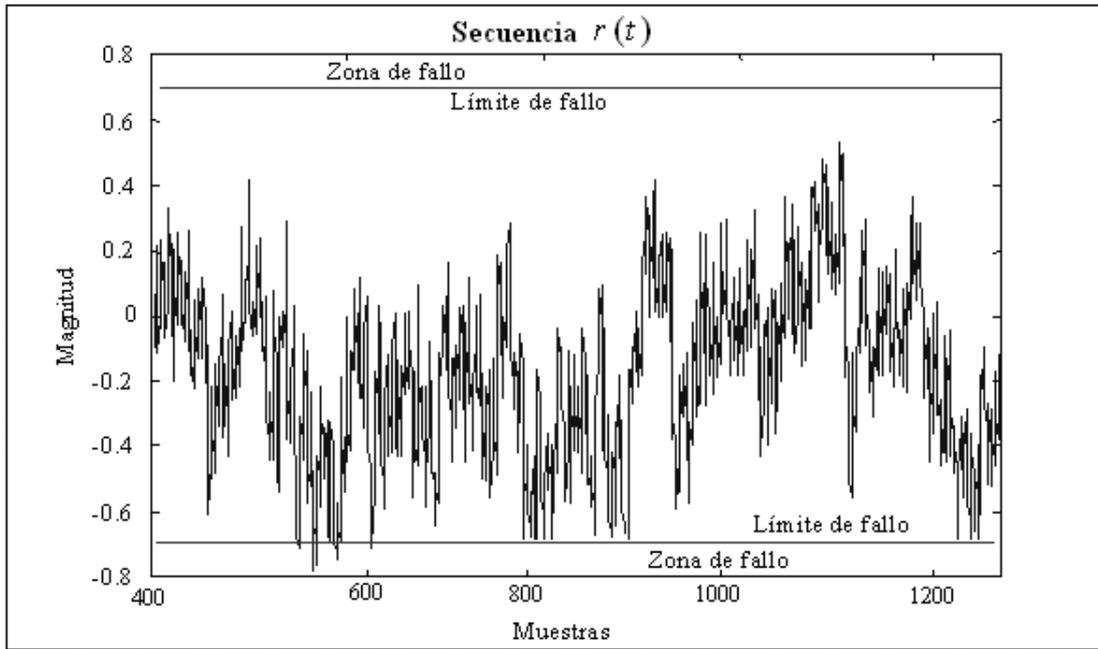


Fig. 9. Resultados de la simulación de la secuencia  $r(t)$  con la modificación del algoritmo de estimación .

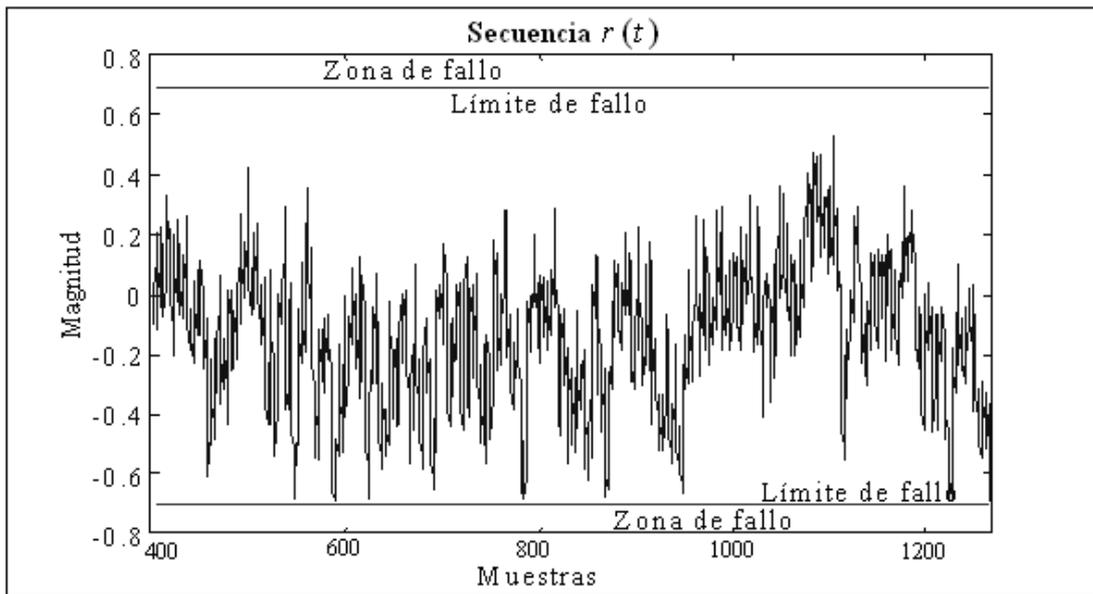


Fig. 10. Resultados de la simulación de la secuencia  $r(t)$  después de la corrección del fallo.

del fallo detectado, observándose que los nuevos valores que toma el parámetro  $a(t)$  de dicho proceso se encuentran dentro del límite definido de fallo ( $r_0 = \pm 0,7$ ).

En la Fig. 11 se muestran los resultados de la comparación de la estimación del parámetro  $a(t)$ , sin aplicar el sistema de detección de fallos ( $\hat{a}_1(t)$ ) y aplicando el sistema de detección de fallos ( $\hat{a}_2(t)$ ). Como se puede apreciar, es mucho más rápida y robusta la estimación del nuevo valor del parámetro  $a(t)$  con el algoritmo de detección de fallos y la modificación del algoritmo de estimación que sin ellas.

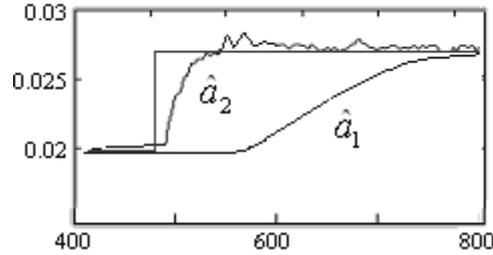


Fig. 11. Comparación de las estimaciones del parámetro  $\alpha(t)$ .

Los resultados de la simulación muestran la efectividad y robustez del sistema propuesto en la detección de fallos bruscos, por lo que el mismo puede encontrar una amplia aplicación práctica no sólo en calderas pirotubulares, sino además en otras clases de plantas, equipos y procesos industriales.

## 5. CONCLUSIONES

1. Considerando la amplia aplicación que presentan en todo el sector industrial las calderas pirotubulares, así como la necesidad de aumentar la fiabilidad y seguridad en su funcionamiento y explotación, se presentó un sistema basado en PC que posibilita la detección rápida de fallos bruscos que se puedan originar en esta clase de plantas.
2. El algoritmo de funcionamiento del sistema propuesto de detección de fallos se basa en el estudio de la dirección de cambios del vector de parámetros  $\hat{\theta}(t)$  de los diferentes procesos que tienen lugar en las calderas pirotubulares, sobre un cierto intervalo de tiempo y en la modificación del algoritmo de estimación, para acelerar la identificación del valor final de dichos cambios.
3. Con el objetivo de comprobar la efectividad del sistema de detección de fallos propuesto, el mismo se aplicó en el sistema de control de la presión del vapor en el cuerpo de una caldera pirotubular, el cual constituye uno de los sistemas de control más importantes de esta clase de plantas.
4. Los resultados de la simulación del sistema de detección de fallos en el sistema de control de la presión del vapor mostraron su efectividad y robustez en la detección rápida de fallos bruscos, por lo que el mismo puede encontrar una amplia aplicación práctica no solo en calderas, sino además en otros tipos de plantas y procesos industriales.

## RECONOCIMIENTOS

Los autores expresan su reconocimiento por el apoyo recibido a través del Programa de Cooperación Internacional de la Universidad de Castilla la Mancha, España.

## REFERENCIAS

- [1] R. Rivas Pérez, R. Aref Ghraizi, J. R. Perán González, E. Cesar Sánchez, "Calderas Industriales. Sistema de Control Automático Integral", *Automática e Instrumentación* **308**, 79-84 (2000).
- [2] B. Lindsley, *Practical Boiler Control Systems*, ISA, New York (1999).
- [3] J. González Bayón, *Controles de Procesos Térmicos en Instalaciones Termoenergéticas*, ISPJAE (1986).
- [4] J. Sintas Coll, *Control de Calderas de Vapor*, Tiempo Real S. A. (1994).
- [5] R. Rivas Perez, G. Beauchamb, L. Saliceti Piazza, E. Cesar Sanchez, "Automatic Control System of Stem Generator", *Proceedings of XVIII Interamerican Congress of Chemical Engineering*, Puerto Rico (1998).

- [6] R. Rivas Pérez, J. Sotomayor Moriano, P. Zubieta Arce, "Detección y Diagnóstico Automático de Fallos en los Sistemas de Control Automático", *Electro-Electrónica* **18**, 41-50 (2002).
- [7] J. Colomer, J. Meléndez, J. Ayza J, *Sistemas de Supervisión*, CEA-IFAC (2000).
- [8] J. Gertler, *Fault Detection and Diagnosis in Engineering Systems*, Marcel Dekker (1998).
- [9] P. M. Frank, "Fault Diagnosis in Dynamic Systems Using Analytical and Knowledge-based Redundancy: A Survey and some new Results", *Automatica* **26**, 3, 459-474 (1990).
- [10] R. J. Patton, P. M. Frank and R. N. Clark, *Fault Diagnosis in Dynamic Systems, Theory and Application*, Control Engineering Series, Prentice Hall, New York (1989).
- [11] M. Basseville and I. V. Nikiforov, *Detection of Abrupt Changes. Theory and Application*, Prentice-Hall, New York (1993).
- [12] J. Chen, R. J. Patton, *Robust Model Based Fault Diagnosis for Dynamic Systems*, Kluwer Academic Publishers (1999).
- [13] R. J. Patton and J. Chen, *Uncertainty Modelling and Robust Fault Diagnosis for Dynamic Systems*, *Advances in Fault Diagnosis of Dynamic Systems*, Springer-Verlag (1999).
- [14] R. J. Patton, "Robust Model-Based Fault Diagnosis: The State of the Art", *Proceedings of the IFAC Symposium on Fault Detection Supervision and Safety for Technical Processes 1* (1994).
- [15] A. D. Pouliezios and G. S. Stavrakakis, *Real Time Fault Monitoring of Industrial Processes*, Kluwer Academic Publishers (1994).
- [16] L. Ljung, *System Identification: Theory for the User*, Second Edition, Prentice Hall, New York (1999).
- [17] R. Rivas Pérez, J. Herranz, O. Llanes, L. Cartaya, "Modelo Matemático Dinámico de Generadores de Vapor", *Ingeniería Eléctrica, Automática y Comunicaciones XV*, 3, 45-54 (1994).

### **FAULTS DETECTION BASED PC IN FIRE TUBES INDUSTRIAL BOILERS**

**Abstract** – This paper proposed a personal computer based system for fault detection in industrial fires tubes boilers. Algorithms that facilitate the quick detection of abrupt faults in these complex equipments are presented. The method is based on the estimation of process parameters, detection of change produced in these estimates by a fault and an ulterior modification of the estimation algorithm in order to accelerate the identification of the final value of this change. Simulation results show the effectiveness and robustness of the proposed system for fault detection. Then this system can be used in a wide range of practical applications, not only in fire tubes boilers, but also in other classes of plants, equipments and industrial processes.