

## A proposal method for fault detection and diagnosis in chemical processes instrumentation using wavelet transform

Marcos L. Guillén P.<sup>1</sup>, José L. Paredes<sup>2</sup> y Oscar Camacho<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Postgrado en Automatización e Instrumentación. <sup>2</sup>Departamento de Circuitos y Medidas, Escuela de Ingeniería Eléctrica. Universidad de Los Andes. Mérida 5101, Venezuela

### Abstract

This paper presents an approach to analyse different kinds of chemical processes instrumentation faults. The proposed approach makes a detection and diagnosis of the instrument worsening in the process. A chemical process model is used to show how the approach works, to differentiate valves and transmitter problems an analysis in the wavelet domain is presented along with pattern recognition procedures, such as correlation coefficient and Euclidean distance approaches.

**Key words:** Fault, wavelets, correlation coefficient, euclidean distance.

## Una propuesta de detección y diagnóstico de fallas en la instrumentación de procesos químicos utilizando la transformada wavelet

### Resumen

En este trabajo se hace un análisis de las diferentes fallas que se pueden presentar en los instrumentos de un proceso químico (válvula y transmisor). El método propuesto detecta y diagnostica el instrumento con problemas en el proceso. Un modelo de un proceso químico es usado para ver cómo trabaja el método propuesto, para diferenciar una falla de válvula de una falla de transmisor, se utiliza un análisis en el dominio wavelet; luego se mide la diferencia entre las fallas utilizando técnicas de reconocimiento de patrones, en este caso Coeficiente de Correlación y Distancia Euclidiana.

**Palabras clave:** Falla, wavelets, coeficiente de correlación, distancia euclidiana.

### Introducción

Cuando un proceso industrial presenta desviaciones en sus parámetros, sus salidas generalmente no corresponden a los valores normales dentro del rango de operación. Estas desviaciones podrían ser causadas por desperfectos o mal funcionamiento de los dispositivos implicados dentro de dicho proceso, las cuales pueden ser consideradas como fallas [1].

La detección y diagnóstico de fallas tiene una gran importancia en los procesos industriales, una temprana detección de ellas permite evitar daños que pueden ser irreparables para la

maquinaria, disminuir el desempeño del sistema de control, reducir la eficiencia del proceso, lo cual trae como consecuencia la disminución de la producción, adicionalmente desde el punto de vista de seguridad industrial tendremos operaciones mas seguras, disminuyendo el riesgo a los trabajadores de la planta. Por lo cual una pronta detección y el correcto diagnóstico de la falla, o fallas, facilitará la toma de decisiones que permitan tomar acciones correctivas para reparar los componentes dañados.

Los métodos para la detección y diagnóstico de fallas en general pueden ser clasificados dentro de dos grupos: Aquellos que utilizan un mode-

lo matemático de la planta y los que no utilizan un modelo matemático de la misma. Los métodos basados en modelo utilizan una representación matemática del proceso basada en ecuaciones diferenciales que describen el comportamiento del proceso. Entre los trabajos presentados que utilizan esta técnica se pueden mencionar los siguientes: Tarantino [2], diseña filtros y observadores para la detección de la falla y necesita conocimiento del modelo del sistema dinámico al que se le quiere diseñar el filtro. Adicionalmente, esta propuesta requiere que se cumplan condiciones de observabilidad y detectabilidad. Una segunda solución es la propuesta por Sánchez [1] la cual utiliza la técnica "*Estructura de transición robusta para los sistemas con retraso de tiempo*". El método propuesto permite generar modelos para representar las posibles anomalías que se podrían presentar en el proceso. Una vez que la falla se ha presentado, el sistema de detección reconocerá, mediante un análisis del error, cuál modelo de los hallados previamente se aproxima más a la falla ocurrida. Otra técnica desarrollada en [3] está basada en reconocimiento de patrones, dicha técnica utiliza asociaciones entre datos de patrones y clases de fallas sin la necesidad de tener un modelado de los estados ni una estructura interna del proceso. En [3], se plantea un método de detección y diagnóstico de fallas, de dos etapas que por medio de un indicador permite determinar la existencia de anomalías en el proceso y luego, a partir de la generación de un patrón se define el origen de dicho desajuste.

Por otro lado, los métodos libres de modelo no hacen uso de modelos matemáticos de la planta [4]. Estos métodos usan redundancias físicas, sensores especiales, chequeo de límites y análisis espectral siendo este último uno de los métodos ampliamente utilizado a nivel industrial. Muchas de las variables de la planta exhiben espectros que caracterizan el comportamiento de las variables en condiciones normales de operación; alguna desviación de este espectro es considerada como una indicación de anomalía. Ciertos tipos de fallas pueden tener siempre su forma o huella característica en el espectro, facilitando el aislamiento de la falla. El análisis frecuencial de una señal conlleva a la separación de la señal en sus componentes frecuenciales usándose herramientas matemáticas tales como la

Transformada de Fourier (TF) y la Transformada de Fourier en Tiempo Limitado (TFTL).

Sin embargo, la TF no es adecuada para analizar fallas presentes en la instrumentación de un proceso ya que estas presentan características no estacionarias (fenómenos oscilantes localizados en el tiempo), transitorios y/o cambios abruptos que exhiben patrones de frecuencia variables en el tiempo. Adicionalmente, se pierde información temporal relacionada a la localización en el tiempo de la falla. Surge entonces, en forma natural, la necesidad de analizar los fenómenos localizados tanto en tiempo como en frecuencia, es decir, fenómenos que requieren información conjunta de ambos dominios.

La TFTL realiza una representación tiempo-frecuencia de la señal, sin embargo, hay un problema implícito, el cual radica en la selección del tamaño de la ventana siendo este un parámetro de diseño. Una ventana estrecha proporciona buena resolución temporal, pero mala resolución en frecuencia. En el caso opuesto, una ventana ancha proporciona buena resolución frecuencial, pero mala resolución en el tiempo. En particular la aplicación de la TFTL no es apropiada para el análisis de señales provenientes de un proceso cuando la instrumentación está trabajando en condición de falla.

La Transformada Wavelet (TW) se desarrolló como una alternativa a la Transformada de Fourier y sus versiones mejoradas, ya que la TW es capaz de proporcionar información simultánea de tiempo y frecuencia [5]. Una aplicación particular de la TW se hace en [6], donde se presenta una técnica de clasificación de fallas en línea. Esta técnica está basada en un análisis de multi-resolución wavelet y técnicas de reconocimiento de patrones tales como distancia Euclidiana, "K-Nearest Neighbor" y redes neuronales. Otra aplicación de la TW en el contexto de detección de fallas es hecha en [7], donde se describe un método novedoso para la detección y el diagnóstico de cambios abruptos en sensores. El uso de la TW permite localizar las características de una señal en ambos dominios y también permite determinar el instante de ocurrencia de una salida anormal en un sensor.

La habilidad de la TW para enfocar intervalos cortos de tiempo en componentes de alta frecuencia, e intervalos largos para componentes de

baja frecuencia mejora el análisis de señales con impulsos y oscilaciones localizadas. Adicionalmente la TW puede comprimir o quitar el ruido de una señal sin apreciable degradación de la misma. Este aspecto es importante para nuestra aplicación ya que las señales producidas por las fallas en los instrumentos contienen una cierta cantidad de ruido que hace que se solapen las fallas y por tanto sea más difícil su clasificación. Por consiguiente, la TW surge como una herramienta apropiada para analizar este tipo de señales (fallas) pues permite hacer una representación tiempo-frecuencia de la señal con múltiples resoluciones.

En este trabajo, se explota la capacidad de representación temporal-frecuencial de la transformada wavelet para detectar y diagnosticar fallas presentadas en la instrumentación de un proceso químico. Se desarrollan en el dominio wavelet dos técnicas de reconocimiento de patrones y se realiza un estudio comparativo del desempeño de ambas técnicas.

## 2. Descripción de fallas en los instrumentos y su modelado

Un instrumento se considera libre de falla si la relación entre los valores reales de la variable comprendidos dentro del campo de medida, y los valores de lectura del aparato, es lineal [2]. Esta relación puede observarse en la Figura 1.

Conforme se vayan presentando desviaciones de la recta de calibración, se tendrán desviaciones de la recta valor real-valor medido de un instrumento específico, lo cual se traduce en fallas de medida del instrumento.

### Tipos de Fallas

Las fallas de medida del instrumento pueden ser de cuatro tipos, las cuales están representadas en la Figura 2:

- Falla en el span
- Falla en la zona Muerta del span
- Falla en la calibración de cero
- Falla en la zona muerta de cero

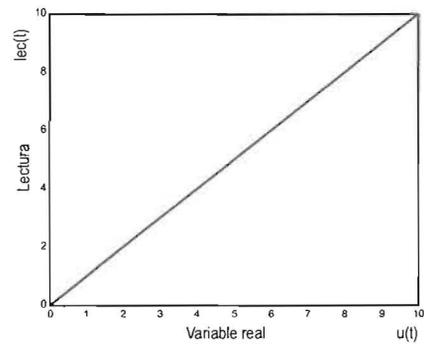


Figura 1. Recta de calibración de un instrumento. Para el caso del actuador de una válvula la variable real es  $m(t)$  y la lectura es  $vp(t)$ .

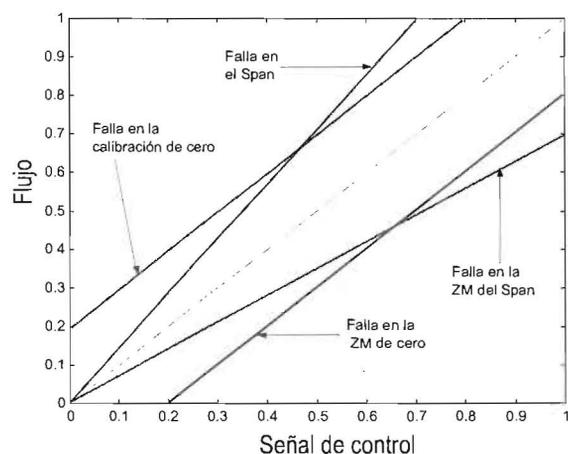


Figura 2. Fallas de medida en los Instrumentos.

### Modelado de fallas en los instrumentos del proceso

Para este caso particular se hará el modelado de las fallas sólo para el actuador de la válvula, el transmisor no será modelado debido a que se realiza de la misma manera.

De acuerdo a la Figura 3, se puede expresar la ecuación que relaciona la variable dependiente (salida del actuador)  $vp(t)$  con la variable independiente (salida del controlador)  $m(t)$ , como la ecuación de una recta:

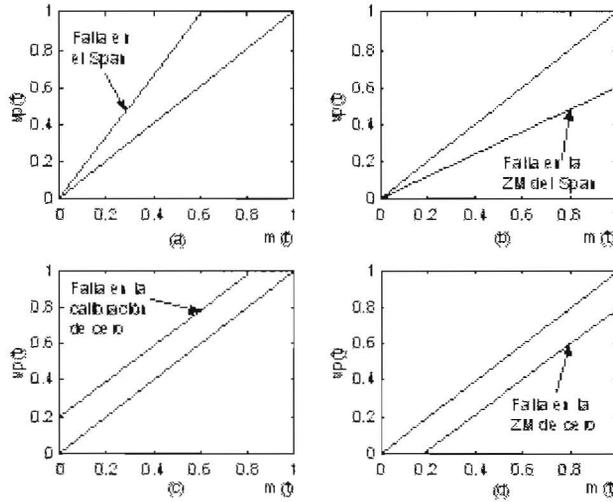


Figura 3. Fallas en el Actuador de la Válvula.

$$vp(t) = \left( \frac{vp_{max} - vp_{min}}{m_{max} - m_{min}} \right) \tag{1}$$

Donde  $vp_{max}$  y  $vp_{min}$  son las posiciones máximas y mínimas permitidas para las señales de control respectivamente. El actuador de la válvula se debe representar con una dinámica para tomar en cuenta las características reales de la válvula; por lo tanto se convierte la ecuación anterior en una ecuación dinámica con un comportamiento de primer orden [2].

$$\tau_v \frac{dvp(t)}{dt} + vp(t) = \left( \frac{vp_{max} - vp_{min}}{m_{max} - m_{min}} \right) (m(t) - m_{min}) + vp_{min} \tag{2}$$

Variaciones sobre estos parámetros,  $vp_{max}$ ,  $vp_{min}$ ,  $m_{max}$  y  $m_{min}$ , son desviaciones en la relación entre la posición de la válvula y la señal de control las cuales representan las fallas del instrumento. Se considera sin falla si mantiene su relación original entre la señal de control relativa  $m(t)$  y su correspondiente posición relativa  $vp(t)$ . En el caso de variaciones se tienen las siguientes fallas: Falla en el span (Figura 3a); Esta falla se produce cuando se tiene una variación en  $vp_{max}$ , es decir, que para una señal de control  $m_{max}$  se tendrá una posición  $vp(t)$  mayor al  $vp_{max}$  correspondiente.

$$\tau_v \frac{dvp(t)}{dt} + vp(t) = \left( \frac{(vp_{max} \pm \Delta vp_{max}) + vp_{min}}{m_{max} - m_{min}} \right) (m(t) - m_{min}) + vp_{min} \tag{3}$$

$$(m(t) - m_{min}) + vp_{min} \tag{3}$$

Falla en la zona muerta del span (Figura 3b): Se presenta cuando se tiene una variación en  $m_{max}$ , lo que se traduce en que para una señal de control  $m_{max}$  desviada, se tendría una posición  $vp(t)$  menor al  $vp_{max}$  correspondiente.

$$\tau_v \frac{dvp(t)}{dt} + vp(t) = \left( \frac{vp_{max} - vp_{min}}{(m_{max} \pm \Delta m_{max}) - m_{min}} \right) (m(t) - m_{min}) + vp_{min} \tag{4}$$

Falla en la calibración de cero (Figura 3c): Se presenta cuando se tiene una variación en el parámetro  $vp_{min}$  lo que se traduce en que para una señal de control  $m_{min}$  se tendrá una posición  $vp(t)$  mayor al  $vp_{min}$  correspondiente.

$$\tau_v \frac{dvp(t)}{dt} + vp(t) = \left( \frac{vp_{max} - (vp_{min} \pm \Delta vp_{min})}{(m_{max} - m_{min})} \right) (m(t) - m_{min}) + (vp_{min} \pm \Delta vp_{min}) \tag{5}$$

Falla en la zona muerta de cero (Figura 3d): Se presenta cuando se tiene una desviación en  $m_{min}$ , es decir, se estaría enviando una señal de control mínima cuando en realidad la válvula se encuentra cerrada.

$$\tau_v \frac{dvp(t)}{dt} + vp(t) = \left( \frac{vp_{max} - vp_{min}}{(m_{max} - (m_{min} \pm \Delta m_{min}))} \right) (m(t) - (m_{min} \pm \Delta m_{min})) + vp_{min} \tag{6}$$

### 3. Transformada wavelet discreta

La Transformada Wavelet Discreta (TWD)<sup>1</sup> surge como una herramienta apropiada para analizar este tipo de señales (fallas) pues permite hacer una representación tiempo-frecuencia de la señal con múltiples resoluciones, es decir, tamaños de ventanas variables (Figura 4).

El ancho de la ventana va cambiando (detállase en la Figura 4) a medida que se realiza la transformada para cada componente del espectro, es decir, se analiza la señal a diferentes frecuencias con resoluciones diferentes y no cada componente espectral a una resolución constante, como es el caso de la TFTL. Este es el aspecto más resaltante de la TW

Se nota en la Figura 4 que la ventana de observación se duplica en la medida que se realizan las diferentes descomposiciones, así en el nivel de descomposición 2, el tamaño de la ventana de observación es el doble al del nivel de descomposición 1, y es la mitad de la ventana de observación del nivel de descomposición 3. Esto da origen al análisis multiresolución de la TW, donde a cada nivel de descomposición se tendrá detalles que caracterizan la señal en estudio en ese nivel.

La habilidad del análisis Wavelet para enfocar intervalos cortos de tiempo en componentes de alta frecuencia, e intervalos largos para componentes de baja frecuencia, permite el análisis de señales con impulsos y oscilaciones localizadas. Por esta razón, la descomposición Wavelet es ideal para el estudio de señales transitorias obteniéndose una mejor caracterización y una discriminación más precisa de las señales.

Una señal  $s(t)$  puede ser escrita como:

$$s(t) = \sum_{j=1} c_j(k) \varphi_{j,k}(t) + \sum_{j=1}^{j_{\max}} \sum_k d_j(k) \psi_{j,k}(t) \quad (7)$$

donde  $\varphi_{j,k}(t)$  y  $\psi_{j,k}(t)$  son familias de funciones ortogonales generadas de las funciones básicas de escala  $\varphi(t)$  y Wavelet  $\psi(t)$ , respectivamente, mediante operaciones de escalamiento y traslación. Los  $c_j(k)$  representan los coeficientes de aproximación y es una medida de la similitud entre las

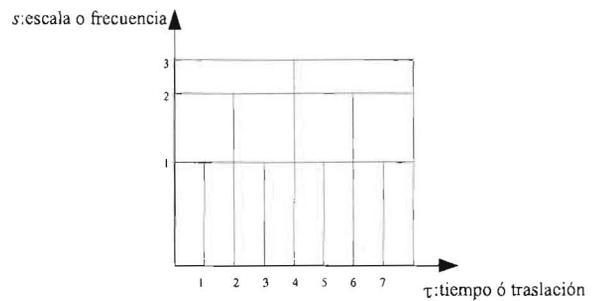


Figura 4. Representación tiempo-frecuencia de la señal.

señales  $s(t)$  y  $\varphi_{j,k}(t)$  mientras que  $d_j(k)$  representa los coeficientes de detalles y es una medida del grado de similitud entre la señal  $s(t)$  y la función Wavelet  $\psi_{j,k}(t)$ .

Cuando el índice  $k$  cambia de posición, la wavelet se mueve sobre el eje del tiempo permitiendo la localización en tiempo del evento. Cuando el índice  $j$  cambia, la forma de la wavelet cambia en escala, es decir, se comprime o se expande. Esto permite una representación de los detalles de la señal en cada escala. En [5] se presenta una descripción detallada de la TW donde se muestra que la TWD se reduce a una operación de filtrado, es decir la señal original se pasa a través de un filtro paso bajo y paso alto obteniéndose a la salida de dichos filtros los coeficientes de aproximación,  $c(k)$ , y de detalles,  $d(k)$ , respectivamente. Esto es:

$$c_j(k) = \sum_m h(m-2k) c_{j+1}(m) \quad (8)$$

$$d_j(k) = \sum_m h_1(m-2k) c_{j+1}(m) \quad (9)$$

donde  $h(m)$  y  $h_1(m)$  son los coeficientes de los filtros paso bajo y paso alto asociados a la función de escalamiento y a la función Wavelet respectivamente [5]. El efecto multiresolución o cambio del tamaño de la ventana de observación se obtienen cuando los coeficientes de aproximación, una vez submuestreado es decir, descartando una de cada dos muestras, se hacen pasar de nuevo por los mismo filtros paso bajo y paso alto. Al repetir este procedimiento de filtrado  $N$  veces, siendo  $N$  el número de niveles de descomposición, se

<sup>1</sup> La TWD se origina con la discretización de la transformada wavelet continua, siendo una representación no redundante de esta última. Por razones de espacio, sólo se introduce los conceptos inherentes a TWD y se invita al lector a ver referencia [5] para ahondar en detalle acerca de la relación entre la TW continua y la TW discreta.

obtiene la representación multiresolucional de la señal objeto de análisis.

#### 4. Ejemplo de Aplicación

El sistema para el cual se aplica el análisis Wavelet, es un sistema que consiste en un tanque de mezcla mostrado en la Figura 5. El tanque recibe dos flujos, uno caliente,  $W_1(t)$ , y otro flujo frío,  $W_2(t)$ . La temperatura de salida es medida a 125 pies del tanque aguas abajo, mayores detalles del proceso simulado pueden ser encontrados en [8].

El transmisor de temperatura está calibrado para un rango de 100 a 200°F. Las siguientes ecuaciones constituyen el modelo del proceso.

Balance de energía alrededor del tanque de mezclado.

$$W_1(t)C_{p1}(t)T_1(t) + W_2(t)C_{p2}(t)T_2(t) - (W_1(t) + W_2(t))C_{p3}(t)T_3(t) = V \rho C_{v3} \frac{dT_3(t)}{dt} \quad (10)$$

- Retardo en la tubería entre el tanque y la ubicación del sensor

$$T_4(t) = T_3(t - t_0) \quad (11)$$

- Tiempo de retardo

$$t_0 = \frac{LA \rho}{W_1(t) + W_2(t)} \quad (12)$$

- Transmisor de temperatura

$$\frac{dT_O(t)}{dt} = \frac{1}{\tau_T} \left[ \frac{T_4(t) - 100}{100} - T_O(t) \right] \quad (13)$$

- Posición de la válvula

$$\frac{dv_p(t)}{dt} = \frac{1}{\tau_{vp}} [m(t) - v_p(t)] \quad (14)$$

- Ecuación de la válvula

$$W_2 = \frac{500}{60} C_{vL} v_p(t) \sqrt{G_f \Delta P_v} \quad (15)$$

#### 6. Simulaciones y Análisis de Resultados

Se simularon tres tipos de fallas, una falla en el actuador de la válvula (fv), una falla en el transmisor (ft) y una perturbación en el flujo  $W_1$

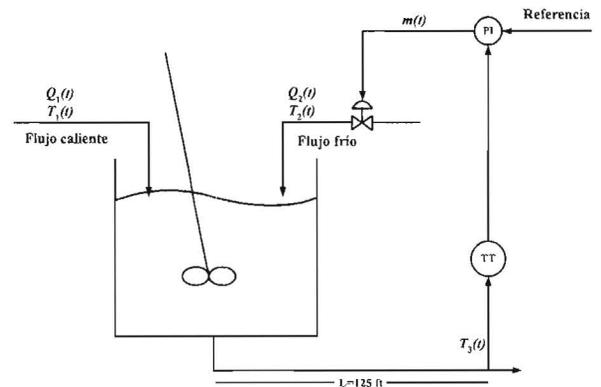


Figura. 5. Tanque de mezcla.

(pert). En la Figura 6 se pueden observar la similitud entre estas tres fallas, tanto en la forma de la señal, como en la magnitud de los cambios que presentan cada una, dificultándose el proceso de clasificación en el dominio temporal.

Se realizó un análisis wavelet a la falla en la válvula y a la falla en el transmisor. La Wavelet utilizada fue una perteneciente a la familia Daubechies, específicamente db4, la cual utiliza 8 coeficientes para el filtro paso bajo y 8 coeficientes para el filtro paso alto [5].

La descomposición realizada fue de 6 niveles. En la Figura 7,  $A_v$  y  $A_t$  denotan los coeficientes de aproximación de las fallas de válvula y del transmisor respectivamente, mientras que  $d1$  a  $d6$  son los coeficientes de detalles. Se nota que aunque en el dominio temporal ambas fallas son muy similares, en el dominio Wavelet es posible diferenciar una de la otra en particular en los coeficientes de detalles. De igual manera se comparó una falla en la válvula con una perturbación obteniéndose las señales mostradas en la Figura 8.

En la Figura 7 se puede observar como la diferencia entre las fallas es mayor en el dominio Wavelet que en el dominio del tiempo. Para el caso de la Figura 8 se observa una pequeña diferencia sólo en uno de los detalles de la descomposición Wavelet.

Para corroborar los resultados basados en la inspección visual se utilizaron técnicas de reconocimiento de patrones, las cuales fueron el coeficiente de correlación y la distancia Euclidiana.

Tabla 1  
Información del proceso y valores en estado estacionario

Variable	Valor	Variable	Valor
$W_1$	250 lb/min	$V$	15 ft <sup>3</sup>
$W_2$	191.17 lb/min	$\overline{TO}$	0.5
$Cp_1$	0.8 BTU/lb-°F	$\nu p$	0.478
$Cp_2$	1.0 BTU/lb-°F	$C_{VL}$	12 gpm/psi <sup>1/2</sup>
$Cp_3$ $Cp_{\nu 3}$	0.9 BTU/lb-°F	$\Delta P_\nu$	16psi
Referencia	150°F	$\tau_T$	0.5min
$T_1$	250°F	$\tau_{\nu p}$	0.4min
$T_2$	50°F	$A$	0.2006 ft <sup>2</sup>
$T_3$	150°F	$L$	125 ft
$\rho$	62.4 lb/ft <sup>3</sup>	$\overline{m}$	0.478 CO

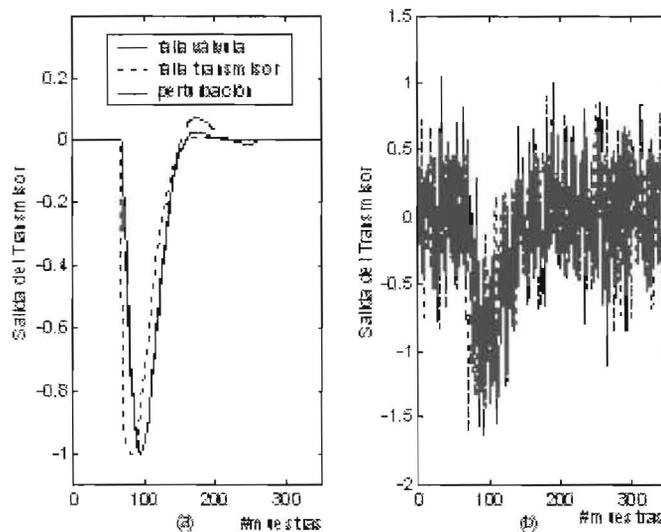


Figura 6. Comparación de falla válvula (fv), falla transmisor (ft) y una perturbación (pert). fallas sin ruido, (b) fallas con ruido

### 6.1. Coeficiente de Correlación

En una distribución bidimensional puede ocurrir que dos variables guarden algún tipo de relación entre sí. El coeficiente de correlación mide el grado de intensidad de esta posible relación entre las variables. El coeficiente de correlación se determina a través de la siguiente expresión:

$$\rho = \frac{Cov(fv, ft)}{\sigma_{fv}\sigma_{ft}} \quad (16)$$

donde  $Cov(fv, ft)$  denota la covarianza,  $\sigma_{fv}$  y  $\sigma_{ft}$  la desviación estándar de la falla en estudio y una falla patrón, respectivamente. Los valores que puede tomar el coeficiente de correlación son:

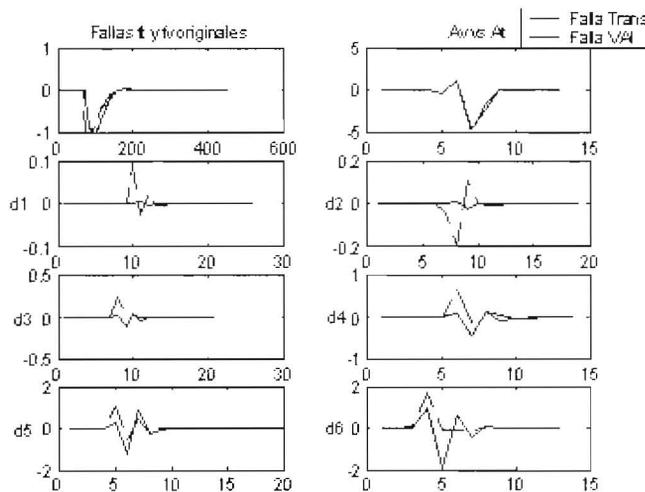


Figura 7. Comparación en el dominio Wavelet entre la falla de válvula (fv) y la falla de transmisor (ft).

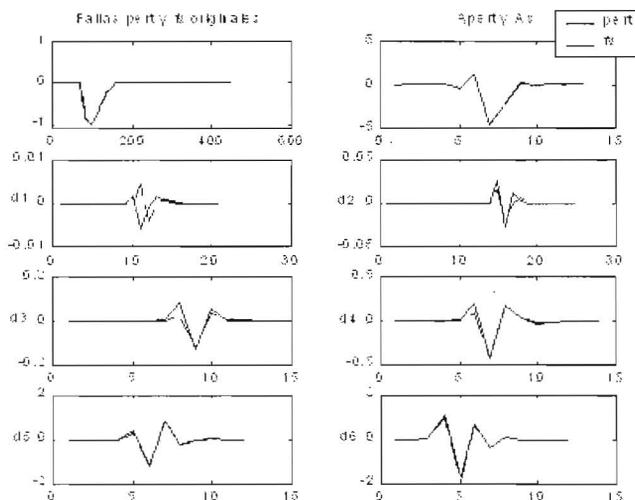


Figura 8. Comparación en el dominio Wavelet entre la falla de válvula (fv).

$-1 < \rho < 1$ .

- Si  $\rho > 0$ , la correlación es positiva. La correlación es tanto más fuerte cuanto más se aproxime a 1.
- Si  $\rho < 0$ , la correlación es negativa (si aumenta el valor de una variable disminuye el de la otra). La correlación negativa es más fuerte cuanto más se aproxime a -1.
- Si  $\rho \rightarrow 0$ , no existe correlación entre las variables.

En la Tabla 2 se presenta el coeficiente de correlación entre la falla en estudio, en este caso una falla de válvula con ruido, y las fallas patrones. Dicho coeficiente se determinó en el dominio del tiempo (F1) y en las diferentes escalas del dominio wavelet (coeficientes de aproximación (A), y de detalles (d1f1 hasta d6f1)).

En la Tabla 2 se puede observar que la correlación en el dominio del tiempo es muy alta para ambas fallas (ft y pert) con respecto a la falla de prueba. Sin embargo; para el caso de ft (falla en el transmisor) la correlación se hace más pequeña

Tabla 2  
Coeficientes de correlación para comparar la falla de prueba con las fallas prototipo en el transmisor (ft), la válvula (fv), y la perturbación (pert)

fprueba=fv con ruido	ft	pert	fv
F1	0.8782	0.9975	0.999
A	0.9838	0.9991	0.999
d1F1	-0.3694	-0.5695	0.900
d2F1	-0.8566	0.9244	0.980
d3F1	0.1873	0.9533	0.987
d4F1	0.4282	0.9780	0.990
d5F1	0.7046	0.9951	0.996
d6F1	0.5122	0.9967	1.000

en el dominio Wavelet por lo tanto se puede diferenciar entre una falla de válvula y una falla de transmisor. No obstante la correlación entre la falla de prueba y la perturbación es alta en ambos dominios, exceptuando la correlación negativa que se presenta en los coeficientes de detalles d1, ésta es la única diferencia que presentan estas dos fallas. Se nota también que la correlación entre la falla de prueba, la cual es una falla de válvula contaminada de ruido térmico (ruido blanco gaussiano), y la falla de válvula es alta tanto en el dominio temporal como en el dominio de la transformada Wavelet. Esta observación permite establecer una metodología de clasificación en función de los coeficientes de correlación calculados en el dominio Wavelet, evitando así clasificar erróneamente las fallas si dicha clasificación es realizada en el dominio temporal.

### 6.2 Distancia Euclidiana

Una señal  $f_x$  (falla de prueba) puede considerarse que pertenece a una cierta clase de falla, si y sólo si la distancia entre  $f_x$  y un prototipo  $f_v$  (falla en la válvula, por ejemplo) es menor que la distancia entre  $f_x$  y otro prototipo, por ejemplo  $pert$  (perturbación). La distancia Euclidiana se define como [6]:

$$dE = \left( \sum_i^n (f_v - f_x)^2 \right)^{1/2} \quad (17)$$

La Tabla 3 muestra los resultados de la distancia Euclidiana entre la falla de prueba y cada

uno de los fallas prototipo en estudio ( $f_v$ ,  $pert$ ,  $ft$ ). Como puede observarse en esta tabla la distancia Euclidiana no arroja buenos resultados para diferenciar las fallas ya que la distancia Euclidiana en el dominio Wavelet es menor que en el dominio del tiempo por lo tanto se hace más difícil diferenciar una falla de la otra.

### 7. Conclusiones

El ejemplo utilizado mostró que el análisis Wavelet ofrece una representación tiempo-frecuencia que permite hacer una primera diferenciación entre los diferentes tipos de fallas que ocurren en la instrumentación de un proceso con lo cual la TW resulta una alternativa apropiada en la detección y diagnóstico de fallas.

Se mostró que la técnica de reconocimiento de patrones basado en el coeficiente de correlación implementado en el dominio wavelet puede efectivamente clasificar el tipo de falla. Sin embargo, la distancia Euclidiana tal como está implementada en este trabajo no arroja resultados concluyentes. En trabajo a futuro, se propone definir primero un vector característico de las señales, conformado por las características más resaltantes de cada una de las fallas y establecer cuáles de esas características son las que presentan mayor diferencia entre sí, para luego determinar la distancia Euclidiana y sus distintas modalidades, tales como distancia Euclidiana ponderada, "K-Nearest Neighbor", etc.

Tabla 3  
Distancia Euclidiana

fprueba=fv con ruido	ft	pert	fv
F1	2.6884	0.3964	0.2900
A	0.9383	0.2630	0.1550
d1F1	0.1019	0.0109	0.0001
d2F1	0.2537	0.0190	0.0005
d3F1	0.2798	0.0655	0.0026
d4F1	0.6827	0.1039	0.0074
d5F1	1.1650	0.1734	0.0186
d6F1	2.0906	0.2057	0.0376

### Referencias Bibliográficas

1. Sánchez, Betsy. "Detección y Diagnóstico de Fallas utilizando Estructuras de Transición". Proyecto de Grado para optar al título de Magíster Scientiae. Postgrado en Automatización e Instrumentación. Universidad de los Andes. Mérida, Venezuela. Enero 2002.
2. Tarantino, R. "Detección de Fallas en Sistemas Dinámicos lineales variantes en el tiempo". Tesis para la obtención del grado de Doctor en Ciencias Aplicadas. Universidad de los Andes. Mérida, Venezuela. Noviembre 1999.
3. Garcés Rosas, Sayra M. "Propuesta de un sistema Automático para Detección y Diagnóstico de Fallas". Proyecto de Grado para optar al título de Magíster Scientiae. Postgrado en Automatización e Instrumentación. Universidad de los Andes. Mérida, Venezuela. Diciembre 1999.
4. Janos J. Gertler. "Fault Detection and Diagnosis in Engineering Systems". Prentice Hall, New York. 1998.
5. C. Sidney Burrus. "Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms". Prentice Hall, New Jersey, 1997.
6. A.M. Gaouda, S.H. Kanoum, M.M.A. Salama, A.Y. Chikhani. "Pattern Recognition Applications for Power System Disturbance Classification". IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 17, N°. 3, July 2002.
7. Jian Qiu Zhang and Yong Yan. A Wavelet-Based Approach to Abrupt Fault Detection and Diagnosis of Sensors. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurements, VOL. 50, N°. 5, october 2001.
8. Oscar Camacho, Carlos A. Smith, Sliding mode control: an approach to regulate nonlinear chemical processes, ISA Transactions 39 (2000) 205-218.

Recibido el 12 de Enero de 2004  
En forma revisada el 08 de Marzo de 2005