

DetECCIÓN DE FALLOS EN PROCESOS REALES BASADA EN MODELOS INTERVALARES Y MÚLTIPLES VENTANAS TEMPORALES DESLIZANTES

Fault Detection in Real Process Based on Interval Models and Multiple Sliding Time Windows

Joaquim Armengol, Josep Vehí, Miguel Ángel Sainz y Pau Herrero

Institut d'Informàtica i Aplicacions, Universitat de Girona,
Campus de Montilivi E-17071 Girona, Catalunya, España
E-mail: {armengol, vehi, pherrero}@cia.udg.es, sainz@ima.udg.es

Artículo recibido en Marzo 17, 2002; aceptado en Octubre 01, 2002

Resumen

Una de las técnicas que se usan para la detección de fallos es la redundancia analítica. Su principal problema es considerar las incertidumbres que están asociadas a todo sistema y a toda medida. En este artículo se propone considerarlas mediante el uso de modelos intervalares y medidas intervalares. La técnica de detección consiste entonces en comprobar la coherencia entre modelo y medidas de forma que se detecta un fallo cuando se observa que son incoherentes. Una propiedad muy interesante de esta técnica es la ausencia de falsas alarmas si los modelos y las medidas son exactos, es decir, representan adecuadamente las incertidumbres. Para la comprobación de la coherencia se usa el Análisis Intervalar Modal, que proporciona herramientas para el cálculo de extensiones intervalares de funciones reales con la semántica adecuada y además ahorrando un importante esfuerzo de computación en comparación con otras técnicas como los algoritmos de optimización global. Con el fin de mejorar los resultados de la detección de fallos, también se propone el uso de múltiples ventanas temporales deslizantes. El método resultante se ha usado en diversos sistemas académicos reales y simulados y se aplica en el proyecto europeo CHEM para detectar fallos en diversos procesos reales y plantas piloto. En este artículo se muestran ejemplos académicos e industriales.

Palabras clave: Detección de fallos, Intervalos, Sistemas dinámicos inciertos, Redundancia analítica, Procesos reales.

Abstract

Analytical redundancy is one of the techniques used for fault detection. Its main problem is taking into account the uncertainty present in every system and every measurement. The approach used in this paper consists in representing these uncertainties by means of interval models and interval measurements. The detection method is then based on checking the consistency between model and measurements so a fault is detected when they are inconsistent. An interesting property of this technique is the absence of false alarms if model and measurements are accurate, i.e. they represent uncertainties adequately. Consistency is checked using Modal Interval Analysis, which provides tools for the computation of interval extensions of real functions with the adequate semantics, and moreover saving computational effort compared to other techniques like global optimisation algorithms. To enhance the fault detection results, multiple sliding time windows are used. The resulting method has been used in several real and simulated academic systems and is being used in the European project CHEM for fault detection in several real processes and pilot plants. This paper shows some academic and industrial examples.

Keywords: Fault detection, Intervals, Uncertain dynamic systems, Analytical redundancy, Real processes.

1 Introducción

Cuando un sistema se comporta de forma diferente a lo habitual, se dice que se ha producido un fallo. Entre sus posibles consecuencias están las pérdidas económicas derivadas de un menor rendimiento del sistema o el peligro para las personas o el medio ambiente. En los últimos años se han propuesto diversas técnicas para detectar fallos (Chen and Patton, 1998; Frank, Ding and Köppen-Seliger, 2000; Sainz, Armengol and Vehí, 2002). Entre estas técnicas, las hay de tipo heurístico, que se basan en reglas o métodos basados en el conocimiento, y de tipo analítico, que se basan en un modelo del sistema. En este último caso se utilizan herramientas como la identificación o la estimación.

Una manera de detectar fallos consiste en comparar el comportamiento del sistema que se está utilizando y el comportamiento de un sistema de referencia. En este caso se detecta un fallo cuando hay discrepancias entre ellos $y(t) \neq y_r(t)$ (Reiter, 1987) o, expresado de forma equivalente

$$|y(t) - y_r(t)| > 0 \quad (1)$$

siendo $y(t)$ el valor de una variable del sistema en el tiempo t y $y_r(t)$ la referencia correspondiente. Ésta es una condición suficiente, pero no es necesaria. Es posible que un sistema con fallo se comporte igual que el de referencia en determinados instantes de tiempo. Por ejemplo, un reloj parado marca la hora exacta dos veces al día. Así, en estos instantes de tiempo el fallo no se detecta. Cuando esto ocurre se dice que hay una alarma omitida.

Si el comportamiento de referencia se obtiene de otro sistema de las mismas características, se dice que la detección de fallos se realiza por redundancia física. También se puede obtener el comportamiento de referencia a partir de un modelo del sistema. En este caso se dice que la detección de fallos se realiza por redundancia analítica y, obviamente, los resultados dependen fuertemente de la bondad del modelo.

En el lenguaje hablado se usan habitualmente ex-

presiones imprecisas para referirse a las magnitudes físicas (“son casi las 12”, “la comida está fría”, “no está muy lejos de aquí”, etc.). En cambio, el uso científico de estas magnitudes está basado en muchos casos en la asignación de un valor preciso a cada una de ellas (“son las 11.57”, “la temperatura es de 28 °C”, “la distancia es de 1,8 km”, etc.). La mayoría de las veces este valor preciso es inexacto puesto que contiene un error debido a las incertidumbres presentes en el proceso de medición: ruido en los sensores, conversión de analógico a digital, etc.

Todo modelo en que los parámetros sean números reales es preciso pero puede ser inexacto si los valores de los parámetros no se corresponden exactamente con los verdaderos valores de las magnitudes que representan. En caso de que el modelo se haya obtenido a partir del conocimiento físico del sistema, existe ese valor verdadero, que es preciso y exacto, pero difícilmente se puede obtener. Sin embargo, en muchos casos el valor verdadero ni siquiera existe debido a que en el proceso de modelización se han formulado hipótesis, se ha simplificado, linealizado, etc. Este es también el caso de los modelos obtenidos por estimación de parámetros: se ajusta una función matemática a unos datos experimentales de forma que el error sea mínimo. Generalmente el error no desaparece del todo porque no existen unos valores de los parámetros que sean precisos y exactos.

En consecuencia, cuando se usa un modelo para detección de fallos por redundancia analítica, raramente el comportamiento del sistema y el comportamiento del modelo son iguales. Por lo tanto, hay que tener en cuenta la incertidumbre. Se puede considerar, por ejemplo, al comparar los dos comportamientos. Así, se indica que hay fallo si la diferencia entre los dos supera un determinado umbral:

$$|y(t) - y_r(t)| > \epsilon \quad (2)$$

Lo difícil en este caso es determinar el tamaño del umbral ϵ . Si es demasiado pequeño, se generan falsas alarmas, puesto que se indica la existencia de un fallo incluso cuando no lo hay. Por otro lado, si el umbral es demasiado grande, la cantidad de alarmas omitidas aumenta.

También se puede tener en cuenta la incertidumbre en el proceso de obtención del modelo. Así, los modelos intervalares, que se presentan en la sección 2, pueden representar las incertidumbres asociadas a los sistemas. También las medidas tienen una incertidumbre asociada. En este caso se puede tener en cuenta mediante el uso de medidas intervalares, que también se describen en la sección 2.

El comportamiento de referencia para la detección de fallos se puede obtener a través de la simulación del modelo intervalar. Este problema de la simulación

se puede reformular como un problema de cálculo del rango de una función en un espacio de parámetros. Éste es un problema duro pero se puede suavizar usando estimaciones con error acotado y ventanas temporales, las cuales se presentan en las secciones 3 y 4, respectivamente. Su uso disminuye de forma importante el esfuerzo de cálculo necesario y mejora los resultados de la detección de fallos.

Este método se ha aplicado a varios sistemas académicos, tanto reales como simulados. En la sección 5 se muestran los resultados al aplicarlo a un proceso académico real. También se está aplicando actualmente este método en el proyecto europeo CHEM (CHEM Consortium, 2000) para detectar fallos en procesos reales y plantas piloto. Algunos de estos resultados se muestran en la sección 6. Finalmente, en la sección 7 se resume este trabajo, se extraen algunas conclusiones y se proponen algunas líneas para el trabajo futuro.

2 Modelos Intervalares y Medidas Intervalares

Un modelo intervalar es un modelo en que los valores de los parámetros son intervalos. Es un modelo impreciso pero que puede ser exacto. Se puede usar para representar sistemas invariantes en el tiempo, es decir, sistemas en que se sabe que los parámetros no varían con el tiempo pero a los que no se les puede asignar un número real a causa de la incertidumbre. También se puede usar para representar sistemas variantes en el tiempo, en los que no se puede asignar un número real a los parámetros puesto que el valor de éstos varía con el tiempo.

Por ejemplo, el comportamiento de un determinado sistema dinámico SISO (una única entrada y una única salida) de orden n se puede representar mediante la siguiente ecuación en diferencias:

$$y_t = \sum_{i=1}^{m+1} a_i y_{t-iT} + \sum_{j=1}^{p+1} b_j u_{t-jT} \quad (3)$$

Esta ecuación muestra que la salida del sistema (y_t) en cualquier momento depende de los valores de las salidas (y_{t-iT}) y de las entradas (u_{t-jT}) anteriores, siendo T el periodo de muestreo. Esta dependencia viene dada por los parámetros del modelo del sistema (a_i y b_j), que se pueden expresar por medio de intervalos si son inciertos.

La simulación de un modelo cuyos parámetros son números reales produce una trayectoria para cada variable de salida, es decir, una curva que representa la evolución de la variable del sistema a través del tiempo: $y_r(t)$. En el caso de un modelo intervalar, puesto

que de hecho es un conjunto de modelos, la evolución de cada variable se representa mediante una banda, que es un conjunto de trayectorias. Los límites de la banda son

$$Y_r(t) = [\text{mín}(y_r(t)), \text{máx}(y_r(t))] \quad (4)$$

En este caso, se detecta un fallo cuando el comportamiento del sistema y el de su modelo no son coherentes:

$$y(t) \notin Y_r(t) \quad (5)$$

De hecho, en muchos casos no se dispone del verdadero valor de la variable $y(t)$. Si la variable se puede medir, la medida tiene, en general, una inexactitud debido a las incertidumbres asociadas al procedimiento de medida:

$$y_m(t) \neq y(t) \quad (6)$$

Si esta inexactitud no se considera, se pueden generar falsas alarmas. Una forma de tener en cuenta esta inexactitud consiste en incluir en el modelo las incertidumbres asociadas a las medidas. Otra opción es utilizar el conocimiento sobre estas incertidumbres para eliminar la inexactitud introduciendo imprecisión, por ejemplo mediante medidas intervalares:

$$y(t) \in Y_m(t) \quad (7)$$

El inconveniente de la primera opción es que aumenta la imprecisión del modelo y esta imprecisión se propaga en el tiempo. El problema de la segunda opción es que una fuente de incertidumbre en las medidas es el ruido, cuya distribución de probabilidad generalmente es normal (gaussiana). Esto implica que el verdadero valor de la variable en algunos casos no estará incluido en la medida intervalar. La frecuencia con que esto suceda dependerá de la relación entre la anchura del intervalo y la desviación típica del ruido. Así, cuánto más ancho sea el intervalo, más raramente el verdadero valor de la variable estará fuera de la medida intervalar.

En caso de que se usen medidas intervalares, se detecta un fallo cuando

$$Y_m(t) \cap Y_r(t) = \emptyset \quad (8)$$

Por lo tanto, si las medidas intervalares son muy anchas raramente se producirán falsas alarmas pero aumenta el número de alarmas omitidas. Por otro lado, si son muy estrechas el número de alarmas omitidas disminuye a costa de aumentar el número de falsas alarmas.

Para calcular los límites de la banda es necesario calcular el rango de una función en un espacio de parámetros en cada paso de simulación. Este cálculo es una tarea relacionada con la optimización global (Hansen, 1992; Kearfott, 1996), la cual generalmente

necesita un esfuerzo de cálculo importante. Además, este esfuerzo aumenta si el sistema se considera invariante en el tiempo puesto que hay que tener en cuenta que el valor de los parámetros, aún siendo incierto, se mantiene en el tiempo. Esto implica que a cada paso de simulación la función cuyo rango hay que calcular tiene más parámetros y por lo tanto el número de dimensiones del espacio de parámetros aumenta (Armengol, Vehí, Travé-Massuyès and Sainz, 2000). Así, la simulación de modelos intervalares es una tarea muy dura en la mayoría de los casos.

Sin embargo, la simulación no es el objetivo principal. Es solamente un paso en el procedimiento de la detección de fallos. En la sección siguiente se demuestra que se pueden obtener resultados similares con un esfuerzo de cálculo mucho menor.

3 Estimaciones con Error Acotado

Se detecta un fallo cuando

$$Y_m(t) \cap Y_r(t) = \emptyset \quad (9)$$

También se detecta si

$$Y_m(t) \cap Y_{rex}(t) = \emptyset \quad (10)$$

siendo $Y_{rex}(t)$ una estimación externa de $Y_r(t)$, es decir

$$Y_{rex}(t) \supseteq Y_r(t) \quad (11)$$

Una diferencia entre usar $Y_{rex}(t)$ y $Y_r(t)$ es que $Y_{rex}(t)$ es generalmente mucho más fácil de obtener que $Y_r(t)$. Por ejemplo, siempre se cumple que $Y_{rex}(t) = [-\infty, +\infty] \supseteq Y_r(t)$. Por otra parte, $Y_{rex}(t)$ detecta menos fallos que $Y_r(t)$. Si $Y_m(t) \cap Y_r(t) = \emptyset$ y $Y_m(t) \cap Y_{rex}(t) \neq \emptyset$ entonces se omite una alarma. Por ejemplo, $Y_{rex}(t) = [-\infty, +\infty]$ no tiene ninguna utilidad puesto que no detecta fallos.

Una herramienta útil para obtener estimaciones externas del rango de una función en un espacio de parámetros es la aritmética intervalar (Moore, 1966), debido a su propiedad de inclusión monotónica. Se dice que una función es inclusiva monotónica si $X \subset Y$ implica que $F(X) \subset F(Y)$, siendo $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$. Las operaciones aritméticas intervalares son inclusivas monotónicas. También lo es la extensión natural de una función racional, que es la función que se obtiene al sustituir cada variable real por su valor intervalar y las operaciones racionales por las correspondientes operaciones intervalares (Moore, 1979):

$$R_f(X) \subseteq fR(X) \quad (12)$$

siendo $R_f(\mathbf{X})$ el rango de la función f en el espacio de parámetros determinado por \mathbf{X} y $fR(\mathbf{X})$ su extensión natural.

Para obtener estimaciones mejores (más estrechas) de $R_f(\mathbf{X})$ se pueden hacer particiones del dominio de \mathbf{X} , puesto que:

$$R_f(\mathbf{X}) \subseteq fR(\mathbf{X}_1) \cup fR(\mathbf{X}_2) \subseteq fR(\mathbf{X}) \quad (13)$$

siendo $\mathbf{X}_1 \cup \mathbf{X}_2 = \mathbf{X}$.

Este procedimiento puede ser utilizado de forma iterativa:

1. DO Calcular estimación externa $Y_{rex}(t)$
2. IF $Y_m(t) \cap Y_{rex}(t) = \emptyset$ THEN
3. Se detecta el fallo
4. ELSE
5. Divide el espacio de parámetros
6. ENDIF
7. WHILE No se detecta el fallo

Este procedimiento iterativo obtiene, en cada iteración, estimaciones externas cada vez más próximas al rango de la función. Si no se produjeran errores de redondeo al hacer los cálculos, al cabo de un número infinito de iteraciones se obtendría el rango exacto. Sin embargo, el procedimiento se detiene cuando la estimación es suficientemente próxima a la exacta como para detectar el fallo, ahorrando así mucho esfuerzo de cálculo en caso de que $Y_m(t) \cap Y_r(t) = \emptyset$. En cambio, si no hay fallo o $Y_m(t) \cap Y_r(t) \neq \emptyset$, el procedimiento no se detiene. Este inconveniente puede ser superado usando una estimación interna de $Y_r(t)$:

$$Y_{rin}(t) \subseteq Y_r(t) \quad (14)$$

puesto que si $Y_m(t) \cap Y_{rin}(t) \neq \emptyset$ entonces $Y_m(t) \cap Y_r(t) \neq \emptyset$ y por lo tanto se sabe que el fallo, si existe, nunca será detectado. En este caso el procedimiento debe detenerse.

Por consiguiente, el uso simultáneo de $Y_{rex}(t)$ y $Y_{rin}(t)$ obtiene los mismos resultados de detección de fallos que $Y_r(t)$ pero con un esfuerzo de cálculo mucho menor. $Y_{rex}(t)$ y $Y_{rin}(t)$ forman lo que se ha dado en llamar una estimación con error acotado de $Y_r(t)$ dado que, aunque $Y_r(t)$ es desconocido, se sabe que

$$Y_{rin}(t) \subseteq Y_r(t) \subseteq Y_{rex}(t) \quad (15)$$

Una herramienta muy útil para el cálculo de las estimaciones con error acotado del rango de una función en un espacio de parámetros es el Análisis Intervalar Modal (Gardeñes, Mielgo and Trepát, 1986; Gardeñes

and Mielgo, 1986; SIGLA/X, 1999), que es una extensión semántica de la aritmética intervalar clásica. El Análisis Intervalar Modal permite calcular estas estimaciones de forma iterativa mediante algoritmos branch-and-bound. Estos algoritmos son más eficientes que los basados en otras técnicas puesto que tanto la cantidad como el tamaño de los subespacios que son eliminados son mayores (Armengol, Vehí, Travé-Massuyès and Sainz, 2001).

4 Ventanas Temporales Deslizantes

En simulación, el objetivo es predecir los estados futuros de un sistema a partir de un determinado estado inicial y de las entradas del sistema. Por lo tanto, a medida que la simulación avanza la distancia temporal entre el instante actual y el inicial siempre va en aumento. En caso de que el modelo que se esté utilizando sea intervalar, esto implica que el esfuerzo de cálculo también va en aumento y por lo tanto se llega a un instante de tiempo en que el problema es intratable.

En detección de fallos, se necesitan medidas de las variables del sistema para poder comparar el comportamiento del sistema real con el de referencia obtenidos por simulación. Por lo tanto, cualquier instante de tiempo se puede considerar como inicial y la predicción del valor de una variable en un instante de tiempo t ($Y_r(t)$) se puede calcular a partir del instante inicial $t_0 = 0$ ($Y_r(t|t_0)$) o a partir de cualquier otro instante $0 < t_i < t$ ($Y_r(t|t_i)$). Así pues, el esfuerzo de cálculo necesario se puede limitar fijando una distancia máxima $w \geq t - t_i$. Si a esta distancia se le asigna un valor constante, se dice que se está utilizando una ventana temporal deslizante de longitud w : $Y_r(t|t-w)$, $Y_r(t+1|t+1-w)$, ...

El esfuerzo de cálculo necesario depende del valor de w ; cuanto mayor es w , mayor es el esfuerzo de cálculo. Los resultados también dependen de w : las bandas son más estrechas o más anchas dependiendo de la longitud de la ventana y de otros factores como las medidas de las que se dispone. Así, puede suceder que $Y_m(t) \cap Y_{rex}(t|t-w_1) = \emptyset$ y simultáneamente $Y_m(t) \cap Y_{rex}(t|t-w_2) \neq \emptyset$, es decir w_1 detecta un fallo mientras que w_2 no lo detecta. En este caso se puede afirmar que hay un fallo puesto que $Y_m(t) \cap Y_{rex}(t) = \emptyset$ es una condición suficiente para poder asegurar que hay un fallo. Por lo tanto, se detecta un fallo si

$$Y_m(t) \cap Y_{rex}(t|t-1) \cap Y_{rex}(t|t-2) \cap \dots \cap Y_{rex}(t|0) = \emptyset \quad (16)$$

Obviamente, los resultados de detección de fallos obtenidos usando varias longitudes de ventana son mejores; es decir, hay menos alarmas omitidas, que

los obtenidos usando una sola longitud de ventana, sea cual sea la longitud de la ventana en este último caso.

Puesto que el esfuerzo de cálculo que se necesita para calcular $Y_{rex}(t|t - w_1)$ habitualmente es mayor que el necesario para calcular $Y_{rex}(t|t - w_2)$ cuando $w_1 > w_2$, el algoritmo de detección de fallos comienza, en cada instante, usando la ventana de menor longitud. El algoritmo se detiene cuando se detecta un fallo, ahorrando así esfuerzo de cálculo y reduciendo al mínimo el número de alarmas omitidas. La mayor longitud que se puede usar depende de la potencia de cálculo de que se disponga y de la complejidad del modelo. El algoritmo básico, de una manera más formal, es el siguiente:

1. $A_0 = Y_m(t)$
2. FOR w FROM 1 TO w_{max}
3. $A_w = A_{w-1} \cap Y_{rex}(t|t - w)$
4. IF $A_w = \emptyset$ THEN
5. Se detecta el fallo
6. $w = w_{max}$
7. ENDIF
8. ENDFOR

5 Aplicación a un Proceso Académico

Este método está siendo utilizado en la actualidad para detectar fallos en ejemplos académicos y en procesos reales. PROFAN es un proceso académico que se encuentra en la Universitat de Girona que permite a los estudiantes realizar prácticas de identificación, control y detección de fallos. Está constituido por dos resistencias calefactoras, un ventilador con un potenciómetro para regular su velocidad, un sensor de temperatura y una tarjeta de adquisición de datos. La figura 1 muestra un esquema de este proceso.

Se puede aplicar una tensión variable a la resistencia calefactora 1 a través de la tarjeta de adquisición de datos y se aplica una tensión fija a la resistencia calefactora 2 lo cual permite introducir perturbaciones.

El modelo del proceso se puede aproximar mediante una dinámica de primer orden, la entrada de la cual es la tensión de la resistencia calefactora 1 y la salida la medida del sensor de temperatura:

$$y_t = ay_{t-T} + bu_{t-T} \quad (17)$$

Aplicando las técnicas de identificación intervalar descritas en (Gutman, 1996) se obtiene $a =$

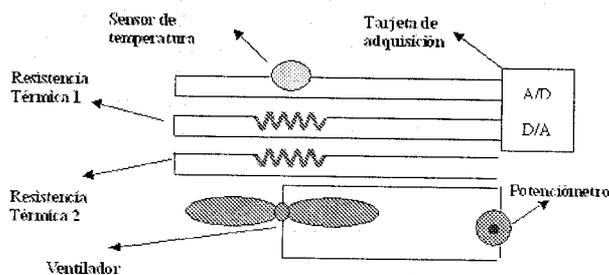


Figura 1: Esquema del proceso académico PROFAN.

$[0,998, 0,99]$ y $b = [0,00194, 0,012]$. Esta identificación del modelo se realizó con el potenciómetro del ventilador al 100% de potencia y con una tensión de la resistencia 1 también máxima.

La utilización de un modelo intervalar permite representar las dinámicas no modeladas, como la no linealidad, o las posibles perturbaciones externas, como la influencia de la temperatura ambiente.

Las perturbaciones introducidas a dicho proceso pueden ser algunas de las siguientes acciones aisladas o una combinación de ellas durante un cierto periodo de tiempo:

- Reducción de la potencia del ventilador mediante el potenciómetro.
- Activación de la resistencia calefactora 2.
- Desactivación total o parcial de la resistencia calefactora 1.

En cada instante de muestreo se miden los valores de las variables. Estos datos se agrupan en "escenarios" y se archivan en ficheros de texto. Se dispone de escenarios con datos del proceso tanto en situación normal como en diversas situaciones anómalas. Así, hay escenarios en los que se dan problemas en los sensores (malas calibraciones, mal funcionamiento), en los actuadores (problemas con la resistencia calefactora 1) o en el proceso mismo (activación de la resistencia calefactora 2).

Los datos almacenados son precisos (son números reales) pero inexactos debido a ruidos en el procedimiento de medida, errores en la conversión de analógico a digital, mala calibración de los sensores, etc. Así, para tener en cuenta la incertidumbre asociada a las medidas, los valores de las variables se representan mediante intervalos.

La figura 2 muestra la ventana principal del software de detección de fallos cuando éste se aplica a este sistema. En concreto, se usan datos de un escenario en el que había fallo.

En esta figura, el gráfico superior muestra las bandas para la variable de salida y las medidas correspon-

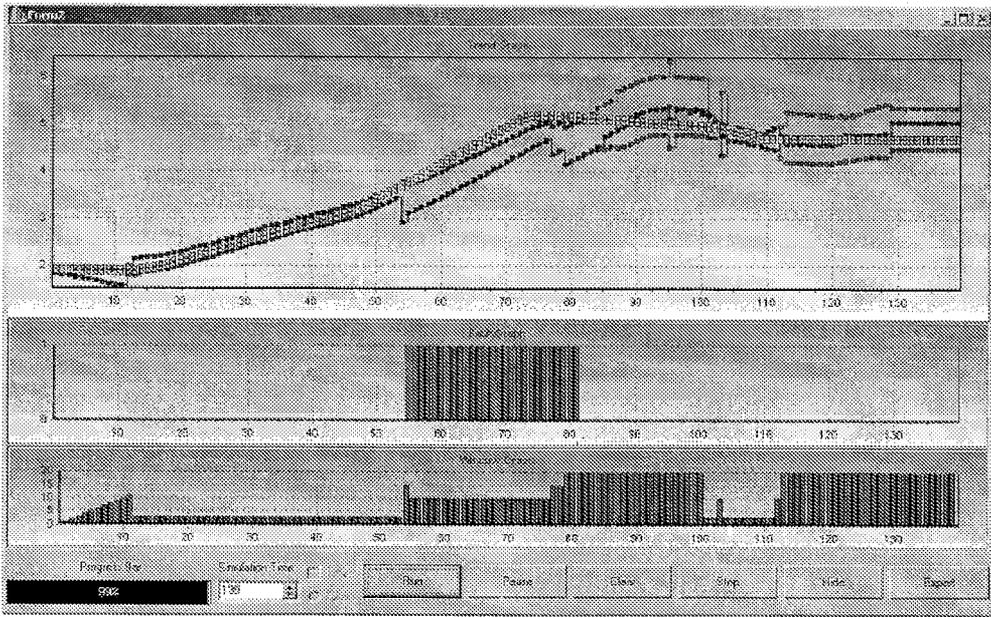


Figura 2: Ventana principal del software. Detección de fallos en el PROFAN.

dientes. El gráfico en el centro muestra una barra roja cuando se detecta un fallo. Finalmente, el gráfico inferior indica la longitud de ventana que se ha utilizado en cada paso.

En este escenario de fallo, se ha reducido la potencia del ventilador al 50% en todo el intervalo de tiempo que dura la simulación y además se ha encendido la resistencia calefactora 2 entre el intervalo comprendido entre 50 s y 75 s. La figura 3 destaca los resultados obtenidos en esta parte del escenario. En la figura se puede observar que la intersección entre la medida y la banda externa es vacía entre $t = 55$ s y $t = 81$ s, por lo tanto se detecta el fallo en estos instantes de tiempo.

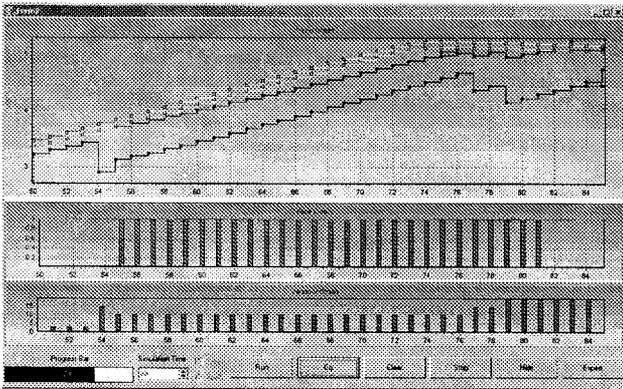


Figura 3: Detalle de los resultados de detección de fallos en el PROFAN.

6 Aplicación a un Sistema Real

Una de las aplicaciones en las que se trabaja y en la que se usan datos reales está enmarcada en el proyecto europeo CHEM (CHEM Consortium, 2000).

El objetivo principal de este proyecto es el desarrollo de un sistema de ayuda a la toma de decisiones (DSS, Decision Support System). Una de las tareas incluidas en el proyecto consiste en definir en qué estado se encuentra en cada momento un proceso. La dificultad estriba en la presencia de incertidumbres. Esta tarea se está abordando desde diversos puntos de vista. Uno de éstos está basado en el uso de modelos del sistema, que es el enfoque en el que se basa el método que se presenta en este artículo. Con el fin de probar las diversas técnicas que se están desarrollando, varios participantes en el proyecto proporcionan procesos industriales y plantas experimentales. En esta sección se muestra la aplicación de este método a la planta experimental PROCEL.

PROCEL es un proceso que se encuentra en la Universitat Politècnica de Catalunya (Barcelona, España). Está constituido por tres reactores (depósitos), tres intercambiadores de calor y las bombas y las válvulas necesarias para permitir cambiar la configuración del proceso. La figura 4 muestra un esquema de este proceso.

Los modelos del proceso se obtienen a partir de balances de masa y energía. En la modelización generalmente se aproxima, se simplifica, se linealiza, etc. Esto ocurre en este caso en el que se dan incertidumbres

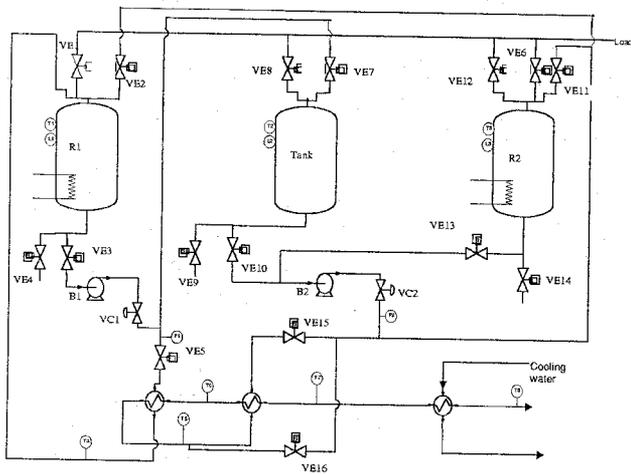


Figura 4: Esquema del proceso químico flexible PROCEL.

como la exactitud y el ruido en los sensores, las condiciones ambientales de temperatura y humedad, etc.

En este artículo se muestra un ejemplo basado en una parte del proceso: la temperatura en el reactor 1. Este subsistema se modela por medio de la ecuación en diferencias siguiente:

$$\frac{dT_{R1}}{dt} = \frac{F1(T_1 - T_{R1})}{V_{R1}} + \frac{F2(T_2 - T_{R1})}{V_{R1}} + \dots + \frac{F3(T_3 - T_{R1})}{V_{R1}} + \dots + \frac{P_H - G_{R1}(T_{R1} - T_{amb})}{\rho_{R1}c_{pR1}V_{R1}} \quad (18)$$

en la que T_{R1} es la temperatura del líquido en el reactor y por lo tanto la salida de este subsistema. Las entradas son los caudales $F1$, $F2$ y $F3$, y sus correspondientes temperaturas, $T1$, $T2$ y $T3$. Los parámetros del modelo son: el volumen de líquido V_{R1} , la temperatura ambiente T_{amb} , la potencia del calefactor cuando está encendido P_H , la conductancia térmica de la pared del reactor G_{R1} , la densidad del líquido ρ_{R1} y su calor específico c_{pR1} .

Igual que en el ejemplo de anterior, se dispone de archivos de datos con diferentes tipos de escenarios. Los datos almacenados son precisos pero inexactos. Por lo tanto, los valores de las variables y los parámetros del modelo también se representan mediante intervalos. En este caso se usa además una variable digital, que ya está en los archivos de datos, para indicar si el calefactor está encendido o apagado.

La figura 5 muestra los resultados obtenidos en una parte de un escenario en el que había fallo. Éste consistió en aumentar la potencia del calefactor en el intervalo de tiempo comprendido entre 50 s y 75 s. Para que los resultados representados en la figura sean más

claros, se ha pintado el interior de la banda externa de color amarillo y el interior de la banda interna de color verde. Además, las medidas intervalares se representan mediante segmentos de color rojo. En la figura se puede observar que la intersección entre la medida y la banda externa es vacía entre $t = 52$ s y $t = 75$ s, por lo tanto se detecta el fallo en estos instantes de tiempo.

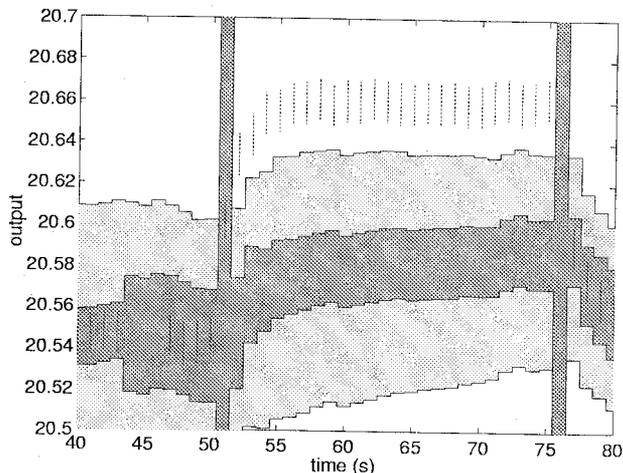


Figura 5: Un detalle de los resultados.

En cada paso se puede calcular la banda usando diferentes longitudes de ventana. Sin embargo, en la figura se representa solamente la banda obtenida con la última de las longitudes que se han usado. Debido a esto, la banda parece más ancha en algunos instantes de tiempo como $t = 51$ s o $t = 76$ s puesto que en estos instantes ha sido necesario utilizar longitudes de ventana mayores hasta llegar a una conclusión.

7 Conclusiones y Trabajo Futuro

En este artículo se presenta un método para detectar fallos en sistemas dinámicos con incertidumbres paramétricas. La incertidumbre de los sistemas se representa mediante modelos intervalares mientras que la incertidumbre asociada a las medidas se representa por medio de medidas intervalares. Se detecta un fallo cuando no existe consistencia entre el modelo intervalar y las medidas intervalares, es decir, cuando la intersección entre una medida intervalar y la banda externa es vacía. La cantidad de alarmas omitidas se reduce usando varias longitudes de ventana simultáneamente, puesto que se detecta fallo cuando hay una inconsistencia en una ventana temporal cualquiera.

Por otra parte, no se dan falsas alarmas si el modelo intervalar representa adecuadamente el sistema y las medidas intervalares representan adecuadamente los

verdaderos valores de las variables. Una forma fácil de evitar falsas alarmas aisladas debido a medidas incorrectas consiste en ignorar las alarmas que no se confirman en los instantes subsiguientes. Si hay falsas alarmas debido a que el modelo intervalar es incorrecto, este método se puede utilizar para refinar dicho modelo.

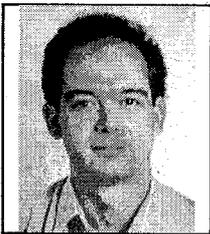
Este método utiliza un algoritmo branch-and-bound que calcula estimaciones de la banda exacta con error acotado. Este algoritmo es muy eficiente gracias al uso del Análisis Intervalar Modal.

En la actualidad, este método se está aplicando a varios procesos reales en el marco del proyecto europeo CHEM. Los proveedores de los procesos se muestran satisfechos con los resultados que se están obteniendo pero por desgracia muchos de estos resultados no se pueden publicar por cuestiones de confidencialidad. Este artículo presenta ejemplos de detección de fallos en un proceso académico y en una planta química experimental. En estos ejemplos se analizan, fuera de línea, datos de dichos procesos. Sin embargo, actualmente se está modificando el software para que pueda ser utilizado también en línea.

Se detecta un fallo cuando el valor de una determinada variable está por encima o por debajo del valor que predice el modelo. Esta es una información que se utilizará en el futuro para la diagnosis del fallo, es decir, para indicar en que parte del sistema se ha producido el fallo.

References

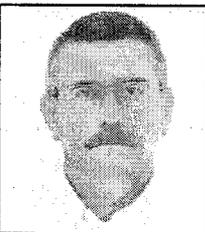
- Armengol, J., Vehí, J., Travé-Massuyès, L. and Sainz, M. À.: 2000, "Interval model-based fault detection using multiple sliding time windows", *4th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes SAFEPROCESS 2000. Budapest, Hungary*, pp.168-173.
- Armengol, J., Vehí, J., Travé-Massuyès, L. and Sainz, M. À.: 2001, "Application of modal intervals to the generation of error-bounded envelopes", *Reliable Computing* 7 (2), 171-185.
- CHEM Consortium: 2000, "Advanced decision support system for chemical/petrochemical manufacturing processes", <http://www.chem-dss.org>.
- Chen, J. and Patton, R.: 1998, *Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems*, Kluwer Academic Publishers.
- Frank, P. M., Ding, S. X. and Köppen-Seliger, B.: 2000, "Current developments in the theory of FDI", *4th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes SAFEPROCESS 2000. Budapest, Hungary*, pp.16-27.
- Gardeñes, E. and Mielgo, H.: 1986, "Modal intervals: functions", *Polish Symposium on Interval and Fuzzy Mathematics. Poznan, Poland*.
- Gardeñes, E., Mielgo, H. and Trepát, A.: 1986, "Interval Mathematics", Vol. 212 of *Lecture Notes in Computer Sciences*, Springer, Heidelberg, chapter Modal intervals: reasons and ground semantics, pp.27-35.
- Gutman, P.-O.: 1996, *Bounding Approaches to System Identification*, Plenum Press, New York, chapter "Transfer function parameters interval estimation using recursive least square in the time and frequency domains".
- Hansen, E.: 1992, *Global optimization using interval analysis*, Marcel Dekker.
- Kearfott, R.B.: 1996, *Rigorous global search: continuous problems*, Kluwer Academic Publishers.
- Moore, R.E.: 1966, *Interval analysis*, Prentice-Hall.
- Moore, R.E.: 1979, *Methods and applications of interval analysis*, Studies in Applied Mathematics (SIAM).
- Reiter, R.: 1987, "A theory of diagnosis from first principles", *Artificial Intelligence* 32 (1), 57-95.
- Sainz, M. À., Armengol, J. and Vehí, J.: 2002, "Fault diagnosis of the three tanks system using the Modal Interval Analysis", *Journal of Process Control* 12 (2), 325-338.
- SIGLA/X: 1999, *Applications of Interval Analysis to Systems and Control. Proceedings of MISC 1999*, Universitat de Girona, chapter "Modal Intervals", pp.157-227.



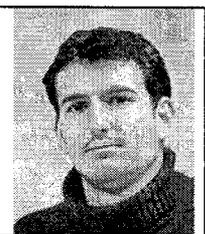
Joaquim Armengol, Nació en Girona (Catalunya, España) en 1967. Obtuvo el grado de Ingeniero Industrial en la Universitat Politècnica de Catalunya en 1992 y el de Doctor Ingeniero Industrial en la Universitat de Girona en 2000. Es profesor en la Universitat de Girona desde 1994. En esta misma universidad desarrolla su investigación como miembro del Institut d'Informàtica i Aplicacions, del cual actualmente es el Secretario Académico. Sus intereses en cuanto a investigación se centran en la aplicación de los intervalos modales al estudio de sistemas dinámicos con incertidumbres paramétricas. En concreto, sus principales trabajos abordan la detección de fallos y el estudio de la robustez. Estos trabajos se enmarcan en proyectos de investigación tanto de ámbito nacional como internacional (TIGER, CHEM). Los resultados de estos trabajos han sido presentados en congresos de ámbito internacional (IFAC World Congress, SAFEPROCESS) y publicados en revistas científicas (Journal of Process Control, Annual Reviews in Control, Nonlinear Analysis, Reliable Computing). Forma parte de varias redes científicas españolas (ARCA, IntervalNet) y europeas (MONET, EUNITE).



Josep Vehí, es Doctor Ingeniero Industrial, se incorporó a la Universidad Politècnica de Catalunya (España) en 1987 y desde 1991 trabaja en la Universidad de Girona (España). Es miembro fundador y responsable de IntervalNet (grupo español de aplicaciones del análisis de intervalos a la ingeniería) y también responsable del IEEE working group on Interval Methods for Control. Ha participado en diversos proyectos EUREKA, IMS IST y GROWTH financiados por la unión europea y también en una docena de proyectos financiados por el gobierno español. En el año 2000 fundó el MICELab: Laboratorio de Intervalos Modales e Ingeniería de Control. Actualmente cuenta con 3 profesores, 3 investigadores y una docena de estudiantes graduados. Sus intereses actuales de investigación son la Aplicación de Métodos Intervalares al Control, el Control Robusto y Multiagente y la Supervisión y Diagnóstico de Procesos Dinámicos.



Miguel Ángel Sainz, nacido en La Rioja (España) en 1942. Licenciado en Ciencias Matemáticas por la Universidad de Zaragoza en 1964, Doctor en Ciencias por la Universidad de Madrid en 1970. Profesor de la Universidad Politècnica de Catalunya, de la Universidad Autónoma de Cataluña y de la Universidad de Gerona desde 1971. Miembro del Institut d'Informàtica i Aplicacions de esta última universidad donde desarrolla su investigación en el desarrollo del Análisis de Intervalos Modales y sus aplicaciones a problemas de simulación y Control. Resultados de estos trabajos han sido presentados en congresos de ámbito internacional (IFAC World Congress, SAFEPROCESS) y publicados en revistas científicas (Journal of Process Control, Reliable Computing). Forma parte de varias redes españolas (ARCA, IntervalNet) y europeas (MONET, EUNITE).



Pau Herrero, nació en Barcelona (Catalunya, España) en 1977. Obtuvo el grado de Ingeniero Industrial en la Universitat de Girona en 2000. Realizó una estancia de formación de 8 meses en la empresa francesa Thales Airborn Systems. Es estudiante de doctorado en cotutela entre la Universitat de Girona (España) y la Universidad de Angers (Francia). Es miembro del Institut d'Informàtica i Aplicacions de la Universitat de Girona donde desarrolla su investigación. Sus intereses en cuanto a investigación se centran en la aplicación de técnicas de satisfacción de restricciones a problemas de automática y en la aplicación del Análisis Intervalar Modal al estudio de sistemas con incertidumbres paramétricas. Es participante del proyecto europeo CHEM (Advanced decision support for Chemical/Petrochemical manufacturing processes) donde desarrolla una herramienta robusta para la detección de fallos. Miembro de la red española IntervalNet y de la red francesa Groupe Ensemble.

