Monitoreo Inteligente de Procesos

TAMI 2010 - Reporte final

Participantes: Ezequiel Alfíe, Tomás Guozden, Mauricio Maestri, Julián Martínez, Sebastián Sosa, Daniel Ziella.

Presentador del problema: Gabriel Horowitz, YPF.

Resumen del problema planteado

El problema planteado se enmarca en una disciplina llamada monitoreo inteligente de procesos (MIP). La misma consiste en un conjunto de herramientas informáticas cuyo objetivo es la detección y diagnóstico de eventos anormales en procesos. Dentro de la industria petroquímica el diagnóstico temprano de eventos anormales es de vital importancia por la peligrosidad de los procesos involucrados. Es ilustrativo mencionar que las pérdidas anuales asociadas a los eventos anormales en la industria petroquímica de Estados Unidos ascienden a los 20.000.000.000 de dólares.

Los procesos de interés son procesos continuos que operan en estado estacionario. Los mismos son controlados por operadores en salas de control donde, desde una terminal de PC, pueden obtener información on-line de diferentes variables de proceso como así también, actuar sobre el proceso variando la apertura de válvulas. Además, existen sistemas de control automático que regulan la apertura de ciertas válvulas de control para estabilizar el proceso. El MIP pretende brindar soporte a los operadores en la tarea de diagnóstico de eventos anormales.

El método de diagnóstico de fallas planteado se basa en el seguimiento del signo de la desviación de cada variable (perturbación) como consecuencia de una determinada falla. En el paper adjunto, se muestra una técnica para determinar, a partir de las ecuaciones que describen el comportamiento de un proceso, el signo de la perturbación de cada variable frente a diferentes fallas que pueden ocurrir en un proceso dado.

El método de diagnóstico consiste en asignarle al vector de perturbaciones obtenido a partir de la medición actual de las variables de la planta, alguno de los vectores precalculados asociados a las fallas conocidas. Esto plantea dos problemas distintos. Por un lado la necesidad de automatizar la generación del vector de perturbaciones a partir del modelo analítico del proceso y por otro determinar el signo de la perturbación de cada variable a partir de la caracterización de la serie temporal y de la situación actual del proceso.

El primer problema está planteado en el paper adjunto y requiere de cierto conocimiento de los procesos involucrados y de teoría de grafos. Los interesados en el mismo pueden referirse dicho paper. El segundo es más abstracto y sólo requiere de conocimiento de series temporales. A continuación se da una breve introducción al mismo. Para determinar el signo de la variación de una variable perturbada es necesario tener en cuenta dos características del sistema en estudio. La primera es la variabilidad natural del mismo que nos permite saber si la perturbación medida es significativa o es parte del ruido natural del proceso. La segunda es el tiempo característico de los procesos asociados a dicha variable que nos indica cuanto tiempo debemos esperar para que la perturbación se haga evidente en la medición.

El segundo problema a resolver consiste en la caracterización de las series temporales de las variables medidas para poder determinar la presencia y el signo de una perturbación en cada una de ellas. Para ello se contará con datos reales de una planta petroquímica tomados a intervalos cercanos a un minuto durante un periodo de 7 años. La elección de cuál de los dos problemas se analizará quedará sujeta al interés de los participantes.

1. Introducción

El problema planteado por YPF para TAMI 2010 se enmarca en una disciplina llamada monitoreo inteligente de procesos (MIP). La misma consiste en un conjunto de herramientas informáticas cuyo objetivo es la detección y diagnóstico de eventos anormales. Dentro de la industria petroquímica el diagnóstico temprano de situaciones anormales es de vital importancia por la peligrosidad de los procesos involucrados. Es ilustrativo mencionar que las pérdidas anuales asociadas a los eventos anormales en la industria petroquímica de Estados Unidos ascienden a los 20.000.000.000 de dólares (Nimmo, 1995). Los procesos de interés son continuos y operan en estado estacionario. Los mismos son controlados por operadores en salas de control donde, desde una terminal de PC, pueden obtener información on-line de diferentes variables como así también, actuar sobre él variando la apertura de válvulas (las cuales además son reguladas por un sistema de control automático encargado de controlar el proceso).

El método de diagnóstico de fallas propuesto por Oyeleye y Kramer (1988) se basa en el seguimiento del signo de la desviación de cada variable (perturbación) como consecuencia de una determinada falla. En dicho trabajo se presenta una técnica para precisar, a partir de las ecuaciones que describen el comportamiento de un proceso, el signo de la perturbación de cada variable frente a diferentes fallas que pueden ocurrir. Dicho método consiste en asignarle al vector de perturbaciones, obtenido a partir de la medición actual de las variables de la planta, alguno de los vectores patrón precalculados y asociados a las fallas conocidas.

2. Modelos cuantitativos vs. cualitativos

Típicamente, para advertir de dónde proviene una falla, el operador genera un posible desarrollo (el cual deduce de su experiencia y conocimiento) de las fluctuaciones de cada variable al suceder la falla que el supone, luego contrasta con los datos reales. Si las variables fluctuaron como advirtió, entonces considera que efectivamente el desperfecto sucede donde pensaba. A los fines de "emular" al operador, trabajamos con una descripción cualitativa del sistema, es decir, sólo observaremos la relación entre las fluctuaciones y no el valor de cada variable.

En general, los modelos matemáticos cuantitativos para procesos continuos constan de sistemas de ecuaciones diferenciales y algebraicas. Para el caso de estacionario, dichos modelos pueden simplificarse de manera de tener sólo sistemas de ecuaciones algebraicas,

$$f(x,u,p) = \begin{pmatrix} f_1(x_1,\ldots,x_n,u,p) \\ \vdots \\ f_n(x_1,\ldots,x_n,u,p) \end{pmatrix} = 0 \qquad x = x_0(\text{est. estacionario})\ u = u_0,\ p = p_0, \tag{1}$$

donde $x = (x_1,\ldots,x_n)$ representan las variables de estado, u y p son vectores con inputs y parámetros del sistema.

A su vez, esos sistemas de ecuaciones algebraicas pueden proveer información acerca del cambio cualitativo en las variables del sistema que se producen a partir de determinadas perturbaciones. Las interrupciones o desperfectos pueden ser representadas por perturbaciones de los inputs u o los parámetros p, en ese caso el cambio en el sistema podemos describirlo matemáticamente como

$$\int_{x_0}^{x_1} \frac{\partial f}{\partial x}\, dx + \int_{u_0}^{u_1} \frac{\partial f}{\partial u}\, du + \int_{p_0}^{p_1} \frac{\partial f}{\partial p}\, dp = 0$$

y utilizando el teorema del valor medio,

$$\frac{\partial f}{\partial x}\, \Delta x + \frac{\partial f}{\partial u}\, \Delta u + \frac{\partial f}{\partial p}\, \Delta p = 0.$$

Dado que buscamos ecuaciones que nos den sólo vínculos entre los aumentos o disminuciones de cada variable al suceder alguna interrupción o desperfecto sin necesidad de saber los valores reales de las derivadas y de las fluctuaciones, aplicamos la función signo $[\cdot]$ a cada ecuacón obteniendo,

$$[\frac{\partial f}{\partial x}]\ [\Delta x] + [\frac{\partial f}{\partial u}]\ [\Delta u] + [\frac{\partial f}{\partial p}]\ [\Delta p] = 0.$$

Esta última ecuación precisa de la informacón del signo de cada una de las derivadas parciales, de las que no disponemos, por lo que nos restringiremos a una región C definida por inecuaciones, en donde el signo de cada una de ellas permanece igual que en los estados inciales. Típicamente esa información es obtenida de conocimientos previos del proceso en cuestión.

Esto nos permite construir una base de datos con los patrones de signos correspondientes a cada perturbación. Durante el monitoreo de la planta, pueden compararse los cambios en las variables de operación con los registros en dicha base de datos, y dada una coincidencia, inferir a partir de los mismos cuál es la falla o perturbación que existe en la planta. Si bien se pierde información al utilizar solamente el signo de las perturbaciones, resulta conveniente frente al costo de calibrar y mantener un modelo cuantitativo.

3. Modelos cualitativos: soluciones

Si se reduce el problema, ya no a determinar las perturbaciones sino sólo su signo, el problema puede resolverse algebráicamente en un conjunto de cuatro elementos $\{1, -1, 0, ?\}$ con las operaciones operaciones suma y producto definidas por

+	-1	0	1	?
-1	-1	-1	?	?
0	-1	0	1	?
1	?	1	1	?
?	?	?	?	?

*	-1	0	1	?
-1	1	0	-1	?
0	0	0	0	0
1	-1	0	1	?
?	?	0	?	?

puede verse que estas operaciones son conmutativas, asociativas y que el producto distribuye respecto de la suma.

Una primera observación respecto del sistema de ecuaciones cualitativas es que, aún en el caso de que estas provengan de un sistema de ecuaciones determinado, este no tiene solución única.

Otra observación útil es que, si se agregan ecuaciones (claramente dependientes) al sistema original, al reducirlo a ecuaciones cualitativas, el sistema redundante puede tener menos soluciones. Eventualmente, el sistema puede estar determinado. Luego, es importante agregar redundancia al sistema antes de reducirlo a su versión cualitativa.

Cabe preguntarse, entonces, qué ecuaciones agregar y cuáles no aportan nueva información al sistema. La respuesta está en incluir reglas de operación entre ecuaciones cualitativas consistentes con alguna operación en el sistema original.

En un sistema lineal vale que

$$\begin{array}{ccccccc} a_1x_1 & + & \ldots & + & a_nx_n & = & c_1 \\ b_1x_1 & + & \ldots & + & b_nx_n & = & d_1 \\ \hline (\lambda a_1x_1 + b_1) & + & \ldots & + & (\lambda a_nx_n + b_n) & = & \lambda c_1 + d_1 \end{array} \tag{2}$$

que eligiendo $\lambda = -\frac{b_k}{a_k}$ permite obtener un cero en el sitio k (si $a_k \neq 0$). Se puede, entonces, extender el álgebra a los sistemas de ecuaciones cualitativas de manera de permitir el equivalente a la ecuación 2. Luego una operación válida entre ecuaciones cualitativas permite (análogamente a la versión lineal) obtener un coeficiente nulo y en el resto de los sitios, operar con el álgebra cualitativa habitual: en caso de obtenerse un "?", esa ecuación no aporta información alguna al sistema y puede ser eliminada sin pérdida.

Cabe mencionar que no es un buen método, en el álgebra cualitativa, la triangulación. La operación de reemplazar una ecuación por otra como en 2 no necesariamente es reversible. Luego, el sistema derivado no es necesariamente equivalente al original. Además, aún un sistema triangular y sin ceros en la diagonal, no es necesariamente inversible. Por lo tanto, lo mejor que puede hacerse, en el sentido de invertir el sistema, es realizar operaciones de triangulación pero agregando ecuaciones en vez de reemplazarlas.

Como ya se dijo, agregar ecuaciones al sistema lineal antes de pasar al sistema cualitativo puede agregar información. Esto da lugar al desarrollo de heurísticas diseñadas al efecto. En vez de eso, puede explotarse el hecho de que el tamaño típico de un problema real (industrial) es de alrededor de $n = 100$ variables. Luego y sabiendo que la información acerca de los coeficientes es escasa, se puede agregar todas las ecuaciones derivadas de operar sobre dos ecuaciones originales obteniendo un cero en cada sitio. Esto da un total de, como máximo, $\sim n^3$ ecuaciones extra[1]. Este método, aplicado a casos sencillos, obtuvo las mismas ecuaciones que las heurísticas sugeridas en la literatura del tema.

[1] Si se tiene en cuenta que el sistema es ralo, el número de ecuaciones extra es $\sim n$.

Uno de los méritos de este método radica en la posibilidad de sistematizar la obtención de nuevas ecuaciones reduciendo el trabajo humano. Otro es que dada toda la información conocida de los coeficientes permite obtener toda la información posible del sistema y sin depender de heurísticas.

4. Análisis de las series temporales

Resuelto el problema de tener identificados posibles patrones en las fluctuaciones de cada variable al suceder cada posible falla, buscamos automatizar la generación de un vector de perturbaciones que represente el estado actual de la planta para así, contrastando ambos, inferir de dónde proviene la falla.

Este problema requiere de cierto conocimiento de los procesos involucrados. Para determinar el signo de la variación de una variable perturbada es necesario tener en cuenta dos características del sistema en estudio. La primera es la variabilidad natural del mismo que nos permite saber si la perturbación medida es significativa o es parte del ruido natural del proceso. La segunda es el tiempo característico de los procesos asociados a dicha variable que nos indica cuánto tiempo debemos esperar para que la perturbación se haga evidente en la medición.

Para realizar el análisis previamente comentado contamos con el promedio horario de 55 variables de una planta de metanol de YPF (temperatura, presiones, flujos y niveles) durante un período de aproximadamente 4 años. Una primera observación de las variables nos hace ver que cada una de ellas varía alrededor de un valor medio dado con un ruido característico, que sería deseable encontrar. Vemos además que el tiempo característico de transición en cada variable no supera las 5 horas.

El ancho característico de este ruido (σ) fué estimado tomando la mediana de las desviaciones estándar de los datos en ventanas de 10 a 20 horas.

Detectamos los instantes en donde ocurrió una transición en cada una de las variables, calculando para cada tiempo la diferencia

$$x_i - M_i \qquad , M_{i+1} = mediana(x_{i-m}, \ldots, x_m), x \text{ serie temporal.}$$

Si el valor absoluto de dicho valor supera un umbral dado ($\beta = 3\sigma$) entonces consideramos que sucedió una transición. Cabe destacar que todos los cálculos sólo precisan datos del pasado, característica que permite realizar todo de forma on-line en la planta.

La razón por la que utilizamos la mediana es porque es un estimador robusto de las variables, es decir, no varia excesivamente cuando hay un dato fuera de régimen . Veamos un ejemplo en la figura 1. Allí comparamos cada uno de los datos con el valor medio y la mediana, tomados en una ventana de 11 datos centrada en el mismo. Vemos en la figura que la mediana sigue el valor de los datos notablemente, al contrario que el valor medio de los mismos.

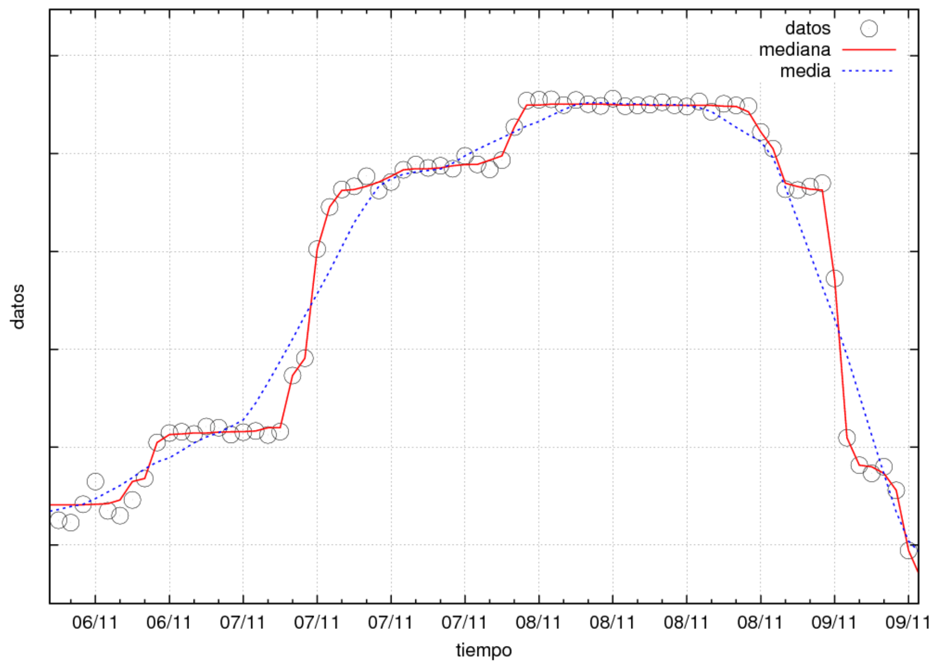


Figura 1: Comparación entre la media y la mediana, tomando ventanas de 11 datos.

Utilizamos, entonces, este estimador para encontrar los momentos en los que hay una transición en la planta y ocurre un cambio de estado en las variables. En la figura 1 la mediana está calculada en una ventana de 11 datos centrada en el tiempo dado, de modo que calcular con los 11 datos anteriores es simplemente un corrimiento de la mediana respecto de los datos como vemos en la figura 2.

Luego, para aquellos valores que se alejan por encima de un ruido característico dado (curvas amarillas en el gráfico) se supone una transición en el estado de la planta.

Este método es bueno para predecir cuándo comienza la transición que es lo que nos interesa. Desafortunadamente sobresestima el tiempo que demora la transición, identificando como transitorios (en verde) algunos puntos en que ya se estableció el estacionario. Sin embargo como dijimos, esto no es un problema mayor para nosotros ya que sólo queremos saber el momento en que ocurre la transición.

Utilizando este método identificamos las transiciones de las 55 señales de la planta con que contamos en la figura 3. Allí graficamos en blanco los instantes de transición de cada variable, de la misma manera que graficamos en verde los instantes en la figura anterior.

5. Filtro exponencial adaptativo

Algunas de las desventajas del método de detección de transiciones por medio de la mediana sobre una ventana móvil de tamaño fijo son

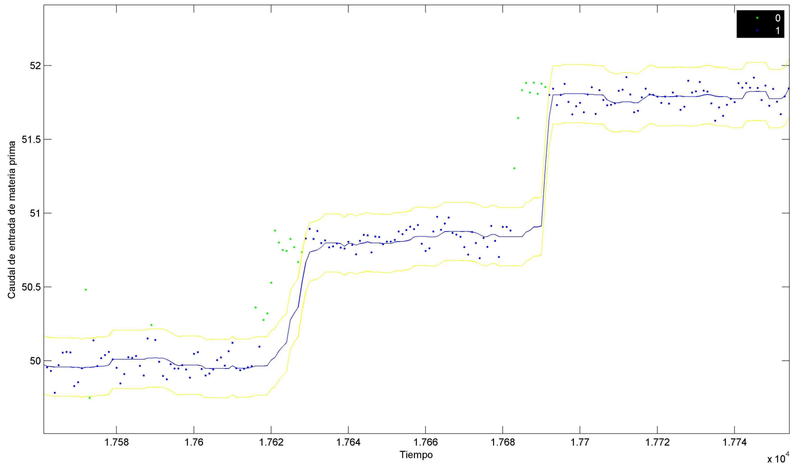


Figura 2: Los puntos corresponden a los datos medidos y la línea azul a la mediana de los 11 datos anteriores al tiempo dado. Cuando los puntos se alejan de la mediana una distancia mayor al ruido característico de la señal (curvas amarillas) consideraremos entonces que los datos corresponden a una transición y los graficamos en verde.

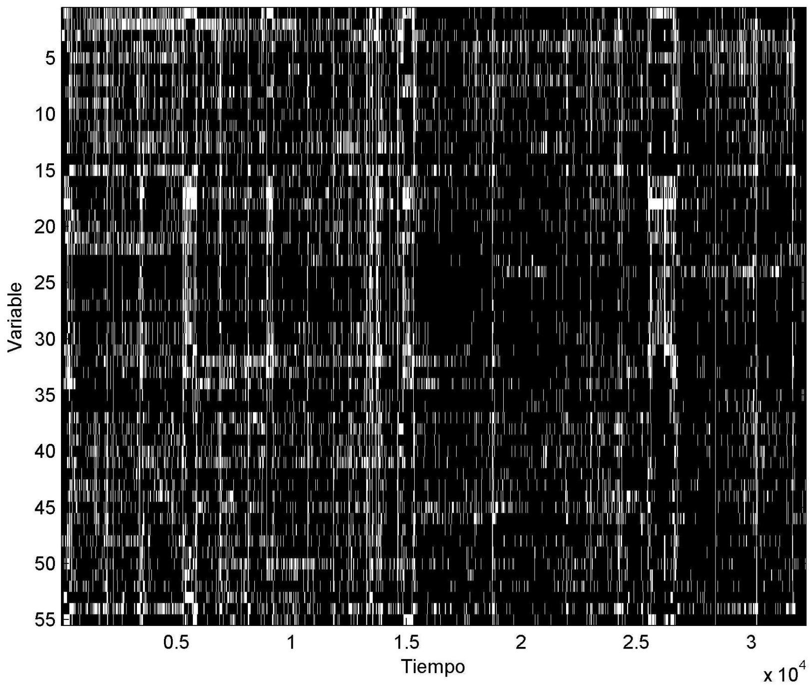


Figura 3: En blanco los instantes en que ocurrió una transición en alguna de las 55 variables.

- La señal filtrada necesariamente está retrasada en un medio del tamaño de la ventana.
- Para detectar variaciones hay que considerar dos señales: la original y la filtrada.
- Relativamente alto costo computacional de la implementación (cálculo de la mediana, mantenimiento de la ventana móvil).

Con el objetivo de sortear estas desventajas, se propuso el siguiente método.

Dada una señal ruidosa x_i consistente en una señal objetivo constante con un ruido aditivo superpuesto de ancho característico conocido se define

$$y_{i+1} = \alpha y_i + (1-\alpha)x_{i+1}. \tag{3}$$

Puede verse, tomando esperanza a ambos lados y bajo los supuestos de que todos los x_i tienen la misma esperanza $E(x_i)$ y en estado estacionario ($E(y_{i+1}) = E(y_i)$) que $E(y) = E(x)$.

Un razonamiento similar conduce a la relación de las varianzas

$$var(y) = \frac{1-\alpha}{1+\alpha} var(x) \tag{4}$$

Esta relación provee de un criterio para la elección del α de manera tal de disminuir tanto como se desee la varianza (ancho del ruido) de la señal original. Así, si se quiere disminuir el ancho del ruido alrededor de la señal objetivo en un factor $\frac{1}{n}$ se llega a la expresión

$$\alpha = \frac{n-1}{n+1}. \tag{5}$$

Cabe notar que la misma reducción se habría alcanzado filtrando con la media sobre una ventana móvil de tamaño fijo n, es decir $y'_i = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} x_{i-j}$. Luego y aunque el filtro dado por y_i involucra con pesos no nulos a todos los x_j con $j < i$, diremos que el filtro y_i, hecha la elección de α dada por (5) es *equivalente* a tomar la media sobre una ventana de tamaño n.

La manera de lograr que este filtro detecte transiciones es esencialmente la misma que la utilizada con el método de la mediana descripto previamente. El método se reformula

$$y_{i+1} = \begin{cases} \alpha y_i + (1-\alpha)x_{i+1} & \text{si } |x_{i+1} - y_i| < \beta \\ x_{i+1} & \text{si no.} \end{cases} \tag{6}$$

Todavía hay algo por modificar este método: hasta aquí, inmediatamente después de hallar una transición, el método descripto da un peso (α) muy grande al último punto. En términos de la mencionada *equivalencia* entre el filtro exponencial y una media sobre una ventana de tamaño n, se está pesando al último punto como si fuera el el valor histórico de la señal en una ventana de tamaño n. En la práctica esto se nota en que la señal filtrada tarda del orden del tamaño de la ventana *equivalente* en alcanzar un nuevo estado estacionario. La solución propuesta es, en los momentos en los que se encuentra una transición, fijar $\alpha = 0$ ($n = 1$) e ir aumentandolo siguiendo la prescripción dada por 5 incrementando n de a 1 por paso.

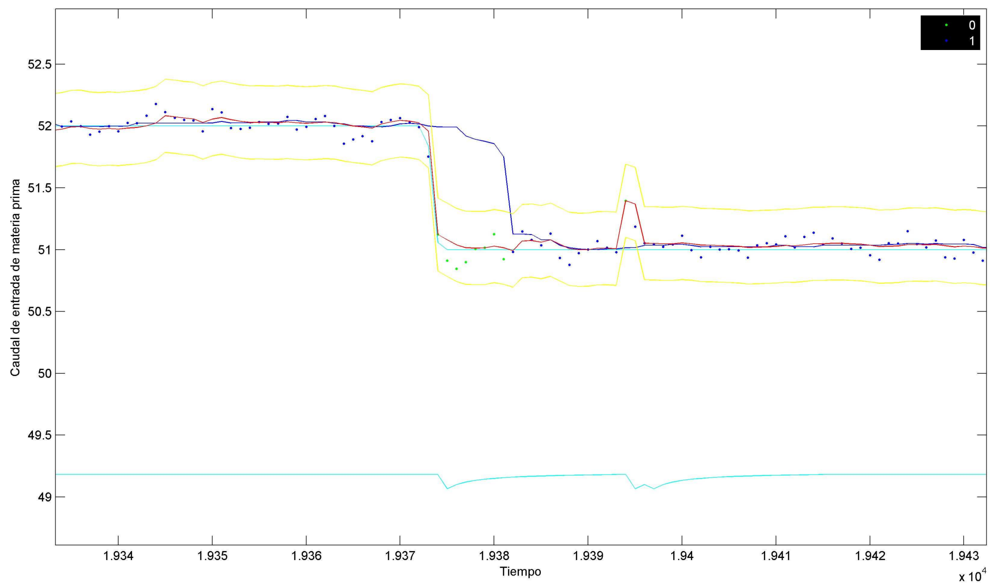


Figura 4: Fragmento de señal filtrada por distintos métodos. En rojo el filtro exponencial adaptativo. En azul la mediana sobre ventana móvil. Abajo, en celeste, el valor de α (en escala arbitraria).

6. Tiempo característico: Primeros pasos

Recordemos que nuestro objetivo es poder identificar modificaciones en el estado estacionario de la planta, ya sea que estas se deban a una falla o la decisión del operador, y posteriormente la identificación de un cambio mediante la comparación del patrón obtenido con la base de firmas. Una de las dificultades previamente mencionadas es: cada vez que se genera una transición identificar cuánto tiempo debemos esperar para ver reflejado el cambio en cada variable y así obtener un mejor patrón de signos que el resultante de realizar una comparación instantánea del estado de cada una de las variables. A este tiempo lo llamamos Tiempo Característico, y para cada variable depende del lugar donde se originó la perturbación al estado estacionario, asi como de la magnitud de la perturbación.

Para entender el problema supongamos que tenemos señales puras, sin ningún tipo de ruido y que la única perturbación posible proviene del cambio en una señal de entrada.

En tiempo 0 detectamos una transición en la señal de entrada; la variable 1 inmediatamente refleja el cambio, la variable 2 recibe información de la transción recién en tiempo 1 y la variable 3 modifica su estado 3 tiempos después.

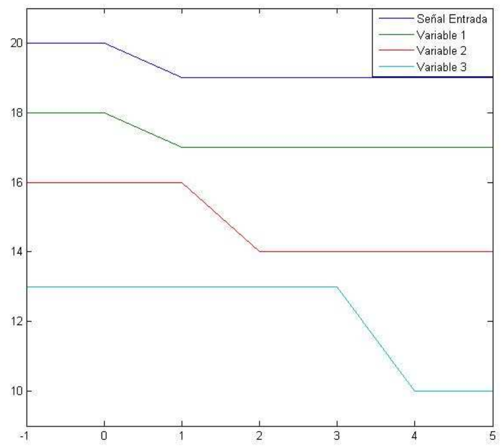
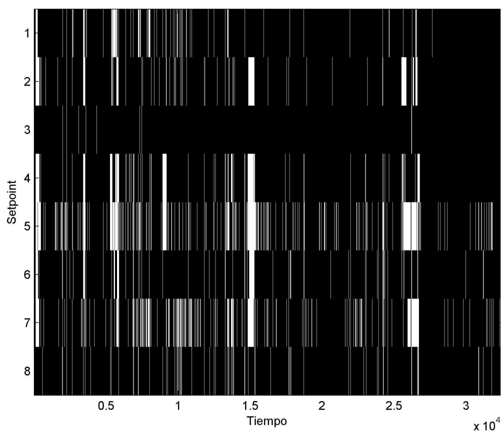
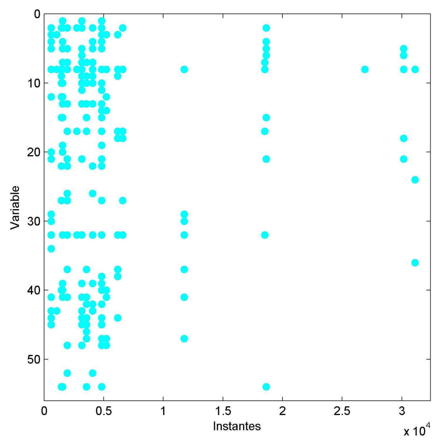


Figura 5: Cambios supuestos en las variables al variar la señal de entrada

Iniciamos nuestro análisis habiendo elegido una variable de entrada (setpoints del operador) y estudiamos con los datos históricos donde sólo tuvo una transición este setpoint, cómo responden las distintas variables.



a)



b)

Figura 6: En el gráfico a) mostramos en blanco los tiempos en los que ocurrió un cambio en alguno de los 8 setpoints de la planta. En b) separamos de la figura 5 sólo aquellos casos en los que ocurrió un cambio en el setpoint número 5 solamente.

Graficando solamente estos tiempos nos queda el siguiente gráfico:

En este gráfico tenemos para las 55 variables, 19 transiciones que ocurrieron en el lapso de 1 hora (blanco es que ocurrió una transición) desde que varió solamente el setpoint elegido. Podemos observar que la variable 4 corresponde a una medición que se realiza inmediatamente después de donde se encuentra nuestro setpoint.

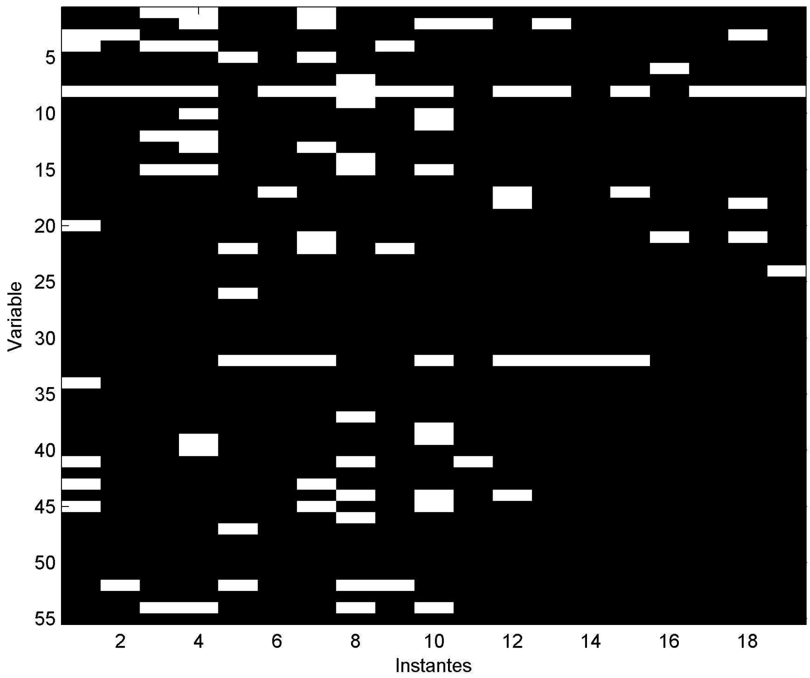


Figura 7: Cambios supuestos en las variables al variar la señal de entrada

La siguiente pregunta que se nos presentó fue: ¿Cómo es el cambio de signo de cada variable en relación al de la perturbación?

Para intentar analizar esto hicimos otro gráfico donde el fondo rojo corresponde a una perturbación que baja el nivel y el azul a una que lo sube. Poder observar esto nos brinda un criterio adicional al momento de definir qué variables tener en cuenta, ya que una variable que responde de forma aleatoria a perturbaciones de suba o baja nos agrega ruido al momento de comparar con las firmas.

7. Conclusiones

- Se logró una mejor comprensión de un método que no se encontraba en funcionamiento y tiene perspectivas favorables por lo técnicos: se hicieron avances significativos hacia una implementación.

- Se trabajó exitosamente en un grupo intersicipilinario explotando al máximo las habilidades individuales en el planteo y resolución de un problema con facetas tanto puramente teóricas como aplicadas.

- Se logró avances significativos tanto en el problema de la obtención de las firmas de fallas como en su detección a partir de una serie temporal.

Algunas asignaturas pendientes:

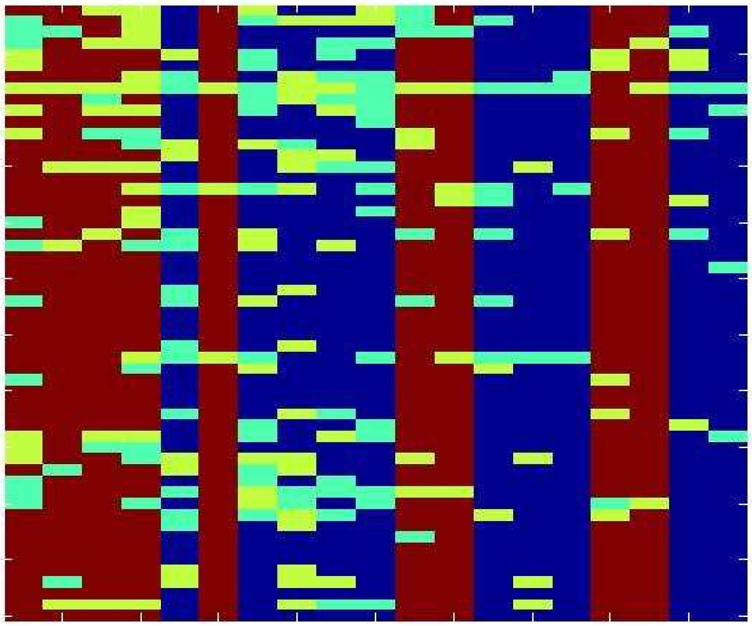


Figura 8: Misma figura que 7, sólo que comparando los signos de la transición de cada variable con el signo del cambio en el setpoint.

- Análisis de la Influencia de la magnitud de la perturbación en los tiempos característicos de cada variable.
- Generalización del método para la detección de tiempos característicos.

Bibliografia

Nimmo, I. Adequately address abnormal operations. Chem. Eng. Prog. 1995, 91, 36-45.

Oyeleye, O. O., & Kramer, M. A. (1988). Qualitative simulation of chemical process systems: steady state analysis. American Institute of Chemical Engineers Journal 34 (9), 1441-1454.