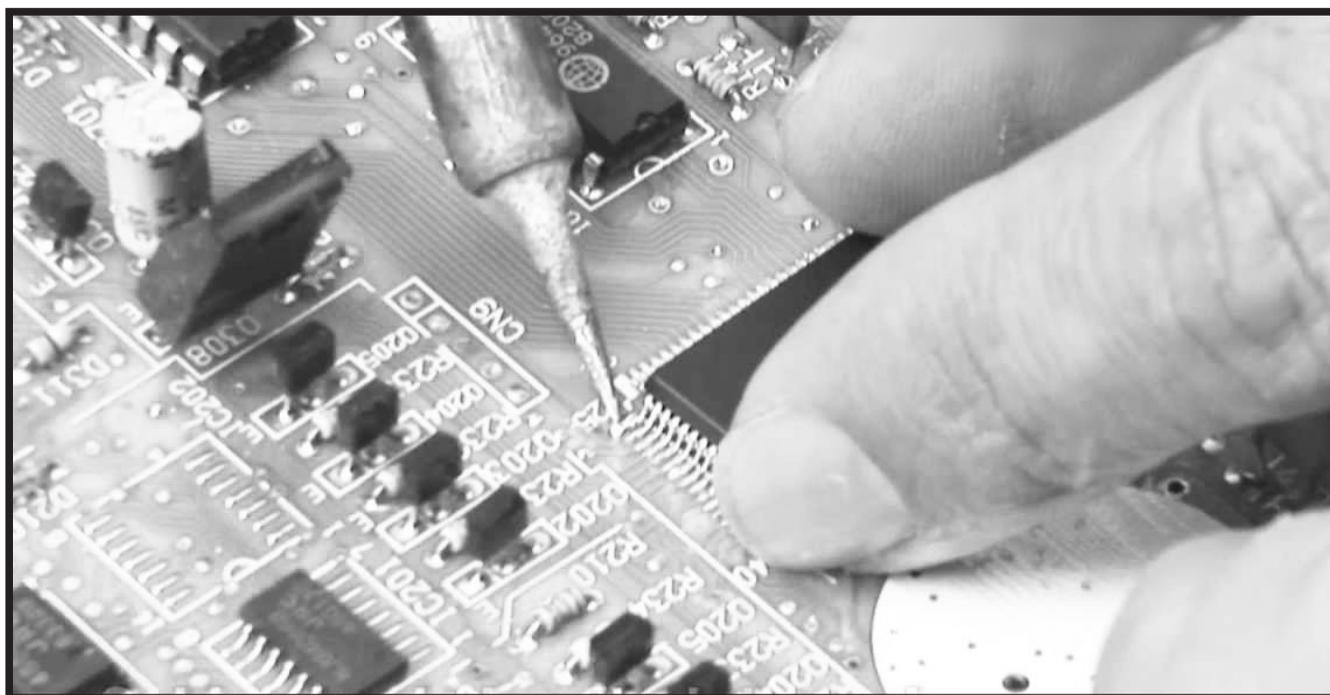


## PROPUESTA DE CONTROL SUPERVISOR CON DIAGNÓSTICO ANTE FALLAS ESTOCÁSTICAS

Caso de estudio: tanque de homogenización en lazo cerrado\*

*Supervisory control proposal with stochastic fault diagnosis. Case study: closed-loop homogenization tank*

Pineda-Torres, F.\*\* y Chica-Leal, A.\*\*\*



### RESUMEN

Los sistemas de detección, diagnóstico y aislamiento de fallas (FDD), generan señales (residuos) que contienen detalles de la falla. La estimación de estado es un procedimiento común para la generación de residuos, cuando se usa redundancia analítica. La hipótesis propuesta es que al tener fallas aditivas: determinísticas y estocásticas, la metodología de los residuos debe verse en términos de estadísticos, para lo cual, entre los más importantes están las covarianza y covarianza cruzada, la correlación y la correlación cruzada; con ellos se analizan su confiabilidad sobre un sistema supervisor FDD implementado sobre un tanque de homogenización en lazo cerrado, donde recae el caso de estudio.

**Palabras clave:** control supervisor, falla, FDD, estimador multivariable, residuos, señales aleatorias.

### ABSTRACT

*Detection, diagnostic and fault isolation systems FDD generate signals (residuals) containing details of the fault. The state estimation is a common procedure for residuals generation when it used analytical redundancy. The proposed hypothesis is that having additive faults: deterministic and stochastic, the faults methodology should be seen in terms of statistics, between the most important they are covariance and cross-covariance, the correlation and the cross correlation; we analyse with them their reliability on a FDD supervisory system implemented on a feedback homogenisation tank, where rests the case of study.*

**Key words:** supervisory control, fault, FDD, multivariable estimator, residuals, random signals.

\* Este artículo es resultado parcial del proyecto de investigación: «Modelado y control supervisor de sistemas híbridos ante fallas estocásticas», del grupo de investigación Automática y Robótica de la Fundación Universidad Autónoma de Colombia.

\*\* Ingeniero Electrónico, Especialista en Automática e Informática Industrial; Fundación Universidad Autónoma de Colombia. Magíster en Ingeniería Electrónica y de Computadores, Universidad de los Andes. franklin.pineda@fuac.edu.co

\*\*\* Ingeniero Electrónico, Especialista en Automática e Informática Industrial; Fundación Universidad Autónoma de Colombia. Magíster en Ingeniería Electrónica y de Computadores, Universidad de los Andes. Doctorando en Ingeniería, Universidad Distrital. alonso.chica@fuac.edu.co

## 1. INTRODUCCIÓN

De acuerdo con lo mencionado por Isermann (2006), la principal tarea de los diferentes modelos matemáticos es la detección de errores en sensores y actuadores dentro del proceso, utilizando las dependencias entre las distintas señales medibles en el sistema. Las diversas dependencias se expresan por medio de modelos matemáticos (véase las fórmulas 1 y 2) enlazando señales de entrada  $u(t)$  hacia señales de salida  $y(t)$  y residuos  $r(t)$ , que son el resultado del sistema de detección basados en los parámetros de diseño o variables de estado estimadas  $x(t)$ . Cada una de estas señales se llama *característica del sistema*, y se compara con el valor nominal esperado por los diversos métodos de detección, el resultado son síntomas de análisis, que son la base para el diagnóstico de fallos (véase el gráfico 1).

$$\dot{x}(t)=Ax(t)+B\mu(t)+Ww(t)+Lf_1(t) \quad (1)$$

$$y(t)=Cx(t)+D\mu(t)+Vv(t)+Mf_m(t) \quad (2)$$

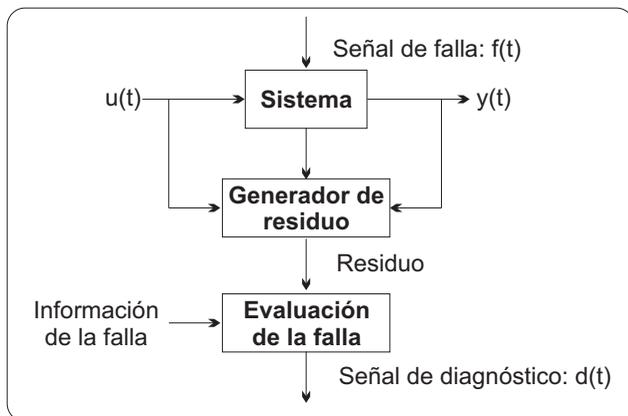


Gráfico 1. Estructura de un sistema de detección y diagnóstico de fallos. Fuente: Farfán, 2011.

Usualmente las fallas son clasificadas en tres tipos (Isermann, y Höfling, 1996): fallas aditivas de medición:  $f_p, f_m(t)$ , fallas aditivas al proceso:  $w, v(t)$  y las fallas multiplicativas al proceso. Las primeras describen bien las desviaciones que ocurren en las mediciones de los sensores al igual que el mal

funcionamiento de los actuadores. Las segundas son perturbaciones en la planta, y las terceras describen los cambios abruptos de los parámetros de la planta que aparecen por deterioro de los equipos interconectados a la planta.

Los procedimientos basados en redundancia analítica para la generación de residuos pueden ser divididos en dos grandes grupos: los procedimientos basados en modelos matemáticos y aquellos modelos que usan inteligencia artificial. Un tipo de generación de residuos basados en modelo matemático es a través de observadores de salida: el procedimiento hace una transformación lineal en (véase la fórmula 1) lo cual genera nuevas variables de estado  $\xi(t)=T_2x(t)$  (véase las fórmulas 3 y 4). El residuo  $r(t)$  (véase la fórmula 5) puede ser asignado en el caso de que exista independencia lineal entre la entrada no conocida  $v(t)$  y los estados  $x(t)$  y  $u(t)$  por matrices especiales  $C_\xi$  y  $T_2$ . El residuo depende sólo de las fallas aditivas  $f_1(t)$  and  $f_m(t)$  (véase el gráfico 2). Entre los estimadores de salida basados en modelo matemático a tener en cuenta están: filtro Kalman (Farfán, 2011; Welch y Bishop, 2002), los observadores Luenberger, Lyapunov (Chi Tsong, 2000), LQ (Chi Tsong, 1970), Jordan (Chi Tsong, 1999) y por formas canónicas (Basilio y Kouvaritakis, 2008; Graselli y Tornambé, 1992; Pineda y Chica, 2009). Además, los estimadores basados en inteligencia artificial, por redes neuronales, en especial la red de base radial, por lógica difusa y una red bayesiana.

$$\dot{\hat{\xi}}(t)=A_\xi\hat{\xi}(t)+B_\xi u(t)+G_\xi y(t) \quad (3)$$

$$\eta(t)=C_\xi\hat{\xi}(t); \hat{\eta}(t)=T_2 y(t) \quad (4)$$

$$r(t)=\eta(t)-\hat{\eta}(t) \quad (5)$$

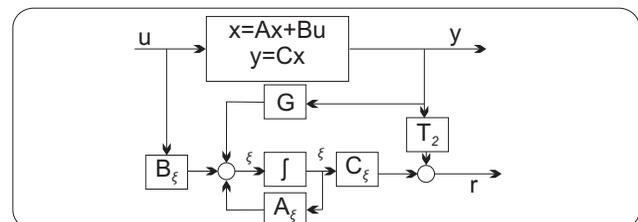


Gráfico 2. Generación de residuos usando observadores de salida. Fuente: Isermann, 2006

## 2. DIAGNÓSTICO Y AISLAMIENTO DE FALLAS

Las fallas usualmente muestran un comportamiento característico del sistema que se originan de forma interna o externa; por lo tanto, las fallas pueden ser generadas en los sensores, actuadores, hardware y perturbaciones por fuentes externas que afectan a la estructura general del sistema (Isermann, 2006). Las fallas pueden distinguirse según su forma (vease el gráfico 3), las cuales pueden ser sistemáticas o aleatorias (vease la falla 4 en el gráfico 3); también se logran distinguir de acuerdo a su comportamiento en el tiempo que pueden ser permanentes, temporales, intermitentes y con fluctuaciones o ruido.

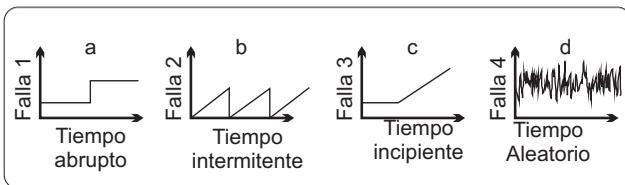


Gráfico 3. Diferentes clases de fallas a) de paso, b) diente de sierra, c) rampa y d) señal aleatoria. Fuente: adaptado de Miljkovic, 2011

La generación de residuos consiste en obtener señales que contienen información únicamente de las fallas. Dichas señales se llaman residuos. En el caso ideal, los residuos son cero cuando no hay fallas, y difieren de cero en presencia de fallas. Los observadores son los responsables de la generación de residuos usando el error medio cuadrático para fallas sistémicas. Éstos deciden cuando el sistema presenta falla y qué tipo de falla está afectando al sistema. De hecho este procedimiento constituye la etapa de diagnóstico. El discriminador  $\hat{r}$ , es una función basada en el error de estimación, capaz de tomar la decisión para la existencia o no de falla.

Para el aislamiento de la falla, se hace un comparador con base en el discriminador  $\hat{r}$ . Si el residuo está entre  $0 < \hat{r} < 1$ , el sistema no presenta falla, pero si está fuera de este rango, la realimentación del sistema en lazo cerrado, será tomada por el estimador de salida.

## 2.1. ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVA

El análisis de datos propuesto para discriminar las fallas en el sistema supervisor se encuentra basado en la correlación (vease la fórmula 6), la covarianza (vease la fórmula 7) y el coeficiente de correlación (vease la fórmula 8), entre las señales de salida y las temperaturas real y estimada dentro del tanque de homogenización. Para procesos estocásticos se definen la correlación cruzada y la covarianza cruzada, debido a la posición de dos procesos estocásticos vistos en diferentes instantes.

$$\text{Corr}[X, Y] = E[XY] = \iint_{-\infty}^{\infty} xyf(x, y) dx dy \quad (6)$$

$$\text{Cov}[X, Y] = \text{Corr}[X, Y] - \mu_x \mu_y \quad (7)$$

$$\rho = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (8)$$

Sean  $X(t)$ ,  $Y(t)$  procesos estocásticos, cuyas funciones de autocorrelación son  $R_x(t, u)$  y  $R_y(t, u)$ . Las funciones de correlación cruzada coinciden en el caso  $t = u$  (vease la fórmula 9), definida como la correlación de los procesos  $X(t), Y(t)$ .

$$R_{yx}(t, u) = R_{xy}(t, u) = \text{Corr}[X(t)Y(t)] \quad (9)$$

Para el caso de la covarianza cruzada se aplica la correlación cruzada en la definición de covarianza (vease la fórmula 7).

## 3. CASO DE ESTUDIO

### 3.1. Descripción técnica

La planta de embotellamiento de la Fundación Universidad Autónoma de Colombia (FUAC) está dividida en dos secciones, la primera para el proceso de homogenización (vease la imagen 1) y la segunda para el proceso de embotellado. Básicamente la sección de homogenización es un acoplamiento hidráulico de cuatro tanques no presurizados con válvulas automáticas, válvulas manuales y bombas

dispuestas para permitir el flujo de fluido entre ellos. El primer tanque (T1) recibe el líquido que llega a la planta, el segundo y el tercero (T2-T3) son los tanques de enfriamiento y calentamiento respectivamente. El cuarto tanque es el de homogenización (T4), para lo cual tiene un mezclador, un sensor de nivel ultrasónico de 4 a 20mA y una RTD.

La máxima capacidad son 200 litros, y debido a la ubicación de la RTD en el tanque T4, la mínima capacidad de llenado debe ser 80 litros. Tres de las cuatro bombas tienen un variador de frecuencia Power Flex 40 de marca Allen-Bradley. Además, cuenta con 3 pantallas táctiles: un panel View Plus 1500 y dos paneles View Plus 600 Allen-Bradley.



Imagen 1. Planta de homogenización. Fuente: propia

### 3.2. Identificación del modelo

El modelo del tanque de homogenización (T4) (vease el gráfico 4) de agitación permanente aparece por las ecuaciones de balance materia-energía (6,7), las variables de estado son  $h(t), T(t)$ .  $\rho$  es la densidad del líquido [ $\text{kg}/\text{m}^3$ ],  $A$ , en  $\text{m}^2$ , es el área transversal del tanque;  $Q_C(t), Q_F(t), Q_A(t)$ , en  $\text{m}^3/\text{s}$ , son los caudales de agua caliente, fría y a temperatura ambiente respectivamente.  $h(t)$ , en mts, es la altura del líquido en el tanque.  $C_p$  [ $\text{J}/\text{kg}^\circ\text{C}$ ] es la capacidad calorífica a presión constante del líquido (Papoulis, 1990).  $T(t)$

[ $^\circ\text{C}$ ] la temperatura del líquido en el tanque, y  $T_C$  y  $T_F$ , las temperatura de los tanques de calentamiento y enfriamiento. La temperatura ambiente  $T_A$  y una constante de ajuste de ganancia  $K$ .

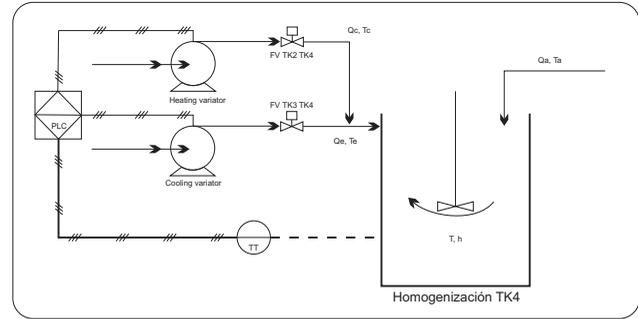


Gráfico 4. Proceso de Homogenización

$$\rho A \frac{dh}{dt} = \rho(Q_C(t) + Q_F(t) + Q_A(t)) - \rho K \sqrt{h(t)} \quad (10)$$

$$B = Q_C T_C + Q_F T_F + Q_A T_A \quad (11)$$

$$\rho C_p A \frac{d(h(t) * T(t))}{dt} = \rho C_p [B - K \sqrt{h(t)}] T(t) \quad (12)$$

Luego de la linealización del modelo no-lineal (vease las ecuaciones 10, 11, 12 y 13), donde  $h_s, T_s, T_{Cs}, T_{Fs}, Q_{As}$  y  $T_{As}$  son las variables de desviación que en los puntos de operación toman valores de:  $h_s=0.245\text{m}$ ,  $T_s=28^\circ\text{C}$ ,  $A=0.33285\text{m}^2$ ,  $T_{Cs}=40^\circ\text{C}$ ,  $T_{Fs}=5^\circ\text{C}$ ,  $Q_{As}=0.00045\text{m}^3/\text{s}$ ,  $T_{As}=23^\circ\text{C}$ , y  $K=0.0006$ .

$$\begin{bmatrix} \frac{d[h(t)-h_s]}{dt} \\ \frac{d[T(t)-T_s]}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-K}{2A\sqrt{h_s}} & 0 \\ 0 & \frac{-K}{A\sqrt{h_s}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h(t) - h_s \\ T(t) - T_s \end{bmatrix} + \quad (13)$$

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{A} & \frac{1}{A} \\ \frac{T_{Fs} - T_s}{Ah_s} & \frac{T_{Cs} - T_s}{Ah_s} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Q_A(t) - Q_{As} \\ Q_C(t) - Q_{Cs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{A} & 0 \\ \frac{T_{As} - T_s}{Ah_s} & \frac{Q_{As}}{Ah_s} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Q_A(t) - Q_{As} \\ T_A(t) - T_{As} \end{bmatrix}$$

El modelo en espacio de estados (vease la ecuación 13) es controlable, pero no observable. El modelo de fracción coprima hacia la izquierda (vease la ecuación 14) debe ser observable (Gauthier, 1978; Pineda

y Chica, 2009), lo cual es favorable para el diseño de los estimadores.

$$\hat{G}(D) = \left[ D^2 + \frac{3K}{2Ah_s} D + \frac{K^2}{2A^2h_s} \right] * \left[ \frac{-23}{Ah_s} D + \frac{-23K}{2A^2h_s^{3/2}} + \frac{12}{Ah_s} D + \frac{12K}{2A^2h_s^{3/2}} \right] \quad (14)$$

### 3.3. FDD para la planta de homogenización

El gráfico 5 muestra el sistema de detección, diagnóstico y aislamiento de falla propuesto implementado en *Simulink* para la planta de homogenización: que consta del lazo cerrado consta de una ganancia de acople igual a 30, el variador que responde a la ecuación 15, y el sistema lineal del tanque de homogenización (vease la ecuación 13) y el bloque de generación de residuos que se encarga de estimar la salida. La diferencia entre la salida de temperatura  $T(t)$  y la salida estimada  $T_e(t)$  genera el error medio cuadrático MSE (vease la tabla 1 para las diferentes fallas en la RTD y sin fallas en las válvulas).

$$\frac{Q(f)}{A} = -7e^{-12} f^3 + 4e^{-9} f^2 + 2e^{-6} f^{-7} e^{-5} \quad (15)$$

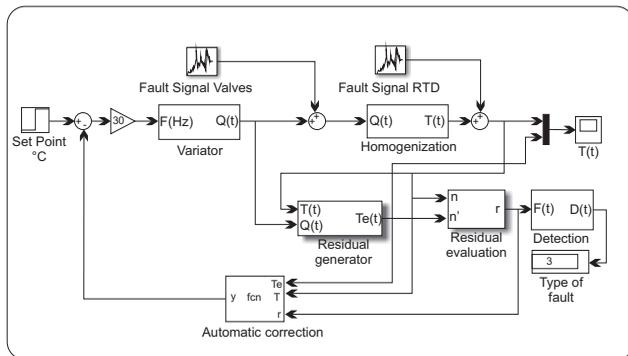


Gráfico 5. Sistema FDD para la planta de homogenización.

El índice de desempeño MSE se puede ver en la tabla

1, cuando no existen fallas aleatorias en las válvulas. Los estimadores poseen un muy bajo MSE sin fallas; donde los dos con menos tasa de error son el estimadores Luenberger y Lyapunov. Esto se debe a que la ganancia de los estimadores es la misma a pesar de que los algoritmos son diferentes. Sin embargo, y dada la naturaleza multivariable de la planta, las matrices de los observadores no son únicas [Chen Chi, 1999], esto implica que los resultados de la tabla 1 difieran levemente.

Para los casos basados en redes artificiales, ellos aportan más error debido a que se utiliza para el aprendizaje de la red sólo el 50% de los datos. La red neuronal de base radial es la que mejor comportamiento de estimación posee.

Tabla 1. MSE para los diferentes estimadores de salida

Estimador	Sin Falla	Falla 1	Falla 2	Falla 3	
Basado en modelo	Kalman	5.4257x10-8	3.7584	2.5266	10.0263
	Luenberg.	4.2297x10-31	3.6310	2.1239	9.5293
	LQ	3.5226x10-7	3.8034	2.4765	10.1852
	Cyclic	1.1941x10-7	4.7514	2.5281	10.3052
	Lyapunov	4.2297x10-31	3.6310	2.1239	9.5293
	C.F.	4.7875x10-8	3.7928	2.5099	10.1207
Basado en Red Artificial	Neuronal	0.0014	3.2313	2.3332	8.4963
	Bayesiana	0.0214	4.6967	2.5989	8.3448
	Difuso	0.0059	4.3898	2.4054	8.3386

Fuente: propia

El bloque de evaluación del residuo contiene el promedio del error medio cuadrático. El bloque de detección de falla, en gráfico 5, simplemente discrimina la falla de acuerdo a los residuos obtenidos en el bloque de evaluación; por ejemplo para la falla 3, el residuo existirá dentro del rango de 8 a 10 (vease tabla la 1). El bloque de corrección automática aísla la falla, esto es: si el residuo aparece dentro del rango  $0 < r < 1$  (vease la tabla 1), el bloque opera con la señal de temperatura nominal, y si hay falla el bloque opera con la señal de temperatura estimada.

#### 3.3.1. Generación de fallas aleatorias

Las fallas aleatorias son generadas a partir de la

generación de valores aleatorios que siguen un tipo de distribución continua de probabilidad. Si la ecuación de la distribución de probabilidad continua es  $F(x)$ , entonces la probabilidad de que  $x$  esté sobre un intervalo, será el área bajo la curva de distribución para  $F(x)$  sobre el intervalo  $f(t)$  (Papoulis, 1990). La falla aleatoria sobre cada una de las válvulas de entrada al tanque de homogenización sigue una distribución de tipo exponencial (vease el gráfico 6) y las fallas aleatorias sobre el sensor RTD en estudio, pueden seguir distribuciones de función normal, exponencial, *weibull* y logarítmicas normales, que son los modelos más comunes en confiabilidad (Kececioglu, 1991) y análisis de tiempos de falla (Reyes, 2006).

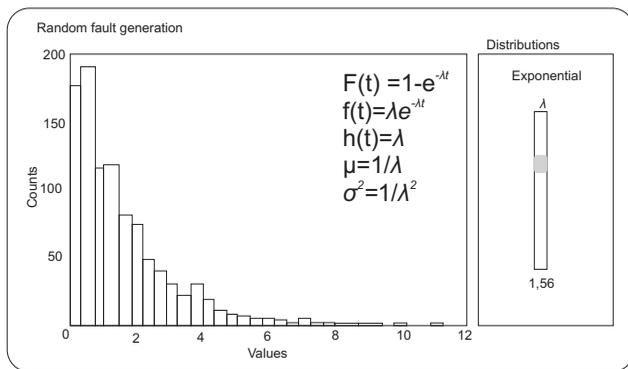


Gráfico 6. Generación de falla aleatoria de tipo exponencial.

### 3.4. Análisis del sistema supervisor

Los valores de la tabla 1 se generan cuando no se incorporan fallas en los actuadores (válvulas de caudal) en la entrada de la planta de homogenización. Una vez se anexan las fallas en las válvulas, la correspondencia de error medio cuadrático y residuos cambia completamente, y se escoge recurrir a las estadísticas descriptivas de las señales de salida para discriminar los lugares donde se ha o no producido fallas en el sistema; esto da origen al sistema supervisor encargado de avisar dónde se han producido las fallas dentro del sistema. El sistema supervisor a partir de las señales de temperatura y temperatura estimada (ejemplo: vease el gráfico 7) debe ser capaz de identificar las fallas que ocurren en la planta. Para

ello se analizan sólo 3 descriptores estadísticos, debido a que el coeficiente de correlación, la covarianza y la correlación dan valores similares, esto ocurre si la media de alguna de las señales es cero y/o las desviaciones de las señales son unitarias.

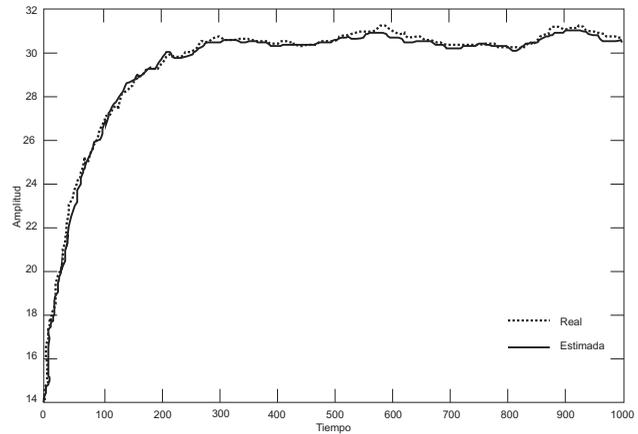


Gráfico 7a. Señales de salida con falla en la válvula 1.

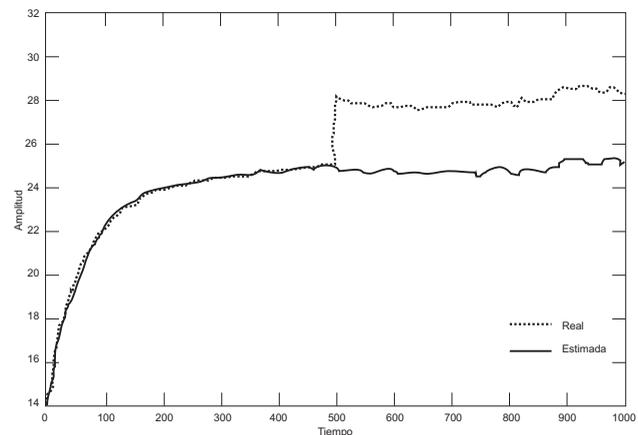


Gráfico 7b. Señales de salida con falla en la válvula 1 y falla escalón en la RTD.

En el gráfico 8 se observa que la discriminación que realiza la correlación cruzada es más efectiva que la covarianza cruzada, cuyo reconocimiento en los lóbulos exteriores no corresponde en un 100% al central. La correlación cruzada da el mejor índice de reconocimiento de falla (el gráfico 9 muestra los porcentajes de acierto). Cuando se aplica falla aleatoria en la válvula 1, la covarianza cruzada posee

buenos porcentajes de reconocimiento aproximándose a un 62%, pero cuando ocurren fallas en la válvula 2 (válvula del agua fría) la covarianza cruzada decae a valores muy cercanos a los que posee la correlación de la figura 10.

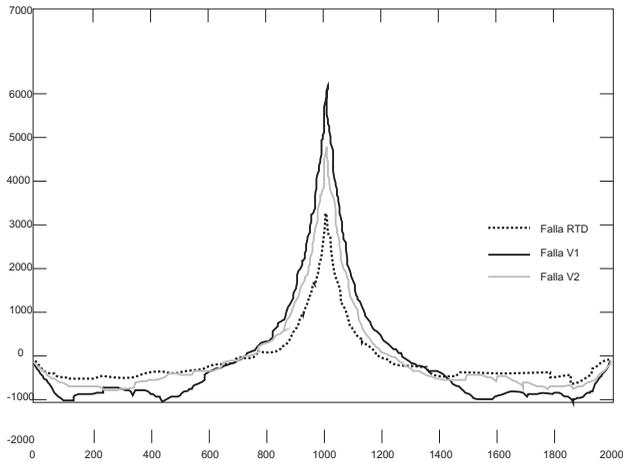


Figura 8a. Resultados para distintas fallas utilizando: Covarianza cruzada

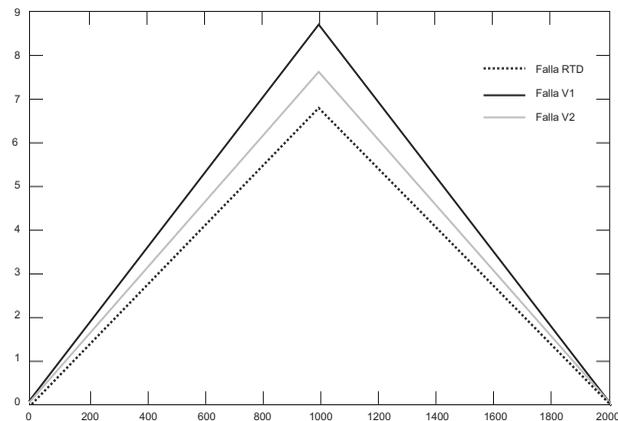


Figura 8b. Resultados para distintas fallas utilizando: Correlación cruzada.

El sistema supervisor avisa de manera visual, dónde y cuál (es) es (son) el tipo de falla ocurrido dentro de la planta de homogenización. El cuadro de diálogo avisa dónde se encontraron fallas, al igual que las flechas indicadoras donde se encuentra el modelo de la planta. El tipo de falla en la RTD se muestra gráficamente en la parte inferior izquierda del cuadro de diálogo. El sistema supervisor es capaz de recono-

cer la falla en un 97% de los casos, cuyos errores acontecen en el uso del estimador por diseño cíclico, que posee el mayor error medio cuadrático entre los observadores de salida cuando existen fallas aleatorias en las válvulas.

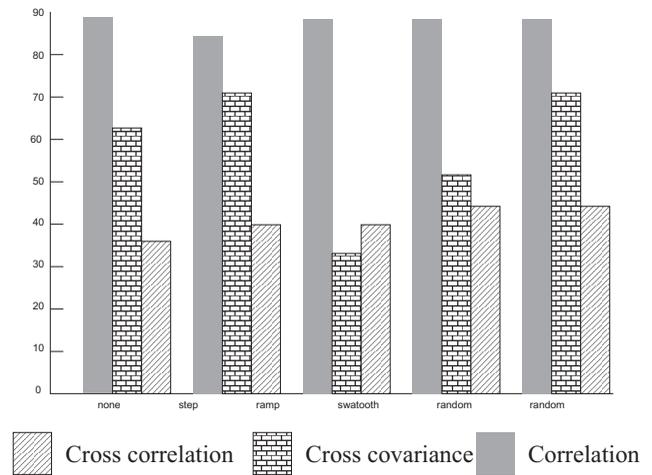


Gráfico 9. Porcentajes de discriminación con fallas aleatorias en V1

#### 4. CONCLUSIONES

Los métodos basados en estimadores de salida son aplicados ampliamente en la detección y el diagnóstico de fallas, debido a su baja carga computacional. Los estimadores Luenberger y Lyapunov proporcionan los mejores aciertos con menor error medio cuadrático, y los que más error proporcionan son los observadores de salida que usan técnicas de inteligencia artificial, debido a que necesitan de más del 50% de los datos para tener una estimación apropiada. El diseño cíclico requiere que el modelo se encuentre en forma canónica de Jordan, por lo cual no siempre ocurre, y se convierte en el estimador con más alto índice de error en estimación.

Por último, la asignación de falla para el sistema de detección y diagnóstico sobre fallas determinísticas dependen de los valores que toman los residuos con base al error medio cuadrático. Esto significa que la discriminación cambia en la medida que se modifi-

que la posición de los residuos, tal es el caso de aplicar fallas con señales estocásticas, donde la asignación de residuos con base al error no sirve si antes no se han analizado las estadísticas de las señales aleatorias de falla en cuestión. La discriminación, según el caso de estudio, se puede hacer con el estadístico de correlación cruzada que proporciona la mejor discriminación de fallas aditivas frente a la correlación, la covarianza, el coeficiente de correlación y la covarianza cruzada (estadísticos descriptivos más utilizados cuando se quiere inferir información de señales que poseen algún tipo de relación).

## REFERENCIAS

- BASILO, J. C. y KOUVARITAKIS, B. (2008). *An Algorithm for Coprime Matrix Fraction Description using Sylvester Matrices*. Oxford University, Department of Engineering Science. 2008.
- CHEN CHI, T. (1970). *Introduction to Linear System Theory*. Edit. Holt, Rinehart and Winston, INC.
- CHEN CHI, T. (1999). *Linear System Theory and Design*. Edit. Oxford University Press.
- CHEN CHI, T. (2000) *Analog and Digital Control System and Design*. Saunders College Publishing.
- FARFÁN, J. A. D. (2011). *Sistema de detección de fallas para un motor DC mediante filtros de Kalman*. Lima.
- GAUTHIER, A. y LANDAU, I. D. (1978). *On the recursive identification of multi-input, multi-output systems*. Automática (Journal of the International Federation of Automatic Control) Volume 14, Issue 6, November 1978, pages 609-614.
- GRASELLI, O. M. y TORNAMBÉ, A. (1992). *On Obtaining a Realization of a Polynomial Matrix Description on a System*. IEEE Transaction on Automatic Control. Pags. 852-856. Volumen 37 No.6 Junio de 1992.
- ISERMANN, R. (2006). *Identification of Dynamical Systems: An Introduction with Applications (Advanced Textbooks in Control and Signal Processing)*. Springer.
- ISERMANN, R. y HÖFLING, T. (1996). *Adaptive parity equations and advanced parameter estimation for fault detection and diagnosis*. In: IFAC. pp. 55-60.
- KECECIOGLU, D. (1991). *Reliability and Life Testing Handbook*. Vol. 2. Prentice Hall.
- MILJKOVIC, D. (2011). *Fault detection methods: A literature survey*. Proc. MIPRO 2011, Vol 3. 750–755.
- PAPOULIS, A. (1990). *Probability random variables and stochastic processes*. McGraw-Hill.
- PINEDA, F. y CHICA, A. (2009). *Extensión del método Gauthier para realizaciones mínimas multivariadas, incorporando teoría de matrices coprimas*. Revista de Ingeniería Pontificia Universidad Javeriana. Julio-Diciembre 2009. ISSN 0123-2126.
- PINEDA, F. y CHICA, A. (2010). *Linear multivariable state-feedback starting from the MPF model; as recurrent algorithm to the control for canonical forms*. ANDESCON, 2010 IEEE, vol., no., pp.1,5,15-17 Sept. 2010 doi: 10.1109/ANDESCON.5633060.
- REYES AGUILAR, P. (2006). Curso de Confiabilidad. Recuperado de: [http://www.iciem.com/files/CURSO\\_CONFIABILIDAD.doc](http://www.iciem.com/files/CURSO_CONFIABILIDAD.doc)
- WELCH, G. A. y BISHOP, G. (2002). *An Introduction to the Kalman Filter*. TR 95-041, Department of Computer Science, University of North Carolina at Chapel Hill.