El intercambiador es usado con múltiples objetivos, ya sea para refrigerar, calentar o controlar la temperatura en un fluido mediante procesos físico-químicos de transferencia de calor, **el diagnóstico temprano de fallos en estos sensores es vital para la correcta operación y óptimo desempeño de los equipos.**

Julio Mosaja, First Quantum Minerals / Luis Arias, Pontificia Universidad Católica del Perú

Implementación de observadores dedicados para la detección de fallos de un Intercambiador

Implementation of Dedicated Observers for Failures Detection in a Heat Exchanger

RESUMEN

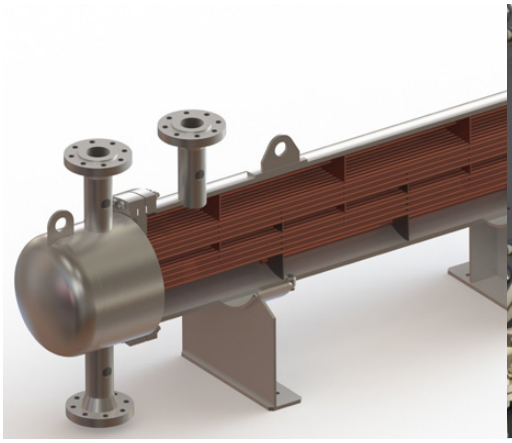
En este artículo se aborda el diseño e implementación de un banco de observadores dedicados para la detección e identificación de fallos en sensores de temperatura de un intercambiador de calor industrial de tubos concéntricos. Se usó un modelo lineal multivariable de caja gris para el desarrollo del modelo, en el cual un punto de operación fue fijado. Con los datos de operación del proceso, se realizó la identificación *off-line* de los coeficientes de modelo linealizado usando un enfoque de neuroidentificación dinámica. En el diseño del banco de observadores dedicados, se optó por el método de ubicación de polos para el ajuste de ganancia del observador, el cual permitió tener un mejor control sobre el ajuste de la sensibilidad y tiempo de detección del sistema de diagnóstico de fallos en la etapa de implementación. El algoritmo para la identificación del tipo de fallo fue basado en la evaluación de residuales mediante umbrales estáticos.

La implementación práctica fue llevada a cabo en el controlador L71 de la familia ControlLogix de Allen Bradley®, en el cual se programaron las rutinas y *add-ons* necesarios para implementar el algoritmo del sistema de detección e identificación de fallos. Los experimentos llevados a cabo demuestran que con este enfoque es posible la detección e identificación de fallos individuales y simultáneos en los sensores de temperatura del intercambiador de calor. La principal contribución de este trabajo es proveer un esquema diferente para el desarrollo de sistemas de detección e identificación de fallos en intercambiadores de calor basados en un modelo matemático simplificado, cuyos coeficientes pueden ser estimados usando redes neuronales, y el cual provee una aproximación satisfactoria del valor de los estados alrededor de un punto de operación prefijado, permitiendo así un sencillo diseño e implementación sobre PLC de observadores para tareas de supervisión de procesos.

ABSTRACT

This paper deals with the design and implementation of a dedicated observer bench for temperature sensors fault detection and identification applied to a concentric-pipe industrial heat exchanger. A multivariable grey-box model was considered, in which an operation point was chosen. Based on process data, an off-line linearized model coefficient identification was carried out using a dynamic neuro-identification scheme. In the design of the dedicated observer bench, pole placement was chosen for gain observer adjustment, which allowed us to have more control over sensibility and detection time of the fault diagnostic system at the implementation stage. For fault identification, an algorithm based on residual evaluation using static thresholds was developed.

The practical implementation was carried out using a programmable logic controller, in which the necessary routines and add-ons were programmed in order to implement the fault detection and identification algorithm. The experiments shown that with this scheme is possible fault detection and identification of individual and simultaneous faults on heat exchanger temperature sensors. The main contribution of this work is to provide a different scheme for fault detection and identification systems development for the heat exchanger, based on a simplified mathematical model, which coefficients could be founded through neural networks using neuro-identification scheme, and which provides a satisfactory approximation of states values around a fixed operation point, allowing the straightforward design and implementation over PLC of dedicated observers for process supervision tasks.



Palabras Claves

Intercambiadores de calor, diagnóstico de fallos, observadores dedicados, neuroidentificación dinámica.

Key words

Heat exchanger, fault diagnosis, dedicated observer scheme, dynamic neuro-identification.

INTRODUCCIÓN

En la actualidad, la industria está tomando un papel importante en el desarrollo tecnológico, donde la automatización es la piedra angular de cualquier proceso industrial moderno. En dichos sistemas usualmente se persiguen diseños automatizados altamente disponibles y confiables en controladores, medios de comunicación e instrumentación de campo, conformando así sistemas altamente robustos ante fallos. Sin embargo, cuando nos enfocamos en los equipos y procesos que están bajo monitoreo y control, evidenciamos una necesidad incipiente y cada vez más creciente del desarrollo de sistemas avanzados que permitan identificar una «desviación» temprana o un cambio brusco de alguna variable o parámetro del proceso con respecto a su funcionamiento normal o «sano». Un sistema de control que posea adicionalmente dichas funciones de supervisión avanzada tendrá una alta repercusión en la mejora de la disponibilidad del proceso [6].

Uno de los equipos más usados en el entorno industrial para la transferencia de calor es el intercambiador de calor dado que es usado en procesos químicos, minería, petroquímica, industria farmacéutica y de bioprocesos, industria del papel, por mencionar los sectores más relevantes; el cual es objeto de estudio en este artículo, específicamente el intercambiador de tubos concéntricos. Este equipo es usado con múltiples objetivos, ya sea para refrigerar, calentar, o controlar la temperatura en un fluido mediante procesos físico-químicos de transferencia de calor, en el cual la principal variable de control y supervisión es la temperatura de los fluidos intercambiados. Por lo tanto, el diagnóstico temprano de fallos en estos sensores es vital para la correcta operación y óptimo desempeño del equipo.

Debido a su importancia dentro del entorno industrial, muchos investigadores han enfocado sus esfuerzo para el desarrollo de sistemas de diagnóstico de fallos en intercambiadores, lo cuales usualmente incluyen el diseño de observadores de estado para la estimación del valor del estado que es supervisado. Usualmente el desarrollo comienza con el modelamiento del proceso como caja gris, usando un macro modelo simplificado obtenido mediante balance de energía [8], luego se pueden optar por desarrollar bancos de observadores de alta ganancia [3], observadores por modos deslizantes [1] o filtro de Kalman [7] para la estimación completa de los estados que permita el diseño de un algoritmo de detección de una desviación del comportamiento «normal» del proceso. Otras técnicas como el uso de redes neuronales para el análisis de data histórica de proceso también ha sido propuesto para el diagnóstico de sensores y actuadores [13], pero se requiere datos históricos que incluyan los valores de proceso en estado de fallo.

En este trabajo mostramos el diseño de un sistema de detección e identificación de fallos en la instrumentación de salida del intercambiador de calor. El enfoque usado es el de observadores dedicados, el cual es obtenido mediante el desarrollo e identificación de coeficientes de un modelo de caja gris usando neuroidentificación, el ajuste de las ganancias de los observadores empleando la ubicación de polos y la identificación del tipo de fallos usando comparación residual con umbrales estáticos. Una ventaja de estas técnicas es la sencillez de su concepción, la cual que permite su fácil implementación sobre controladores industriales, además en la aplicación práctica, estos enfoques gozan de una buena relación entre desempeño vs simplicidad.

El objetivo general de este trabajo es validar el enfoque y el método aquí usado para el desarrollo del modelo y del sistema de diagnóstico, usando un equipo real automatizado con un PLC de uso extendido. Se muestra que es posible lograr detectar e identificar fallos individuales y simultáneos en los sensores de temperatura del intercambiador, proveyendo de una descripción completa del fallo al operador mediante una interfaz hombre-máquina.

FUNDAMENTOS

Modelamiento del proceso

El proceso usado para implementar el sistema de diagnóstico de fallos fue un módulo de intercambio de calor (Figura 1) del cual se dispone en el laboratorio de Control Avanzado de Procesos de la Pontificia Universidad Católica del Perú. Este tipo de intercambiador se compone de dos tubos concéntricos con un líquido caliente, que fluye por la tubería interna y otro más frío, por la tubería externa y en dirección contraria.

Figura 1. Intercambiador de calor.
Fuente: Elaboración propia.

El proceso dispone de 4 transmisores (4 – 20) mA de temperatura tipo RTD: es la medición del sensor de temperatura en el suministro de agua fría; T_{co} es la medición del sensor de temperatura de agua fría de intercambio; T_{hi} es la medición del sensor de temperatura al ingreso del agua caliente proveniente de proceso y, finalmente, T_{ho} es la medición del sensor de temperatura del agua caliente ya refrigerada.

Por sencillez, se considerará a este proceso como un arreglo de celdas (Figura 2), las cuales representan tanques perfectamente agitados y conectados por una pared conductora de calor. La dinámica del sistema se obtiene a través de un balance de energía que se aplica a cada una de las celdas [11], de las cuales se deriva en las ecuaciones 2 y 3.

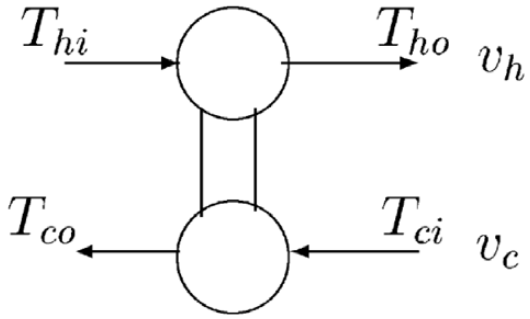


Figura 2. Modelo simplificado del intercambiador.
Fuente: [14].

Celdas de intercambio de agua fría:

$$\frac{dT_{co}}{dt} = \frac{v_c}{V_c}(T_{ci} - T_{co}) + \frac{UA}{\rho_c C_{pc} V_c}\Delta T \tag{2}$$

Celdas de intercambio de agua caliente:

$$\frac{dT_{ho}}{dt} = \frac{v_h}{V_h}(T_{hi} - T_{ho}) + \frac{UA}{\rho_h C_{ph} V_h}\Delta T \tag{3}$$

Donde cada variable está definida en la tabla.

Tabla 1. Nomenclatura

Símbolo	Descripción	Unidades
T	Temperatura	$°C$
A	Área de transferencia de calor	m^2
C_p	Calor específico	$J/Kg\ °C$
U	Coeficiente de transferencia de calor	W/m^2K
V	Volumen del tubo	m^3
v	Flujo volumétrico de agua	m^3/s
ρ	Densidad del fluido	kg/m^3

Fuente: Elaboración propia.

Representando en el espacio de estados:

$$\dot{X} = AX + Bu \tag{4.1}$$

$$Y = CX + Du \tag{4.2}$$

Donde el vector de estados y las matrices de transferencia son definidos como:

$$\dot{X} = \begin{Bmatrix} \dot{T}_{co} \\ \dot{T}_{ho} \end{Bmatrix} \tag{5.1}$$

$$A = \begin{Bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{Bmatrix},\ B = \begin{Bmatrix} b_{11} & 0 \\ 0 & b_{22} \end{Bmatrix},\ C = \begin{Bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{Bmatrix},\ D = \{\emptyset_{44}\} \tag{5.2}$$

Siendo:

$$a_{11} = -\frac{v_c}{V_c} - \frac{UA}{\rho_c C_{pc} V_c},\quad a_{12} = \frac{UA}{\rho_c C_{pc} V_c},\quad a_{21} = \frac{UA}{\rho_h C_{ph} V_h},\quad a_{22} = -\frac{v_h}{V_h} - \frac{UA}{\rho_h C_{ph} V_h} \tag{6.1}$$

$$b_{11} = \frac{v_c}{V_c},\quad b_{22} = \frac{v_h}{V_h} \tag{6.2}$$

A pesar de que el modelo descrito por las ecuaciones 6.1 y 6.2 es un modelo sencillo, este es funcional, ya que ha sido usado para demostrar la factibilidad de la aplicación de técnicas de diagnóstico de fallos basado en observadores para intercambiadores que funcionan bajo el mismo principio, y del cual se conocen algunos dimensiones y parámetros de construcción del mismo [3]. Sin embargo, en este caso de estudio existe una gran dificultar para estimar el coeficiente de transferencia térmica U, las áreas de transferencia de calor A_i y los volúmenes internos de agua caliente y fría V_i; ya que no se dispone de información tal como la geometría de construcción, dirección de los flujos, el mecanismo de transferencia de calor y el proceso de transferencia del calor. En este modelo, se considera U constante, así como las propiedades físicas del agua tal como la densidad ρ y calor específico C_p, dado que esta asunción ha demostrado ser válido para describir la dinámica del proceso en una región limitada de operación [12].

Este problema es recurrente a nivel industrial, donde generalmente se puede encontrar equipos que fueron adquiridos con insuficiente data técnica de construcción interna y desconocimiento inicial de los parámetros de funcionamiento, ya sea por una protección de la propiedad intelectual de la ingeniería del equipo o por falta de especificaciones del comprador. Este tipo de equipamiento se encuentra actualmente operando en las industrias, casi siempre vistos como cajas negras de las cuales no se puede extraer alguna información que permita efectuar predicciones sobre el funcionamiento del mismo. Esto conlleva a que se abandonen emprendimientos de mejora en el campo de control avanzado y diagnóstico de fallos debido a la imposibilidad del desarrollo de un modelo que describa el comportamiento del sistema.

A fin de abordar este problema, consideraremos el sistema a modelar como un modelo de caja gris, en el cual se pretende estimar los coeficientes de las matrices de transferencias usando redes neuronales.

METODOLOGÍA

Neuroidentificación del sistema

El uso de las redes neuronales se puede extender para estimar algunos parámetros del proceso a partir de data recolectada. En muchos trabajos se ha usado las redes neuronales para modelar sistemas lineales [10], y en otros se ha demostrado que se pueden obtener mejores resultados, usando un conocimiento previo del sistema que usando redes neuronales simples [9].

El objetivo de la neuroidentificación es capturar la dinámica del sistema empleando algún esquema de red neuronal. El número de capas y el tipo de neuronas a usarse deben ser escogidos de tal forma que los pesos sinápticos correspondan a los coeficientes de transferencia de las matrices descritas por las ecuaciones 4.1-2. De esta forma, es más adecuado para su identificación mediante redes neuronales expresar el modelo matemático del intercambiador de forma recursiva:

$$T_{co}(k+1) = a_{11}T_{co}(k) + a_{12}T_{ho}(k) + b_{11}T_{ci}(k) \quad (7.1)$$

$$T_{ho}(k+1) = a_{21}T_{co}(k) + a_{22}T_{ho}(k) + b_{22}T_{hi}(k) \quad (7.2)$$

El esquema de redes neuronales propuesto para la identificación de los coeficientes de transferencias del modelo linealizado se puede apreciar en la figura 3.

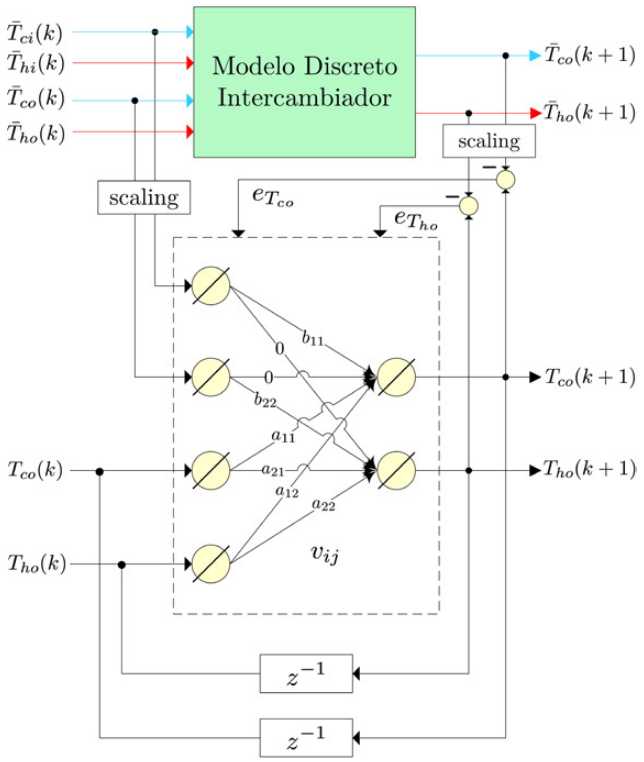


Figura 3. Estructura de la red neuronal usada para la neuroidentificación de la dinámica del sistema.
Fuente: Elaboración propia.

Para la toma de datos que alimentan a la red neuronal, un punto de operación fue fijado el cual corresponde a:

$$\bar{v}_c = 1.24 \times 10^{-4}\ m^3/s\ ,\ \bar{v}_h = 2.22 \times 10^{-4}\ m^3/s \quad (8.1)$$

$$\bar{T}_{ci} = (14.0 \pm 1.5)°C\ ,\ \bar{T}_{hi} = (69.0 \pm 2.0)°C \quad (8.2)$$

$$\bar{T}_{co} = (39.0 \pm 1.0)°C\ ,\ \bar{T}_{ho} = (48.0 \pm 0.5)°C \quad (8.3)$$

Con un tiempo de muestreo $T_s = 1s$.

Dado que la red es entrenada dato a dato, las variables usadas son de tiempo discreto, por lo tanto, el modelo a obtener de la red neuronal también tendrá naturaleza discreta. El objetivo de la red es minimizar una función de costo definida por:

$$J = \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{N}(X_k - X_k^D)^T P (X_k - X_k^D) \quad (9)$$

Donde X_k^D representa la data del proceso real, N es el número de datos disponibles para el entrenamiento y P es una matriz diagonal cuyos componen entes pueden ser manipulados para escalar o dar mayor importancia al momento de reducir el error de modelamiento de una variable y v_{ij} son los pesos de las sinapsis de la red neuronal.

Durante el entrenamiento, se necesita calcular las derivadas parciales totales de la función de costo J , a fin de actualizar el peso v_{ij}. Derivando la ecuación 9 obtenemos:

$$\frac{\partial \bar{J}}{\partial \bar{v}_{ij}} = \sum_{k=1}^{N}(X_k - X_k^D)^T P\ \frac{\partial \bar{X}_k}{\partial \bar{v}_{ij}} \quad (10)$$

Aplicando el algoritmo de retro propagación dinámica (DBP), las derivadas parciales $\partial \bar{X}_k / \partial \bar{v}_{ij}$ se pueden calcular iterativamente en cada barrido de la red neuronal de la siguiente forma:

$$\frac{\partial \bar{X}_k}{\partial \bar{v}_{ij}} = \frac{\partial X_k}{\partial v_{ij}} + \frac{\partial X_k}{\partial X_{k-1}} \times \frac{\partial \bar{X}_k}{\partial \bar{v}_{ij}} = \frac{\partial X_k}{\partial v_{ij}} + A\ \frac{\partial \bar{X}_{k-1}}{\partial \bar{v}_{ij}} \quad (11)$$

La derivada simple $\partial X_k / \partial v_{ij} = dX_k / dv_{ij}$ es calculada a partir de la estructura de la red neuronal, el jacobiano $\partial X_k / \partial X_{k-1}$ es también calculado a partir de la red neuronal y, en este caso particular, está compuesta por los componentes de la matriz de transferencia del sistema linealizado.
La actualización del peso sináptico se efectúa mediante:

$$v_{ij} = v_{ij} + \eta\ \frac{\partial \bar{J}}{\partial \bar{v}_{ij}} \quad (12)$$

Donde v_{ij} está compuesto por:

$$v_{ij} = \begin{Bmatrix} a_{11} & a_{21} \\ a_{12} & a_{22} \\ b_{11} & 0 \\ 0 & b_{22} \end{Bmatrix} \quad (13)$$

En la cual se ha aprovechado el conocimiento *a priori* del sistema para fijar algunos valores de los pesos sinápticos a 0. Luego del entrenamiento con diferentes conjuntos de datos de entrada, se obtuvieron los siguientes pesos sinápticos:

$$v_{ij} = \begin{Bmatrix} 0.2733 & 0.5228 \\ -0.0794 & 0.1534 \\ 0.2176 & 0 \\ 0 & 0.6326 \end{Bmatrix} \quad (14)$$

En la gráfica de la figura 4, se muestra el comportamiento del modelo al predecir los valores de las variables T_{co} y T_{ho} para un mismo conjunto de valores de entrada T_{ci} y T_{hi}. El criterio de evaluación del modelo (fit) fue la raíz del error cuadrático medio normalizado (*NRMSE*, por sus siglas en inglés). Del resultado, podemos concluir que el modelo obtenido mediante neuroidentificación es capaz de predecir la dinámica del sistema en una vecindad muy cercana al punto de operación.

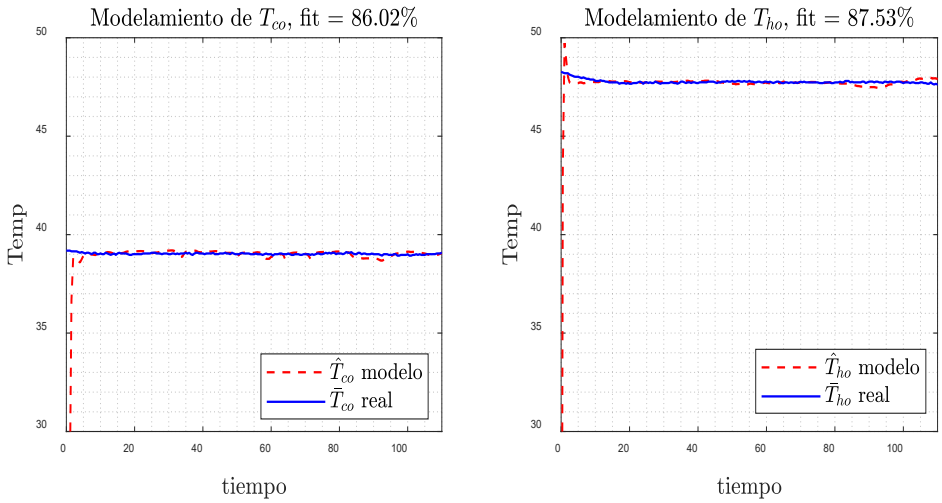


Figura 4. Validación del modelo obtenido mediante neuroidentificación.
Fuente: Elaboración propia.

Diseño de observadores dedicados

Un observador, también conocido industrialmente como *soft-sensor*, es un estimador de estados, cuyo fin práctico es conocer el valor de variables que no pueden ser medidas directamente. Su aplicación para el diagnóstico de fallos consiste en la estimación de otras variables de proceso que permitan inferir cuando la medición real se «desvía» o presenta una falla.

Clark en «The dedicated observer approach to instrument failure detection» [2] propuso el esquema de observadores dedicados (*DOS*, por sus siglas en Inglés). Este es un enfoque sencillo y práctico, donde cada observador recibe la señal de la entrada u y la salida y de un solo sensor, por lo cual el número de observadores debe ser igual al número de sensores. Para implementar este enfoque, es necesario que el sistema sea completamente observable desde todas las variables de estado. Cada observador debe generar un vector de estados estimados los cuales pueden ser utilizados para la generación de residuales r_i comparando con la salida real del proceso como se puede ver en la figura 5.

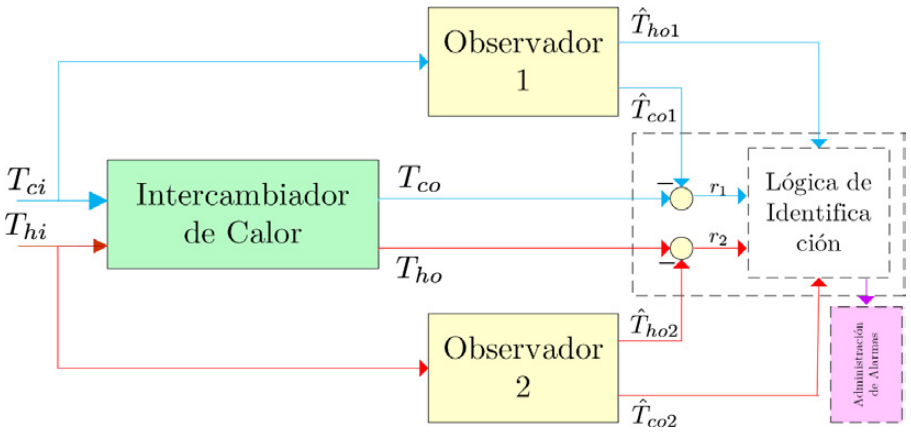


Figura 5. Esquema DOS aplicado al intercambiador de calor.
Fuente: Elaboración propia.

Los residuales, luego, pueden ser evaluados directamente para detectar una desviación o un fallo del valor de una de las variables, mediante una lógica de procesamiento residual y gestión de alarmas.

El sistema discreto de las ecuaciones 7.1-2 puede ser representado de la siguiente forma:

$$X(k+1) = \Phi X(k) + \Gamma u(k) \quad (15.1)$$

$$y(k) = CX(k) \quad (15.2)$$

Donde $X(k) = [T_{co}(k) \quad T_{ho}(k)]^T$. La matriz de observabilidad:

$$Ob = \begin{Bmatrix} C \\ C\Phi \end{Bmatrix} \quad (16)$$

Es de rango completo desde $y = T_{co}(k)$ y , $y = T_{ho}(k)$ por lo tanto, podemos diseñar observadores de orden completo desde ambas variables de la forma:

$$\hat{X}(k+1|k) = \Phi\hat{X}(k|k-1) + \Gamma u(k) + K_e(y(k) - C\hat{X}(k|k-1)) \quad (17)$$

Donde K_e es la matriz de ganancia del observador y la notación $\hat{X}(k+1|k)$ denota la predicción de $X(k+1)$ es efectuada usando mediciones disponibles en el tiempo k . El cálculo de K_e puede ser concluido empleando ubicación de polos deseados en el plano z.

$$\Delta_{ed}(z) = (z-\mu_1)(z-\mu_2)\ldots(z-\mu_n) = z^n + a_{n-1}z^{n-1} + \cdots + a_1 z + a_0 = 0 \quad (18)$$

Donde μ_i son los polos deseados de la matriz $\Phi - K_e C$. Luego K_e es determinado empleando la fórmula de Ackermman.

$$K_e = \Delta_{ed}(\Phi)\begin{Bmatrix} C \\ C\Phi \\ \cdot \\ \cdot \\ C\Phi^{n-1} \end{Bmatrix}^{-1}\begin{Bmatrix} 0 \\ \cdot \\ \cdot \\ 0 \\ 1 \end{Bmatrix} \quad (19.1)$$

$$\Delta_{ed}(\Phi) = \Phi^n + a_{n-1}\Phi^{n-1} + \cdots + a_1\Phi + a_0 I = 0 \quad (19.2)$$

Generalmente, la posición de las raíces deseadas se diseña de tal forma que sean 5 veces más rápidas que la respuesta del sistema en lazo cerrado. Sin embargo, en el caso de generar un residual, se evidenció en la implementación práctica que es conveniente escoger adecuadamente los polos deseados, a fin de que permitan una respuesta lo suficientemente lenta como para que el sistema de diagnóstico pueda realizar un cálculo adecuado del residual que permita procesarlo y, así, obtener un diagnóstico correcto. Aplicando este enfoque, se obtuvo las siguientes ganancias para K_e :

Observador 1: $K_{e1} = \begin{Bmatrix} 3.1604 \times 10^4 \\ 0 \end{Bmatrix}$, cuando $y = T_{co}$ (20.1)

Observador 2: $K_{e2} = \begin{Bmatrix} 0.4401 \\ 0.4156 \end{Bmatrix}$, cuando $y = T_{ho}$ (20.2)

De la figura 6 podemos ver la observación completa de estados cuando $y = T_{co}$ y cuando $y = T_{ho}$. Se puede concluir que los observadores construidos logran predecir los valores finales de las variables observadas y, en cierta medida, recrear la dinámica en vecindades cercanas al valor de operación final.

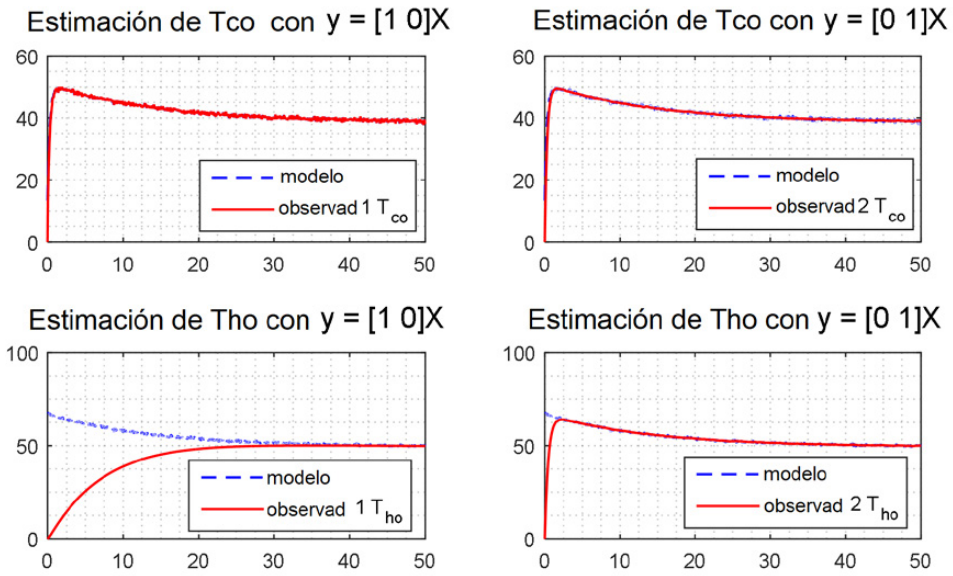


Figura 6. Desempeño de los observadores diseñado mediante asignacion de polos.
Fuente: Elaboración propia.

Si se define a $\hat{T}_{co_{obs1}}$, $\hat{T}_{ho_{obs1}}$ como los valores observados desde el primer observador $y = T_{co}$, $\hat{T}_{co_{obs2}}$, $\hat{T}_{ho_{obs2}}$, los valores observados desde $y = T_{ho}$, podemos calcular los residuales según el esquema propuesto de la figura 5 de la siguiente forma:

$$r_1 = |T_{co} - \hat{T}_{co_{obs1}}| \quad (21.1)$$

$$r_2 = |T_{ho} - \hat{T}_{ho_{obs2}}| \quad (21.2)$$

r_1 y r_2 son los indicadores usados para evaluar la existencia de una falla en el sensor el cual corresponde a la parte de aislamiento, que, como establecimos anteriormente, es resultado directo del esquema de observadores dedicados. Para la tarea de identificación del tipo de fallo, se diseñó una lógica basada en procesamiento residual con comparación de umbrales. En la figura 7, se muestra la lógica propuesta para identificar el fallo ocurrido en el sensor de temperatura de agua fría a la salida del intercambiador T_{co}. La misma lógica es aplicada al diagnóstico de T_{ho} .

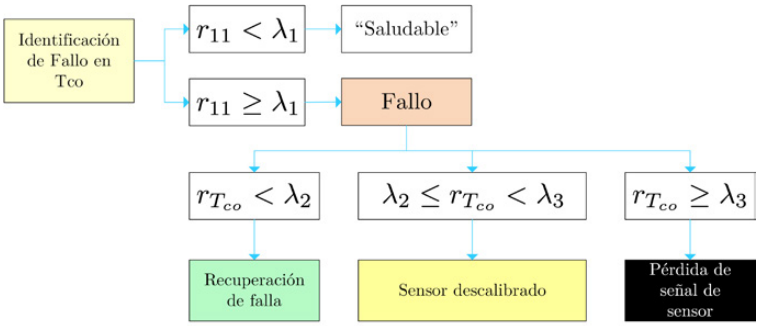


Figura 7. Logica basada en umbrales para la detección e identificación de fallo en un instrumento.
Fuente: Elaboración propia.

El umbral λ_1 es escogido de tal forma que contemple la varianza del ruido del proceso y las variaciones máximas de las variables de proceso definidas en 8.2-3. Así, cuando el residual r_{11} o r_{22} sea mayor a este valor, significará que, en un momento determinado, hubo una inconsistencia entre el valor observado y la medición, por lo cual el sistema lo clasificará como «falla». Para la identificación del tipo de falla definiremos residuales $r_{T_{co}}$ y $r_{T_{ho}}$:

$$r_{T_{co}} = |\hat{T}_{co_{obs1}} - \hat{T}_{co_{obs2}}| \quad (22.1)$$

$$r_{T_{ho}} = |\hat{T}_{ho_{obs1}} - \hat{T}_{ho_{obs2}}| \quad (22.2)$$

Estos son comparados con los umbrales λ_2 y λ_3 , los cuales son fijados mediante observaciones y ajuste experimental, a fin de que sean capaces de describir regiones en los cuales se pueda identificar una recuperación después de fallo: $(r_{T_{co}}, r_{T_{ho}} < \lambda_2)$, así como una posible descalibración del sensor: $(\lambda_2 \leq r_{T_{co}}, r_{T_{ho}} < \lambda_3)$, o una desconexión o avería total del sensor:.

En la figura 8.a, se observa dos desconexiones del sensor T_{co} en 25,10 y 55,10 segundos, los cuales generan dos residuales en la figura 8.e. Ambos fallos también repercuten en la estimación del estado estimado $T_{ho_{obs1}}$ como se aprecia en 8.c. En 8.d se emula un fallo en el segundo 46,35, el cual genera el residual de 8(f). Se evidencia que la amplitud de los residuales, y por lo tanto la rapidez del diagnóstico, está directamente relacionada con las ganancias K_e de los observadores.

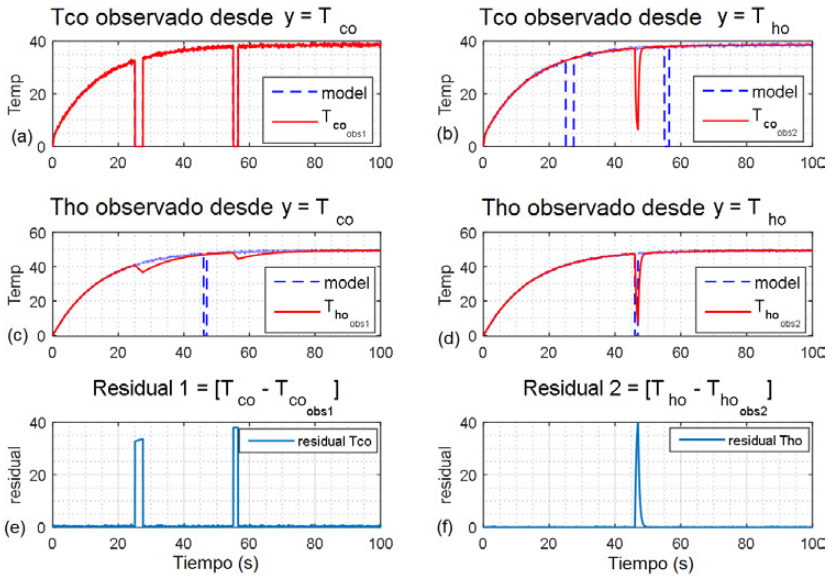


Figura 8. Simulación de fallos en ambos sensores en diferentes instantes.
Fuente: Elaboración propia.

Finalmente, estos residuales deben de ser procesados por la lógica de umbrales, a fin de identificar la naturaleza del fallo, tal como se muestra en la figura 9.

```
Registo de eventos / diagnósticos del Intercambiador de Calor
Alarma: sensor Tco desconectado en 25.10 seg
Recuperación de sensor Tco en 30.00 seg
Alarma: sensor Tho desconectado en 46.35 seg
Recuperación de sensor Tho en 47.95 seg
Alarma: sensor Tco desconectado en 55.10 seg
Recuperación de sensor Tco en 58.00 seg
>>
```

Figura 9. Mensajes de diagnóstico en el entorno de Matlab/Simulink.
Fuente: Elaboración propia.

RESULTADOS

A continuación, se muestran los resultados obtenidos de la implementación del sistema de detección y aislamiento de fallas en un intercambiador de calor. La planta usada para validar este trabajo de investigación se encuentra ubicada en los laboratorios de Automatización y Control de la Pontificia Universidad Católica del Perú.

El controlador elegido para la implementación del enfoque DOS y algoritmo FDI fue un ControlLogix L71, el cual es un PLC de uso extendido a nivel industrial. Las ecuaciones 17, 21.1-2, 22.1-2 y el algoritmo de la figura 7 fueron implementados sobre texto estructurado creando un *add-on* específico para función, los cuales fueron incorporados en una tarea periódica de exclusiva para este algoritmo, con tiempo de ejecución de 1 segundo. En la figura 10, se muestra la arquitectura del Sistema de Supervisión y Diagnóstico de Fallos creado sobre la plataforma de Allen Bradley y Rockwell.

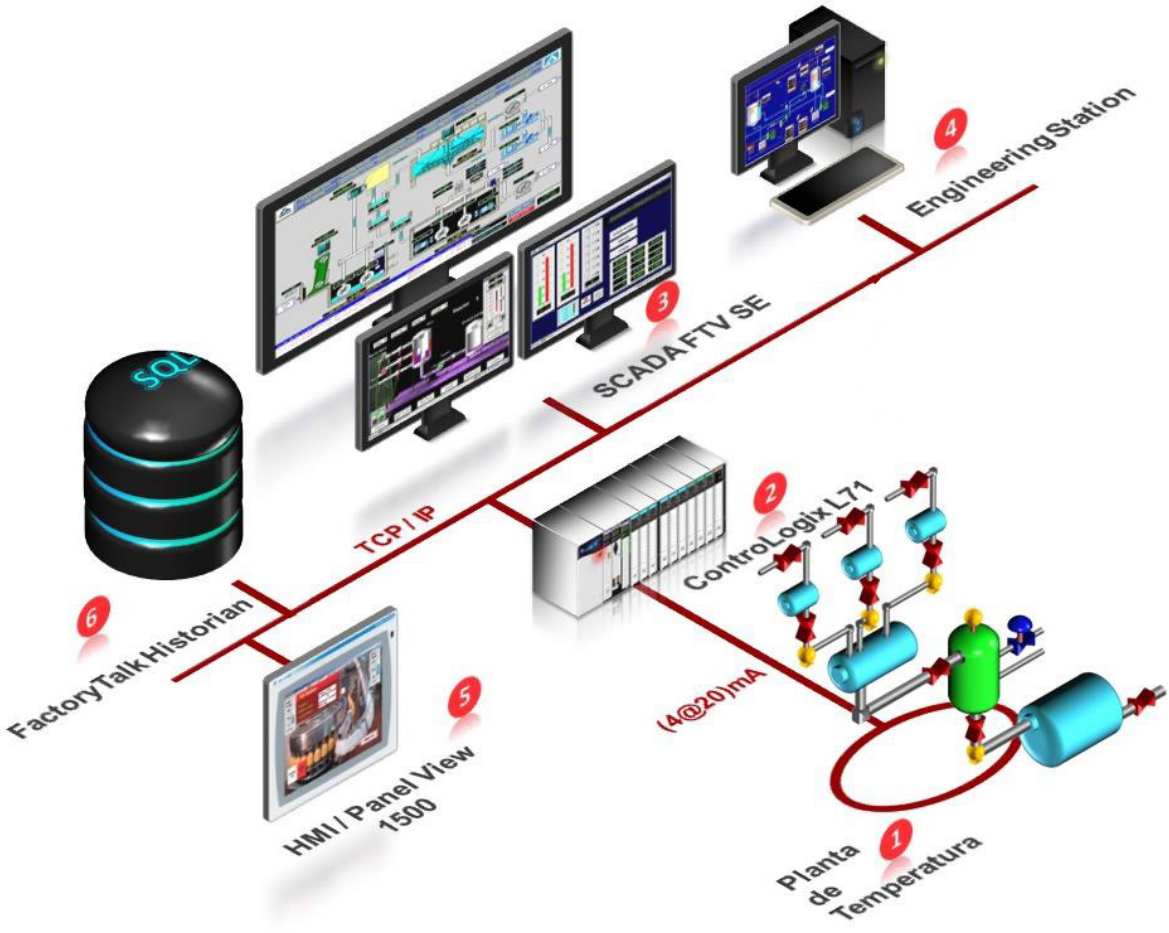


Figura 10. Arquitectura del Sistema de Supervisión y Diagnóstico de Fallos para el proceso de intercambio de calor.
Fuente: Elaboración propia.

La implementación incluyó el desarrollo de un HMI de campo, en el cual el operador puede activar o desactivar el Sistema de Diagnóstico de Fallos, así como monitorear variables y reconocer las principales alarmas del proceso.

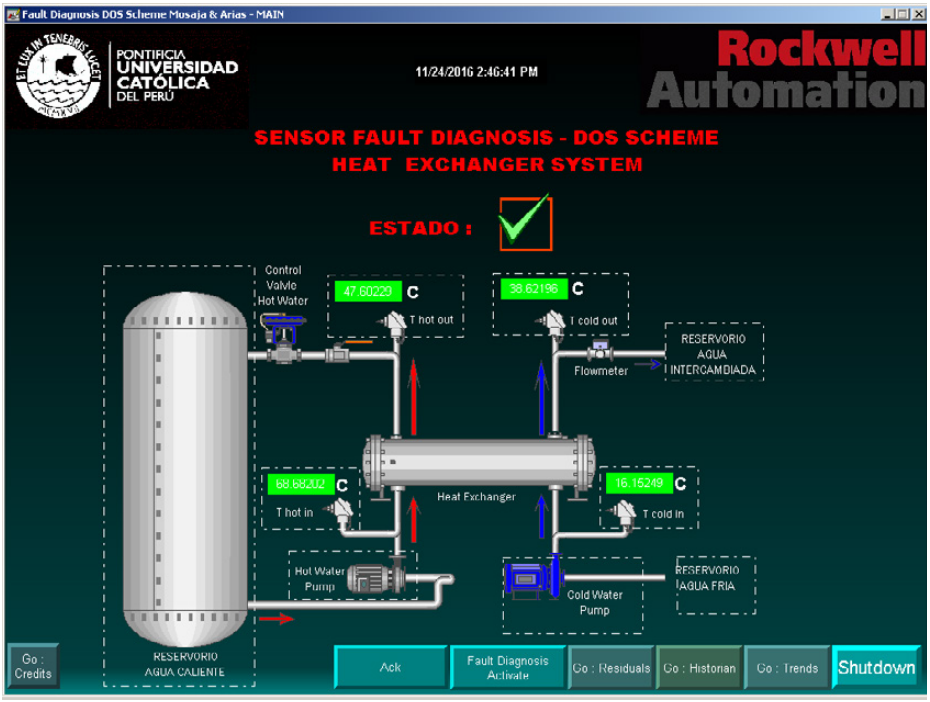


Figura 11. HMI del Sistema de supervisión y diagnóstico de fallos del intercambiador de calor.
Fuente: Elaboración propia.

En la figura 12, se muestra el desempeño de los observadores construidos para observar T_{co} y T_{ho}. Se evidencia que ambos observadores muestran un comportamiento similar al del diseño original en Matlab, logrando estimar con buena precisión los estados observados. Una vez que los observadores han logrado converger a sus valores de punto de operación, el operador debe activar el sistema de diagnóstico de fallos en el panel HMI. El sistema de supervisión no generara ninguna alarma si no existen fallos en el sistema y verificara el estado *healthy* de los instrumentos mostrando un *check* en la parte superior del HMI.

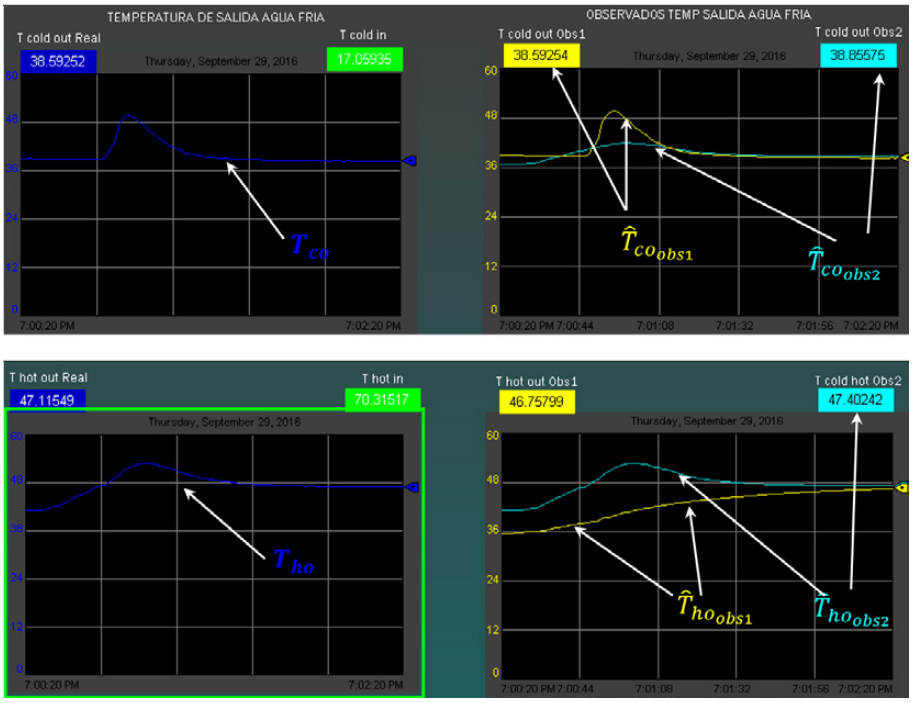


Figura 12. Superior: Medición de temperatura de salida del flujo de agua fría T_{co} y su observados $\hat{T}_{co_{obs1}}$ y $\hat{T}_{co_{obs2}}$
Inferior : Medición de temperatura de salida del flujo de agua caliente T_{ho} y sus observados $\hat{T}_{ho_{ob1}}$ y $\hat{T}_{ho_{obs2}}$.
Fuente: Elaboración propia.

Debido a que en el sistema real es complicado inducir un fallo por descalibración, el sistema de diagnóstico fue puesto a prueba mediante la inducción de fallos abruptos tipo desconexión en ambos instrumentos T_{co} y T_{ho} .

En la figura 13, se muestra el diagnóstico del sistema cuando se induce un fallo abrupto sobre T_{co} . En un determinado instante se desconecta uno de los terminales de T_{co} , el sistema de diagnóstico ya activado genera su residual correspondiente. Puesto que el residual supera los valores de umbrales determinados por el algoritmo de la figura 7, este aísla (figura 13.b) e identifica del fallo el tipo de fallo (ver figura 16). Luego, el operario debe reconocer la alarma presionando Ack.

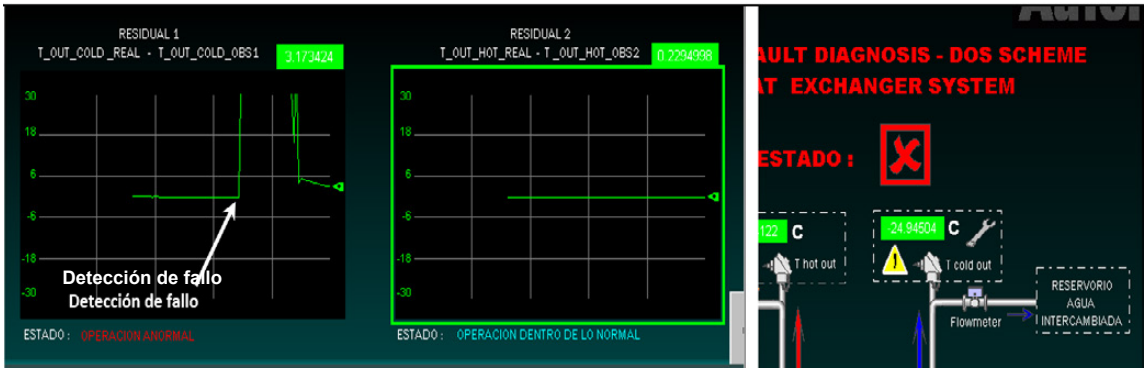


Figura 13. Detección e identificación de fallo en sensor de temperatura salida del flujo de agua fría. Izquierda: residual generado. Derecha: alarma en HMI sobre instrumento en fallo.
Fuente: Elaboración propia.

En la figura 14, se muestra los resultados de la inducción de un fallo abrupto en la RTD T_{ho} , así como la alarma generada en el HMI. Finalmente, en la figura 15 se muestra el resultado de la inducción de dos fallas simultáneas en ambos sensor T_{co} y T_{ho}, observándose que el sistema es capaz de detectar ambos fallos; sin embargo, no es capaz de realizar una correcta identificación del tipo de fallo debido a que es necesaria una «tercera» medida, con la cual se pueda contrastar los valores reales de los instrumentos en fallos.

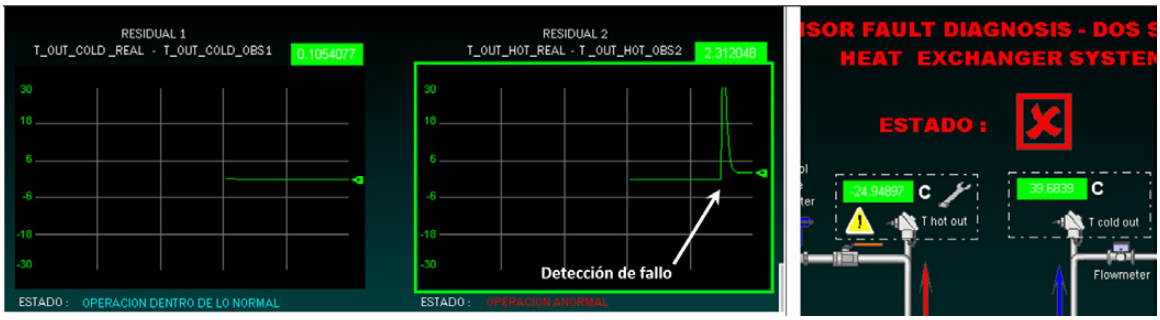


Figura 14. Detección e identificación de fallo en sensor de temperatura salida del flujo de agua caliente T_{ho}.
Izquierda: residual generado. Derecha: alarma en HMI sobre instrumento en fallo.
Fuente: Elaboración propia.

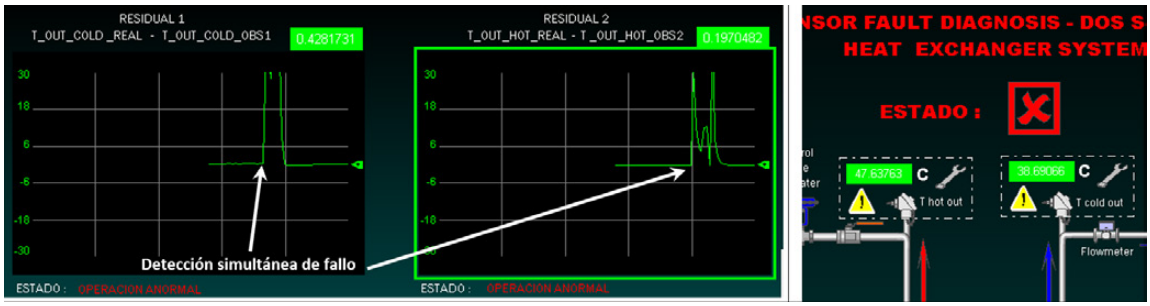


Figura 15. Detección simultánea de fallo en sensor de temperatura salida del flujo de agua fría T_{co} y caliente T_{ho} .
Izquierda: residuales generados. Derecha: alarma en HMI sobre instrumentos en fallo.
Fuente: Elaboración propia.

Todos los eventos y resultados de la identificación de fallos son almacenados en FTV. El servicio de históricos también forma parte de la arquitectura del Sistema de Supervisión y Diagnóstico de Fallos.

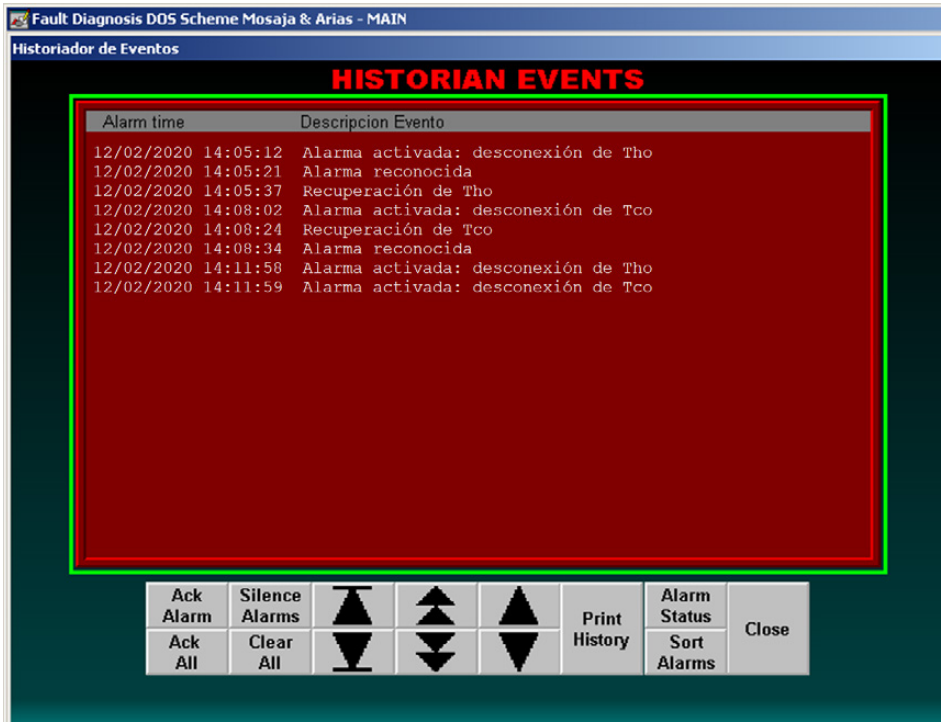


Figura 16. Interfaz de gestión de alarmas.
Fuente: Elaboración propia.

CONCLUSIONES

- Se concluye que, mediante la estimación de los coeficientes de la matriz de transferencia del modelo simplificado del intercambiador a través de neuroidentificación, fue posible capturar la dinámica del intercambiador alrededor de un punto de operación. Dado que el experimento fue repetido en ocasiones diferentes, se puede concluir adicionalmente que es válido considerar ρ y C_p constantes, siempre y cuando se mantenga las condiciones de operación del proceso.

- En el diseño de los observadores, fue muy útil utilizar la técnica de ubicación de polos, para corregir el tiempo de detección de fallos, eliminar falsas detecciones y afinar el sistema para su puesta en marcha en la fase de implementación práctica.

- Finalmente, diseñar sistemas de diagnóstico de fallos con base en observadores dedicados, siempre que sea posible, es una excelente opción, dado su simpleza de concepción y su sencillez a la hora de la implementación práctica.

BIBLIOGRAFÍA

[1] Adam-Medina, M., Escobar, R., Juárez-Romero, D., Guerrero-Ramírez, G. y López-Zapata, B. (2013). Detección de fallas en un intercambiador de calor, utilizando observadores por modos deslizantes de segundo orden. *Revista Mexicana de Ingeniería Química*, 12(*2*), 327-336.

[2] Clark, R. (1979). The dedicated observer approach to instrument failure detection. In *1979 18th IEEE Conference on Decision and Control including the Symposium on Adaptive Processes* IEEE, pp. 237-241.

[3] Escobar, R., Astorga-Zaragoza, C., Téllez-Anguiano, A., Juárez-Romero, D., Hernández, J. A., y Guerrero-Ramírez, G. (2011). Sensor fault detection and isolation via high-gain observers: Application to a double-pipe heat exchanger. *ISA transactions*, 50(*3*), 480-486.

[4] García-Morales, J., Adam-Medina, M., Escobar, R., Astorga-Zaragoza, C., y García-Beltrán, C. (2015). Diagnóstico de fallas múltiples en los sensores de un intercambiador de calor empleando observadores por modos deslizantes basado en el algoritmo Super-Twisting. *Revista Mexicana de Ingeniería Química*, 14(*2*), 553-565.

[5] Hensen, R., Angelis, G., Van de Molengraft, M., de Jager, A., y Kok, J. (2000). Grey-box modeling of friction: An experimental case-study. *European Journal of Control,* 6, 258-267.

[6] Isermann, R. (2006). *Fault-diagnosis systems: an introduction from fault detection to fault tolerance*. Springer Science & Business Media.

[7] López-Zapata, B., Adam-Medina, M., Escobar, R. F., Álvarez-Gutiérrez, P. E., Gómez-Aguilar, J. F., & Vela-Valdés, L. G. (2016). Sensors and actuator fault tolerant control applied in a double pipe heat exchanger. *Measurement*, 93, 215-223.

[8] Luyben, W. (1989). *Process modeling, simulation and control for chemical engineers*. McGraw-Hill Higher Education.

[9] Masao, N., Ueda, E., y Moran, A. (1995). Nonlinear Design Approach to Four-WheelSteering Systems Using Neural Networks, Vehicle System Dynamics. *International Journal of Vehicle Mechanics and Mobility*, 24(*4-5*) 329-342.

[10] Pham, D. y Liu, X. (1993). Identification of linear and nonlinear dynamic systems using recurrent neural networks. *Artificial Intelligence in Engineering,* 8, 67-75.

[11] Rahman, F. (1994). Modelling and dynamic feedback linearisation of a heat exchanger model. In *1994 Proceedings of IEEE International Conference on Control and Applications.* IEEE, pp. 1801-1806.

[12] Steiner, M. (1989). Low order dynamic models of heat exchangers. In *Proc. Of the International Symposium on District Heat Simulations.* Reykjavik.

[13] Tudón-Martínez, J., Morales-Menendez, R., y Garza-Castañón, L. (2010). Fault diagnosis in a heat exchanger using process history based-methods. In *Computer Aided Chemical Engineering*.Vol. 28. Elsevier, pp. 169-174.

[14] Weyer, E., Szederkényi, G., y Hangos, K. (2000). Grey box fault detection of heat exchangers. *Control engineering practice*, 8(*2*), 121-131.

[15] Yasui, Moran, A., y Hayase, M. (1996). Integration of linear systems and neural networks for identification and control of nonlinear systems. *Proceedings of the 35th SICE Annual Conference. International Session Papers*, pp. 1389-1394.

ACERCA DE LOS AUTORES

Luis Ángel Arias Copacondori

Ingeniero electrónico de la Universidad Nacional de San Agustín de Arequipa, con especialidad en control y automatización. Tiene estudio de máster en Ingeniería de Control y Automatización en la Pontificia Universidad Católica del Perú, por lo que fue becado por la Concytec. Presenta un alto conocimiento en desarrollo de proyectos de automatización en el rubro minero, desempeñándose como instrumentista e ingeniero de automatización.

a2156438@pucp.edu.pe

Julio Alejandro Mosaja Churata

Ingeniero electrónico de la Universidad Nacional de San Agustín de Arequipa y magíster en Ingeniería de Control y Automatización por la Pontificia Universidad Católica del Perú, graduado con mención sobresaliente, y es especialista en Gestión de Proyectos por la misma Universidad. Ha participado en diferentes proyectos de investigación aplicada financiados por FINCyT y CONCYTEC en el campo del diagnóstico y control tolerante a fallos aplicados a procesos industriales. Ha recibido entrenamiento técnico en DCS Invensys de Foxboro y PCS7 de Siemens en Tecsup, y CISCO CCNA v6 por la Universidad Católica San Pablo. Posee experiencia laboral tanto en proyectos como en el área de mantenimiento eléctrico instrumental, desempeñándose en el sector minero e industrial. Actualmente, capacita a profesionales en el área de automatización, instrumentación y control en Tecsup.

jmosaja@pucp.edu.pe

Recibido: 17-05-20
Revisado: 20-08-20
Aceptado: 31- 08-20

BY-NC

Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons AtribuciónNoComercial 4.0 Internacional.