

## Reduction of detectable fault size in sampled data residuals. <sup>\*</sup>

H. A. Lozano Flores <sup>\*</sup> E. Alcorta García <sup>\*</sup> C. Pérez Rojas <sup>\*\*</sup>

<sup>\*</sup> *Universidad Autónoma de Nuevo León, Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica, Posgrado en Ingeniería Eléctrica, México. (e-mail: hector.lozano@uanl.edu.mx; efrain.alcortagr@uanl.edu.mx).*

<sup>\*\*</sup> *Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, Facultad de Ingeniería Eléctrica, Morelia, Michoacán, (e-mail: carlos.perez@umich.mx)*

---

Resumen. One of the families of robust algorithms for fault detection in dynamic systems is related to the use of mathematical models. This poses challenges when access to the mathematical model for design is not available. This work employs a scheme capable of diagnosing systems based on input-output data (designed under nominal operation and the assumption that the system exhibits essentially linear behavior). A relevant aspect of diagnosis is the sensitivity to the faults being detected. This sensitivity plays a crucial role in critical systems, where early fault detection is desired. This work offers an approach capable of adjusting the diagnostic sensitivity of the residual-generating algorithms with respect to faults. The idea is to obtain residuals that are triggered once a certain predetermined threshold value is exceeded due to the effect of faults. Based on an application example, it is illustrated that the proposed residual generator is approximately 20 times more sensitive than those reported in the literature.

*Keywords:* Linear systems, sampled data, observers, residuals, faults, sensitivity.

---

### 1. INTRODUCCIÓN

El diagnóstico de fallas ha sido un tema de estudio desde hace más de 50 años, como se puede apreciar en Frank (1990) y las referencias correspondientes. De igual forma, los diagnósticos de fallas han ocupado mayor atención en años recientes, lo cual se puede ver en Vishwanath et al. (2015) y Liu et al. (2021). Al estudiar fallas, principalmente las incipientes, se puede notar que una característica que se presenta comúnmente es que desarrollan efectos relativamente pequeños en las salidas de los sistemas si se comparan con la magnitud de las señales involucradas. Para poder hacer frente a estas situaciones, algunos autores, como Escobet et al. (2014), han propuesto el uso de conjuntos de generadores de residuos diseñados a partir de observadores con diferentes enfoques, y posteriormente la implementación de algoritmos para determinar cuáles son los residuos más adecuados para utilizar. Otro inconveniente al momento de diagnosticar fallas es la falta de modelos matemáticos (en forma de ecuaciones en diferencias o bien diferenciales); a causa de esto, se han propuesto diversas técnicas que utilizan métodos conocidos o denominados como *Data-Driven*, lo cual se puede apreciar en Zhang et al. (2020), donde los enfoques fundamentales

aplicados son la estadística. A su vez, en Cai and Deng (2020) se utilizan variantes del análisis de componentes principales para diagnosticar fallas incipientes cuando se presentan sistemas no lineales.

En Zhang and Ding (2007) se utiliza un enfoque basado en datos (*Data-Driven*) para sistemas continuos, lineales e invariantes en el tiempo (LTI) a partir de mediciones entrada-salida del sistema. Utilizando una técnica de identificación por subespacios y los resultados sobre la relación entre el espacio de paridad aplicando un método basado en observadores.

Por último, en Safaeipour et al. (2021) se realiza una recopilación de los enfoques propuestos para el diagnóstico de fallas incipientes, además de probar algunos de estos enfoques en un sistema de lazo abierto no lineal donde se demuestra la incapacidad de los enfoques de diagnóstico para detectar fallas incipientes en algunos sistemas, demostrando que aún hay trabajo por hacer en dicho tema.

Aunque existen técnicas como los observadores por intervalos, estos emplean un tratamiento especial, mediante alguna información del modelo matemático del sistema. En la siguiente sección se presentarán algunos preliminares, los cuales nos permiten construir generadores

<sup>\*</sup> El primer autor agradece al CONAHCYT por el financiamiento.

de residuos por medio de mediciones Entrada-Salida de cualquier sistema que predispone comportamiento lineal aunque no se tenga conocimiento del modelo matemático del mismo fundamentado principalmente en Zhang and Ding (2007). Posteriormente, se presenta una propuesta que nos permite ajustar la sensibilidad de la detección de las señales de falla para poder, de esta forma, obtener residuos que se activen en un umbral de falla establecido. La modesta contribución del presente trabajo consiste en construir residuos capaces de detectar señales de falla de menor magnitud que las reportadas en la literatura y en una etapa incipiente, es decir, cuando su magnitud es casi imperceptible. El algoritmo propuesto se probó en un sistema de reactor químico tomado de Chen (1999), en donde fue posible comparar los residuos de falla propuestos por la literatura con los construidos en el presente trabajo.

## 2. PRELIMINARES

En esta sección, se presentan los fundamentos para generar un algoritmo basado en datos filtrados e inspirados en técnicas de identificación por subespacios, para la localización de fallas en un sistema lineal, mediante mediciones entrada-salida, propuesto por Zhang and Ding (2007).

Considerar el sistema lineal invariante en el tiempo (LTI):

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t) + E_f f(t) \\ y(t) &= Cx(t) + Du(t) + Ff(t) \end{aligned} \quad (1)$$

donde  $x \in \mathbb{R}^n$  es el estado,  $u \in \mathbb{R}^{k_u}$  es el vector de entradas,  $y \in \mathbb{R}^m$  el vector de salidas y  $f \in \mathbb{R}^{k_f}$  las fallas.

Suponiendo que se tiene un caso donde no se puede conocer el modelo matemático del sistema, es decir, no se conocen los valores de  $A, B, C, D, E, F$ . Entonces se realizará una estimación del modelo matemático del sistema a partir de las mediciones entrada-salida del mismo y aplicando una serie de filtros como los que se muestran en la Fig. 1 Se definirá el filtro pasa-bajas.

$$w = \frac{1}{1 + \tau s} \quad (2)$$

con  $\tau$  es un valor de diseño el cual tiene que ser positivo.

Una vez los datos se hayan pasado por la serie de filtros se podrán armar las matrices Hankel donde  $N$  es el número de muestras tomadas de las salidas de los filtros.

$$\begin{aligned} U_N &= \begin{bmatrix} u^{(s)}(1) & u^{(s)}(2) & \cdots & u^{(s)}(N) \\ u^{(s-1)}(1) & u^{(s-1)}(2) & \cdots & u^{(s-1)}(N) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ u^{(0)}(1) & u^{(0)}(2) & \cdots & u^{(0)}(N) \end{bmatrix} \\ Y_N &= \begin{bmatrix} y^{(s)}(1) & y^{(s)}(2) & \cdots & y^{(s)}(N) \\ y^{(s-1)}(1) & y^{(s-1)}(2) & \cdots & y^{(s-1)}(N) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y^{(0)}(1) & y^{(0)}(2) & \cdots & y^{(0)}(N) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3)$$

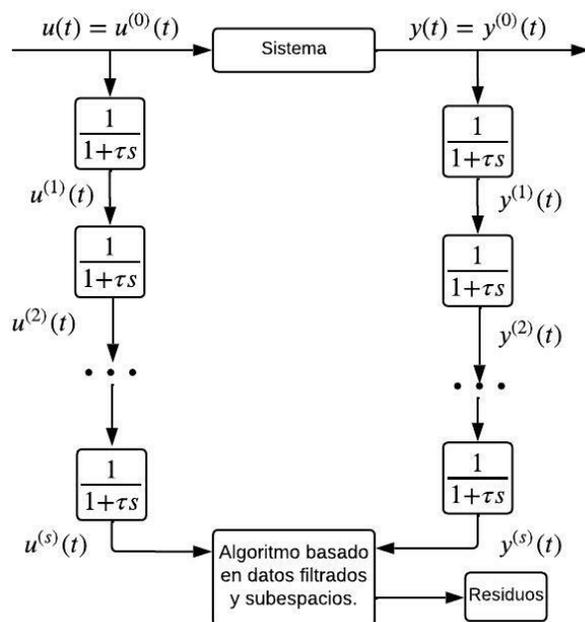


Figura 1. Datos filtrados para el algoritmo detector.

Donde  $Y_N \in \mathbb{R}^{(s+1)m \times N}$  y  $U_N \in \mathbb{R}^{(s+1)k_u \times N}$ .

### 2.1 Construcción del algoritmo de detección de fallas

Para lograr construir el algoritmo detector de fallas, el primer paso es acomodar las matrices Hankel formando una matriz de nombre  $W_N$ .

$$W_N = \begin{bmatrix} Y_N \\ U_N \end{bmatrix} \quad (4)$$

Una vez formada la matriz  $W_N$  se realiza una descomposición en valores singulares (SVD) a dicha matriz.

$$\begin{aligned} W_N &= U \Sigma_s V \\ U &= \begin{bmatrix} U_{11} & U_{12} \\ U_{21} & U_{22} \end{bmatrix}, V = \begin{bmatrix} V_{11} & V_{12} \\ V_{21} & V_{22} \end{bmatrix} \\ \Sigma_s &= \begin{bmatrix} S & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5)$$

donde:

$$\begin{aligned} U &\in \mathbb{R}^{(s+1)(m+k_u) \times (s+1)(m+k_u)}; \Sigma_s \in \mathbb{R}^{(s+1)(m+k_u) \times N} \\ V &\in \mathbb{R}^{N \times N}; S \in \mathbb{R}^{(k_u(s+1)+n) \times (k_u(s+1)+n)} \\ U_{11} &\in \mathbb{R}^{m(s+1) \times (k_u(s+1)+n)}; U_{12} \in \mathbb{R}^{m(s+1) \times (m(s+1)-n)} \\ U_{21} &\in \mathbb{R}^{k_u(s+1) \times (k_u(s+1)+n)}; U_{22} \in \mathbb{R}^{k_u(s+1) \times (m(s+1)-n)} \end{aligned}$$

Ya que se obtiene la matriz  $U$  de la descomposición SVD de la matriz  $W_N$ , se pueden identificar las matrices  $H_{o\tau}^\perp$  y  $H_{o\tau}^\perp H_{s\tau}$

$$\begin{aligned} H_{o\tau}^\perp &= U'_{12} \\ H_{o\tau}^\perp H_{s\tau} &= -U'_{22} \end{aligned} \quad (6)$$

Para generar las matrices que forman el algoritmo es necesario generar las matrices  $P_m$  y  $P_{k_u}$  donde  $\tau$  es el valor del filtro utilizado en (4) y  $C_i^j$  representa el coeficiente binomial de  $i$  y  $j$ .

$$P_m = \begin{bmatrix} I_m & 0 & \cdots & 0 \\ C_1^0 I_m & C_1^1 \tau I_m & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ C_s^0 I_m & C_s^1 \tau I_m & \cdots & C_s^s \tau^s I_m \end{bmatrix}$$

$$P_{k_u} = \begin{bmatrix} I_{k_u} & 0 & \cdots & 0 \\ C_1^0 I_{k_u} & C_1^1 \tau I_{k_u} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ C_s^0 I_{k_u} & C_s^1 \tau I_{k_u} & \cdots & C_s^s \tau^s I_{k_u} \end{bmatrix}$$

(7)

Una vez obtenida la matriz  $P_m$  y  $P_{k_u}$  es posible obtener los vectores  $v_s$  y  $\rho_s$  sabiendo que el vector  $\alpha$  es un dato de diseño que tiene que ser diferente de 0.

$$\begin{aligned} v_s &= \alpha U'_{12} P_m \\ \rho_s &= -\alpha U'_{22} P_{k_u} \end{aligned}$$

(8)

Por último se construyen las matrices que permiten generar el algoritmo en forma de observador, dichas matrices son  $G, J, L, w, \rho, v$ .

$$G = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & 0 & g_1 \\ 1 & \cdots & 0 & g_2 \\ \vdots & & & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 & g_s \end{bmatrix}; J = \begin{bmatrix} \rho_{s,0} \\ \rho_{s,1} \\ \vdots \\ \rho_{s,s-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g_1 \\ g_2 \\ \vdots \\ g_s \end{bmatrix} \rho_s$$

$$L = - \begin{bmatrix} v_{s,0} \\ v_{s,1} \\ \vdots \\ v_{s,s-1} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} g_1 \\ g_2 \\ \vdots \\ g_s \end{bmatrix} v_{s,s}$$

$$w = [0 \ \cdots \ 0 \ -1]; p = \rho_{s,s}; v = v_{s,s}$$

(9)

Donde  $g_1, g_2, \dots, g_s$  están relacionadas con los polos del observador.

### 2.2 Generación del residuo a partir de datos basados en observador

La forma de realizar la detección de fallas en el sistema es por medio de un observador (Fig. 2), de esta forma es como se logra realizar diagnósticos mediante datos entrada-salida. Esto toma el nombre de generador de residuos, ya que la salida del observador es la comparación de la señal nominal sin falla y la señal que presenta falla, la cual puede ser interna del sistema, si el generador de residuo da como salida 0 se entiende que el sistema no está presentando ninguna falla.

El observador o generador residual tiene la forma de un sistema lineal invariante en el tiempo (LTI).

$$\begin{aligned} \dot{z} &= Gz(t) + Ju(t) + Ly(t) \\ r(t) &= wz(t) + pu(t) + vy(t) \end{aligned}$$

(10)

Donde las matrices  $G, J, L, w, \rho, v$ , están dadas en (9).

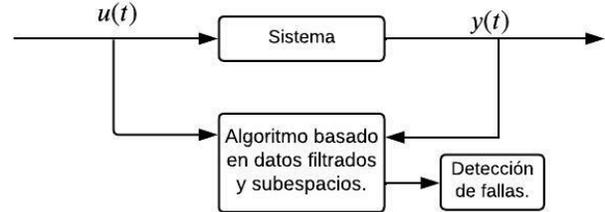


Figura 2. Observador detectando fallas a partir de datos de la entrada-salida del sistema.

### 3. MODIFICACIÓN DE LA SENSIBILIDAD DEL ALGORITMO DE DETECCIÓN DE FALLAS

En esta sección se discute la manera de modificar la sensibilidad de los residuos. Mediante la modificación considerada en este trabajo y desarrollada más adelante, es posible hacer una búsqueda para obtener residuos con una mejor detección a fallas pequeñas. Primero se establecen los grados de libertad disponibles, en forma de parámetros de diseño.

#### 3.1 Parámetros que afectan en la sensibilidad

En la construcción del generador residual se observa que se tienen 3 datos que se consideran de libre diseño, los cuales son los parámetros  $\tau, \alpha$  y los polos del observador, los cuales están relacionados a  $g_1, g_2, \dots, g_s$ .

La  $\tau$  es el primer parámetro que se tiene que determinar, pero se puede notar que dicho parámetro al estar relacionado con el filtro de (2) afecta más a la formación de la matriz  $W_N$  que al generador de residuos en sí, por lo tanto, la  $\tau$  ayuda a tener una mejor calidad del sistema y no tener ruidos, pero no afectaría la sensibilidad del generador de residuos.

Otro parámetro libre de diseño es  $\alpha$  la cual es empleada en (7) para la formación de las matrices  $P_m$  y  $P_{k_u}$  y estas matrices al estar directamente relacionadas con (8) y (9) se puede ver que al variar la magnitud del vector  $\alpha$  se obtienen diferentes generadores de residuos los cuales tienen comportamiento diferente antes la presencia de una misma falla.

El último parámetro de libre diseño es la ubicación de los polos, el cual está relacionada directamente con la matriz  $G$  del observador y de esta forma se intuye que al modificar dichos valores el observador se genera de forma diferente y estas combinaciones generan residuos que se comportan de manera diferente a fallas de la misma magnitud.

#### 3.2 Diseño de la sensibilidad de fallas en los residuos

Para lograr residuos más o menos sensibles se tiene que proponer diferentes valores de los parámetros de diseño que si afectan al diseño del generador residual y ver cómo

estos valores afectan en la sensibilidad de detección de fallas. En este trabajo se procede a obtener residuos con diferentes asignaciones (arbitrarias) de los parámetros  $\tau$ ,  $\alpha$  y los coeficientes del polinomio característico deseado para el generador de residuos representado en  $G$ . Actualmente se está elaborando un planteamiento de búsqueda mediante algoritmos basados en algoritmos metaheurísticos.

Los pasos para construir los generadores de residuos, una vez que se establezcan valores a los parámetros antes mencionados, son los siguientes, Zhang and Ding (2007) :

1. Proponer valores de  $\tau$ ,  $N$ ,  $g_1, \dots, g_s$  y  $s$ .
2. Aplicar el filtro mostrado en Fig. 1.
3. Construir  $W_N$  a partir de los datos recopilados del filtro antes mencionado.
4. Descomponer en valores singulares (SVD) de la matriz  $W_N$  y obtener  $U_{12}$  y  $U_{22}$ .
5. Calcular las matrices  $P_m$  y  $P_{k_u}$  a partir de (7)
6. Proponer  $\alpha$  y calcular  $v_s$  y  $p_s$  a partir de (8).
7. Seleccionar los polos del observador a partir de  $g_1, g_2 \dots g_s$  garantizando que  $G$  sea estable.
8. Calcular  $G, J, L, w, \rho, v$  a partir de (9).
9. Implementar el generador de residuos como se muestra en Fig. 2.

#### 4. EJEMPLO DE APLICACIÓN

El algoritmo propuesto es aplicado al modelo de un reactor químico tomado de Chen (1999) pag. 82, donde se comprueban distintos algoritmos para ver el efecto de los parámetros en cuestión de la sensibilidad de fallas.

##### 4.1 Descripción del sistema

El sistema de reactor químico propuesto tiene la forma mostrada en (11) considerando un sistema lineal invariante en el tiempo (LTI).

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t) + Ed(t) \\ y(t) &= Cx(t) \end{aligned} \quad (11)$$

Los vectores de estados, entrada y salida considerados para el reactor químico son:

$$\begin{aligned} x(t) &= \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ x_3(t) \\ x_4(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_o(t) \\ T_o(t) \\ T_w(t) \\ T_m(t) \end{bmatrix} & u(t) &= \begin{bmatrix} u_1(t) \\ u_2(t) \\ u_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3,6C_i(t) \\ 3,6T_i(t) \\ 36T_{wi}(t) \end{bmatrix} \\ y(t) &= \begin{bmatrix} y_1(t) \\ y_2(t) \\ y_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_o(t) \\ T_o(t) \\ T_w(t) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (12)$$

donde

$C_o(t)$  Concentración del producto químico.

$T_o(t)$  Temperatura del producto.

$T_w(t)$  Temperatura del agua de las camisas del intercambiador de calor.

$T_m(t)$  Temperatura del refrigerante.

$C_i(t)$  Concentración de entrada del reactivo.

Cuadro 1. Parámetros para diseño de residuos

Residuos	Parámetros		
	$\tau$	$\alpha$	$g$
$r_1$	0.5	[1,0]	-720,-804,-296,-39
$r_2$	0.5	[1,0]	-2280,-2036,-546,-51
$r_3$	0.5	[0,1]	-2280,-2036,-546,-51

$T_i(t)$  Temperatura de entrada.

$T_{wi}(t)$  Temperatura de entrada del agua refrigerante.

Las matrices del sistema se definen como:

$$\begin{aligned} A &= \begin{bmatrix} -3,6 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -3,6702 & 0 & 0,0702 \\ 0 & 0 & -36,2588 & 0,2588 \\ 0 & 0,6344 & 0,7781 & -1,4125 \end{bmatrix} & B &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ C &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} & E &= \begin{bmatrix} 1 \\ 20,758 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (13)$$

Por último, el término  $Ed(t)$  representa la no linealidad del sistema donde:

$$d(t) = 3,012 \times 10^{12} e^{-\frac{1,2515 \times 10^7}{x_2(t)}} \quad (14)$$

##### 4.2 Diseño de los residuos

Para analizar los datos entrada-salida del sistema primero es necesario definir los valores iniciales de entrada  $u(0)$  así como los valores iniciales de los estados  $x(0)$  en (15) se muestran dichos datos.

$$u(0) = \begin{bmatrix} 34,632 \\ 1641,6 \\ 29980 \end{bmatrix} \quad x(0) = \begin{bmatrix} 0,3412 \\ 525,7 \\ 472,2 \\ 496,2 \end{bmatrix} \quad (15)$$

Para formar el generador de residuos es necesario seleccionar los parámetros de diseño, en este caso se generan 3 residuos diferentes para evaluar su sensibilidad a diferentes niveles de fallas y ver cuál tiene mejor sensibilidad a fallas de menor tamaño. Para los 3 residuos diseñados se tomó un valor de  $\tau = 0,5$  y los demás parámetros son mostrados en la tabla (1).

##### 4.3 Resultados

Para corroborar que fue posible construir algoritmos, capaces de detectar distintos niveles de falla, se probaron tres señales diferentes, donde además es posible variar la magnitud de dicha señal con la finalidad de evaluar el desempeño de cada residuo a distintos niveles de falla.

- $f_1$  está asociada a una falla en la primera entrada del reactor químico cuanto  $t > 4$  horas, donde la señal de falla es  $f_1 = x \% \sin(2(t-4))u_1(t)$
- $f_2$  está asociada a una falla en la segunda entrada del reactor químico cuanto  $t > 4$  horas, donde la señal de falla es  $f_2 = x \% \sin(2(t-4))u_2(t)$
- $f_3$  está asociada a una falla en la tercera entrada del reactor químico cuanto  $t > 4$  horas, donde la señal de falla es  $f_3 = x \% u_3(t)$

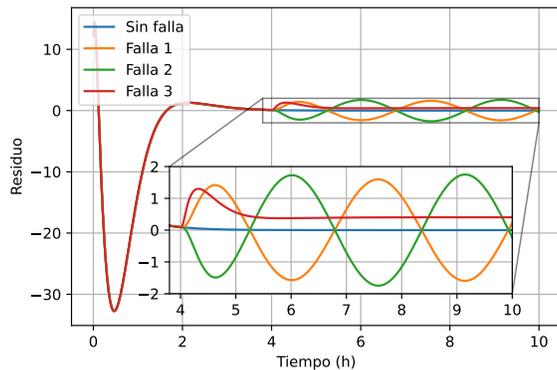


Figura 3. Residuo 1. Residuo sin falla, y con la falla 1, falla 2 y falla 3.

Donde  $x\%$  se refiere al porcentaje de falla en el sistema de medición, por ejemplo una falla del 20% es equivalente a multiplicar por un factor de 0.2. Observe que la dinámica de la falla no es relevante en este caso, ya que el método es capaz de discernir entre una perturbación externa y una falla, siempre y cuando estas no estén internamente acopladas, es decir, el procedimiento utilizado produce un desacoplo geométrico, como se muestra en Sanchez et al. (2018). En caso de acoplamiento, no se puede distinguir entre fallas y perturbaciones.

#### 4.4 Residuo 1

En la Fig. 3 en el gráfico de color azul es posible observar como el Residuo 1 sin la presencia de ninguna falla, este se estabiliza después de un tiempo en una magnitud de cero, indicando que efectivamente no hay ninguna perturbación en el sistema, una vez que se probaron distintos niveles de falla tanto para  $f_1$ ,  $f_2$  y  $f_3$  se encontró que el nivel más bajo de falla el cual fue capaz de detectar el residuo fue de 10%, 1% y 0.1% para cada señal diferente de falla respectivamente, esto se logra observar en las Fig. 3 en el gráfico naranja, verde y rojo, respectivamente. Donde podemos observar que al activarse la falla en un  $t = 4h$  el residuo con la presencia de  $f_1$  o  $f_2$  después 4 h detecta la falla como una señal senoidal y en el caso de  $f_3$  como un sobre impulso en la señal.

#### 4.5 Residuo 2

El segundo residuo fue capaz de detectar fallas de solo 30% para  $f_1$ , del 5% para  $f_2$  y del 0.05% para  $f_3$  donde se puede observar dichos resultados en las Fig. 4 en el gráfico naranja, verde y rojo, respectivamente.

Podemos observar en la Fig. 4 en el gráfico de color azul que de igual forma el residuo se estabiliza en 0 indicando que si no hay una perturbación en cualquiera de las tres señales este no será activado. En este residuo se ven, las señales de falla se presentan de la misma forma que en el residuo 1, pero con una intensidad mayor, esto se debe a

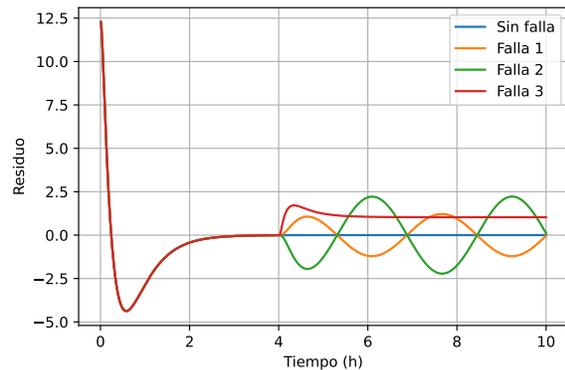


Figura 4. Residuo 2. Residuo sin falla, y con la falla 1, falla 2 y falla 3.

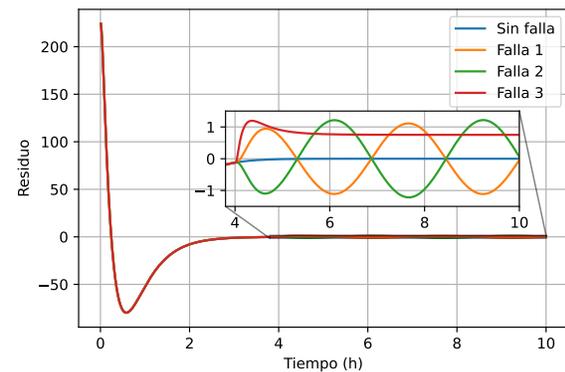


Figura 5. Residuo 3. Residuo sin falla, y con la falla 1, falla 2 y falla 3.

que la intensidad de la señal que este residuo fue capaz de detectar es mayor a la del residuo 1.

#### 4.6 Residuo 3

Por último, el tercer residuo fue capaz de detectar fallas del 15% en  $f_1$ , 1.5% en  $f_2$  y 10% en  $f_3$  se pueden observar en la Fig. 4 en el gráfico naranja, verde y rojo respectivamente.

#### 4.7 Comparación de resultados.

Se puede observar cómo los tres residuos obtienen diferentes sensibilidades de detección ante las tres fallas consideradas, donde se reporta el tamaño mínimo de falla que se detecta en cada caso, del residuo 1 es el que tiene mejor sensibilidad a la hora de detectar fallas más pequeñas. De igual forma, en la Fig. 6 se puede ver los residuos generados por Chen (1999) donde se observa que en el residuo color naranja detecta la falla de  $f_3$  de una forma muy similar a los 3 residuos planteados en este trabajo, sin embargo, este residuo detecta un nivel de falla del 2% así que el residuo 1 y 2 propuestos tienen una mejor

Cuadro 2. Sensibilidad de residuos

Residuos	Tamaño de falla detectable		
	$f_1$	$f_2$	$f_3$
$r_1$	10 %	1 %	0.1 %
$r_2$	30 %	5 %	0.5 %
$r_3$	15 %	1.5 %	10 %
$r_{Chen}$	20 %	20 %	2 %

sensibilidad que el propuesto en la literatura, mismo caso con el residuo color azul que detecta las fallas  $f_1$  y  $f_2$  donde solo detecta niveles de falla del 20 % comparados con el residuo 1 y 3 propuestos en el presente trabajo que manejan mejores niveles de sensibilidad detectando 10 % y 15 % para falla  $f_1$  y 1 % y 5 % para falla  $f_2$  respectivamente. Esto se puede observar de mejor manera en la tabla (2)

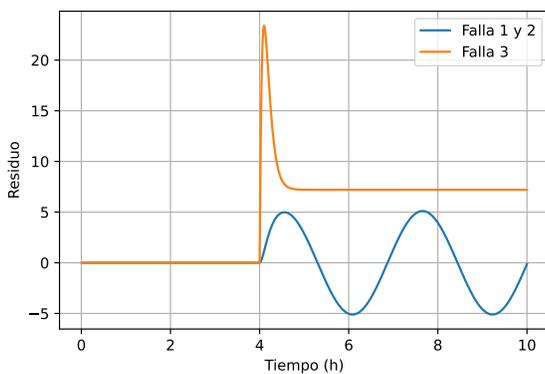


Figura 6. Residuos correspondiente en Chen (1999)

## 5. CONCLUSIÓN

En el presente trabajo se comprobó que es posible estimar un modelo matemático heurístico del sistema a analizar y poder realizar diagnóstico de falla, con el único requerimiento de tener acceso a las mediciones de la entrada-salida de dicho sistema y de esta forma obtener un diagnóstico del estado actual del sistema en línea sin necesidad de la desconexión del mismo.

Analizando el nivel de falla que usualmente son capaces de detectar los algoritmos tradicionales, se observa que estas señales son de una magnitud muy similar a la señal nominal del sistema, lo que representa un diagnóstico inoportuno que para algunos sistemas que pudiera ser hasta catastrófico, utilizando un enfoque en la sensibilidad de detección de fallas como el que se emplea en el presente trabajo se obtiene un algoritmo capaz de generar residuos que son capaces de detectar fallas que son significativamente pequeñas si se comparan con su señal nominal con un nivel de falla del 0.1 % dando como resultado un aumento de casi 20 veces mayor en la sensibilidad de detección de falla de esta forma se obtiene que es posible detectar fallas del tipo incipientes en una etapa oportuna para el sistema.

Al proponer diversos parámetros de diseño, es posible observar que bajo una selección de parámetros el algoritmo tiene una tendencia de ser más sensible que con otra selección de parámetros distintos, demostrando que una forma de mejorar la sensibilidad de nuestro algoritmo de detección de fallas es mediante la selección de estos parámetros, en trabajos futuros se puede optar por un esquema de optimización de parámetros en donde sea posible detectar fallas en una etapa incipiente donde la magnitud de la falla es casi imperceptible.

## REFERENCIAS

- Cai, P. and Deng, X. (2020). Incipient fault detection for nonlinear processes based on dynamic multi-block probability related kernel principal component analysis. *ISA Transactions*, 105, 210–220. doi: 10.1016/j.isatra.2020.05.029.
- Chen, J. (1999). *Robust Model-Based Fault Diagnosis for Dynamic Systems*. Springer US.
- Escobet, T., Puig, V., Quevedo, J., and Garcia, D. (2014). A methodology for incipient fault detection. In *2014 IEEE Conference on Control Applications (CCA)*. IEEE. doi:10.1109/cca.2014.6981336.
- Frank, P.M. (1990). Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy. *Automatica*, 26(3), 459–474. doi:10.1016/0005-1098(90)90018-d.
- Liu, Q., Liu, S., Dai, Q., Yu, X., Teng, D., and Wei, M. (2021). Data-driven approaches for diagnosis of incipient faults in cutting arms of the roadheader. *Shock and Vibration*, 2021, 1–15. doi:10.1155/2021/8865068.
- Safaeipour, H., Forouzanfar, M., and Casavola, A. (2021). A survey and classification of incipient fault diagnosis approaches. *Journal of Process Control*, 97, 1–16. doi: 10.1016/j.jprocont.2020.11.005.
- Sanchez, L., Alcorta, E., and Leal, I. (2018). Enfoque para aislamiento de fallas entiendo continuo a partir de datos muestreados. *Memorias del Congreso Nacional de Control Automático*.
- Vishwanath, R., Shetty, V.A., Poonam, A., Shamilli, S., and Thanuja, M. (2015). A new approach to monitor condition of transformers incipient fault diagnosis based on gsm & xbee. *International Journal of Engineering Development and Research*, 3(2), 875–882.
- Zhang, P. and Ding, S.X. (2007). A model-free approach to fault detection of continuous-time systems based on time domain data. *International Journal of Automation and Computing*, 4(2), 189–194. doi:10.1007/s11633-007-0189-y.
- Zhang, X., Delpha, C., and Diallo, D. (2020). Incipient fault detection and estimation based on jensen-shannon divergence in a data-driven approach. *Signal Processing*, 169, 107410. doi: 10.1016/j.sigpro.2019.107410.