

Aislamiento de Fallas en Sistemas Lineales Discretos a partir de Mediciones

Ivon Elena Leal Leal * Efrain Alcorta Garcia *
Alfonso Banda Urbina *

* *Universidad Autónoma de Nuevo León, Facultad de Ingeniería
Mecánica y Eléctrica, Posgrado en Ingeniería Eléctrica, México.
(e-mails: won_elen@hotmail.com, efrain.alcortagr@uanl.edu.mx,
alfonso.bandaur@uanl.edu.mx).*

Resumen: En el presente trabajo se propone un algoritmo que utiliza datos de entrada y salida de un sistema para aislar fallas, el cual es obtenido sobre el supuesto de que diferentes conjuntos de mediciones están disponibles para el diseño. Además de una justificación técnica de los resultados obtenidos, experimentos son utilizados para mostrar las bondades del algoritmo propuesto.

Keywords: Detección de fallas, aislamiento de fallas, residuos, datos muestreados.

1. INTRODUCCIÓN

El diagnóstico de fallas se ha consolidado en los últimos años debido al intenso trabajo realizado por la comunidad de diagnóstico, motivados por las exigencias de seguridad y confiabilidad de la industria. Una de las técnicas ampliamente reportadas en la literatura hace uso de observadores de salida Frank (1990). Una dificultad es que muchos de los métodos desarrollados presentan el uso de un modelo matemático del proceso, el cual en algunos casos no es posible de obtener fácilmente, además incluyen un análisis matemático que presenta considerable complejidad. Existen otras propuestas basadas en datos, como lo son técnicas procedentes de la estadística, tales como el análisis de componente principal (PCA) y mínimos cuadrados parciales (PLS) Ding (2014b), y técnicas basadas en inteligencia artificial tales como redes neuronales y lógica difusa.

Uno de los algoritmos novedosos en el diagnóstico de fallas que combina las ventajas de los métodos de diagnóstico basados en modelos con los que están basados en datos son los recientemente propuestos en Ding et al. (2014), Ding (2014a). Estos métodos tienen su origen en los algoritmos de identificación por subespacios Ding et al. (2009). En general se maneja la detección de fallas a partir de datos, con robustez frente a ruido y perturbaciones. Para el aislamiento de fallas, aunque se presentan enfoques de solución, estos están basados en las matrices del sistema y no directamente de los datos.

Este trabajo está enfocado en el problema de aislamiento de fallas utilizando generadores de residuos basados en observadores que son diseñados utilizando mediciones entrada-salida del sistema a ser supervisado. La base del trabajo está reportada en Ding (2014b) así como en los

antecedentes de diagnóstico de fallas basados en modelos Ding (2008).

La propuesta de solución para el problema de aislamiento de fallas con generadores de residuos basados en observadores diseñados a partir de datos está inspirado en la idea utilizada en los métodos de diagnóstico basados en redes neuronales, en los cuales existe una primera fase de entrenamiento en la que se selecciona las ponderaciones de la red neuronal y una segunda fase en la que se aplica la red neuronal diseñada en el diagnóstico de fallas. De hecho, la metodología estándar de diseño de observadores basados en datos sigue estas dos fases. A diferencia del algoritmo disponible en la literatura, en este trabajo se propone utilizar mediciones con una determinada falla, para así poder diseñar un observador sin sensibilidad a la falla presente en los datos del sistema. Utilizando información adecuada es posible construir generadores de residuos para lograr aislar un conjunto de fallas. El método propuesto es justificado técnicamente y verificado adicionalmente mediante experimentos realizados en un equipo de laboratorio DR300 de la marca AMIRA®.

El trabajo está organizado como sigue: En la sección 2 se presentan los preliminares relacionados con la generación de residuos directamente de datos. En la sección 3 se presenta el enfoque propuesto para el aislamiento de fallas así como la justificación técnica. En la sección 4 se tiene la implementación experimental del método propuesto a un equipo de motor de corriente directa con carga variable (DR300) en el que se desacoplan los efectos de dos fallas. Finalmente, en la sección 5 se presentan las conclusiones.

2. PRELIMINARES

Básicamente se considera en esta sección definiciones y resultados relacionados con el diagnóstico de fallas así

como el diseño de generadores de residuos a partir de mediciones.

2.1 Diagnóstico de fallas

Considerando el sistema lineal invariante en el tiempo

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) + w(k) \\ y(k) &= Cx(k) + Du(k) + v(k) \end{aligned} \quad (1)$$

donde $u(k) \in \mathfrak{R}^m$, $y(k) \in \mathfrak{R}^p$ y $x(k) \in \mathfrak{R}^n$, $w(k) \in \mathfrak{R}^n$ y $v(k) \in \mathfrak{R}^p$ denotan secuencias de ruido que tienen una distribución normal y son estadísticamente independientes de $u(k)$ y $x(0)$.

El diagnóstico de fallas consiste en la detección, localización e identificación de fallas. Para métodos basados en modelos, el diagnóstico se realiza a través del diseño de señales que dependen idealmente solo de las fallas, las cuales son llamadas residuos. La evaluación de estas señales, mediante comparación con un valor de umbral, implica un segundo paso. Finalmente, la información sobre las fallas es extraída para completar el diagnóstico mediante la identificación de la falla.

La generación de residuos basada en datos se puede explicar mediante la identificación de la Factorización Coprima Izquierda del modelo. esta sirve como una forma de modelo para la dinámica de entrada y salida de un sistema, la cual se puede formar de forma esquemática como la solución de la siguiente ecuación algebraica (en una ventana de tiempo) Ding (2014b).

$$r(k) = \Psi_s^\perp \begin{bmatrix} U \\ Y \end{bmatrix} = 0, \quad \forall U \quad (2)$$

donde Y , U denotan el conjunto de datos disponibles de las salidas y entradas del proceso (matrices de Hankel de entradas y de salidas) y Ψ_s^\perp la realización basada en datos de la Factorización Coprima Izquierda y de esta manera el generador de residuos es diseñado.

2.2 Métodos basados en observadores diseñados a partir de datos

Se considera un generador de residuos (Observador) basado en un vector de paridad Ding et al. (2014). El observador es descrito por

$$\begin{aligned} z(k+1) &= A_d z(k) + B_d u(k) + L_d y(k) \in \mathfrak{R}^s \\ r(k) &= G_d y(k) - C_d z(k) - D_d u(k) \in \mathfrak{R} \end{aligned} \quad (3)$$

donde s es un entero mayor que n (orden del sistema).

Existe una conexión entre el espacio de paridad (lazo abierto) y el observador de diagnóstico (lazo cerrado), cuando los valores propios de A_d son ceros, ambos sistemas tienen dinámicas idénticas, Ding (2013). Ahora, considere el modelo del proceso (1) y el vector de paridad

$$\alpha_s = [\alpha_{s,0} \ \alpha_{s,1} \ \dots \ \alpha_{s,s}] \in \mathfrak{R}^{(s+1)p}, \quad \alpha_s \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^s \end{bmatrix} = 0$$

donde $\alpha_{s,i} \in \mathfrak{R}^p$, $i = 0, 1, \dots, s$. ha sido demostrado en Ding (2013) que las matrices

$$\begin{aligned} A_d &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix} \in \mathfrak{R}^{s \times s}, \quad L_d = - \begin{bmatrix} \alpha_{s,0} \\ \alpha_{s,1} \\ \vdots \\ \alpha_{s,s-1} \end{bmatrix} \\ C_d &= [0 \ \dots \ 0 \ 1] \in \mathfrak{R}^s, \quad G_d = \alpha_{s,s} \in \mathfrak{R}^p \\ T &= \begin{bmatrix} \alpha_{s,1} & \alpha_{s,2} & \dots & \alpha_{s,s-1} & \alpha_{s,s} \\ \alpha_{s,2} & \dots & \dots & \alpha_{s,s} & 0 \\ \vdots & \dots & \dots & \vdots & \vdots \\ \alpha_{s,s} & 0 & \dots & \dots & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{s-1} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4)$$

resuelven las ecuaciones de Luenberger.

1. A_d es estable
2. $TA - A_d T = L_d C$, $B_d = TB - L_d D$
3. $G_d C - C_d T = 0$, $D_d = G_d D$

Note que

$$\begin{bmatrix} B_d \\ D_d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_{s,0} & \alpha_{s,1} & \dots & \alpha_{s,s-1} & \alpha_{s,s} \\ \alpha_{s,1} & \dots & \dots & \alpha_{s,s} & 0 \\ \vdots & \dots & \dots & \vdots & \vdots \\ \alpha_{s,s} & 0 & \dots & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

Las ecuaciones (4) y (5) permiten una construcción directa del generador de residuos dado en (3) usando una fila de Ψ_s^\perp , la cual llamamos ψ_s^\perp

$$\psi_s^\perp = [\psi_{s,u}^\perp \quad \psi_{s,y}^\perp] \quad (6)$$

Ya que $\psi_{s,y}^\perp$ es un vector de paridad,

$$\psi_{s,y}^\perp = \alpha_s \quad (7)$$

tenemos, además de A_d , C_d dadas en (4), B_d , D_d , G_d , L_d formadas en términos de $\psi_{s,u}^\perp$ y $\psi_{s,y}^\perp$:

$$\begin{aligned} L_d &= - \begin{bmatrix} \psi_{s,y}^\perp(1:p) \\ \vdots \\ \psi_{s,y}^\perp((s-1)p+1:sp) \end{bmatrix} \\ G_d &= \psi_{s,y}^\perp(sp+1:(s+1)p) \\ B_d &= - \begin{bmatrix} \psi_{s,u}^\perp(1:m) \\ \vdots \\ \psi_{s,u}^\perp((s-1)m+1:sm) \end{bmatrix} \\ D_d &= -\psi_{s,u}^\perp((sm+1):(s+1)m) \end{aligned} \quad (8)$$

Note que lo reportado en la literatura para el aislamiento e identificación de fallas requiere información del modelo, tal y como es presentado en Ding et al. (2014). Si las fallas a ser consideradas son de sensores, un esquema

de observadores dedicados puede ser desarrollado. En el caso de fallas en componentes y actuadores no hay un camino directo cuando solo se consideran datos medidos, una propuesta para resolver este problema es presentada en la siguiente sección.

3. AISLAMIENTO DE FALLAS PROPUESTO

Un resultado bien conocido es el hecho de que la parte mas significativa del aislamiento de fallas se alcanza de la manera en la que diseñan los generadores de residuos. Es decir, si el diseño de un residuo no considera la posibilidad de desacoplar dos fallas, el desacoplo posterior, en la evaluación así como en la identificación de fallas, se vuelve muy complicado, y frecuentemente se hace imposible.

Cuando se utilizan métodos basados en modelos, el desacoplo de fallas con fines de robustez y/o aislamiento, se realiza previo a la obtención del generador de residuos o bien, de manera simultánea. Esto nos inspira a reflexionar acerca del momento adecuado, durante el diseño, en el que es mejor poder incorporar estrategias para lograr el desacoplo de fallas. Adicionalmente se requiere información sobre las fallas, es decir, si no contamos con las matrices de distribución de fallas ni el modelo del sistema, algo se requiere para ser trabajado y alcanzar los resultados buscados.

Tomando ideas de la comunidad de redes neuronales, ver por ejemplo Frank and Köppen-Seliger (1997), se propone la idea de utilizar información del efecto de una falla sobre la salida del sistema y después de otra falla. Es decir, se propone el uso de tantos juegos de datos de un sistema como el numero de fallas mas uno. La idea es explicada con el siguiente ejemplo conceptual. Suponer que tenemos dos posibles fallas f_1 y f_2 que pueden afectar a un sistema.

Primero, el enfoque presentado en Ding et al. (2014) utiliza los datos del sistema discreto sin falla para generar un residuo y poder detectar la falla, este residuo es sensible a cualquier falla como se muestra en la Figura 1. donde ante la ausencia de fallas el residuo permanece

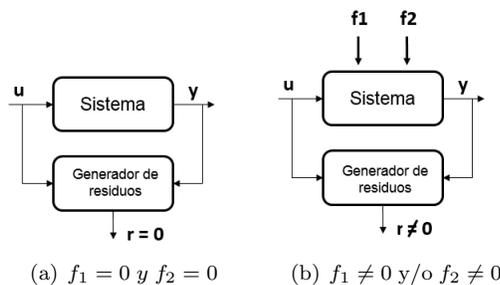


Figura 1. Residuo sensible a ambas fallas

en cero, ver Figura 1(a) y diferente de cero al detectar alguna de las fallas, ver Figura 1(b).

La información sobre las fallas debe de ser procesada de tal forma que se obtengan las características de robustez requeridas. Siguiendo el ejemplo, las mediciones en las cuales esta presente la falla 1 f_1 (con $f_2 = 0$) permiten

obtener un generador de residuos 1, el cual es insensible a la primera falla. Así mismo, las mediciones en las cuales

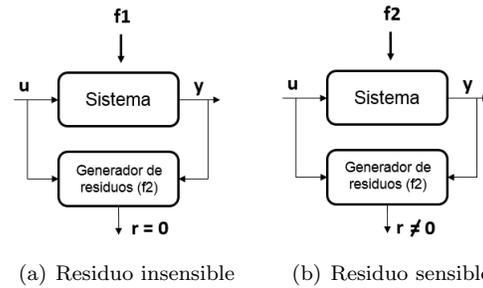


Figura 2. Residuo sensible a la falla 2 e insensible a la falla 1

esta presente solo el efecto de la segunda falla f_2 (con $f_1 = 0$) posibilita el diseño de un generador de residuos 2 insensible a la falla 2. El resultado es resumido a continuación:

Resultado 1 Dado mediciones entrada-salida afectadas por una falla. Entonces es posible el diseño de un generador de residuos robusto a esa falla mientras se mantiene sensible a otras fallas utilizando solamente datos.

Prueba Note que el uso de aniquiladores izquierdos para determinar ψ_s^\perp cancela el canal de influencia de la i -ésima falla, de tal forma que el generador de residuos no es dependiente de la magnitud de la falla, aunque si se requiere de magnitud suficiente para que el proceso de obtención del espacio nulo izquierdo sea numéricamente viable. Esto se puede justificar como sigue: Considerando un arreglo de Hankel de las salidas futuras satisface la siguiente relación Ding et al. (2014),

$$Y_{sf} = \Gamma_{sf} X(i) + H_{sf,u} U_{sf} + H_{sf,f} F_{sf,a} + F_{sf,s} \quad (9)$$

con

$$H_{sf,u} = \begin{bmatrix} D & 0 & \cdots & 0 \\ CB & D & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ CA^{s-1}B & \cdots & CB & D \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$Y_{sf} = \begin{bmatrix} y(k-s) & y(k-s-1) & \cdots & y(k-s+N-1) \\ y(k-s-1) & y(k-s+2) & \cdots & y(k-s+N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y(k) & y(k+1) & \cdots & y(k+N-1) \end{bmatrix} \quad (11)$$

donde $Y_{sf} \in \mathbb{R}^{(s+1)p \times N}$ y $U_{sf} \in \mathbb{R}^{(s+1)m \times N}$. De acuerdo con la definición del residuo (2), el cálculo de ψ_s^\perp implica también que:

$$\psi_s^\perp [\Gamma_{sf} X(i) + H_{sf,f} F_{sf,a} + F_{sf,s}] = 0$$

de donde claramente se ve que si una falla esta presente en las mediciones entrada salida, entonces el efecto de esta falla sera eliminada del residuo. Esto se logra mientras que el residuo se mantiene sensible a otras fallas. Es claro que esto ocurrirá siempre que dos fallas no estén afectando el mismo canal (es decir, si las falla no están acopladas).

La idea propuesta es resumida en el siguiente algoritmo.

Algoritmo 1: Diseño del i -ésimo generador de residuos robusto a la i -ésima falla.

1. *Obtener mediciones entrada-salida del sistema asegurándose que la i -ésima falla (con magnitud suficiente) esta afectando al sistema.*
2. *Formar las matrices U y Y siguiendo Ding (2014b).*
3. *Obtener ψ_s^\perp satisfaciendo la ecuación (2).*
4. *Determinar las matrices del i -ésimo generador de residuos siguiendo las ecuaciones (4)-(5).*

4. EJEMPLO DE APLICACIÓN

Con la finalidad de mostrar las bondades del algoritmos propuesto se realizó una aplicación de este a un prototipo de laboratorio. El equipo seleccionado no representa la clase de sistemas para los cuales se hace necesario el proceder con un enfoque basados en datos, pues el modelo es bien conocido. Sin embargo, sirve ahora para mostrar las ideas del algoritmo propuesto. Por otro lado, a pesar de la característica de linealidad que se le atribuye al sistema, debido a la electrónica del drive que trae el equipo, la linealidad solo se puede observar en una zona de trabajo específica.

4.1 Descripción del Sistema

El sistema considerado es un motor de corriente directa con una carga variable. La carga es incluida mediante un generador de imanes permanentes acoplado al motor y al que se le puede incluir un perfil de carga arbitrario mediante una señal. El equipo es mostrado en la figura (3).

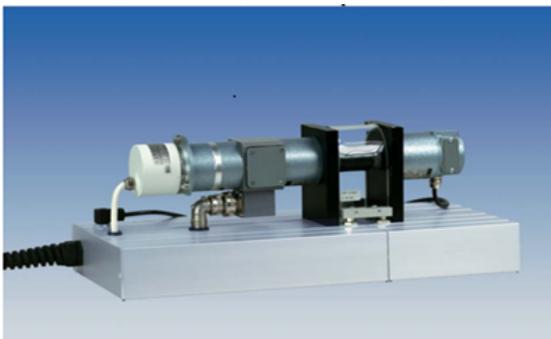


Figura 3. Laboratorio experimental - amira DR300

El esquemático del motor puede ser visto en (4). En este diagrama no aparece el drive ni la electrónica relacionada con la generación de la carga.

La señal de entrada es el voltaje suministrado, figura (5). En tanto que las salidas son la velocidad angular del eje del motor y la corriente de armadura, figura (6). El equipo dispone de un lazo de control proporcional integral que puede ser utilizado opcionalmente, o bien, se puede utilizar algún controlador externo. El perfil con el que la carga opera sobre el sistema puede también ser

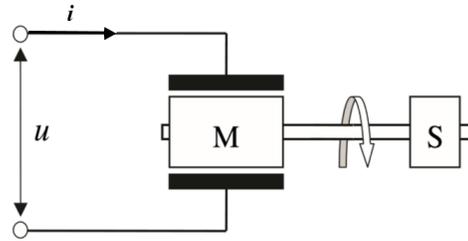


Figura 4. Esquema simplificado del DR300

configurado mediante un arreglo resistivo interno o bien mediante una señal externa.

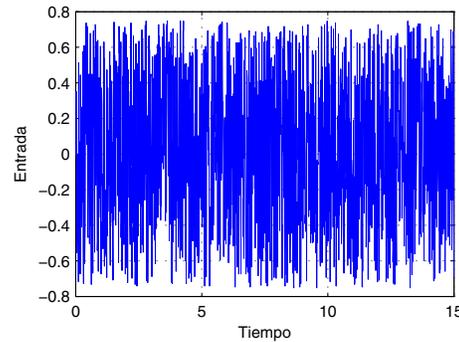


Figura 5. Datos de entrada nominal

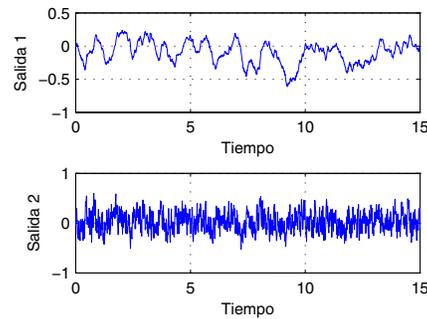


Figura 6. Datos de salida nominal

Para fines de los experimentos realizados se utilizó Lab-View junto con un MyRio. Se utilizó el sistema sin controlador, es decir, en lazo abierto.

Se consideran dos posibles fallas, una falla aditiva de actuador (la falla se considera en el drive) y una falla aditiva en un sensor. Las fallas son incluidas por software.

4.2 Experimentos planteados

El sistema tiene $m = 1$ entrada y $p = 2$ salidas y su orden es $n = 2$, el tiempo de muestreo es $T_m = 0.01s$, se utilizaron 1500 datos para la simulación con $N = 1489$ y $s = 5$.

Para obtener los datos con falla se simularon dos fallas aditivas donde se le sumo una magnitud de 1.34 al vector

de salidas y de entradas después del instante de muestreo 800 (8s).

Con la finalidad de mostrar que el procedimiento propuesto puede ser usado efectivamente para el aislamiento de fallas, es decir, para la construcción de un banco de residuos que permiten el aislamiento de fallas, se establecieron los siguientes escenarios de prueba.

Escenario	Descripción
1	Sistema sin falla
2	Falla en actuador
3	Falla en sensor

Se diseñaron dos residuos, el primero robusto a la falla en el sensor, y el segundo residuo robusto a la falla en el actuador. Como fue mencionado con anterioridad, el diseño de un residuo robusto a una falla determinada requiere de datos en los cuales este presente la falla en cuestión. Uno puede en un equipo de laboratorio obtener los datos. Esto que puede ser manejado como una desventaja del método propuesto. Sin embargo, es importante destacar que no se requiere reproducir una falla de manera exacta, sino que mas bien se requiere de aplicar una señal en el canal en donde se encuentra el elemento a ser supervisado. Esto posibilita la aplicación del método.

El diseño completo para este ejemplo brinda como resultado dos residuos, cada uno sensible a una posible falla mientras que es robusto a la otra. Las características del generador de residuos diseñado, se pueden apreciar en la siguiente tabla:

Residuo	Falla	f_1 (act.)	f_2 (sensor)
	r_1	\emptyset	\emptyset
r_2	\checkmark	\checkmark	\emptyset

Donde “ \emptyset ” representa que el residuo fue diseñado insensible a falla correspondiente, mientras que el símbolo “ \checkmark ” representa sensibilidad a la falla.

Los vectores de paridad utilizados para el diseño de los generadores de residuos son:

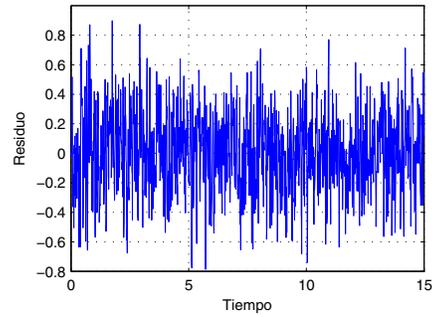
$$\psi_{s,y}^\perp 1 = [0.0470 \quad -0.5371 \quad -0.0081 \quad -0.1038 \quad -0.0032 \quad 0.2766 \quad 0.0234 \quad 0.3979 \quad 0.0250 \quad 0.3220 \quad 0.0729 \quad 0.3919]$$

$$\psi_{s,y}^\perp 2 = [0.0079 \quad -0.5490 \quad 0.0021 \quad -0.0743 \quad -0.0142 \quad 0.2842 \quad 0.0332 \quad 0.3139 \quad -0.0278 \quad 0.0171 \quad 0.0077 \quad 0.0008]$$

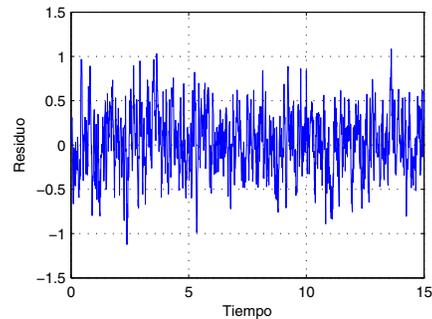
4.3 Resultados

Primero es necesario una fase de diseño de generadores de residuos con la robustez requerida, es decir, dos generadores de residuos, uno con robustez a la falla en el actuador, el cual es denominado r_1 y otro con robustez a la falla en el sensor, denominado r_2 . El diseño esta basado en conjuntos de datos con la incidencia de fallas descrita con anterioridad.

Escenario 1 Residuos evaluando datos sin fallas.



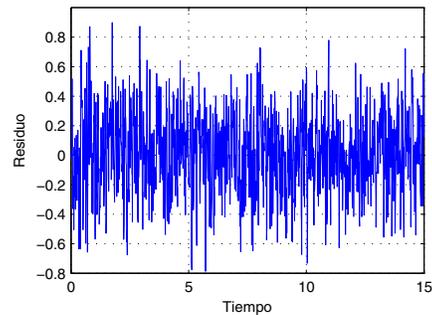
(a) Residuo 1



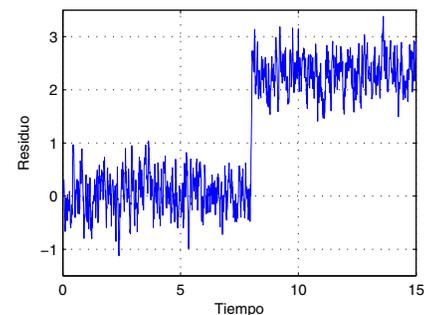
(b) Residuo 2

Figura 7. Respuesta en ausencia de fallas

Escenario 2 Respuesta a datos con falla en actuador. Ver figura 8.



(a) Residuo 1



(b) Residuo 2

Figura 8. Respuesta a falla de actuador

Escenario 3 Respuesta a datos con falla en sensor. Ver figura 9

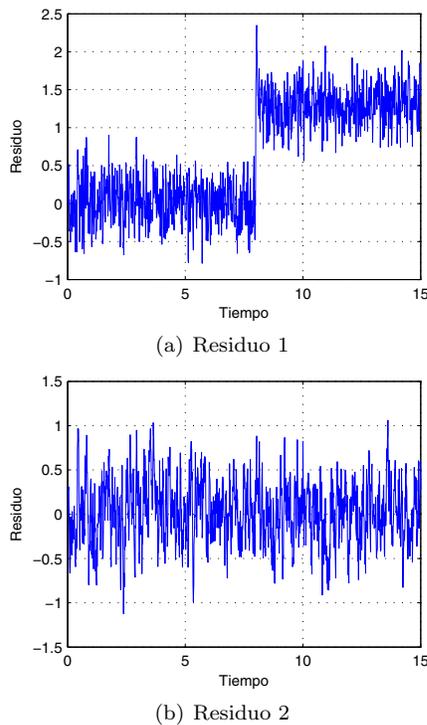


Figura 9. Respuesta a falla de sensor

4.4 Discusión

Se discute primeramente el aspecto operativo del método propuesto. Primero la disponibilidad de las señales requeridas para realizar el diseño de los generadores de residuos con diferentes características de robustez. Estas señales pueden ser obtenidas inyectando una señal en el canal donde está el instrumento/componente que se desea supervisar. Alternativamente se puede identificar un modelo a partir de mediciones entrada-salida del sistema en ausencia de fallas. En el caso de actuadores y sensores es posible introducir una señal en en cada actuador y sensor (uno a la vez) para obtener el conjunto de mediciones entrada-salida con diferentes situaciones de falla. Enseguida, el algoritmo tiene pocas posibilidades de ajuste. Uno de ellos es el tamaño de los bloques en las matrices de Hankel. En general se requiere que el tamaño de los bloques a ser mayor que el orden del sistema a ser considerado.

En la figura 7(a) se pueden apreciar los resultados de aplicar mediciones entrada-salida del sistema cuando no hay falla. Se observa que la magnitud del residuo no es cero, pero está cercano a cero. Es claro que un umbral con valor de ± 1 puede evitar alarmas falsas. Sin embargo, solo en un residuo el efecto de la falla se mantiene. Como se aprecia, el residuo 2, el cual es diseñado robusto a falla en el sensor, manifiesta un cambio sostenido de su magnitud, lo cual indica falla en el actuador. El efecto de la falla

sobre el residuo diseñado robusto puede ser discriminado mediante la evaluación. Algo semejante ocurre cuando la falla en el sensor se manifiesta, como se puede apreciar en la figura 9(a). En este caso se aplica también el mismo criterio para evaluar los residuos.

5. CONCLUSIÓN

El problema de aislamiento de fallas en sistemas para los cuales no se conoce un modelo es considerado. Así mismo, en particular se aborda el problema de aislamiento de fallas inspirados en procedimientos utilizados en redes neuronales, donde datos en situaciones específicas de un sistema son utilizadas para entrenar las redes. Básicamente se utilizó esta idea para lograr el diseño con características de robustez determinadas. Se mostró como la idea tiene sustento en la teoría de identificación por subespacios. Una primera conclusión es que la idea de diseño para aislamiento de fallas puede ser aplicada con éxito a sistemas alrededor de un punto de operación, o bien a sistemas que son lineales. Una cuestión importante es que para efecto de diseñar los residuos, no se requiere información de diferentes magnitudes de una misma falla, sino que solo se requiere que tenga magnitud suficiente para que su manifestación ayude a cancelar el efecto durante el diseño del generador de residuos. Naturalmente, el método funcionara mejor si los datos utilizados provienen de entradas con excitación persistente.

Trabajo futuro se requiere en el sentido de lograr identificación de fallas así como en los detalles de diseño, tales como la selección mas adecuada del tamaño de los bloques de las matrices de Hankel.

REFERENCIAS

- Ding, S.X. (2014a). Data-driven design of monitoring and diagnosis systems for dynamic processes: A review of subspace technique based schemes and some recent results. *Journal of Process Control*, 24(2), 431–449.
- Ding, S.X. (2008). *Model-based fault diagnosis techniques*. Springer.
- Ding, S.X. (2013). *Model-based fault diagnosis techniques 2nd edition*. Springer, 2nd edition.
- Ding, S.X. (2014b). *Data-driven design of fault diagnosis and fault-tolerant control systems*. Springer.
- Ding, S.X., Yang, Y., and Li, Y.Z.L. (2014). Data-driven realizations of kernel and image representations and their application to fault detection and control system design. *Automatica*, 50(10), 2615–2623.
- Ding, S.X., Zhang, P., Naik, A., Ding, E.L., and Huang, B. (2009). Subspace method aided data-driven design of fault detection and isolation systems. *Journal of process control*, 19(9), 1496–1510.
- Frank, P.M. and Köppen-Seliger, B. (1997). New developments using ai in fault diagnosis. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 10(1), 3–14.
- Frank, P.M. (1990). Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy: A survey and some new results. *Automatica*, 26(3), 459–474.