

Enfoque para Aislamiento de Fallas en Tiempo Continuo a partir de Datos Muestreados *

Luis Angel Sánchez Rivera * Efraín Alcorta García *
Ivon Elena Leal Leal *

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

Abstract: En el presente trabajo, se considera un enfoque en tiempo continuo para aislamiento de fallas basado en observador a partir de datos muestreados de la entrada y salida. El objetivo del algoritmo propuesto es mostrar las ventajas con respecto a resultados anteriores referentes a aislamiento de fallas, así como la capacidad de considerar una clase de sistemas no lineales. Se muestra un ejemplo utilizando el algoritmo para probar su eficiencia, además de la justificación de los resultados.

Keywords: Diagnóstico de fallas, Procesamiento de datos, Observadores, Problemas de desacoplo, Sistemas no lineales.

1. INTRODUCCIÓN

Debido al continuo trabajo que ha recibido el diagnóstico de fallas en los últimos años, muchos enfoques han sido propuestos. Los requerimientos de seguridad y confiabilidad de la industria son pieza clave en la motivación. Al principio de los años setenta del siglo anterior, el diagnóstico de fallas basado en modelos recibió mucha atención Frank (1990); Chen and Patton (2012); Isermann (2006), ya que cuenta con muchas ventajas relacionadas al costo, peso, espacio, etc. sobre la redundancia física. Seguidamente, con la ayuda del soft computing, el diagnóstico de fallas se ha ido desplazando, de enfoques basados en modelos a los que son basados en datos, ver por ejemplo Calado et al. (2001); Witczak (2007). Aún con las ventajas de las técnicas basadas en modelos, algunos inconvenientes se fueron incorporando, la principal desventaja ha sido del modelo y su correspondiente efecto en el diagnóstico. Las técnicas basadas en datos tienen la ventaja de que no se necesita previamente el modelo matemático exacto (en términos de ecuaciones diferenciales o en diferencias).

A pesar de esto, se necesitan datos adicionales con la información del sistema nominal (datos sin falla) para diseñar el algoritmo de detección de fallas requerido. Los enfoques basados en *soft computing* incluyen el comportamiento de sistemas no lineales.

Recientemente, un enfoque interesante que aprovecha las ventajas de las técnicas basadas en datos, pero se basan

en una técnica clásica basada en modelos (técnica basada en observadores), ha sido reportado por el grupo de trabajo de Duisburgo (Prof. S. X. Ding) y resumido en el libro Ding (2014a). El enfoque se basa en herramientas tomadas de las técnicas de identificación por subespacios. Aunque se consideran muchos aspectos en relación al diseño y aplicación de métodos basados en datos al diseño e implementación con generadores de residuo basados en observador, algunas características pueden ser desarrolladas con más profundidad.

Los enfoques basados en datos han sido desarrollados para identificar fallas en procesos dinámicos, ver Dong and Verhaegen (2012). Es notable que estos enfoques fueron desarrollados bajo la suposición de un modelo de fallas disponible. Alternativamente, Ding et al. (2009); Wan and Ye (2012); Wang et al. (2011) han propuesto esquemas de diseño basados en datos para el aislamiento de fallas en sensores y actuadores en sistemas dinámicos. Los esquemas dan un residuo base para desarrollar robustez, además de aislamiento e identificación de fallas de manera óptima, usando algunos indicadores de desempeño. Ver Ding (2014b).

En este trabajo, basados en las herramientas utilizadas en Ding (2014a) y en los trabajos previos de Zhang and Ding (2007), se propondrá otro enfoque de algoritmo para lidiar con el aislamiento de fallas en un proceso cuando solamente datos en el dominio del tiempo son recolectados. Además, cuando se trata de un sistema no lineal, el efecto de desacoplo de diferentes puntos de operación también será revisado en el procedimiento de diseño, y como resultado, el algoritmo puede ser

* Artículo parcialmente financiado por CONACYT Mexico.

también utilizado en una clase de sistemas no lineales, i.e. en el motor síncrono de imanes permanentes. Para alcanzar este objetivo, simulaciones muestran la eficiencia del algoritmo propuesto.

El artículo está organizado de la siguiente manera: en la sección 2 se revisan algunos preliminares relacionados con detección de fallas basada en datos para sistemas lineales continuos invariantes en el tiempo. En la sección 3, se presenta el algoritmo propuesto, además se incluye una justificación técnica; en la sección 4, se muestra una aplicación al modelo de un motor síncrono de imanes permanentes con la discusión de los resultados. Finalmente se presentan las conclusiones.

2. PRELIMINARES

En esta sección, se consideran algunos resultados y definiciones relacionados a diagnóstico de fallas y diseño de generadores de residuo basados en observadores basados en datos entrada y salida en el dominio del tiempo. Las bases y el material de esta sección han sido tomados de Zhang and Ding (2007).

2.1 Diagnóstico de fallas

El primer paso en el diagnóstico de fallas es la generación de residuos, el enfoque propuesto consiste en el diseño generadores de residuo (basados en observadores) que son insensibles al efecto de una falla específica mientras que para el resto de las fallas ocurre lo contrario. Varios métodos han sido propuestos para la construcción de un generador de residuos, ver Chen and Patton (2012); Isermann (2006); Blanke et al. (2006) y más recientemente Ding (2013).

Dado que la teoría fue desarrollada para sistemas lineales e inspirada en el concepto del espacio de paridad, el diseño del residuo se presenta a continuación:

Considerar un sistema continuo lineal e invariante en el tiempo (LTI)

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

donde $x \in \mathfrak{R}^n$ es el vector de estado, $u \in \mathfrak{R}^{k_u}$ el vector de entradas, $y \in \mathfrak{R}^m$ el vector de salidas medidas, $f \in \mathfrak{R}^{k_f}$ el vector de fallas, $A \in \mathfrak{R}^{n \times n}$, $B \in \mathfrak{R}^{n \times k_u}$, $C \in \mathfrak{R}^{m \times n}$, $D \in \mathfrak{R}^{m \times k_u}$, $E_f \in \mathfrak{R}^{n \times k_f}$, $F_f \in \mathfrak{R}^{m \times k_f}$ son matrices constantes de dimensiones compatibles.

Se considera un generador de residuos (en forma de observador) basado en un vector de paridad Ding (2014a). El observador puede ser diseñado como

$$\begin{aligned}\dot{z}(t) &= Gz(t) + Ju(t) + Ly(t) \\ r(t) &= \omega z(t) + \rho u(t) + \nu y(t)\end{aligned}\quad (2)$$

donde G es estable y las siguientes ecuaciones

$$\begin{aligned}TA - GT &= LC; \quad \nu C + \omega T = 0 \\ TB - LD &= J; \quad \rho + \nu D = 0\end{aligned}\quad (3)$$

se satisfacen. De Ding (2014a), dado un vector ν_s que satisfice

$$\nu_s H_o = 0 \quad (4)$$

con dos matrices H_o (dependientes de A, C) y H_s (dependientes de A, B, C y D) definidas como

$$H_o = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^s \end{bmatrix}; H_s = \begin{bmatrix} D & 0 & \cdots & 0 \\ CB & D & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ CA^{s-1}B & \cdots & CB & D \end{bmatrix} \quad (5)$$

los vectores ν_s y $\rho_s = \nu_s H_s$ se definen como sigue

$$\nu_s = [\nu_{s,0} \ \nu_{s,1} \ \cdots \ \nu_{s,s}], \ \nu_{s,i} \in \mathfrak{R}^{1 \times m} \quad (6)$$

$$\rho_s = [\rho_{s,0} \ \rho_{s,1} \ \cdots \ \rho_{s,s}], \ \rho_{s,i} \in \mathfrak{R}^{1 \times k_u} \quad (7)$$

Entonces las ecuaciones en (3) se satisfacen con la matriz de transformación

$$T = \begin{bmatrix} \nu_{s,1} & \cdots & \nu_{s,s-1} & \nu_{s,s} \\ \nu_{s,2} & \cdots & \nu_{s,s} & 0 \\ \vdots & & \vdots & \\ \nu_{s,s} & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{s-1} \end{bmatrix}$$

y con las matrices

$$\begin{aligned}G &= \begin{bmatrix} 0 & \cdots & 0 & g_1 \\ 1 & \cdots & 0 & g_2 \\ \vdots & & \vdots & \\ 0 & \cdots & 1 & g_s \end{bmatrix} \quad J = \begin{bmatrix} \rho_{s,0} \\ \rho_{s,1} \\ \vdots \\ \rho_{s,s-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g_1 \\ g_2 \\ \vdots \\ g_s \end{bmatrix} \rho_s \\ L &= - \begin{bmatrix} \nu_{s,0} \\ \nu_{s,1} \\ \vdots \\ \nu_{s,s-1} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} g_1 \\ g_2 \\ \vdots \\ g_s \end{bmatrix} \nu_{s,s} \\ w &= [0 \ \cdots \ 0 \ -1]; \quad p = \rho_{s,s}; \quad v = \nu_{s,s}\end{aligned}\quad (8)$$

donde g_1, g_2, \dots y g_s son constantes de libre diseño que garantizan la estabilidad de la matriz G . Note que para la construcción de las matrices G, J, L, w, p y v que satisfacen (3), la información de los vectores ν_s, ρ_s y los parámetros g_1, g_2, \dots y g_s son suficientes. Para lidiar con el problema de diferenciación, los datos de entrada y la salida serán filtrados en el dominio del tiempo con la ayuda de un filtro pasa-bajas como se muestra en la Fig. (1). Es importante ver que la cantidad de filtros también será el orden del generador de residuos (observador), lo cual significa que entre más grande sea s , mayor será la carga computacional. El parámetro τ se selecciona libremente y dependerá de la cantidad de datos.

La idea para detección de fallas es simple, cuando el sistema (1) se toma con $f(t) = 0$, el enfoque de espacio de paridad puede ser escrito como

$$r(t) = \nu_s(Y_N - H_{s\tau}U_N) = \nu_s(H_{o\tau}X_N) = 0 \quad (9)$$

donde

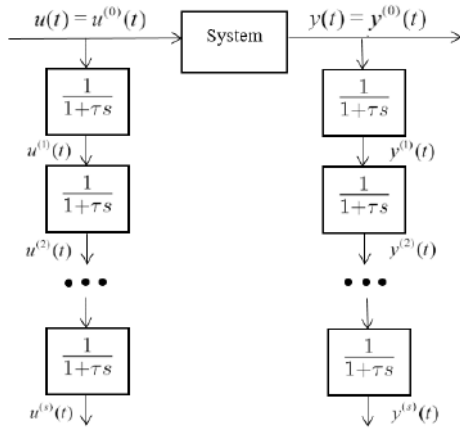


Fig. 1. Procedimiento para obtener las matrices de datos

$$U_N = \begin{bmatrix} u^{(s)}(1) & u^{(s)}(2) & \dots & u^{(s)}(N) \\ u^{(s-1)}(1) & u^{(s-1)}(2) & \dots & u^{(s-1)}(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u^{(0)}(1) & u^{(0)}(2) & \dots & u^{(0)}(N) \end{bmatrix}$$

$$H_{o\tau} = \begin{bmatrix} C \\ C(\tau A + I) \\ \vdots \\ C(\tau A + I)^s \end{bmatrix}; \quad H_{s\tau} = \begin{bmatrix} D & 0 & \dots & 0 \\ \tau CB & D & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ \tau C(\tau A + I)^{s-1} B & \dots & \tau CB & D \end{bmatrix}$$

N es el total de datos muestreados Y_N es construida de manera similar a U_N pero usando $y(\cdot)$ en lugar de $u(\cdot)$. Usando ideas de los métodos de identificación por subespacios, ver Van Overschee and De Moor (2012), y siguiendo Ding (2014a), el sistema se representa como

$$Y_N = H_{o\tau} X_N + H_{s\tau} U_N \quad (10)$$

Ya que (9) muestra que el residuo es diseñado con un aniquilador izquierdo ν_s , cualquier falla causará una inconsistencia, y por lo tanto será detectada. La información del aniquilador ν_s puede ser determinada en su totalidad construyendo las matrices del observador (8) usando datos de entrada y salida.

Entonces se reconocen dos partes principales en este enfoque, una para el diseño de las matrices del observador y otra para la implementación del generador de residuo para evaluar posibles fallas.

3. ENFOQUE PROPUESTO

El principal propósito de este artículo será revisado en esta sección, se introduce una manera sencilla de lograr aislamiento de fallas basada datos.

3.1 Diseño del esquema propuesto

En la sección anterior se presentó en enfoque de diseño de generador de residuo con los datos nominales de entrada y salida, para nuestro propósito, datos de entrada y salida con la información de las fallas son usados para el diseño.

Considerando (1) con $f \neq 0$ la ecuación (9) puede ser escrita como

$$r(t) = \nu_s (Y_N - H_{s\tau} U_N) = \nu_s (H_{o\tau} X_N + H_{f\tau} F_N) = 0 \quad (11)$$

donde

$$H_{f\tau} = \begin{bmatrix} F & 0 & \dots & 0 \\ \tau CE & F & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ \tau C(\tau A + I)^{s-1} E & \dots & \tau CE & F \end{bmatrix}$$

F_N es obtenida de una manera similar a U_N , en este caso $u(\cdot)$ será remplazado por $f(\cdot)$. Esto nos permitirá la construcción de un nuevo ν_s como aniquilador, por lo tanto, si la falla a ser considerada está presente en los datos entrada-salida usados para el diseño, el generador de residuo resultante será insensible a esa falla. Esto puede ser representado como

$$r(t) = \nu_s \left(\begin{bmatrix} H_{o\tau} & H_{s\tau} \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_N \\ U_N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} H_{f\tau} F_N \\ 0 \end{bmatrix} \right) \quad (12)$$

Un banco de generadores de residuo insensibles puede ser construido usando el razonamiento anterior, éstos tendrán la característica de que la matriz de incidencia de fallas correspondiente permita realizar aislamiento de fallas en fallas específicas. Esto es conocido en la literatura como el *Esquema de Observadores Generalizados*, Frank (1990). Si se conoce de antemano que una falla específica está presente en los datos entrada-salida, entonces se puede usar esa información para el diseño de un residuo.

Por consiguiente, si 2 o más fallas requieren ser analizadas, la información en forma de datos de entrada-salida con la incidencia de fallas específica será necesaria también. Asumiendo que los datos requeridos (con la información de las diferentes fallas) están disponibles, entonces el algoritmo para el diseño de residuos insensibles es propuesto:

Algoritmo 3.1 diseño de un residuo insensible

- i. Considerar un conjunto de datos con la información de la i -ésima falla.
- ii. Filtrar los datos de entrada y salida como se muestra en la Fig. (1).
- iii. Formar las matrices de Hankel U_N y Y_N siguiendo Zhang (2007).
- iv. Encontrar ν_s satisfaciendo (9).
- v. Construir el generador de residuos basado en observador siguiendo (2).

3.2 Información de las fallas en los datos entrada-salida

La presencia de una falla en los datos de entrada y salida es un aspecto importante a tomar en cuenta para el posible uso del algoritmo. Un procedimiento para obtener estos datos, en diferentes situaciones, sin presencia de las fallas se describe en esta sección.

Lo primero a ser considerado es que la magnitud de las fallas no es muy importante cuando se trata de diseñar el generador de residuo, sin embargo, deberá ser

suficientemente grande para identificar numéricamente el aniquilador ν_s . Cuando una falla está presente en los datos entrada-salida, el correspondiente residuo será insensible a esa falla. Por lo tanto, es requerido que la falla correspondiente sea manifestada en los datos para el diseño de un generador de residuos insensible basado en observador. Para propósitos de operación i.e. cuando el generador de residuo (diseñado insensible) está operando con datos entrada-salida en tiempo real, la falla podría ser de magnitud diferente a la que se utiliza en el diseño. Sin embargo, si una falla diferente está presente, el residuo será sensible a esa falla. Una estrategia para obtener datos entrada-salida con una firma de falla específica, por ejemplo, cuando la falla correspondiente en una falla de actuador (o que se encuentra afectando un canal de actuador específico), es permitida. Esto quiere decir que se requiere tener acceso al sistema en algún sentido.

Puntos de operación. Una clase de sistemas no lineales es considerada en éste trabajo, será asociada al modelo dq0 de un motor síncrono de imanes permanentes. Los resultados están relacionados a sistemas lineales hasta ahora. Con el propósito de incluir una clase de sistemas no lineales, el motor síncrono de imanes permanentes es considerado en algunos puntos de operación. Primero revisamos el sistema lineal que representa el sistema en el punto de operación, sin embargo, un efecto no lineal en el modelo lineal es obtenido siempre y cuando el sistema se mueva alrededor de un punto de operación.

Cuando el efecto no lineal del punto de operación cambia, puede ser representado como una entrada adicional, y cuando se trata de diferentes puntos de operación, el efecto no lineal siempre llega por el mismo canal de entrada. Entonces es posible usar la característica de desacoplo del enfoque basado en datos para cancelar el efecto no lineal. Como resultado, el procedimiento considerado anteriormente, puede ser también usado efectivamente para diagnóstico de fallas.

El enfoque descrito puede ser aplicado al modelo dq0 del motor síncrono de imanes permanentes para este caso. El caso se revisará en la siguiente sección.

4. MOTOR SÍNCRONO DE IMANES PERMANENTES

El algoritmo propuesto es aplicado al modelo dq0 de un motor síncrono de imanes permanentes.

4.1 Descripción del sistema

El sistema a ser considerado es el modelo de un motor síncrono de imanes permanentes. Aunque no se requiere un modelo explícito en forma de ecuaciones diferenciales debido que se utiliza un enfoque basado en datos para lograr aislamiento de fallas, se revisarán las ecuaciones del modelo para justificar algunos aspectos del enfoque propuesto. La representación esquemática de un motor

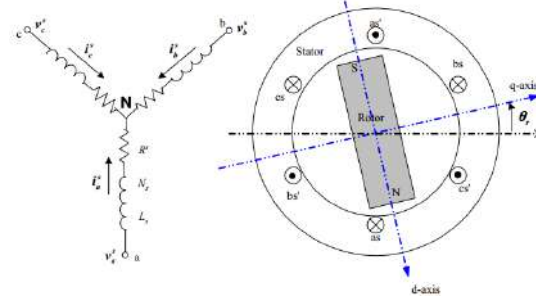


Fig. 2. Representación esquemática de una maquina síncrona de dos polos

síncrono de imanes permanentes de dos polos se muestra en la Fig. (2).

El modelo en dq0 fue obtenido usando una transformación de park al llamado modelo abc Liu and Collins (2006). El modelo en espacio de estados es dado por:

$$\dot{x} = \begin{bmatrix} -\frac{R}{L_{dq}} & x_3 & 0 \\ -x_3 & -\frac{R}{L_{dq}} & -\frac{\Psi_m}{L_{dq}} \\ 0 & \frac{3P^2}{8J}\Psi_m & 0 \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} 1 \\ L_{dq} & 0 \\ 0 & 1 \\ L_{dq} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_d \\ V_q \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ P\tau_L \\ 2J \end{bmatrix} \quad (13)$$

donde $x \triangleq [i_d \ i_q \ \omega]^T$, i_d y i_q son las corrientes en secuencia d y q; ω es la velocidad angular del rotor, V_d y V_q son los voltajes de entrada, τ_L representan el par de carga, R es la resistencia, P es el número de polos, J es la inercia del motor, L_{dq} es la inductancia de q y d secuencias que se asumen iguales por simplicidad. Para ver el efecto de la no linealidad en el modelo lineal alrededor de un punto de equilibrio, se considera un modelo linealizado en la ecuación (13):

$$x_\ell = \bar{A}x_\ell + \bar{B}u + Q(x) \quad (14)$$

donde

$$Q(x) = \begin{bmatrix} x_{3OP}x_2 + x_{2OP}x_3 \\ -x_{3OP}x_1 - x_{1OP}x_3 \\ 0 \end{bmatrix}$$

y x_{1OP} , x_{2OP} , x_{3OP} corresponden a los valores de estado en un punto de equilibrio. Por lo tanto, dos canales requieren ser desacoplados, sin embargo, para el motor síncrono de imanes permanentes usado, los valores de x_{1OP} son muy cercanos a cero, reduciendo el desacoplo requerido a un solo canal.

4.2 Diseño del residuo

El número de fallas a ser analizadas y el número de puntos de operación que se van a usar deben considerarse para el diseño de un banco de residuos. Para esta aplicación, se usan tres puntos de operación, tales valores son en 60 rpm, 80 rpm, y 100 rpm respectivamente. Para cada punto de operación seleccionado los datos entrada-salida con información de cada falla se obtienen de manera separada.

Una vez que se recolectan los datos, el primer paso es el diseño de dos residuos, uno será robusto a la falla en el sensor. Para lograrlo, un conjunto de datos es construido usando la información obtenida de cada punto de operación. Los datos de entrada y salida son concatenados considerando los tres puntos de operación. El orden en que son acomodados los datos no es importante, pero, es claro que si se usa información del punto de operación i relacionado a la entrada, los datos correspondientes a la salida y en el mismo punto de operación deben ser considerados.

La matriz de incidencia de fallas que muestra los resultados de los residuos diseñados siguiendo el Algoritmo (3.1) es representada en la tabla (1).

	Residuos		Fallas	
	r_1	r_2	F_1	F_2
	\emptyset	\checkmark	\emptyset	\checkmark
	\checkmark	\emptyset	\checkmark	\emptyset

Table 1. Matriz de incidencia de fallas

donde \checkmark indica que el residuo es sensible a la falla correspondiente, \emptyset indica que la falla correspondiente no afectará al residuo, i.e. el residuo es robusto a esa falla, F_1 representa la falla en el actuador F_2 corresponde a la falla en el sensor.

En la tabla 2 se presentan los escenarios de prueba.

Escenarios	Descripción
Caso 1	Caso sin falla
Caso 2	Datos con falla en sensor
Caso 3	Datos con falla en actuador

Table 2. Escenarios de prueba considerados

4.3 Resultados

Los resultados se muestran en las siguientes figuras. Las figuras 3 y 4 muestran los residuos para el caso sin fallas.

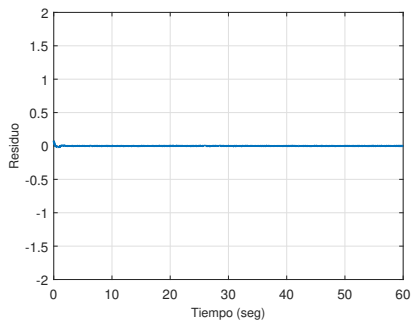


Fig. 3. Respuesta del residuo 1 en el caso 1, i.e. sin fallas.

Como se puede ver en las figuras 3 y 4, ambos residuos permanecen cerca de cero. Para el caso 2 se añade una falla en el sensor al sistema. Los resultados de los residuos

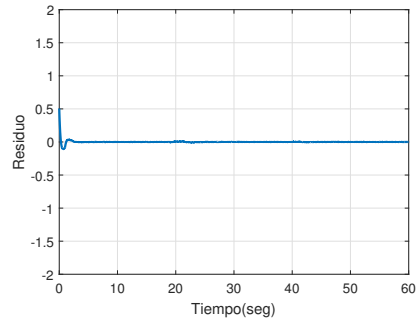


Fig. 4. Respuesta del residuo 2 en el caso 1, i.e. sin fallas.

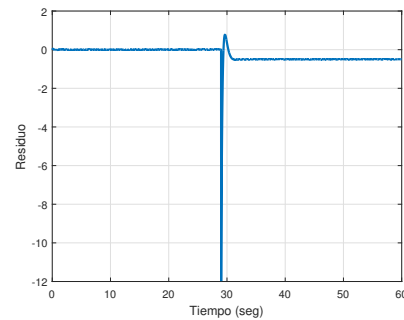


Fig. 5. Respuesta del residuo 1: caso de falla en el sensor.

se observan en las figuras 5 y 6.

De la figura 5 es claro que la falla en el sensor puede ser detectada. El impacto de la falla en el residuo es muy notorio. Observado la figura 6, el residuo 2 presenta también una variación con respecto a cero, pero esta variación es muy pequeña en contraste con el efecto de la falla en el residuo 1. El aislamiento de fallas puede ser logrado si se tiene una evaluación adecuada del residuo. Note además que, después de la falla en el sensor, el residuo 1 no regresa a cero.

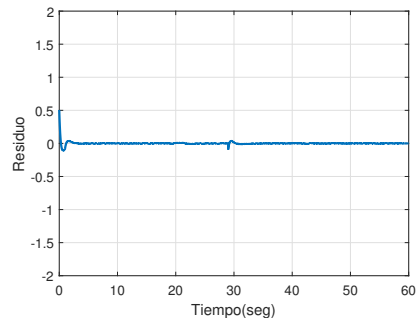


Fig. 6. Respuesta del residuo 2: caso de falla en el sensor.

Los resultados del caso 3 son presentados en las figuras 7 y 8. Como se observa de las figuras 7 y 8, la respuesta es similar a la del caso 2, pero, cambiando R1 por R2, i.e. el efecto de una falla de actuador puede ser detectada observando el residuo 2 y comparando con el residuo 1. El

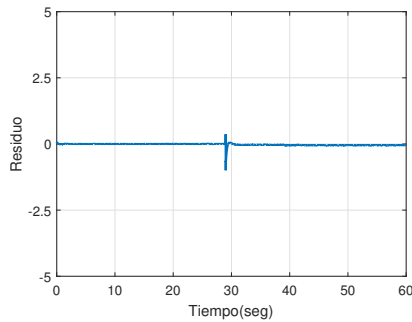


Fig. 7. Respuesta del residuo 1: falla en el actuador.

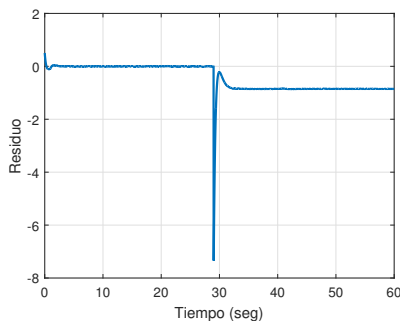


Fig. 8. Respuesta del residuo 2: falla en el actuador.

efecto de la falla de actuador en el residuo 1 es pequeño y no es permanente.

Estos tres casos son los seleccionados para mostrar la eficiencia del enfoque considerado. El pequeño efecto de la falla que se presenta en los residuos que fueron diseñados robustos se debe a la no linealidad del sistema.

5. CONCLUSIÓN

El trabajo presenta un enfoque de aislamiento de fallas en una clase de sistemas no lineales usando la metodología basada en datos. Una particularidad del esquema propuesto es la capacidad de considerar sistemas continuos. Además, una manera de aislar fallas es también propuesta. Un sistema lineal es considerado. El enfoque basado en datos en tiempo continuo es aplicado al motor síncrono de imanes permanentes. El esquema considerado nos permite detectar y aislar fallas con eficiencia en una clase de sistemas no lineales.

Trabajo a futuro incluye la implementación del esquema propuesto, así como incluir un método para estimar la magnitud de la falla.

ACKNOWLEDGEMENTS

Los autores agradecen a CONACYT México por el apoyo.

REFERENCES

- Blanke, M., Kinnaert, M., Lunze, J., Staroswiecki, M., and Schröder, J. (2006). *Diagnosis and fault-tolerant control*, volume 2. Springer.
- Calado, J., Korbicz, J., Patan, K., Patton, R.J., and Da Costa, J.S. (2001). Soft computing approaches to fault diagnosis for dynamic systems. *European Journal of Control*, 7(2-3), 248–286.
- Chen, J. and Patton, R.J. (2012). *Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems*, volume 3. Springer Science & Business Media.
- Ding, S.X. (2013). *Model-based fault diagnosis techniques 2nd edition*. Springer, 2nd edition.
- Ding, S.X. (2014a). *Data-driven design of fault diagnosis and fault-tolerant control systems*. Springer Science & Business Media.
- Ding, S. (2014b). 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., Zhang, P., Naik, A., Ding, E., and Huang, B. (2009). Subspace method aided data-driven design of fault detection and isolation systems. *Journal of process control*, 19(9), 1496–1510.
- Dong, J. and Verhaegen, M. (2012). Identification of fault estimation filter from i/o data for systems with stable inversion. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 57(6), 1347–1361.
- 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.
- Isermann, R. (2006). *Fault-diagnosis systems: an introduction from fault detection to fault tolerance*. Springer Science & Business Media.
- Liu, L. and Collins, E. (2006). Robust fault detection and diagnosis for permanent magnet synchronous motors by.
- Van Overschee, P. and De Moor, B. (2012). *Subspace identification for linear systems: Theory—Implementation—Applications*. Springer Science & Business Media.
- Wan, Y. and Ye, H. (2012). Data-driven diagnosis of sensor precision degradation in the presence of control. *Journal of Process Control*, 22(1), 26–40.
- Wang, Y., Ma, G., Ding, S.X., and Li, C. (2011). Subspace aided data-driven design of robust fault detection and isolation systems. *Automatica*, 47(11), 2474–2480.
- Witczak, M. (2007). *Modelling and estimation strategies for fault diagnosis of non-linear systems: from analytical to soft computing approaches*, volume 354. Springer Science & Business Media.
- 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.