

Diagnóstico de fallas en sistemas Hamiltonianos

L. H. Rodríguez-Alfaro, E. Alcorta-García, C. Posadas-Castillo

Posgrado en Ingeniería Eléctrica

Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica

Universidad Autónoma de Nuevo León

luisralfa@gmail.com, efrain.alcortagr@uanl.edu.mx, cornelio.posadascs@uanl.edu.mx

Resumen—Se presenta una propuesta de solución al problema del diagnóstico de fallas para la clase de sistemas no lineales denominados Hamiltonianos. El diagnóstico de fallas se hace mediante enfoques basados en el modelo, específicamente usando observadores no lineales diseñados en base a la representación Hamiltoniana, para la generación de señales residuales que contienen la información de la falla. Mediante un diseño adecuado del observador, la dinámica del residuo es lineal, lo que le da una propiedad importante. Adicionalmente el control no afecta a la detección de fallas aditivas presentes en el residuo. Los resultados son mostrados mediante un ejemplo.

I. INTRODUCCIÓN

Al estar los sistemas en constante funcionamiento, estos se ven en algún momento sujetos a la ocurrencia de fallas, las cuales provocan inicialmente un deterioro en el funcionamiento y en consecuencia del desempeño de estos. Estas fallas pueden provocar una avería en el sistema. El origen o causa de las fallas puede ser muy variado, como por ejemplo: defectos del material con el que están formadas las piezas, deterioro natural por uso que sufren las partes o unidades funcionales, envejecimiento por uso bajo condiciones de sobrecarga, etc. Razones como seguridad y confiabilidad requerida en los esquemas industriales, son las que hacen importante y de interés el detectar fallas en el sistema en el menor tiempo posible. Existen muchos resultados asociados con sistemas lineales, como por ejemplo ver (Frank, 1990), (Chen y Patton, 1999), (Isermann, 2006), (Blanke et. al., 2006) y (Ding, 2008), entre otros. Para el caso de sistemas no lineales se puede revisar (Alcorta-García y Frank, 1997).

Muchos de los procesos industriales son de naturaleza no lineal, lo que motiva a considerar este tipo de sistemas. El interés en este artículo es proponer una solución al problema de diagnóstico de fallas mediante generación de residuo, para sistemas no lineales que admiten una representación Hamiltoniana. Partiendo de que el sistema está en condiciones nominales de operación se diseña un observador no lineal basado en la representación Hamiltoniana (van der Schaft, 2000), con el que se obtiene la generación residual y a partir del residuo se tiene la información para saber si ocurre o no alguna falla, siendo posible de esta manera detectar fallas aditivas en sistemas Hamiltonianos. Es preciso destacar que siempre que exista la representación Hamiltoniana del sistema no lineal, existirá un observador no lineal. El procedimiento se aplica a un Motor Síncrono

de Imanes Permanentes (MSIP) en el que se detectan las fallas aditivas propuestas.

El artículo está organizado de la siguiente manera: en la sección de preliminares se describen los sistemas Hamiltonianos y el observador no lineal, en la sección 3 se describe la propuesta para el diagnóstico de fallas en sistemas Hamiltonianos. Los resultados de aplicar el procedimiento propuesto al MSIP se presentan en la sección 4 y por último conclusiones.

II. PRELIMINARES

II-A. Representación Hamiltoniana generalizada

Un sistema no lineal se describe en forma general como:

$$\begin{aligned}\dot{x} &= f(x, u), \\ y &= h(x),\end{aligned}\quad (1)$$

donde $x \in \mathbf{R}^n$ es el vector de estados, $u \in \mathbf{R}^p$ es el vector de entradas al sistema y $y \in \mathbf{R}^m$ representa el vector de salidas, f y h son campos vectoriales suaves.

Algunos sistemas no lineales como el representado en (1) pueden ser llevados a una representación Hamiltoniana generalizada (Sira-Ramírez y Cruz-Hernández, 2001; van der Schaft, 2000), la cual está dada por:

$$\dot{x} = [J(x) + S(x)] \frac{\partial H(x)}{\partial x} + F(x) + gu, \quad (2)$$

donde $x \in \mathbf{R}^n$ es el vector de estados, u es el vector de entradas, g es una matriz constante, $H(x)$ es una función suave de energía definida globalmente positiva en \mathbf{R}^n descrita como:

$$H(x) = \frac{1}{2} x^T M x, \quad (3)$$

M es una matriz constante simétrica definida positiva, al derivar parcialmente $H(x)$ con respecto a x se obtiene el vector gradiente $\frac{\partial H}{\partial x} = Mx$. La matriz $J(x)$ representa la parte conservativa del sistema y la matriz $S(x)$ representa la parte no conservativa del sistema, ambas deben satisfacer para toda $x \in \mathbf{R}^n$, las siguientes propiedades

$$\begin{aligned}J(x) &= -J^T(x), \\ S(x) &= S^T(x)\end{aligned}\quad (4)$$

y las no linealidades están contenidas en el campo vectorial $F(x)$. Debido a la nobleza de las condiciones una gran cantidad de sistemas no lineales puede ser llevada

a una representación Hamiltoniana tales como sistemas electromecánicos, eléctricos, mecánicos y más.

II-B. Observador no lineal

Si un sistema no lineal puede ser representado en la forma Hamiltoniana (2) y suponiendo una ecuación de salida lineal con respecto a $\frac{\partial H}{\partial x}$, por ejemplo

$$\begin{aligned} \dot{x} &= [J(y) + S(y)] \frac{\partial H(x)}{\partial x} + F(y) + gu, \quad (5) \\ x(0) &\in \mathbf{R}^n, \\ y &= C \frac{\partial H(x)}{\partial x}, \quad y \in \mathbf{R}^m, \end{aligned}$$

entonces en (Sira-Ramírez y Cruz-Hernández, 2001) se mostró que siempre existe un observador tipo Luenberger para (5) y que con un diseño adecuado, la dinámica del error es lineal.

A partir del sistema (5) resulta el observador de estado descrito por:

$$\begin{aligned} \dot{\xi} &= [J(y) + S(y)] \frac{\partial H(\xi)}{\partial \xi} + F(y) + K(y - \eta), \quad (6) \\ \eta &= C \frac{\partial H(\xi)}{\partial \xi}, \end{aligned}$$

donde K es la ganancia del observador, ξ es el estado estimado, $H(\xi)$ es $H(x)$ en términos de ξ , η es la salida estimada calculada en términos de ξ , $\frac{\partial H(\xi)}{\partial \xi} = M\xi$ es el vector gradiente siendo M una matriz simétrica definida positiva.

Ahora el error de estimación $e = x - \xi$ y el error de estimación $e_y = y - \eta$, son descritos como:

$$\begin{aligned} \dot{e} &= J(y) \frac{\partial H(e)}{\partial e} + [S - KC] \frac{\partial H(e)}{\partial e}, \quad e \in \mathbf{R}^n, \quad (7) \\ e_y &= C \frac{\partial H(e)}{\partial e}, \quad e_y \in \mathbf{R}^m, \end{aligned}$$

donde $\frac{\partial H(e)}{\partial e}$ se toma como el vector gradiente de la función modificada de energía $\frac{\partial H(e)}{\partial e} = \frac{\partial H(x)}{\partial x} - \frac{\partial H(\xi)}{\partial \xi} = M(x - \xi) = Me$.

Para el diseño del observador el sistema debe cumplir las condiciones del siguiente teorema

Teorema 1: (Sira-Ramírez y Cruz-Hernández, 2001) El estado x del sistema no lineal (5) puede ser global, exponencial, asintóticamente estimado por el estado ξ del observador (6), si el par de matrices (C, S) , sea observable o al menos detectable. $\triangle\triangle$

Y con el resultado del siguiente teorema se calcula la ganancia del observador.

Teorema 2: (Sira-Ramírez y Cruz-Hernández, 2001) El estado x del sistema no lineal (5) puede ser global, exponencial, asintóticamente estimado, por el estado ξ del observador (6), si y sólo si existe una matriz constante K , tal que la matriz simétrica

$$[S - KC] + [S - KC]^T = 2 \left[S - \frac{1}{2}(KC + C^T K^T) \right], \quad (8)$$

sea negativa definida. $\triangle\triangle$

II-C. Diagnóstico de fallas

El objetivo del diagnóstico es detectar la ocurrencia de fallas en el sistema tan pronto como sea posible evitando así daños mayores o paros no programados. Con información proporcionada por el sistema fallado alimentando al bloque de diagnóstico que genera una señal de residuo, se detecta la ocurrencia de las fallas en el sistema. Éste residuo compara la señal medida (sistema con falla) con la señal estimada para el caso libre de fallas. De forma que, si no hay fallas en el sistema el residuo es cero, mientras que en la presencia de fallas el residuo es diferente de cero.

La generación residual puede ser interpretada como la evaluación de redundancia necesaria para la detección de fallas.

$$r(t) = y(t) - \eta(t). \quad (9)$$

Los enfoques de diagnóstico de fallas basados en el modelo utilizan redundancia analítica, y los observadores son un ejemplo de estos enfoques, (Ding, 2008).

III. ENFOQUE PROPUESTO PARA EL DIAGNÓSTICO DE FALLAS EN SISTEMAS HAMILTONIANOS

Se utilizó el esquema de la figura (1) para la detección de fallas en sistemas Hamiltonianos. Donde C_n es un control nominal, Σ_H es un sistema Hamiltoniano y en el bloque de diagnóstico se encuentran el observador y el generador de residuos.

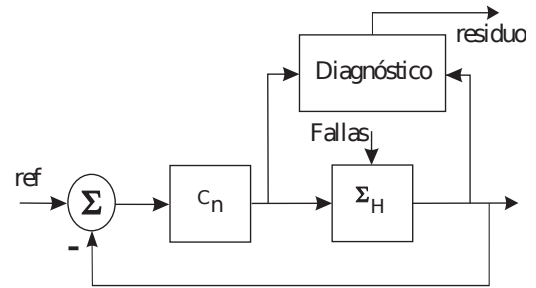


Figura 1. Esquema de diagnóstico

En el diagnóstico se utiliza como residuo la diferencia entre la salida medida y estimada. Al obtener la dinámica del error de estimación se observa como la acción de control no afecta y consecuentemente tampoco a la detección de fallas. Por lo que en el residuo obtenido se detectan fallas aditivas en sistemas Hamiltonianos. El modelo de las fallas en la representación Hamiltoniana permitió apreciar cuales afectan a la parte que inestabiliza el sistema. En la representación Hamiltoniana generalizada las fallas aditivas pueden representarse como en la ecuación (10).

$$\begin{aligned} \dot{x} &= J(x) \frac{\partial H}{\partial x} + S(x) \frac{\partial H}{\partial x} + F(x) + gu + \Delta_1 f, \quad (10) \\ y &= C \frac{\partial H}{\partial x} + \Delta_2 f, \end{aligned}$$

donde $\Delta_1 f$ y $\Delta_2 f$ representan las fallas aditivas del sistema.

IV. APLICACIÓN AL MOTOR SÍNCRONO DE IMÁNES PERMANENTES

IV-A. Representación Hamiltoniana MSIP

El procedimiento para el diagnóstico de fallas en sistemas Hamiltonianos se aplicó a un Motor Síncrono de Imanes Permanentes (MSIP). En espacio de estados el modelo no lineal del MSIP tomado de (Krause y Wasynczuk, 2002) es:

$$\dot{x} = f(x) + g_1(x)u_d + g_2(x)u_q + g_3(x)\tau_L, \quad (11)$$

donde $x = [i_d \ i_q \ \omega]^T$, $g_1 = [\frac{1}{L} \ 0 \ 0]^T$, $g_2 = [0 \ \frac{1}{L} \ 0]^T$, $g_3 = [0 \ 0 \ \tau_L]^T$, $h(x) = [i_d \ i_q \ \omega]$ y

$$f(x) = \begin{bmatrix} -\frac{R}{L}i_d + P\omega i_q \\ -\frac{R}{L}i_q - P\omega i_d - \frac{P\Phi}{L}\omega \\ \frac{3P\Phi}{2J}i_q - \frac{B}{J}\omega - \frac{1}{J} \end{bmatrix},$$

donde B es el coeficiente de fricción, R es la resistencia en el estator, L es la inductancia en el estator, Φ es el flujo de imán permanente, P es el número de par de polos, i_d e i_q son las corrientes en los ejes de directa y cuadratura respectivamente (dq), u_d y u_q son los voltajes en dq, ω es la velocidad del rotor, J es la inercia y τ_L es el torque o par de carga. Para pasar el modelo (11), a una representación Hamiltoniana (2) utilizada para el diseño del observador (6), se utiliza:

$$H(x) = \frac{1}{2}(i_d^2 + Li_q^2 + \frac{2}{3}J\omega^2), \quad (12)$$

de donde el vector gradiente resulta

$$\frac{\partial H(x)}{\partial x} = [i_d \ Li_q \ \frac{2}{3}J\omega]^T, \quad (13)$$

$$\frac{\partial H(x)}{\partial x} = Mx \Rightarrow M = \text{diag} [1 \ L \ \frac{2}{3}J], \quad (14)$$

con M que es una matriz constante simétrica definida positiva. Resultando así que, la representación Hamiltoniana del MSIP es:

$$\dot{x} = J(x)\frac{\partial H}{\partial x} + S(x)\frac{\partial H}{\partial x} + F(x) + gu \quad (15)$$

donde $\dot{x} = [i_d \ i_q \ \omega]^T$, $u = [u_d \ u_q \ \tau_L]^T$

$$J(x) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{3P\Phi}{2JL} \\ 0 & \frac{3P\Phi}{2JL} & 0 \end{bmatrix},$$

$$S(x) = \begin{bmatrix} -\frac{R}{L} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{R}{L} & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{3B}{2J^2} \end{bmatrix},$$

$$F(x) = \begin{bmatrix} P\omega i_q \\ -P\omega i_d \\ 0 \end{bmatrix}, \quad g = \begin{bmatrix} \frac{1}{L} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{L} & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{1}{J} \end{bmatrix}.$$

Resolviendo la representación Hamiltoniana (15) para cada uno de los estados se obtiene el mismo modelo descrito

TABLA I
FALLAS MSIP.

No.	Falla	Símbolo	Tipo
1	Actuador	f_a	Aditiva
2	Sensor	$\Delta\omega$	Aditiva
3	Actuador	$\Delta\tau_L$	Aditiva

por (11), de forma que, la representación Hamiltoniana es correcta pues cumple con las propiedades (4) además de que la representación no altera el modelo.

IV-B. Modelado de fallas

Una conexión intermitente, pérdida completa de la señal y offset en la medición son algunas condiciones de falla que se pueden presentar en los sensores (Campos y Espinoza, 2008), siendo la primera y segunda las que más afectan al objetivo de control. El par de carga se propone como un parámetro que cambia y que desconocemos de forma que lo consideramos como una entrada adicional o falla aditiva del sistema. En el motor síncrono pueden presentarse fallas en elementos como sensores, actuadores y la planta; en este trabajo tratamos con las fallas descritas en la tabla (II), donde $\Delta\omega$ representa una falla en el sensor de velocidad, f_a representa una desviación en el valor de voltaje que se aplica al motor y $\Delta\tau_L$ representa un cambio desconocido en el par de carga.

Al modelar las fallas, el modelo del motor en representación Hamiltoniana resulta como:

$$\dot{x} = J(x)\frac{\partial H}{\partial x} + S(x)\frac{\partial H}{\partial x} + F(x) + gu + \Delta_1 f, \quad (16)$$

$$y = C\frac{\partial H}{\partial x} + \Delta_2 f,$$

donde \dot{x} , $S(x)$, $J(x)$, $F(x)$, g , u son igual que en el modelo libre de falla,

$$\Delta_1 f = \begin{bmatrix} f_a \\ f_a \\ \Delta\tau_L \end{bmatrix}, \quad \Delta_2 f = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \Delta\omega \end{bmatrix}.$$

En la representación (16) debido a que el modelo del MSIP se ha pasado de la representación en abc a la representación en el marco de referencia fijo al rotor (dq0), el voltaje aplicado a la máquina aparece en los ejes dq, de forma que ahora la falla en actuador aparece en las ecuaciones del eje de directa y cuadratura.

IV-C. Cálculo del observador

Para el propósito de diagnóstico de fallas el observador se diseña a partir del sistema nominal. Esto es, de la representación Hamiltoniana (15) tenemos que

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{L} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{3}{2J} \end{bmatrix}, \quad S = \begin{bmatrix} -\frac{R}{L} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{R}{L} & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{3B}{2J^2} \end{bmatrix}. \quad (17)$$

TABLA II
CASOS DE FALLA

Caso	Falla	Intervalo de falla (seg.)	Magnitud
1	0	0	0
2	f_a	[2, 2,5]	10 %
3	$\Delta\omega$	[3, 3,5]	10 %
4	$\Delta\tau_L$	[4, 4,5]	10 %

Aplicando el teorema (1) a las matrices S y C , el sistema es detectable si la matriz resultante de $(S - KC)$ es definida negativa, donde

$$K = \begin{bmatrix} k_{11} & k_{12} & k_{13} \\ k_{21} & k_{22} & k_{23} \\ k_{31} & k_{32} & k_{33} \end{bmatrix}. \quad (18)$$

Haciendo las operaciones correspondientes el sistema es detectable para valores de $k_{ij} = 0, i \neq j, k_{11} > \frac{R}{L}, k_{22} > \frac{R}{L}$ y $k_{33} > \frac{9B}{4J^3}$, y es observable ya que no pierde rango. Por lo que ahora haciendo el correspondiente mapeo lineal de la salida $y = [y_1 \ y_2 \ y_3]^T = [i_d \ i_q \ \omega]$ el observador resulta ser:

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \xi_3 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{3P\Phi}{2JL} \\ 0 & \frac{3P\Phi}{2JL} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ L\xi_2 \\ \frac{2}{3}J\xi_3 \end{bmatrix} \\ &+ \begin{bmatrix} -\frac{R}{L} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{R}{L^2} & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{3B}{2J^2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ L\xi_2 \\ \frac{2}{3}J\xi_3 \end{bmatrix} \\ &+ \begin{bmatrix} Py_2y_3 \\ -Py_1y_3 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{L} & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{1}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_d \\ u_q \\ \tau_L \end{bmatrix} \\ &+ \begin{bmatrix} k_{11} & k_{12} & k_{13} \\ k_{21} & k_{22} & k_{23} \\ k_{31} & k_{32} & k_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_d - \xi_1 \\ i_q - \xi_2 \\ \omega - \xi_3 \end{bmatrix}. \quad (19) \end{aligned}$$

La matriz de ganancia del observador se obtiene aplicando el teorema (2), de tal manera que la matriz resultante de $2[S - \frac{1}{2}(KC + C^T T^T)]$ tiene valores propios negativo para $k_{11} = 6, k_{12} = 8, k_{13} = 5, k_{21} = 11, k_{22} = 3, k_{23} = 7, k_{31} = 10, k_{32} = 9$ y $k_{33} = 4$.

IV-D. Resultados de simulación

El diagnóstico mediante simulación se hace utilizando el esquema de la figura (1) al sustituir cada elemento que ha sido descrito en las sub secciones previas. En todos los casos la falla se ha propuesto con una variación del 10% con respecto al valor nominal de la variable. Los valores de los parámetros del MSIP usados para la simulación se presentan en la tabla (III). Los estados del sistema nominal libre de falla se presentan en la figura (2).

TABLA III
PARÁMETROS MSIP

Parámetro	Cantidad
Resistencia (R)	1,6 Ω
Inercia en el rotor (J)	76,5e ⁻⁶ kg m ²
Coefficiente de fricción (B)	4e ⁻⁶ Nm/rev/min
Flujo de imán permanente (Φ)	0,29 Nm/A
Inductancia (L)	9,4 H
Torque de carga (τ_L)	0,07 Nm
Numero de polos(P)	1

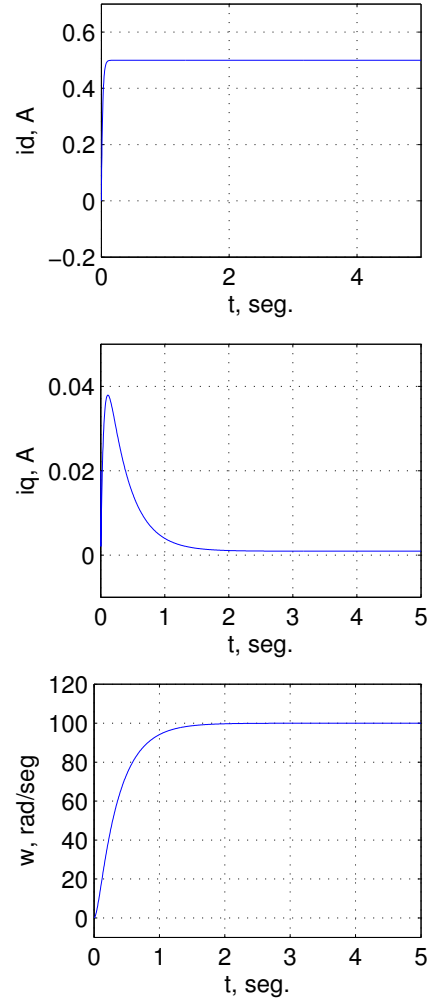


Figura 2. Estados libres de falla

El residuo de la falla $\Delta\omega$ se muestra en la figura (3), como se puede apreciar se logra la detección de la falla, sólo que ésta es detectada por los tres residuos debido a que esta acoplada. Este mismo comportamiento ocurre cuando se presentan las demás fallas. Con la finalidad de generar un residuo sensible a cada falla se presenta el desacoplo en la siguiente subsección.

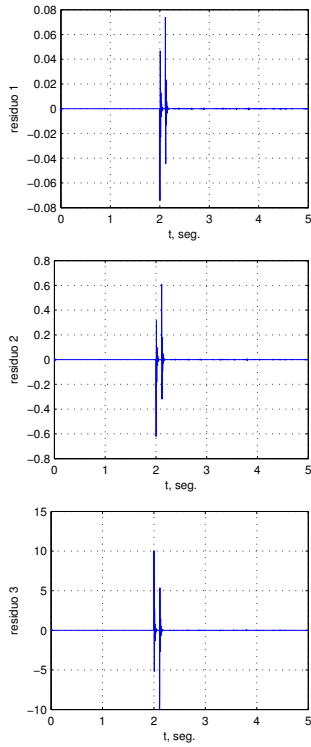


Figura 3. Residuos acoplados obtenidos cuando ocurre la falla f_a

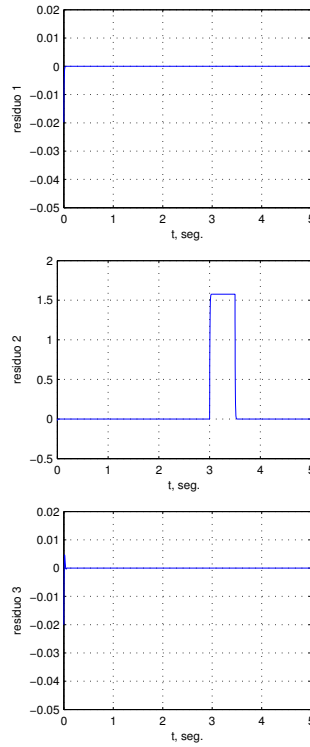


Figura 5. Residuos sensibles a la falla $\Delta\omega$

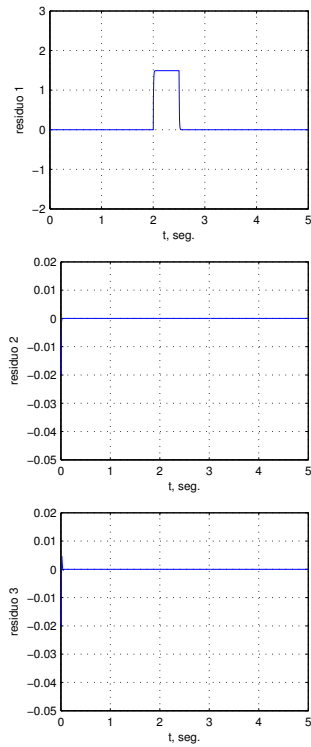


Figura 4. Residuos sensibles a la falla f_a

IV-E. Desacoplo de fallas

Un inconveniente del uso directo del observador propuesto es que las fallas no están direccionadas. El desacoplo de las fallas se logra utilizando las ecuaciones del modelo fallado de forma que resulten ecuaciones sensibles a alguna falla en particular y que a la vez se suprima el efecto de las fallas restantes, obteniéndose así un subsistema sensible a una sola falla para el cual se diseña un observador y así generar el residuo desacoplado. Un riesgo que existe con esto es que, al intentar desacoplar se pierda la representación Hamiltoniana y con esto la facilidad para construir el generador de residuos.

Para el desacoplo del residuo que elimina el efecto de las fallas $\Delta\tau_L$ y $\Delta\omega$ pero que mantiene la sensibilidad a la falla del actuador f_a , es necesario evitar el uso de la salida 3 para evitar la sensibilidad a la falla del sensor $\Delta\omega$. Entonces se parte del sistema (16) pero considerando solamente las dos primeras salidas. Se elimina la tercera ecuación del sistema, la cual está relacionada con el estado \dot{x}_3 , de forma arbitraria. De la segunda ecuación se despeja x_3 y se sustituye en la primera donde sea requerido, donde se requiera (x_2) se sustituye por y_2 . Como resultado queda el subsistema 1 descrito por (21) independiente de las fallas $\Delta\omega$ y $\Delta\tau_L$ pero sensible a f_a .

Subsistema 1:

$$\begin{aligned}\dot{v}_1 &= -\frac{R}{L}v_1 - \frac{R}{2L}(y_1^2 + y_2^2) + \frac{u_d}{L}\left(\frac{\phi}{L} + y_1\right) + \\ & f_a\left(y_2 + \frac{\phi}{L} + y_1\right), \\ y &= v_1.\end{aligned}\quad (20)$$

Se procede a diseñar un observador de este subsistema (que resulta conservar la forma Hamiltoniana) y así generar el residuo 1 mostrado en la figura (4) donde se puede apreciar la sensibilidad a la falla en actuador f_a que ocurre en un tiempo $t = 3 \text{ seg.}$ y que tiene una duración de $t = 0,5 \text{ seg.}$, ver tabla (II), mientras que los residuos insensibles a f_a pero sensibles a las fallas $\Delta\omega$ y $\Delta\tau_L$ permanecen en cero para todo tiempo.

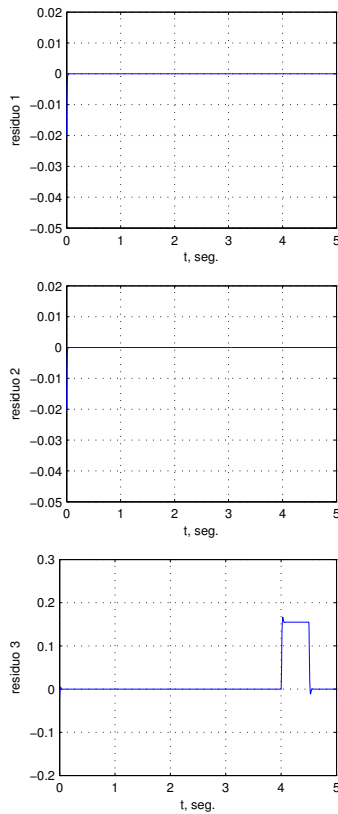


Figura 6. Residuos sensible a la falla ΔT_L

De una forma similar a la descrita previamente se calculan los subsistemas (21) y (22) sensibles a $\Delta\omega$ y $\Delta\tau_L$ respectivamente a partir de los cuales se diseña un observador y así generar los residuos 2 y 3.

Subsistema 2:

$$\begin{aligned}\dot{v}_2 &= -\frac{R}{L}v_2 + Py_3(y_1 + y_2) + \frac{P\phi}{L}y_3 + \\ & \frac{1}{L}(u_d - u_q), \\ y &= v_2.\end{aligned}\quad (21)$$

Subsistema 3:

$$\begin{aligned}\dot{v}_3 &= -\frac{R}{L}v_3 + Pv_4(v_3 + 2y_2) + \frac{P\phi}{L}v_4 + \\ & \frac{1}{L}(u_d - u_q), \\ \dot{v}_4 &= \frac{3P\phi}{2J}y_2 - \frac{B}{J}v_4 - \frac{\tau_L}{J} + \Delta\tau_L, \\ y &= v_3 + v_4.\end{aligned}\quad (22)$$

En la figura (5) se presenta el residuo 2 sensible a la falla $\Delta\omega$ y en la figura (6) el residuo 3 sensible a $\Delta\tau_L$. Para el caso en que el sistema esta libre de fallas los tres residuos permanecen en cero para todo tiempo.

V. CONCLUSIONES

En este trabajo se ha propuesto un enfoque para el diagnóstico de fallas en sistemas Hamiltonianos. Debido a que la dinámica del error es lineal, este cuenta con un valor agregado con respecto a otros enfoques. Además se puede apreciar que el lazo de control no tiene efecto sobre el generador de residuos, este hecho es heredado del caso lineal. Esto hace posible la detección de fallas aditivas independientemente de las entradas de control. En el modelado de fallas sobre la representación Hamiltoniana permite saber que fallas pueden hacer inestable al sistema dependiendo de si aparecen o no en el campo vectorial inestable. El resultado se aplicó a un MSIP logrando la detección de fallas aditivas. Para la detección de las fallas se obtuvieron residuos acoplados y desacoplados.

REFERENCIAS

- Alcorta–García, E. y Frank P. M. (1997). Deterministic nonlinear observer–based approaches to fault diagnosis: A survey. *Control Engineering Practice* 5(5), 663-670.
- Blanke, M., Kinnaert M., Lunze J. y Staroswiecki M. (2006). *Diagnosis and fault–tolerant control*. 2nd ed. Springer. Berlin Germany.
- Campos Delgado D. U., Espinoza–Trejo D.R., and Palacios E. (2008). Fault tolerant control in variable speed drives: a survey *IET Electric Power Applications* vol. 2, no. 2, 121–134.
- Chen J. and Patton R. J. (1999). *Robust model based fault diagnosis for dynamic systems*. Kluwer Academic Publishers Group.
- Ding S. X. (2008). *Model-Based Fault Diagnosis Techniques: Design schemes, algorithms and tools*. Springer.
- Frank P. M. (1990). Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge–based redundancy – a survey. *Automatica* 26, 459–474.
- Isermann R. (2006). *Fault diagnosis systems: An introduction from fault detection to fault tolerance*. 1 ed. Springer.
- Krause, P. C., Wasynczuk Oleg, and Sudhoff Scott D. (2002). *Analysis of electric machinery and drive systems*. A JohnWiley and sons, inc. publication.
- Sira–Ramirez, H. y Cruz–Hernández C. (2001). Synchronization of chaotic systems: a generalized Hamiltonian systems approach *International journal of bifurcation and chaos* vol. 11, no. 5, 1381–1395.
- van der Schaft, A. (2000). *L₂ gain and passivity techniques in nonlinear control*. Springer.