

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ
FACULTAD DE CIENCIAS E INGENIERÍA



PONTIFICIA
UNIVERSIDAD
CATÓLICA
DEL PERÚ

**SISTEMA DE DETECCIÓN DE FALLAS EN UN MOTOR DC
USANDO OBSERVADORES PROPORCIONAL INTEGRAL
GENERALIZADO**

Tesis para optar el Título de Ingeniero Electrónico, que presenta el bachiller:

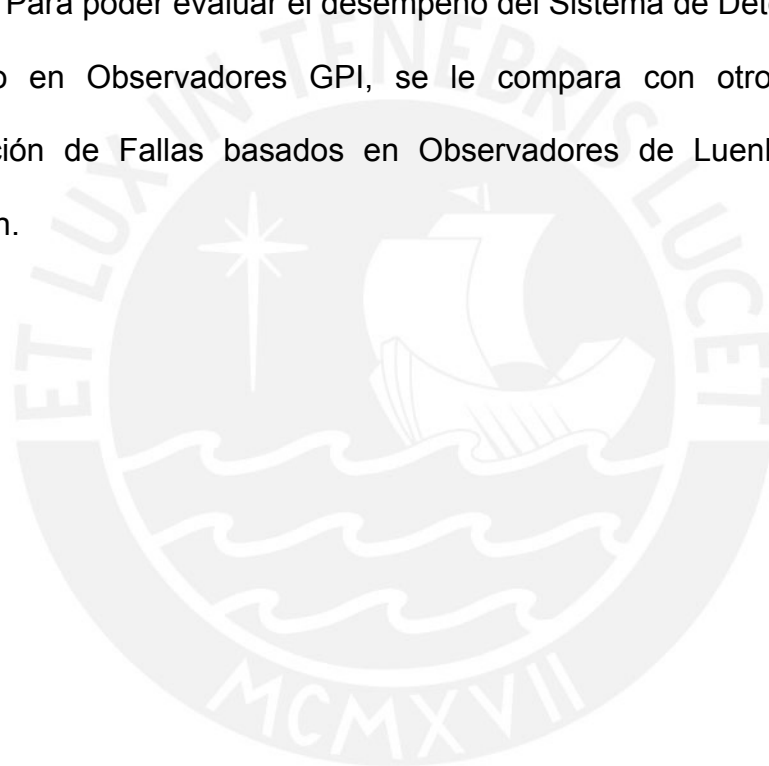
Iván Alejandro Salazar Gutiérrez

ASESOR: Dr. Javier Sotomayor

Lima, noviembre del 2011

RESUMEN

El presente Trabajo de Tesis tiene como objetivo realizar el diseño de un Sistema de Detección de Fallas para un Motor DC, usando Observadores Proporcional Integral Generalizado (GPI). En este trabajo, inicialmente se realiza el estudio de los observadores GPI a utilizar, luego se desarrolla una metodología para aplicar este observador en un Sistema de Detección de Fallas. Para poder evaluar el desempeño del Sistema de Detección de Fallas basado en Observadores GPI, se le compara con otros Sistemas de Detección de Fallas basados en Observadores de Luenberger y Filtros Kalman.



ÍNDICE

Introducción.	1
Capítulo 1: APLICACIÓN DE OBSERVADORES EN DETECCIÓN DE FALLAS.	3
1.1 Introducción.	3
1.2 Partes de un Sistema de Detección de Fallas.	4
1.2.1 Detección de Fallas.	4
1.2.2 Aislamiento de Fallas.	5
1.2.2 Identificación de Fallas.	6
1.3 Método basado en Observadores de Estado	6
1.3.1 Forma de resolución.	6
1.3.2 Observadores Proporcional Integral Generalizado.	7
1.3.3 Observador de Luenberger.	10
1.4 Otros métodos de Evaluación de Residuos.	11
1.4.1 Filtros Kalman.	11
1.4.2 Estimación de Parámetros	12
1.4.3 Relaciones de Paridad.	12
1.5 Objetivos de la Tesis.	13
Capítulo 2: DESCRIPCIÓN Y MODELO DEL MOTOR DC.	14
2.1 Aplicación de motores DC en la Industria.	14
2.2 Motor DC de excitación independiente.	14
2.2.1 Definición.	14
2.2.2 Principios de operación básicos de motores DC.	15
2.2.3 Modelamiento matemático del motor DC.	16

2.3 Escenario de Fallas	20
Capítulo 3: DISEÑO DEL SISTEMA DE DETECCIÓN DE FALLAS.	21
3.1 Esquema general de Detección de Fallas.	21
3.2 Fallas y Perturbaciones.	22
3.3 Generación de residuos.	22
3.4 Residuos estructurados.	23
3.5 Desacoplamiento de Fallas.	24
3.6 Inmunidad frente al ruido.	26
3.7 Diseño del Sistema de Detección de fallas.	27
3.7.1 Diseño de subsistemas.	27
3.7.2 Diseño de observadores GPI.	29
3.7.3 Diseño de observadores de Luenberger.	33
3.7.4 Diseño de Filtros Kalman.	34
3.8 Evaluación de Residuos	38
Capítulo 4: PRUEBAS Y RESULTADOS OBTENIDOS.	44
4.1 Pruebas usando observadores GPI.	44
4.2 Pruebas usando observadores de Luenberger.	50
4.3 Pruebas usando Filtros Kalman.	52
4.4 Análisis de Resultados.	55
Conclusiones.	56
Recomendaciones.	57
Bibliografía.	58

INTRODUCCIÓN

La aparición de procesos industriales cada vez más complejos, con un gran número de variables, demanda el empleo de sistemas de detección de fallas. Estos sistemas son indispensables sobretodo en las plantas de producción masiva, donde un paro parcial o total de la planta puede generar grandes pérdidas económicas y en algunos casos poner en peligro la integridad del personal a cargo.

En la actualidad el diseño de observadores para variables dinámicas en las plantas industriales, ha adquirido importancia, dado que estos son un medio que permite la implementación de sistemas de detección de fallas, sensores virtuales, sistemas de control, etc.

Existen diversas técnicas de diseño de observadores, entre estas destaca los observadores Proporcional Integral Generalizado (GPI), los cuales se caracterizan por su eficiencia ante la presencia de perturbaciones, lo cual representa una importante ventaja cuando se realiza diseño de sistemas de control basados en observadores.

Un adecuado Sistema de Detección de Fallas, provee de robustez y seguridad al proceso o planta industrial, pudiendo detectar fallas cuando éstas recién están iniciándose, es decir, antes que ocasiones mayores consecuencias en elementos libres de falla. Por otro lado, se debe tener cuidado de no generar falsas alarmas que ocasionen un paro innecesario en la planta.

Por lo tanto el Sistema de Detección de Fallas debe buscar un balance entre rapidez en la de detección de las fallas, pero sin que se presenten falsas alarmas.

La presente tesis tiene como objetivo el diseño de un Sistema de Detección de Fallas para un Motor DC, basado en un observador GPI, de forma que éste sea eficiente, desacoplado de las perturbaciones externas con alta sensibilidad a las fallas, para evitar falsas alarmar.

En el primer capítulo de la presente tesis se analiza el concepto de sistema de detección de fallas y se estudian aquellos sistemas basados en observadores. Una descripción del modelo del motor DC es expuesta en el capítulo 2.

En el capítulo 3 se lleva a cabo el diseño de un sistema de detección fallas de para un motor DC, basado en observadores GPI, Luenberger y Filtros de Kalman.

En el capítulo 4 se llevan a cabo las pruebas y resultados, que permiten realizar un análisis comparativo.

Finalmente se realizan las conclusiones acerca de los trabajos realizados.

CAPÍTULO 1

LOS OBSERVADORES EN LA DETECCIÓN DE FALLAS

1.1. Introducción

La detección de fallas es un aspecto importante a considerar en los procesos industriales, que permite mejorar el funcionamiento de estos. Los métodos de detección de fallas han ido evolucionando acorde con la aparición de nuevas tecnologías que permiten su implementación.

En sus inicios los sistemas de detección de fallas, analizaban y diagnosticaban en base a redundancia física, es decir tomando en cuenta, varias medidas de una variable o estado mediante algún tipo de sensor, procedimiento que requería un alto costo, debido a los numerosos y costosos sensores adicionales que se requerirían dependiendo de la cantidad de variables a medir y la complejidad del sistema [1]

Con la aparición de las computadoras se empezó a introducir el concepto de redundancia analítica, así era posible obtener varias medidas de una señal mediante software, usando operaciones matemáticas mediante el uso de la computadora, esto sólo se realizaba en procesos complejos debido al elevado costo. Luego con la masificación y reducción de precios de las computadoras, se empezó a trabajar con métodos de detección de fallas que se basan en el conocimiento del modelo matemático del proceso, entre los que destaca los métodos basados en observadores. Estos últimos métodos

basados en observadores, si son aplicados adecuadamente, podrían permitir dar estimaciones muy cercanas a las variables de estado reales de los procesos [2], aún con una mejor aproximación que la obtenida al emplear los métodos basado en sensores.

1.2. Partes del Sistema de Detección de Fallas

1.2.1. Detección de Fallas

Normalmente un sistema de detección de fallas completo y robusto, es un sistema de monitoreo que se encarga de detectar y diagnosticar la ubicación y magnitud de la falla, que está basado en el modelo matemático y consiste en la Detección, Aislamiento e Identificación de la falla, en base a las mediciones realizadas sobre el sistema.

En la figura 1.1 se muestra el esquema básico de la detección de fallas.

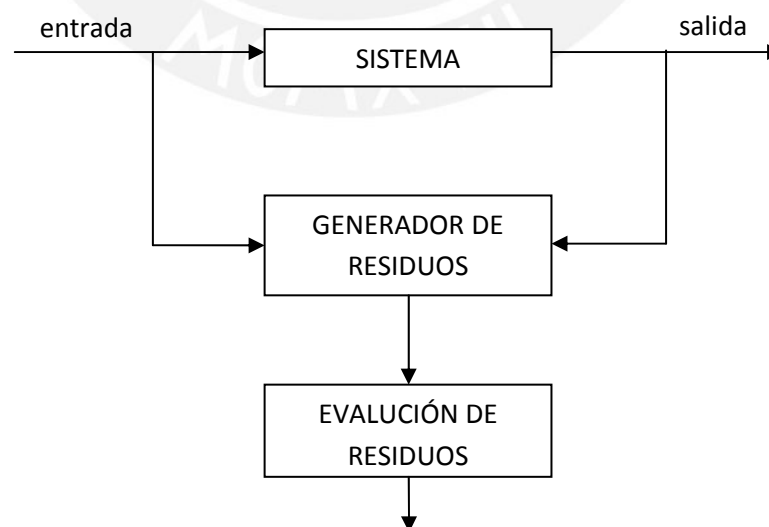


Figura 1.1: Esquema de Detección de Fallas

Esta parte consiste en detectar la presencia de algún tipo de falla determinado y consiste en dos bloques: Generador de residuos y Evaluación del residuo [3].

El generador de residuos, se encarga de producir una señal que indique la ocurrencia de una falla (residuo), la cual es la diferencia entre una medida real de la planta y una medida estimada. El residuo debería ser nulo o cercano a cero en ausencia de fallas, pero diferente de cero cuando sucede una falla.

La evaluación del residuo, consiste en analizar la señal residual generada para detectar la presencia de fallas, la cual se realiza estableciendo unos valores umbrales que pueden ser fijos o variables, si los residuos sobrepasan algún valor umbral determinado se puede decir que hay presencia de falla en el sistema. Sin embargo, se debe tener sumo cuidado al escoger estos valores umbrales para evitar que se produzcan falsas alarmas debido a condiciones iniciales, pequeñas perturbaciones o dinámicas no modeladas [2].

1.2.2. Aislamiento de Fallas

Busca localizar o determinar la ubicación de la falla, como resultado de lo anterior, se podría detener la planta o el proceso y se procedería a arreglar o cambiar la fuente defectuosa que esté causando una falla. Cumple un rol importante dentro de todo sistema de detección de fallas, ya que sin esta, no

se podría saber donde se está produciendo una falla y por lo tanto sería más complicada la solución de determinado problema relacionado con la falla.

1.2.3. Identificación de Fallas

Su función es estimar la magnitud y tipo de la falla, así como el instante de tiempo en el cual ocurre una falla. A veces, su análisis suele no cobrar tanta importancia, debido a que se prioriza la Detección y Aislamiento que permiten detectar la falla y localizarla, para luego proceder a detener la planta o el proceso lo antes posible, antes que dicha falla ocasione pérdidas económicas o de producción.

1.3. Método basado en Observadores de Estado

1.3.1. Forma de resolución

Mediante éste método de resolución basado en el uso de observadores de estado, se usan estos observadores como generadores de residuos.

Se debe utilizar un banco de observadores que sean sensibles a ciertas fallas e insensibles a otras fallas [4], esto es necesario para cumplir el Aislamiento de la Falla, es decir, determinar que falla se está produciendo.

El método que se basa en un observador, reconstruye las salidas del sistema a partir de las mediciones disponibles del proceso usando el error de estimación como residuo para detectar las fallas, es así que al presentarse

una falla, el error de estimación se hace mayor, mientras que cuando no se presente una falla este es nulo o cercano a cero.

1.3.2. Observador Proporcional Integral Generalizado

Los observadores Proporcional Integral Generalizado (GPI) son observadores de alta ganancia que incluyen de manera natural y embebida, un modelo polinomial en el tiempo de actualización automática, de las perturbaciones no lineales dependientes del estado y de aquellas perturbaciones exógenas sin estructura alguna [5], además de estimar la variable de salida del sistema.

Sin embargo, el desarrollo de los observadores GPI constituye un método aproximado, ya que está sujeto a la evolución lineal y perturbada del error de reconstrucción de las variables de estado y de las perturbaciones. La dinámica lineal perturbada se ajusta mediante ganancias suficientemente altas, lo cual hace las estimaciones sensibles a los ruidos de la planta y de medición, generándose sobrepicos ante cualquier variación pudiendo hacer que el observador deje de estimar correctamente. Sin embargo, estos efectos negativos de las ganancias altas pueden atenuarse significativamente mediante el uso del pre-filtraje de la salida y la utilización de funciones de saturación apropiadas para limitar el fenómeno del pico impulsivo.

La estimación en línea de los estados y perturbaciones, se combina con una ley de control lineal, que cancela efectivamente las perturbaciones y no

linealidades desconocidas, imponiendo una dinámica deseada en la respuesta en lazo cerrado.

El funcionamiento del observador GPI es el que sigue:

Dado un sistema lineal perturbado de la siguiente forma:

$$y^{(n)} = v + \xi(t) \quad (1)$$

Siendo:

$$\begin{aligned} \xi(t) &= \psi(t, y, \dot{y}, \dots, y^{(n-1)}) + \zeta(t) \\ v &= \varphi(t, y)u \end{aligned} \quad (2)$$

El control basado en el Observador GPI se da variando la entrada al sistema de la siguiente forma:

$$u = \frac{1}{\varphi(t)} \left[-\sum_{j=0}^{n-1} (k_j [y_{j+1} - y^*(t)^{(j)}]) - \hat{\xi}(t) \right] \quad (3)$$

$$\hat{\xi}(t) = z_1$$

$$\dot{y}_1 = y_2 + \lambda_{p+n-1}(y - y_1)$$

$$\dot{y}_2 = y_3 + \lambda_{p+n-2}(y - y_1)$$

⋮

⋮

⋮

$$\dot{y}_n = v + z_1 + \lambda_p(y - y_1)$$

$$\dot{z}_1 = z_2 + \lambda_{p-1}(y - y_1)$$

⋮

⋮

⋮

$$\dot{z}_{p-1} = z_p + \lambda_1(y - y_1)$$

$$\dot{z}_p = \lambda_0(y - y_1)$$

El error de seguimiento en lazo cerrado debe satisfacer:

$$e_y^{(n)} + k_{n-1}e_y^{(n-1)} + \dots + k_0e_y = \xi(t) - \hat{\xi}(t) - \sum_{j=0}^{n-1} k_j \tilde{e}^j$$

Escogiéndose los coeficientes para obtener las raíces del polinomio

$$p_{c(s)} = s^n + k_{n-1}s^{n-1} + \dots + k_1s + k_0 \quad (4)$$

para que estos estén localizados lejos de la parte izquierda del plano complejo, logrando así que las trayectorias del error (de seguimiento y sus derivadas, converjan a una vecindad suficientemente pequeña alrededor del origen del error de seguimiento

El error de seguimiento de error de estimación $\tilde{e} = e - e_0$, satisface:

$$\tilde{e}^{(p+n)} + \lambda_{p+n-1}\tilde{e}^{(p+n-1)} + \dots + \lambda_0\tilde{e} = \xi^{(p)}(t)$$

La selección apropiada de coeficientes para obtener las raíces del polinomio

$$p_{o(s)} = s^{p+n} + \lambda_{p+n-1}s^{p+n-1} + \dots + \lambda_1s + \lambda_0 \quad (5)$$

deben estar localizadas suficientemente lejos de la zona izquierda del plano complejo, que garantice que las trayectorias de \tilde{e} y sus derivadas converjan a una vecindad suficientemente pequeña alrededor del origen del espacio del error de estimación.

La principal aplicación del Observador GPI es cuando es usado en línea con su controlador GPI, sin embargo se está aprovechando de la aproximación de las perturbaciones para así poder además detectar las fallas, asimismo poder estimar la magnitud éstas.

1.3.3. Observador de Luenberger

Este observador es un estimador de estados desarrollado por David Luenberger [6], que recibe como entradas, las mediciones de las entradas y salidas del sistema que se va a diseñar y en base a lo anterior se obtienen las estimaciones de las variables de estado del sistema.

A partir de un sistema lineal representado en espacio-estado:

$$\dot{x} = A \cdot x + B \cdot u$$

$$y = C \cdot x$$

se obtiene el Observador de Luenberger, que tiene el siguiente modelo:

$$\dot{\hat{x}} = A \cdot \hat{x} + B \cdot u + K \cdot (y - \hat{y})$$

$$\hat{y} = C \cdot \hat{x}$$

El objetivo del observador es dar una estimación \hat{x} . De modo que cuando

$$t \rightarrow \infty \text{ entonces } \hat{x} \rightarrow x$$

Definiéndose el error de estimación como:

$$e = x - \hat{x}$$

El diseño debería generar un observador con la propiedad que cuando

$$t \rightarrow \infty \text{ entonces } e(t) \rightarrow 0$$

Entonces, si el sistema es observable, va a ser posible obtener un valor de matriz K , de manera que el error de seguimiento es asintóticamente, como se desea.

La ecuación de estimación:

$$\dot{\hat{x}} = \hat{x} - \hat{x}$$

$$\dot{\hat{x}} = A \cdot \hat{x} + B \cdot u - A \cdot \hat{x} - B \cdot u - K(y - C \cdot \hat{x})$$

$$\dot{\hat{x}} = (A - K \cdot C) \cdot e$$

Por lo tanto se van a escoger los valores de K de tal forma que el sistema sea estable y $e(t) \rightarrow 0$, con una velocidad deseada.

1.4. Otros Métodos de Evaluación del Residuo

1.4.1. Filtro Kalman

El Filtro de Kalman es un algoritmo recursivo para la estimación del estado, es debido a ello que en un modelo de espacio estado es equivalente a un predictor óptimo en un sistema lineal estocástico de entrada-salida. [7]

El Filtro de Kalman, genera una ganancia que es dependiente del tiempo, la cual multiplicada con la estimación del error generará la estimación próxima de las variables de estado. [1]

La predicción de error del Filtro Kalman puede ser usada como residuo del Sistema de Detección de Fallas, así su media será cero si no hay presencia

de falla (ni perturbaciones) y se vuelve diferente de cero en presencia de falla, al igual que en el uso de observadores [8], para realizar el adecuado Aislamiento de Fallas es necesario un banco de filtros, uno para cada falla a detectar.

1.4.2. Estimación de Parámetros

La Estimación de Parámetros es un enfoque natural para la Detección y Aislamiento de fallas paramétricas (multiplicativas). Se obtiene una referencia del modelo mediante una primera identificación de la planta en ausencia de fallas. Después, los parámetros son repetidamente re-identificados en línea. Las desviaciones que se produzcan sobre el modelo de referencia son la base para la Detección y Aislamiento. [8]

La estimación de parámetros puede ser más segura que el resto de métodos de redundancia analítica, pero suele requerir mayor capacidad de procesamiento computacional, complicando así su implementación.

1.4.3. Relaciones de Paridad

Consiste en hallar unas ecuaciones a partir del modelo del sistema, las cuales son consistentes si el funcionamiento nominal no se ve alterado debido a presencia de fallas. La esencia es comprobar la paridad (consistencia) de los modelos de la planta con las salidas del sensor (salidas medidas) y las entradas conocidas.

Los residuos transformados sirven para la Detección y el Aislamiento. La libertad que ofrece el diseño dada por la transformación, puede ser usada para el desacoplamiento de perturbaciones y una mejora en el Aislamiento de Fallas. Además, la dinámica de la respuesta puede ser asignada, sin los límites planteados por los requerimientos de causalidad y estabilidad [9].

1.5. Objetivos de la Tesis

La presente tesis tiene como objetivo el diseño de un Sistema de Detección de Fallas para un Motor DC basado en un observador GPI, de forma que éste sea eficiente, desacoplado de las perturbaciones externas con alta sensibilidad a las fallas, para evitar falsas alarmas.

Los objetivos específicos incluyen:

- La obtención del modelo del motor DC del Laboratorio de Control y Automatización,
- El diseño del sistema de detección de fallos basado en un controlador GPI, asimismo otros
- Los diseños basados en los observadores Luenberger y Filtros de Kalman.
- Análisis comparativo basándose en la respuesta ante fallas de los sistemas con los observadores diseñados.

CAPÍTULO 2

DESCRIPCIÓN Y MODELO DEL MOTOR DC

2.1. Introducción

El motor DC es un motor eléctrico que funciona con corriente directa (continua). Entre las aplicaciones de los motores DC, encontramos los motores que se utilizan en prensas de impresión, sistemas de posicionamiento, elevadores, grúas, extrusoras, fábricas de papel, textiles, etc. [10]

2.2. Motor DC de excitación independiente

2.2.1 Definición

Los motores de corriente directa o motores DC, son una de las fuentes motrices más usadas en la industria especialmente para aplicaciones que requieren un alto control de potencia y de precisión. Hace muchos años atrás, la mayoría de los servomotores pequeños empleados para propósitos de control eran de corriente alterna (AC). Sin embargo, un motor AC es más difícil de controlar, especialmente para control de posición con precisión y debido a sus características no lineales, los hace más difíciles de analizar.

Por otro lado, los motores DC son más caros debido a las escobillas y conmutadores y los de flujo variable son adecuados sólo para cierto tipo de aplicaciones de control. Antes de que la tecnología de imán permanente se desarrollara completamente, el torque por unidad de volumen o peso de un motor DC con un campo de imán permanente, estaba muy lejos de lo

deseado. Actualmente, con el desarrollo de los imanes de “tierras raras” es posible alcanzar una alta relación torque-volumen en motores DC de imán permanente a un costo razonable. Además, los avances alcanzados en la tecnología de escobillas y conmutadores hacen prácticamente que no necesiten mantenimiento. Los avances logrados en electrónica de potencia han hecho que los motores DC sin escobillas sean muy populares es sistemas de control de alto desempeño. Con las técnicas de manufactura avanzada se fabrican motores DC con rotores sin hierro que tienen una inercia muy baja, con lo cual alcanzan propiedades de relación torque-inercia muy alta y constantes de tiempo muy bajas, estos han abierto nuevas aplicaciones para los motores DC en equipos periféricos de cómputo, tales como unidades de cinta, impresoras, unidades de disco y procesadores de textos, así como en la industria automotriz y de máquinas-herramienta. [11]

2.2.2 Principios de operación básicos de motores DC

El motor DC es básicamente una máquina que se encarga de convertir potencia eléctrica en potencia mecánica. El torque producido en el eje del motor, que se usa para mover una carga, es directamente proporcional al flujo en el campo, así como a la corriente que circula por armadura. Esto se produce dado un conductor que lleva corriente está colocado en un campo magnético con un flujo ϕ , a una distancia r del centro de rotación. La relación entre el torque desarrollado, el flujo ϕ , y la corriente i_a es:

$$T_m = K_m \phi i_a$$

En donde T_m es el torque del motor (N-m, lb-pie, u oz.-plg.), ϕ es el flujo magnético (webers), I_a es la corriente de armadura (amperes), y K_m es la constante de proporcionalidad.

Además cuando el conductor se mueve en el campo magnético, se genera un voltaje entre sus terminales. Este voltaje, que es la fuerza contraelectromotriz, la cual es proporcional a la velocidad del eje, tiende a oponerse al flujo de corriente. La relación entre la fuerza contraelectromotriz y la velocidad del eje es:

$$u_b = K_m \phi \omega_m$$

En donde u_b denota la fuerza contraelectromotriz (volts), y ω_m es la velocidad del eje (rad/seg) del motor.

Estas ecuaciones expuestas forman la base de la operación del motor dc.

2.2.3 Modelamiento matemático del motor DC:

Ya que los motores DC se usan en forma extensa en sistemas de control, para propósitos de análisis, es necesario establecer modelos matemáticos para aplicaciones de control.

Se utilizará el diagrama del siguiente circuito equivalente (ver fig 2.1) para representar el motor DC de excitación independiente.

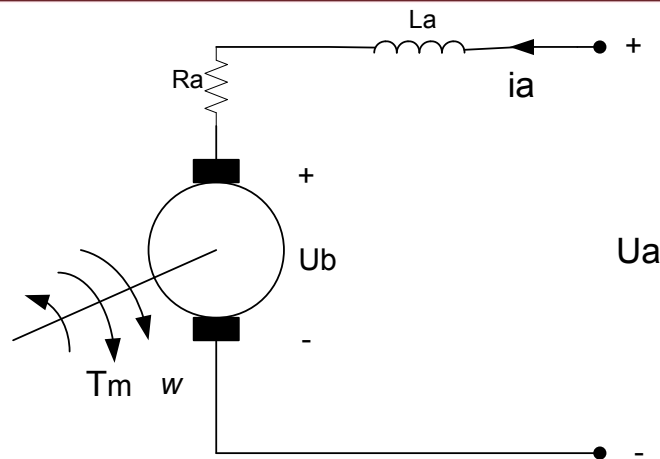


Figura 2.1: Circuito Eléctrico Equivalente del Motor DC

La armadura está modelada como un circuito con resistencia de armadura R_a conectada en serie a una inductancia L_a , y a una fuente de voltaje u_b que representa la fuerza contraelectromotriz en la armadura cuando el rotor gira.

El control del motor dc se aplica a las terminales de la armadura en la forma del voltaje aplicado $u_a(t)$. Para un análisis lineal, se supone que el torque desarrollado por el motor es proporcional al flujo en el entrehierro y a la corriente de la armadura. Por tanto:

$$T_m(t) = K_m(t)\phi I_a(t)$$

Ya que ϕ es constante, la ecuación se puede escribir como:

$$T_m(t) = K_T I_a(t)$$

En donde K_T es la constante del torque.

Al comenzar a alimentarse al motor DC con voltaje en la entrada de control $u_a(t)$, las ecuaciones de causa y efecto para el circuito del motor DC son:

$$\frac{dI_a(t)}{dt} = \frac{1}{L_a} u_a(t) - \frac{R_a}{L_a} I_a(t) - \frac{1}{L_a} u_b(t)$$

$$T_m(t) = K_T I_a(t)$$

$$u_b(t) = K_B w_m(t) = K_B \frac{d\theta_m(t)}{dt}$$

$$T_m(t) - T_c(t) = J \frac{dw_m(t)}{dt} + B_m w(t)$$

Para obtener el control de la velocidad angular en función de la tensión de armadura independiente aplicada se obtiene el siguiente modelo de espacio-estado:

$$\begin{bmatrix} \dot{w}(t) \\ \dot{I}_a(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{B_m}{J} & \frac{K_T}{J} \\ -\frac{K_B}{L_a} & -\frac{R_a}{L_a} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w(t) \\ I_a(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ u_a \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\frac{1}{J} \\ 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} T_m \\ 0 \end{bmatrix}$$

Siendo el diagrama de bloques de la planta el de la fig. 2.2, que sigue a continuación:

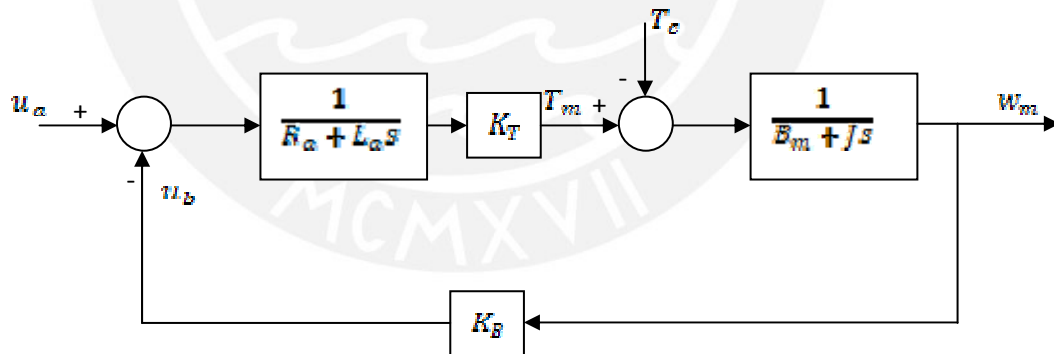


Figura 2.2: Diagrama de Bloques del Motor DC

Se obtuvieron los parámetros del Motor DC, el cual se encuentra en el Laboratorio de Control Avanzado del Pabellón V de Ingeniería Electrónica fueron obtenidos en otro trabajo de Tesis inconcluso.

$$L_a = 0,7647\text{mH}$$

$$R_a = 55,65\Omega$$

$$K_T = K_B = 0,1796$$

$$J = 2.1594\text{e-}006 \text{ Kg}\cdot\text{m}^2$$

$$B_m = 5.6112\text{e-}006 \text{ N}\cdot\text{m}/\text{rad}\cdot\text{s}$$

Por lo que el modelo de espacio – estado del Motor DC va a resultar siendo:

$$\begin{bmatrix} \dot{w}(t) \\ \dot{I}_a(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -2.5985 & 83171.25 \\ -23.4863 & -7277.36 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} w(t) \\ I_a(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 130.7702 \end{bmatrix} \cdot u_a + \begin{bmatrix} -463091.6 \\ 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} T_m \\ 0 \end{bmatrix}$$

Usando Simulink de MatLab, es posible obtener el diagrama de simulación como se observa en la fig. 2.3, que representa al modelo del Motor DC:

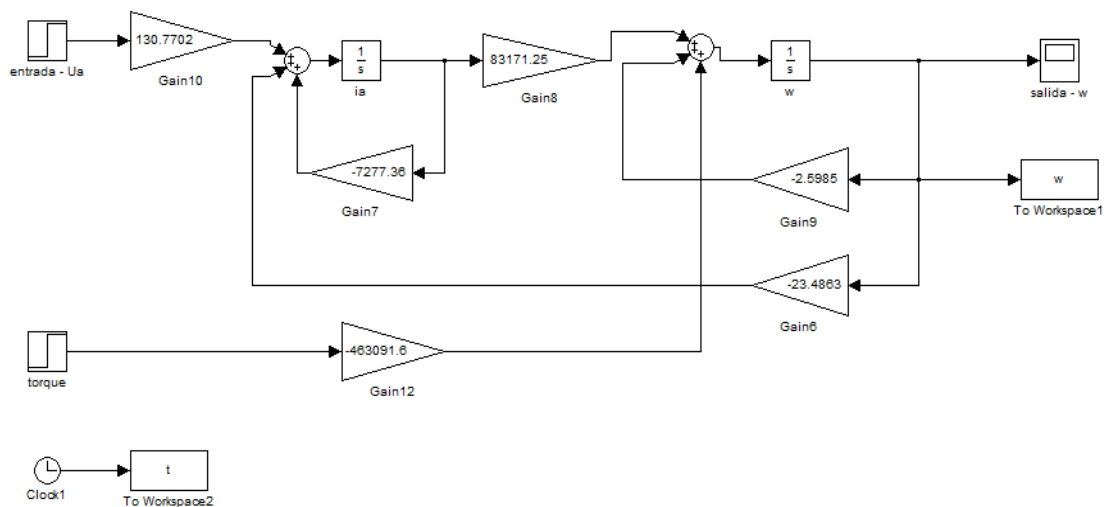


Figura 2.3: Diagrama de Simulación del Motor DC

La respuesta que se obtuvo del modelo del motor DC, frente a una entrada tipo escalón de 50 voltios se muestra en la fig. 2.4:

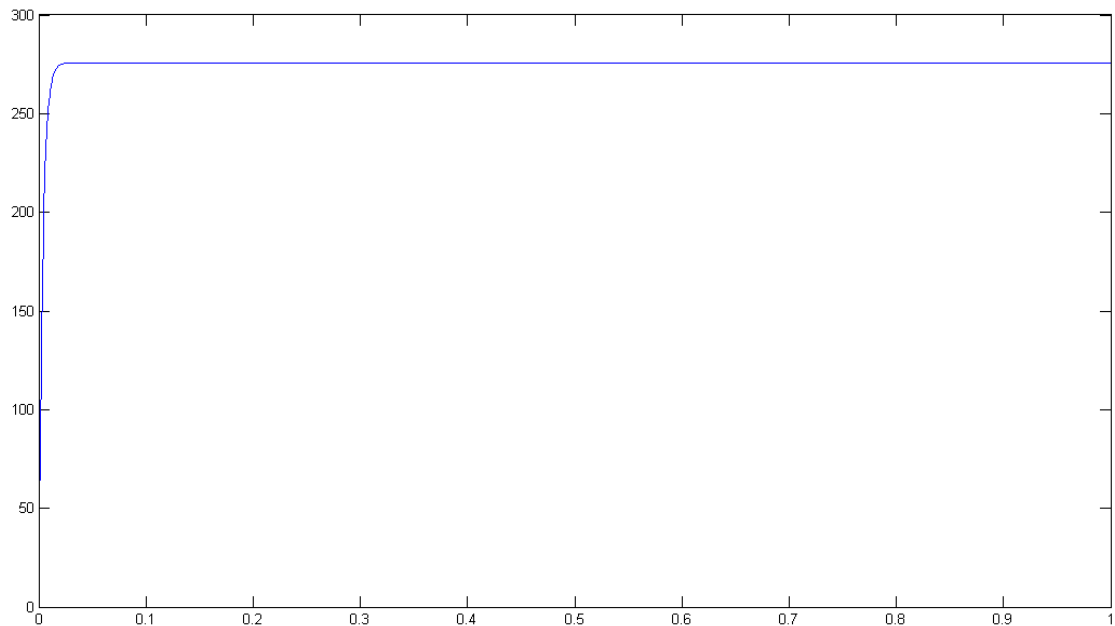


Figura 2.4: Respuesta del Motor DC

2.3. Escenario de Fallas

En el presente Trabajo de Tesis se consideró como fallas presentes en el sistema, tanto fallas aditivas como multiplicativas, así como se indica la presencia de perturbaciones aditivas. Las fallas a identificar serían:

- Falla en actuador
- Falla en sensor
- Torque de carga (perturbación)

Asimismo se va a realizar el Aislamiento de la Falla, lo que quiere decir que se va a poder determinar cual falla es la que se produce. Por otro lado, para que el Sistema de Detección de Fallas adquiera mayor robustez se va a considerar también la presencia de fallas simultáneas.

CAPÍTULO 3

DISEÑO DEL SISTEMA DE DETECCIÓN DE FALLAS

3.1 Esquema General de Detección de Fallas

El diseño del Sistema de Detección de Fallas, consiste en determinar subsistemas que se desprenden del modelo matemático del Motor DC a trabajar, se van a utilizar los Observadores GPI como herramienta para la Generación de Residuos, en base a estos se va a realizar la Toma de Decisión para determinar la presencia o no de una Falla. En la fig. 3.1, se muestra el esquema a utilizar en la detección de fallas.

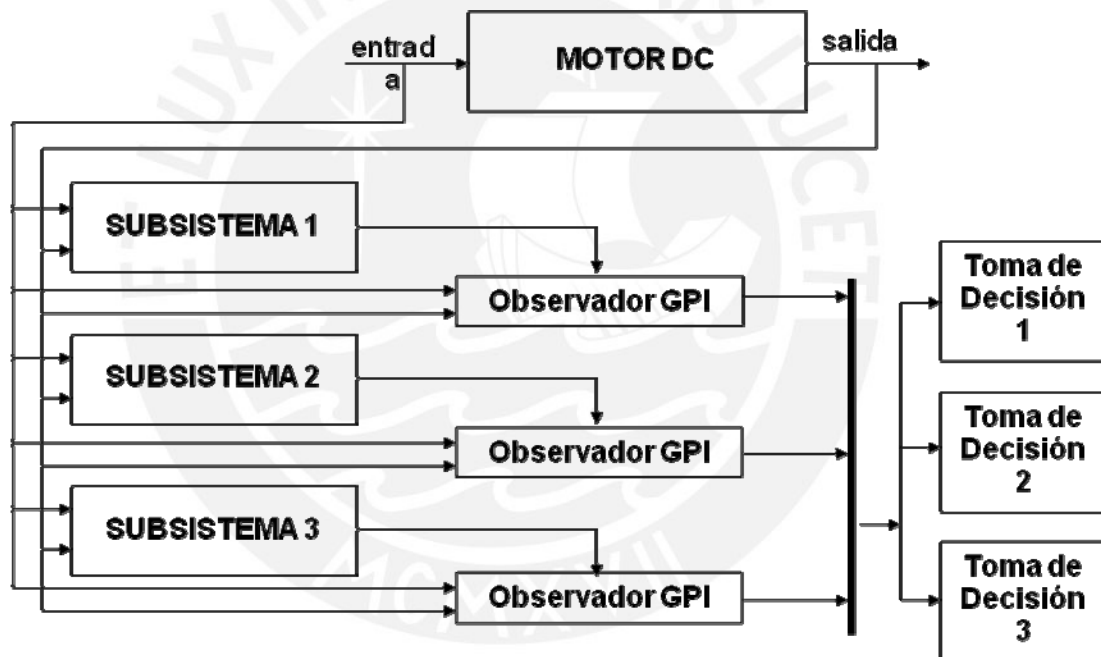


Figura 3.1: Esquema de Detección de Fallas

3.2 Fallas y Perturbaciones

Una Falla es una desviación no permitida de al menos una propiedad, característica o parámetro de un proceso a partir de una condición estándar, normal o aceptable [1] y debe detectarse lo más pronto posible, mientras que una perturbación es una entrada desconocida actuante que igualmente va a generar una desviación pero que es inherente y posiblemente causada por el mismo sistema. En el caso de los motores DC, es bien conocido la perturbación generada por el Torque de Carga. En el presente diseño del Sistema de Detección de Fallas se considera que si el Torque de Carga (Perturbación) es muy grande, tal que cambie completamente la respuesta del Motor DC, esto se considere como una falla en el Sistema.

3.3 Generación de Residuos

El método de Generación de Residuos a utilizar es el basado en observadores de estado, que como ya ha sido explicado anteriormente, lo que hacen los observadores es dar información adicional o redundancia acerca de ciertos parámetros de la planta. Específicamente en los Observadores Proporcional Integral Generalizado.

Adicionalmente se desarrollará la Generación de Residuos usando Observadores de Luenberger y usando Filtros Kalman.

Como se ha considerado 3 fallas y es necesario saber cuál de estas es la que se está produciendo, la solución al problema no se puede desarrollar utilizando un solo observador de estado, ya que con este se podría determinar la presencia de una falla, sin embargo no sería posible

determinar qué falla se está produciendo y haría ineficiente al Sistema de Detección de Fallas, para lo cual debe realizarse un desacoplamiento de fallas.

3.4 Residuos estructurados

En el presente diseño, para poder discernir entre diferentes fallas, se va a realizar con un grupo de residuos estructurados que van a ser generados por un grupo o banco de observadores, los cuales van a ser diseñados con el objetivo de que cada residuo se comporte de forma diferente para una falla, de forma que un residuo sea sensible e insensible a algunas fallas. Por lo tanto cuando una falla ocurre, algunos residuos se verán afectados, mientras que otros no. [8]

La utilidad de este arreglo de Residuos estructurados esta en que facilita el aislamiento o identificación de la falla que se presente, además de que es posible desacoplar las fallas a analizar de las perturbaciones que se van a querer ignorar debido a que son inherentes y siempre estarán presentes en todo sistema. En la Tabla 3.1 se muestra un ejemplo de una tabla de Residuos estructurados de N residuos, para un universo de N fallas, con desacoplamiento de perturbaciones.

	Falla 1	Falla 2	Falla 3	. . .	Falla N	Perturbación
Residuo 1	0	1	1		1	0
Residuo 2	1	0	1		1	0
Residuo 3	1	1	0		1	0
.						0
.						0
.						0
Residuo N	1	1	1		0	0

Tabla 3.1 Residuos estructurados de N residuos, para un universo de N fallas, con desacoplamiento de perturbaciones.

3.5 Desacoplamiento de Fallas

El desacoplamiento de fallas es el proceso mediante el cual se va a eliminar la dependencia de una falla respecto de otras fallas y perturbaciones.

Para que esto sea posible se va a realizar una transformación de sistemas mediante las cual va a ser posible la generación de subsistemas que sean de cierta forma independientes entre sí. [12]

Para el desacoplamiento se va a utilizar como ayuda la teoría, anteriormente expuesta, de residuos estructurados.

Para poder lograr el desacoplamiento se va a realizar una transformación de coordenadas. Dado un sistema ideal, sin presencia de fallas o perturbaciones, de la siguiente forma:

$$\dot{x} = A \cdot x + B \cdot u$$

$$y = C \cdot x$$

Ahora el sistema real, al cual se le añaden las fallas o perturbaciones a presentarse, va a ser de la siguiente forma:

$$\dot{x} = A \cdot x + B \cdot u + M \cdot f + N \cdot d$$

$$y = C \cdot x$$

Para un sistema como éste, para realizar el desacoplamiento de las fallas, se va a generar unos subsistemas, usando una transformación de coordenadas, de la siguiente forma [13]:

$$z = T(x)$$

Obteniéndose un nuevo sistema de la forma:

$$\dot{T}(x) = \frac{\partial T(x)}{\partial x} (A \cdot x + B \cdot u + M \cdot f + N \cdot d)$$

Agrupando las fallas y perturbaciones $M \cdot f(t) + N \cdot d(t)$ en

$$W = F \cdot f_c(t) + G \cdot f_{nc}(t)$$

Se debe diseñar la matriz de transformación de forma que se cumplan con las siguientes condiciones [20]:

$$\frac{\partial T(x)}{\partial x} \cdot G \cdot f_{nc}(t) = 0$$

$$\frac{\partial T(x)}{\partial x} \cdot F \cdot f_c(t) \neq 0$$

Teniendo como sistema resultante:

$$\dot{x}(x) = \dot{T}(x) = \frac{\partial T(x)}{\partial x} (A \cdot x + B \cdot u + F \cdot f_c(t))$$

3.6 Inmunidad frente al ruido

Para obtener una mayor robustez en el sistema de detección de fallas, es necesario que la señal de residuo no se vea afectada por el ruido que se produzca en el sistema, para lograrlo se va a realizar un análisis estadístico del residuo.

La presencia del ruido puede dificultar la evaluación del residuo, ya que dependiendo del nivel de ruido puede que no sea posible distinguir correctamente la presencia de una falla en el residuo, con lo que podría ocurrir falsas alarmas.

Para solucionar el problema de ruido gaussiano blanco se hará el cálculo de la media de la señal residual. Además, hallando la varianza, va a ser posible hallar la variación que se produzca en la señal residual respecto a la media [8].

Fórmula para el cálculo de la Media:

$$\mu(N) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N Y[k]$$

Fórmula para el cálculo de la Varianza:

$$\sigma^2(N) = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (Y[k] - \mu)$$

Sin embargo sobre estas fórmulas se debe considerar que el cálculo debe ser línea, con valores medidos en cada instante por lo cual debe hacerse sobre una señal discreta, y que se calcule sobre una ventana móvil, así se realizan los cálculos sobre un número determinado de muestras y no sobre el total de muestras que han sido realizadas hasta un instante.

3.7 Diseño del Sistema de Detección de Fallas

3.7.1 Diseño de subsistemas

En base al modelo matemático del motor DC

$$\begin{bmatrix} \dot{w}(t) \\ \dot{i}_a(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -2.5985 & 83171.25 \\ -23.4863 & -7277.36 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} w(t) \\ i_a(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 130.7702 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ u_a \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -463091.6 \\ 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} T_m \\ 0 \end{bmatrix}$$

Donde $x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w \\ i_a \end{bmatrix}$

Se va a diseñar 3 subsistemas que sean sensibles e insensibles a ciertas fallas, de acuerdo a la siguiente tabla 3.2:

	Falla (w)	Falla (u)	Perturbación
Subsistema 1	1	1	0
Subsistema 2	1	0	1
Subsistema 3	0	1	1

Tabla 3.2 Subsistemas para Detección de Fallas.

Subsistema 1

Este subsistema se va a encargar de desacoplar la Perturbación, que en este caso es el torque de carga que se presenta en los motores dc.

Se toma el cambio de variable como:

$$z = i_{\alpha}(t) = T(x) = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \cdot x$$

Por lo tanto:

$$\dot{T}(x) = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \cdot (A \cdot x + B \cdot u + M \cdot f + N \cdot d)$$

$$\dot{T}(x) = \dot{i}_{\alpha}(t) = -23.4863 \cdot w(t) - 7277.36 \cdot i_{\alpha}(t) + 130.7702 \cdot u_{\alpha}$$

Subsistema 2

Este subsistema se va a encargar de desacoplar la falla producida en el actuador que va a influir en el voltaje de armadura que se le aplica al motor dc :

Se toma el cambio de variable como:

$$z = w(t) = T(x) = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \cdot x$$

Por lo tanto:

$$\dot{T}(x) = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \cdot (A \cdot x + B \cdot u + M \cdot f + N \cdot d)$$

$$\dot{T}(x) = \dot{w}(t) = -2.5985 \cdot w(t) + 83171.25 \cdot l_a(t)$$

Subsistema 3

Este subsistema se va a encargar de desacoplar la falla aditiva producida en el sensor de velocidad.

De el modelo

$$\begin{bmatrix} \dot{w}(t) \\ \dot{l}_a(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -2.5985 & 83171.25 \\ -23.4863 & -7277.36 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} w(t) \\ l_a(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 130.7702 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ u_a \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -463091.6 \\ 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} T_m \\ 0 \end{bmatrix}$$

Se toma el cambio de variable como:

$$z = T(x) = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \cdot (23.4863) \cdot x + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \cdot (-2.5985) \cdot x$$

Por lo tanto:

$$\dot{T}(x) = \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \cdot (23.4863) + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \cdot (-2.5985) \right) \cdot (A \cdot x + B \cdot u + M \cdot f + N \cdot d)$$

$$\dot{T}(x) = 1972295.1488 \cdot l_a(t) - 339.806 \cdot u_a$$

3.7.2 Diseño de los Observadores GPI

Para cada uno de los subsistemas obtenidos, se va a desarrollar el observador GPI de cada uno, así ante una variación o falla que se produzca se va a producir una señal residual.

Observador GPI 1

La ecuación del observador diseñado es:

$$\dot{\hat{z}} = -23.4863 \cdot w - 7277.36 \cdot \hat{z} + 130.7702 \cdot u_a + \left(k_1 + \frac{k_2}{s} + \frac{k_3}{s^2} + \frac{k_4}{s^3} \right) \cdot (y - \hat{z})$$

$$y = z = l_a$$

En la fig. 3.2 se muestra el Observador GPI del residuo 1.

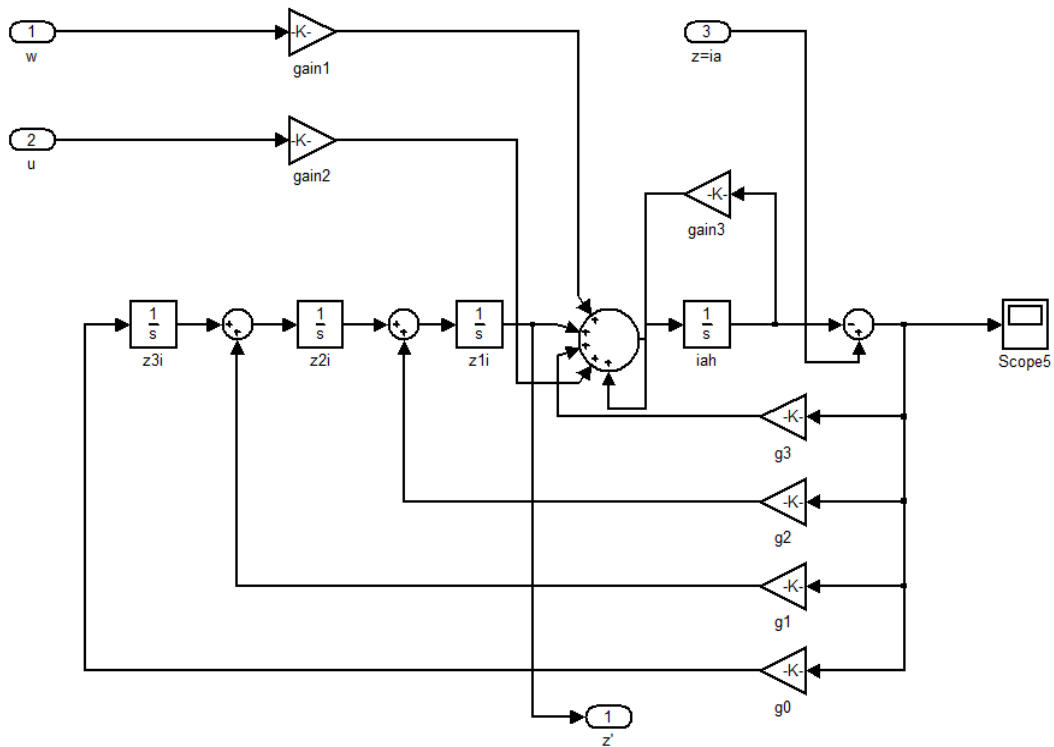


Figura 3.2: Observador GPI del residuo 1

Observador GPI 2

La ecuación del observador diseñado es:

$$\dot{\hat{z}} = 83171.25 \cdot t_a - 2.5985 \cdot \hat{z} + \left(k_1 + \frac{k_2}{s} + \frac{k_3}{s^2} + \frac{k_4}{s^3} \right) \cdot (y - \hat{z})$$

$$y = z = w$$

Observador GPI 3

La ecuación del observador diseñado es:

$$\dot{\hat{z}} = 197229514.88 \cdot t_a - 339.806 \cdot u_a + \left(k_1 + \frac{k_2}{s} + \frac{k_3}{s^2} + \frac{k_4}{s^3} \right) \cdot (y - \hat{z})$$

$$y = z = 23.4863.w - 2.5985.t_a$$

Finalmente se obtuvo el siguiente Sistema de Detección de Fallas que se muestra en la fig. 3.3. :

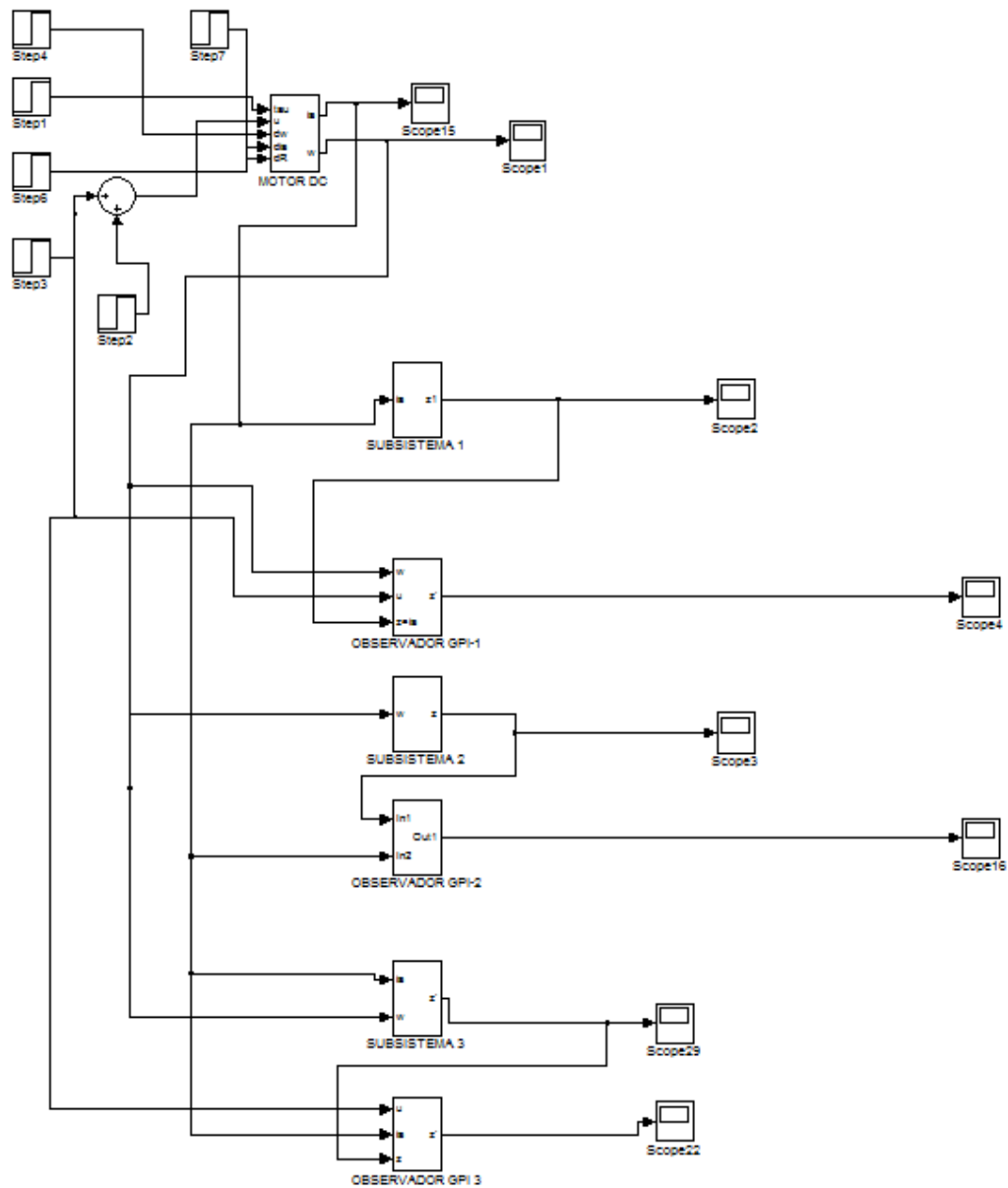


Figura 3.3 : Generador de Residuos en base a observadores GPI

3.7.3 Diseño de los Observadores de Luenberger

Igual que para el caso del observador GPI, se va a realizar los respectivos observadores de Luenberger para cada subsistema obtenido

Observador de Luenberger 1

Se diseñó el siguiente observador:

$$\dot{\hat{z}} = -23.4863.w - 7277.36.\hat{z} + 130.7702.u_a + k.(y - \hat{z})$$

$$y = z = l_a$$

En la fig. 3.4 se muestra el Observador de Luenberger del Residuo 1:

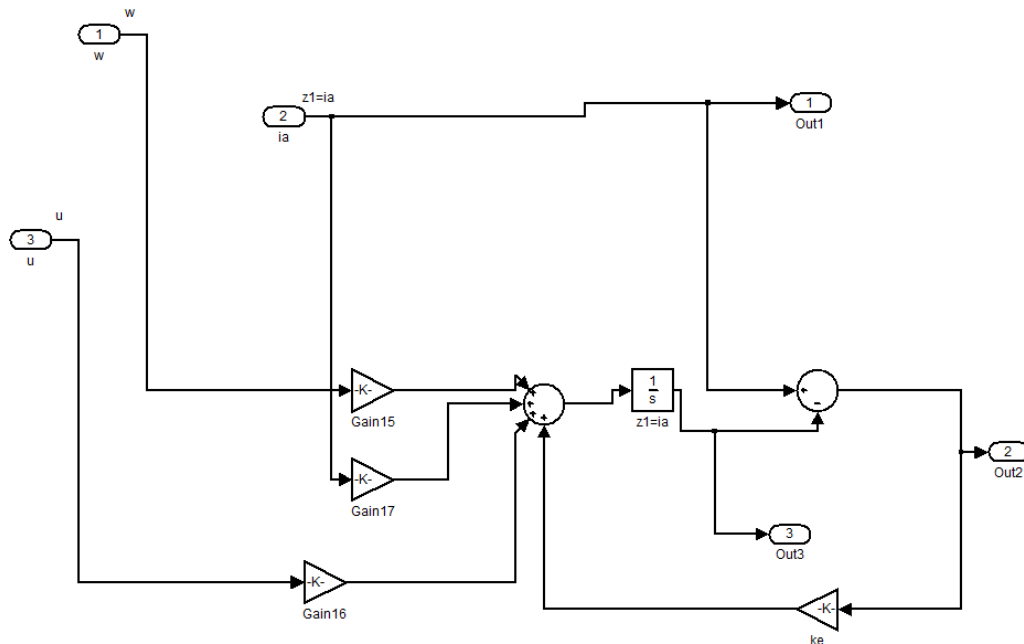


Figura 3.4: Observador de Luenberger del Residuo 1

Observador de Luenberger 2

$$\dot{\hat{z}} = 63171.25.l_a - 2.5965.\hat{z} + k.(y - \hat{z})$$

$$y = z = w$$

Observador de Luenberger 3

$$\dot{z} = 197229514.88 \cdot I_a - 339.806 \cdot u_a + k \cdot (y - z)$$

$$y = z = 23.4863 \cdot w - 2.5985 \cdot I_a$$

En la fig. 3.5. se puede apreciar el generador de residuos, basado en observadores de Luenberger.

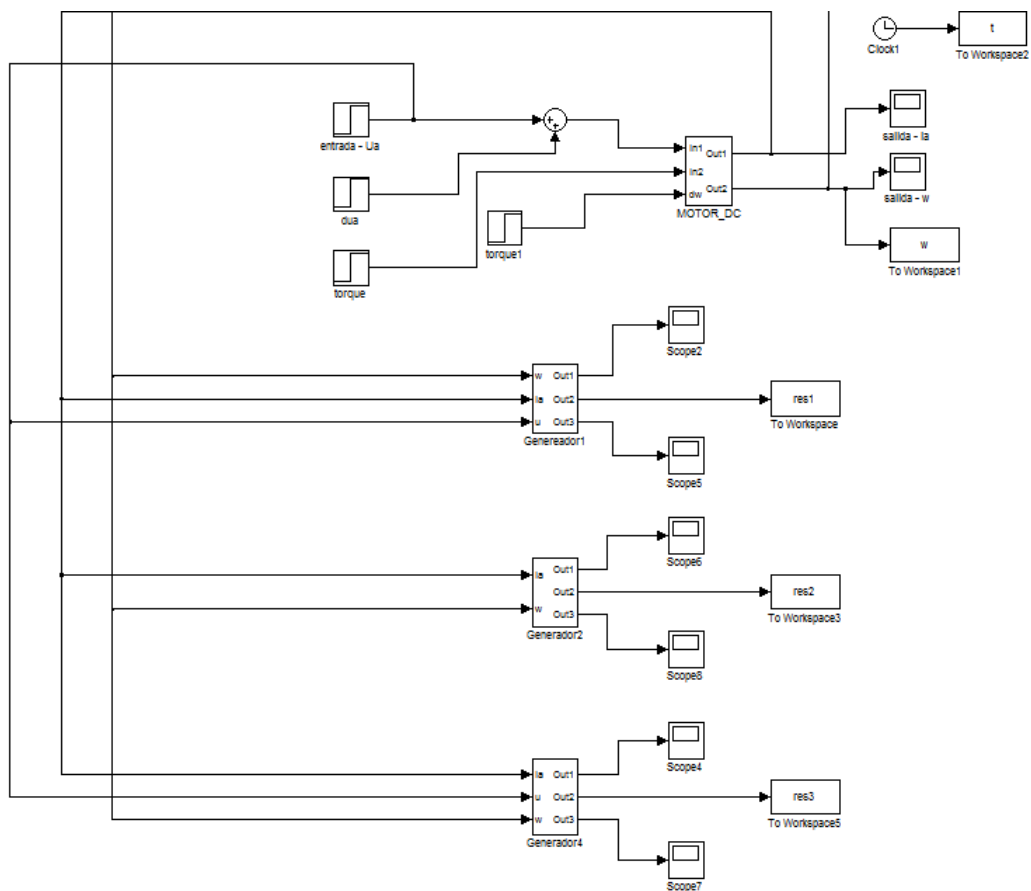


Figura 3.5: Generador de Residuos en base a observadores Luenberger

3.7.4 Diseño de los Filtros Kalman

En este caso el diseño de los Filtros de Kalman es algo diferente, ya que según la teoría expuesta, los Filtros Kalman trabajan para sistemas discretos, para esto va a ser necesario obtener el modelo discreto de la planta, el cual va a ser posible usando retenedores de orden cero (Zero Order Hold), después de esto va a diseñar los respectivos filtros Kalman para cada subsistema obtenido.

El modelo matemático de la planta discreta equivalente, se obtuvo empleando la transformación respectiva:

$$\begin{bmatrix} w[k+1] \\ \hat{c}_a[k+1] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.06219 & 0.7394 \\ -0.0002088 & -0.002482 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} w[k] \\ \hat{c}_a[k] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 5.171 & -1607 \\ 0.001324 & 5.171 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} u[k] \\ T_m[k] \end{bmatrix}$$

Como este sistema discreto se van a generar sus respectivos subsistemas y para cada uno su respectivo filtro Kalman. El diseño de los Filtros de Kalman se realizó mediante un algoritmo recursivo implementado en Simulink como una "Embedded MATLAB Function", el cual se muestra a continuación:

```
function [xsal, ysal, resid] = KALMAN(u,meas)
```

```

persistent P xhat A B C Q R
if isempty(P)
% Inicialización de las variables
  x = [0 0;0 0];
  P = [0 0;0 0];
  A = ;
  B = ;
  C = ;
  Q = ; % varianza, para considerar efectos del ruido
  R = ; % varianza, para considerar efectos del ruido
end
%
x = A*x + B*u;
P = A*P*A' + Q;
%
K = P*C'/(C*P*C' + R);
%
resid = meas - C*x;
%
x= x + K*resid;
P = (eye(size(K,1))-K*C)*P;
% Resultados
xOut = x;
yOut = C*xOut;

```

Algoritmo del Filtro Kalman

Siguiendo el procedimiento descrito anteriormente se obtuvieron los siguientes subsistemas:

Subsistema 1

Este subsistema se va a encargar de desacoplar la Perturbación, que en este caso es el torque de carga que se presenta en los motores dc.

Se toma el cambio de variable como:

$$\begin{bmatrix} w[k+1] \\ i_a[k+1] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.06219 & 0.7394 \\ -0.0002088 & -0.002482 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} w[k] \\ i_a[k] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 5.171 & -1607 \\ 0.001324 & 5.171 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} u[k] \\ T_m[k] \end{bmatrix}$$

Se toma el cambio de variable como:

$$z = T[k] = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \cdot (5.171) \cdot x + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \cdot (1607) \cdot x$$

Por lo tanto:

$$T[K+1] = -0.013957 \cdot w[k] - 0.165137 \cdot i_a[k] + 28.8669 \cdot u_a[k]$$

Subsistema 2

Este subsistema se va a encargar de desacoplar la falla producida en el actuador que va a influir en el voltaje de armadura que se le aplica al motor dc :

Se toma el cambio de variable como:

$$\begin{bmatrix} w[k+1] \\ i_a[k+1] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.06219 & 0.7394 \\ -0.0002088 & -0.002482 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} w[k] \\ i_a[k] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 5.171 & -1607 \\ 0.001324 & 5.171 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} u[k] \\ T_m[k] \end{bmatrix}$$

Se toma el cambio de variable como:

$$z = T[k] = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \cdot (0.001324) \cdot x + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \cdot (-5.171) \cdot x$$

Por lo tanto:

$$T[K+1] = i_a[k+1] = 0.001162 \cdot w[k] - 0.013813 \cdot i_a[k] - 28.8669 \cdot T_m[k]$$

Subsistema 3

Este subsistema se va a encargar de desacoplar la falla producida en el sensor de velocidad.

$$\begin{bmatrix} w[k+1] \\ \dot{t}_a[k+1] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.06219 & 0.7394 \\ -0.0002088 & -0.002482 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} w[k] \\ \dot{t}_a[k] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 5.171 & -1607 \\ 0.001324 & 5.171 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} u[k] \\ T_m[k] \end{bmatrix}$$

Se toma el cambio de variable como:

$$z = T[k] = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \cdot (0.0002088) \cdot x + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \cdot (0.06219) \cdot x$$

Por lo tanto:

$$T[K+1] = 0.00000003114 \cdot \dot{t}_a[k] + 0.00116204436 \cdot u_a[k] - 0.013957 \cdot T_m[k]$$

Para el diseño de los Filtros Kalman correspondientes a cada subsistema basta con reemplazar las matrices A, B, C y las constantes Q y R indicadas en el algoritmo diseñado.

El esquema final del Sistema de Detección de Fallados basado en Filtros Kalman se muestra en la fig. 3.6 siguiente:

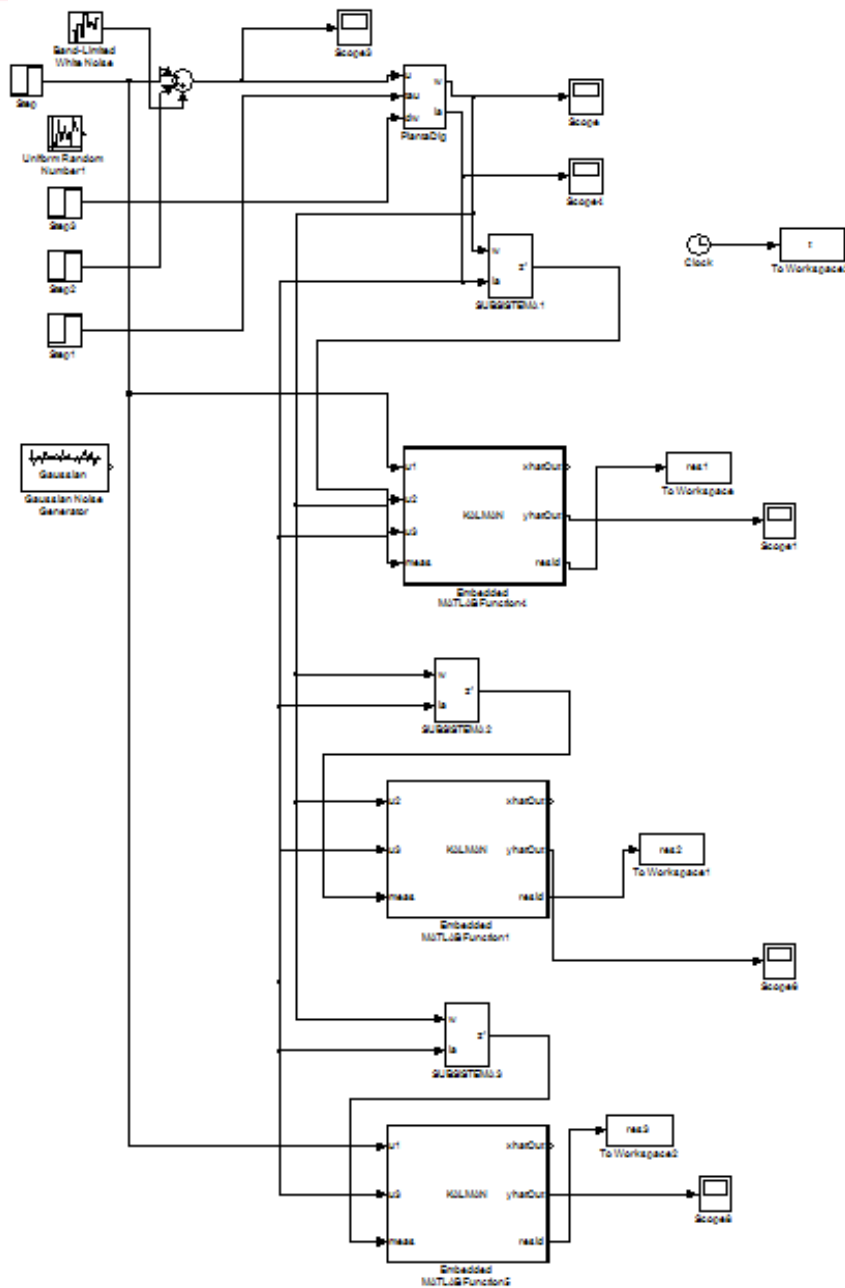


Figura 3.6 Generador de Residuos en base a Filtros Kalman

3.7.5 Evaluación del Residuo

La Evaluación del Residuo, en el esquema diseñado, consta de tres bloques, primero un bloque de Cálculo de la media y varianza, después viene una primera Toma de Decisión, la cual depende de los 3 residuos generados,

comparados con unos valores umbrales, además se debe considerar la posibilidad que ocurra una falla simultanea.

Cálculo de la media y varianza

Se realiza el cálculo de la media y de la varianza para que el Sistema de Detección de Fallas obtenga robustez frente al ruido (evitando que se produzcan falsas alarmas) que puede venir de la alimentación o bien producirse por la misma planta, como sucede en el Motor DC, que produce vibraciones que generan ruido.

En la fig. 3.7 se puede observar el esquema completo del Cálculo de Media y Varianza, el cual se va a realizar para cada señal residual.

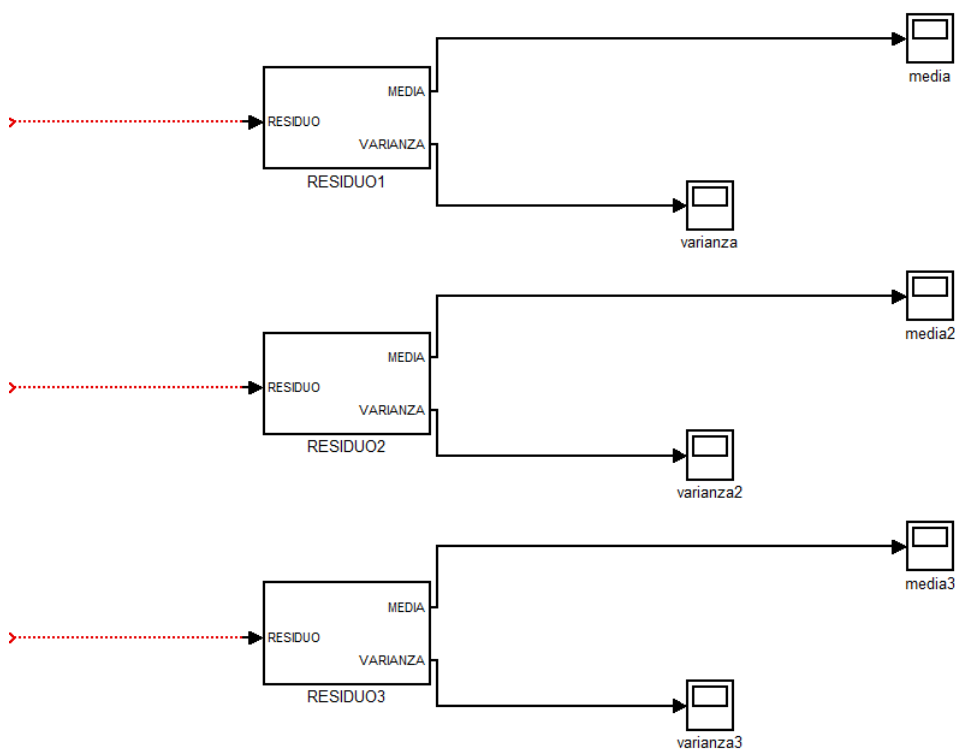


Figura 3.7: Esquema completo del Cálculo de Media y Varianza

En la fig. 3.8 se observa el Esquema individual del cálculo de la Media y Varianza, apreciándose que la varianza depende de la media:

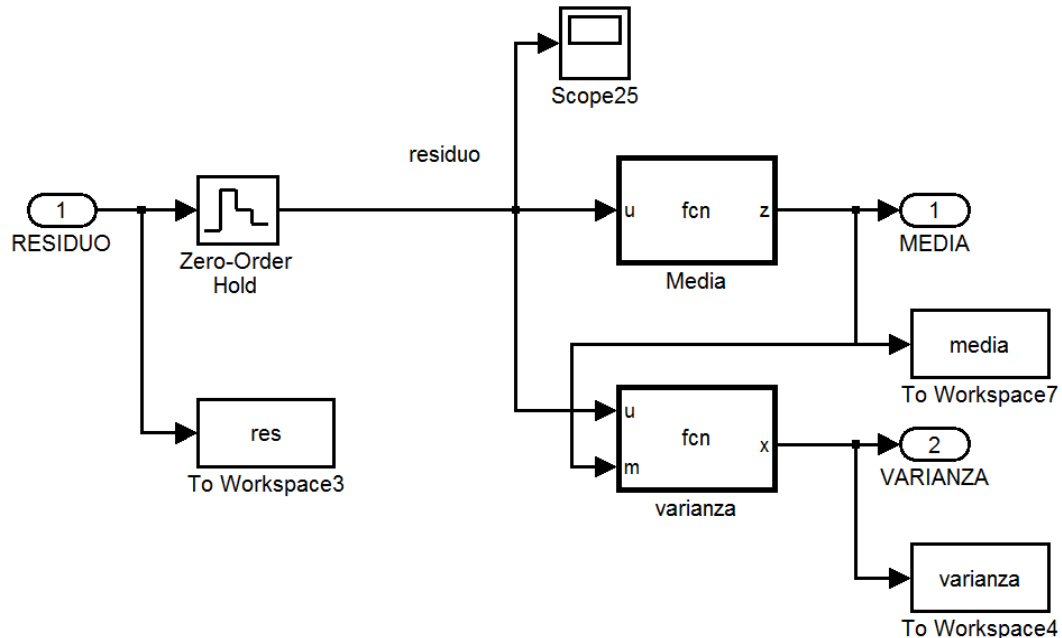


Figura 3.8: Esquema individual del cálculo de la Media y varianza

Toma de Decisión

Toma la salida de los residuos después de haberseles calculado la media, no se considera el cálculo de la varianza, ya que más que todo sirve para observar gráficamente las variaciones que se producen respecto a la media.

Como se observa en la figura 3.9, consta de tres bloques, cada bloque va a recibir como entradas los 3 residuos generados, si algún residuo supera el valor umbral, significa que se ve afectado por una falla, en función de los residuos que estén y los que no estén afectados a falla, y según la Tabla de Residuos estructurado, se va a decidir la presencia de una falla.

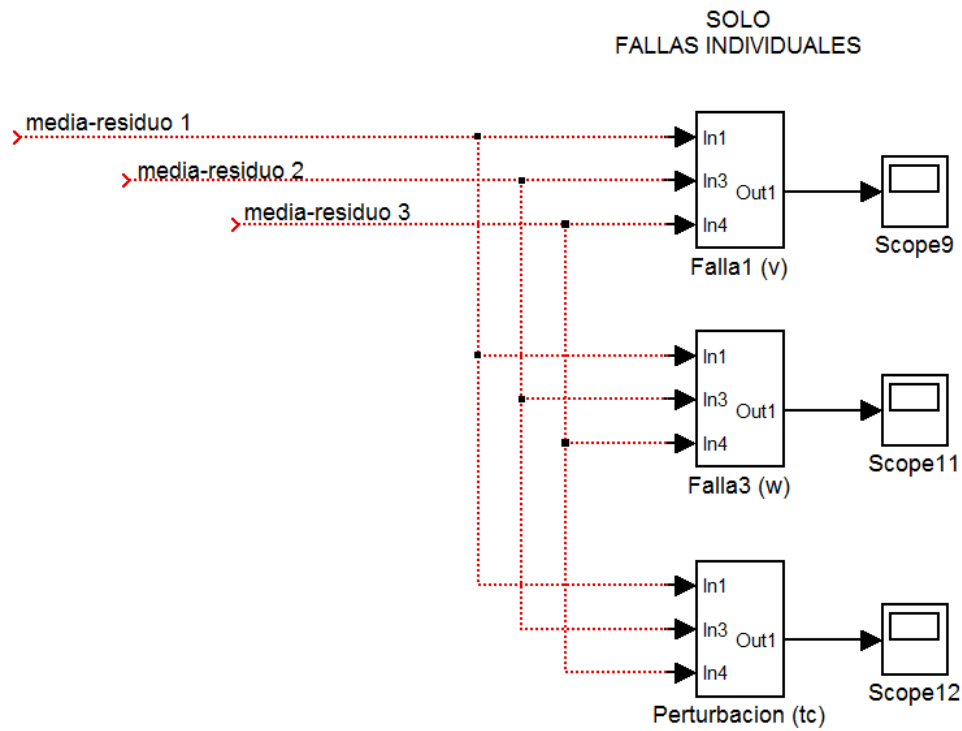


Figura 3.9: Esquema completo de Toma de Decisión 1

Como se observa en la figura 3.10, para que en la salida de la toma de decisión sea un 1 lógico (presencia de falla), los 2 primeros residuos debieron haber sobrepasado los valores umbrales, mientras que el tercero no.

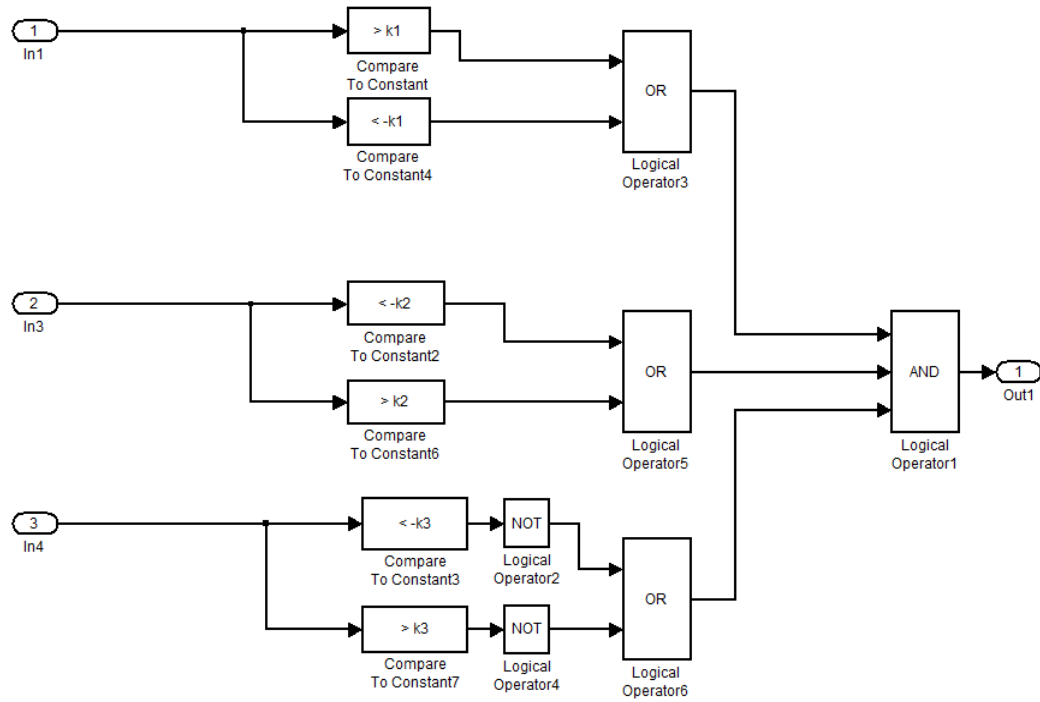


Figura 3.10: Esquema individual de cálculo de Falla en el sensor (w)

Además para considerar la presencia de fallas simultaneas basta con saber que todos los residuos se van a activar y dependiendo de las características de los residuos va a ser posible detectar que fallas se presentan en simultáneo.

Selección de Umbrales

La selección de umbrales que se va utilizar para cada Sistema de Detección de Fallas, es para mantener un nivel de velocidad del motor de forma que no llegue a superarlo en un 10 %, en las tablas 3.3, 3.4 y 3.5 se muestran los resultados con un cambio de 10% en la ganancia.

	Observador GPI	O. Luenberger	F. Kalman
Residuo 1	653.85	0.283	288.67
Residuo 2	0	0	0
Residuo 3	-1700	-0.85	0.02

Tabla 3.3 Umbrales de Detección de Falla en el Actuador

	Observador GPI	O. Luenberger	F. Kalman
Residuo 1	634	0.2745	140
Residuo 2	70	0.215	0.05
Residuo 3	0	0	0

Tabla 3.4. Umbrales de Detección de Falla en el Sensor

	Observador GPI	O. Luenberger	F. Kalman
Residuo 1	0	0	0
Residuo 2	-9260	-29.3878	1148.89
Residuo 3	-217530	-108.763	0.5583

Tabla 3.5 Umbrales de Detección de Falla en exceso de perturbación

CAPÍTULO 4

PRUEBAS Y RESULTADOS OBTENIDOS

4.1 Pruebas usando Observadores GPI

Se va a observar la detección de una falla escalón que se produce en el actuador, que genere una variación del 20 % en la velocidad del Motor DC, en el instante 1.5 segundos.

Como se observa en los gráficos de la figura 4.1, la Detección de Fallas tiene una respuesta algo lenta, ya que la Falla se produce a los 1.5 segundos y recién se detecta aproximadamente a los 2 segundos.

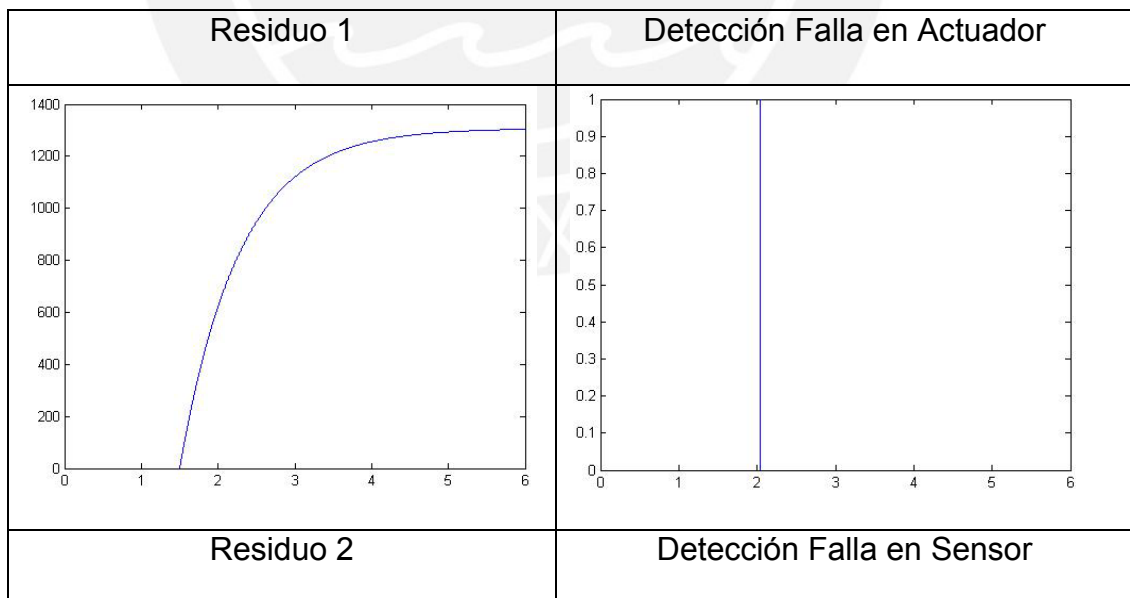


Figura 4.1.a: Respuesta frente a una falla escalón en el actuador

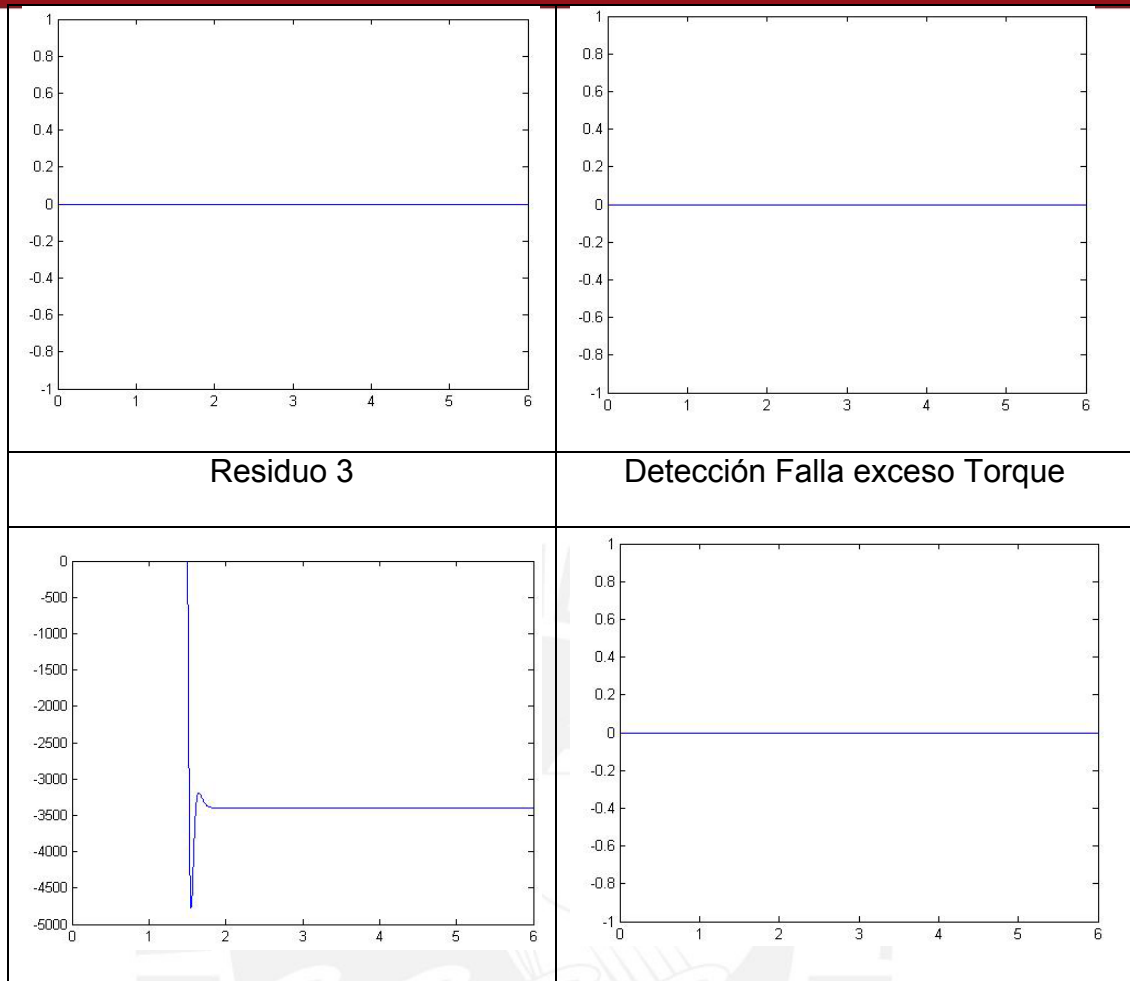


Figura 4.1.b: Respuesta frente a una falla escalón en el actuador

Se va a observar la detección de una falla escalón que se produce en el sensor, que genere una variación del 20 % en la velocidad del Motor DC, en el instante 1 segundo:

Como se observa en las gráficas de la figura 4.2, también es un poco lenta la respuesta en el Residuo 1 para detectar fallas, se podía disminuir el tiempo de subida, pero generaba grandes oscilaciones durante bastante tiempo, lo cual iba a causar falsas alarmas, durante el tiempo que dure las oscilaciones.

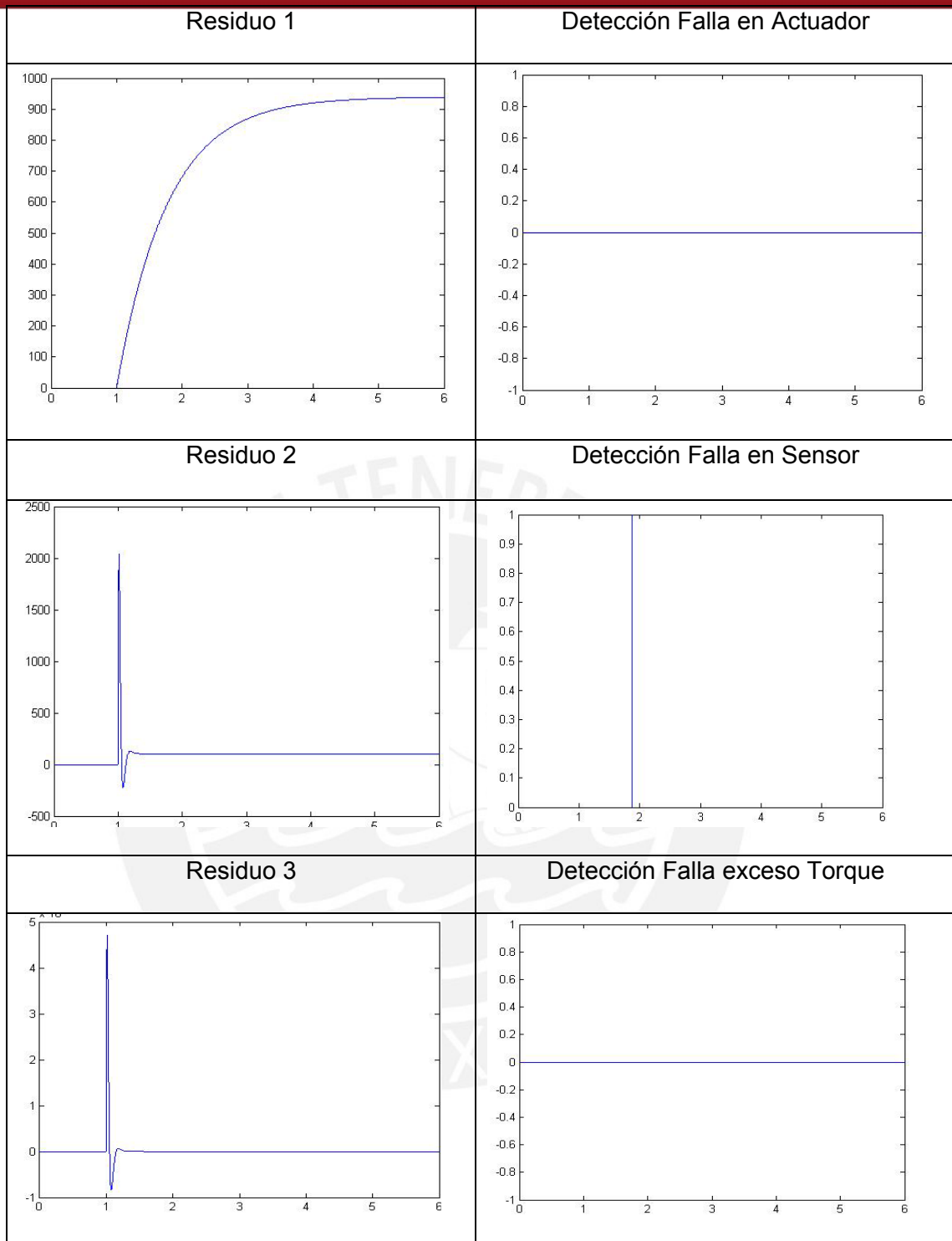


Figura 4.2: Respuesta frente a una falla escalón en el sensor

Se va a observar la detección de una falla escalón que se produce por el exceso de perturbación, que genere una variación del 20 % en la velocidad del Motor DC, en el instante 2 segundos.

Ahora sí se puede apreciar, en la figura 4.3, que se tuvo una respuesta más rápida. Además se puede observar que la Detección de Fallas cumplió con la Tabla de Residuos Estructurados que se diseñó.

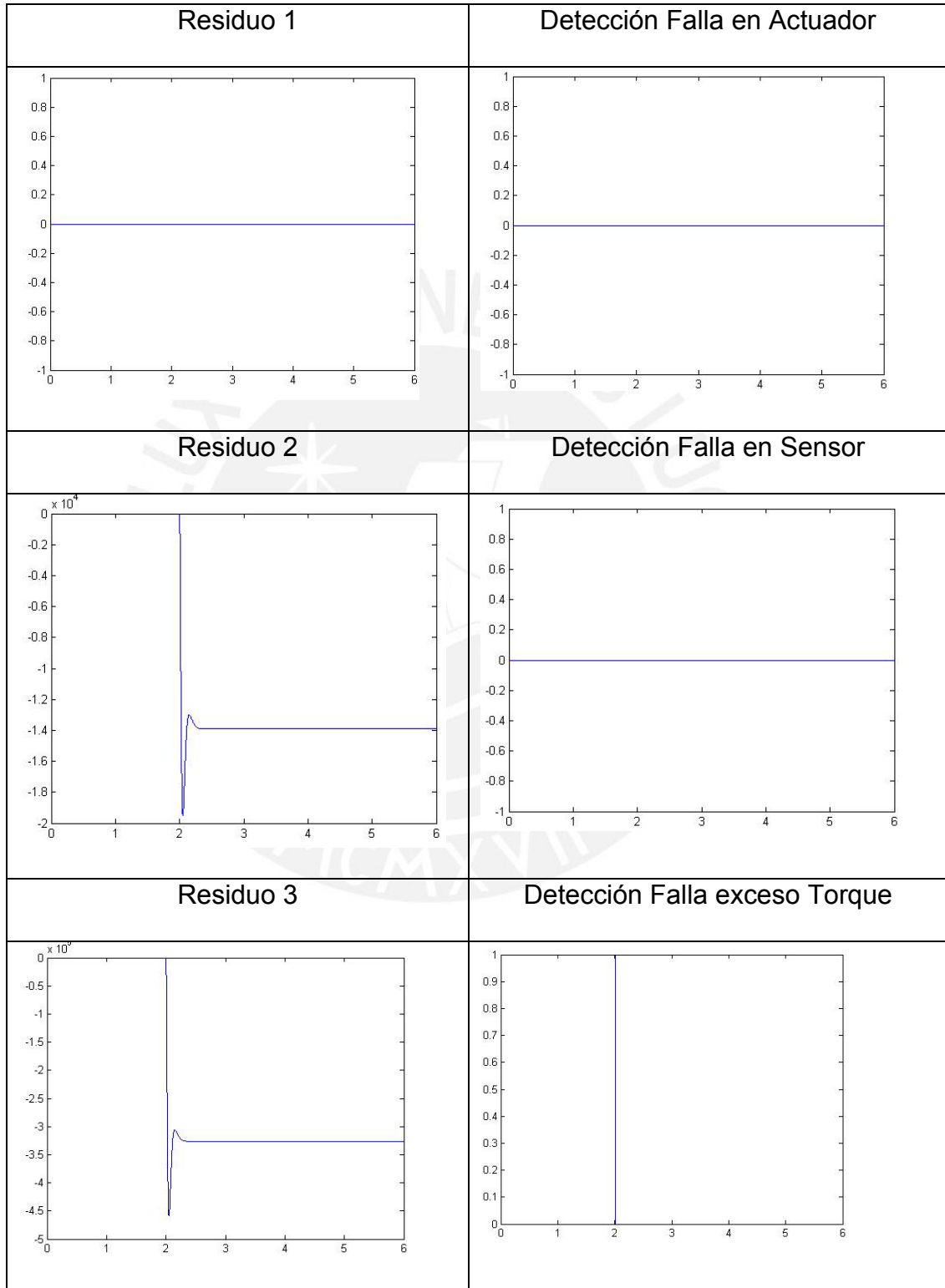


Figura 4.3: Respuesta frente a una falla escalón de perturbación.

En la figura 4.4. se muestra la respuesta de los residuos y la detección de fallas frente a una falla producida en el actuador a los 10 segundos, con un ruido de 20%

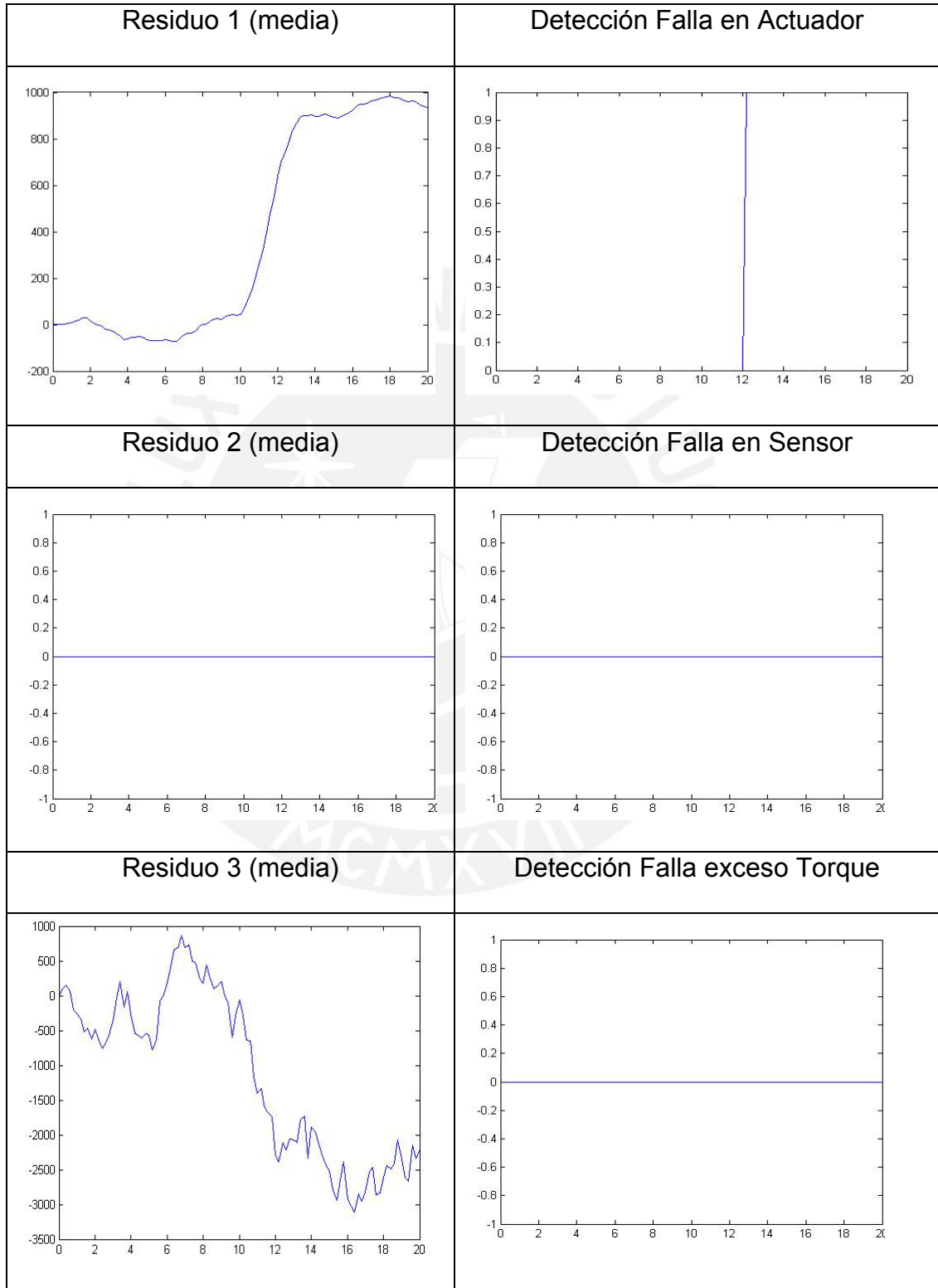


Figura 4.4. Respuesta frente a una señal con ruido

Se pudo como se observa en la figura 4.5 Identificar la falla que es de aproximadamente 7 voltios.

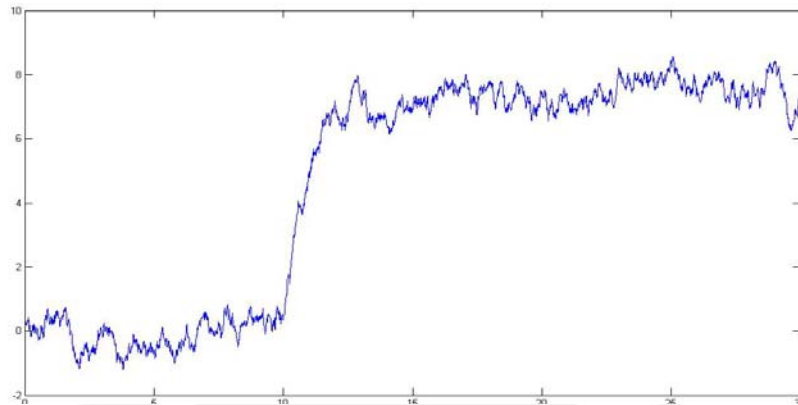


Figura 4.5. Estimación de la falla

4.2 Pruebas usando Observadores de Luenberger

Se va a observar la detección de una falla escalón que se produce en el sensor, que genere una variación del 20 % en la velocidad del Motor DC, en el instante 1 segundo:

Se puede observar, en la figura 4.6, una respuesta rápida, que cumple con la Tabla de Residuos estructurados que se diseñó.

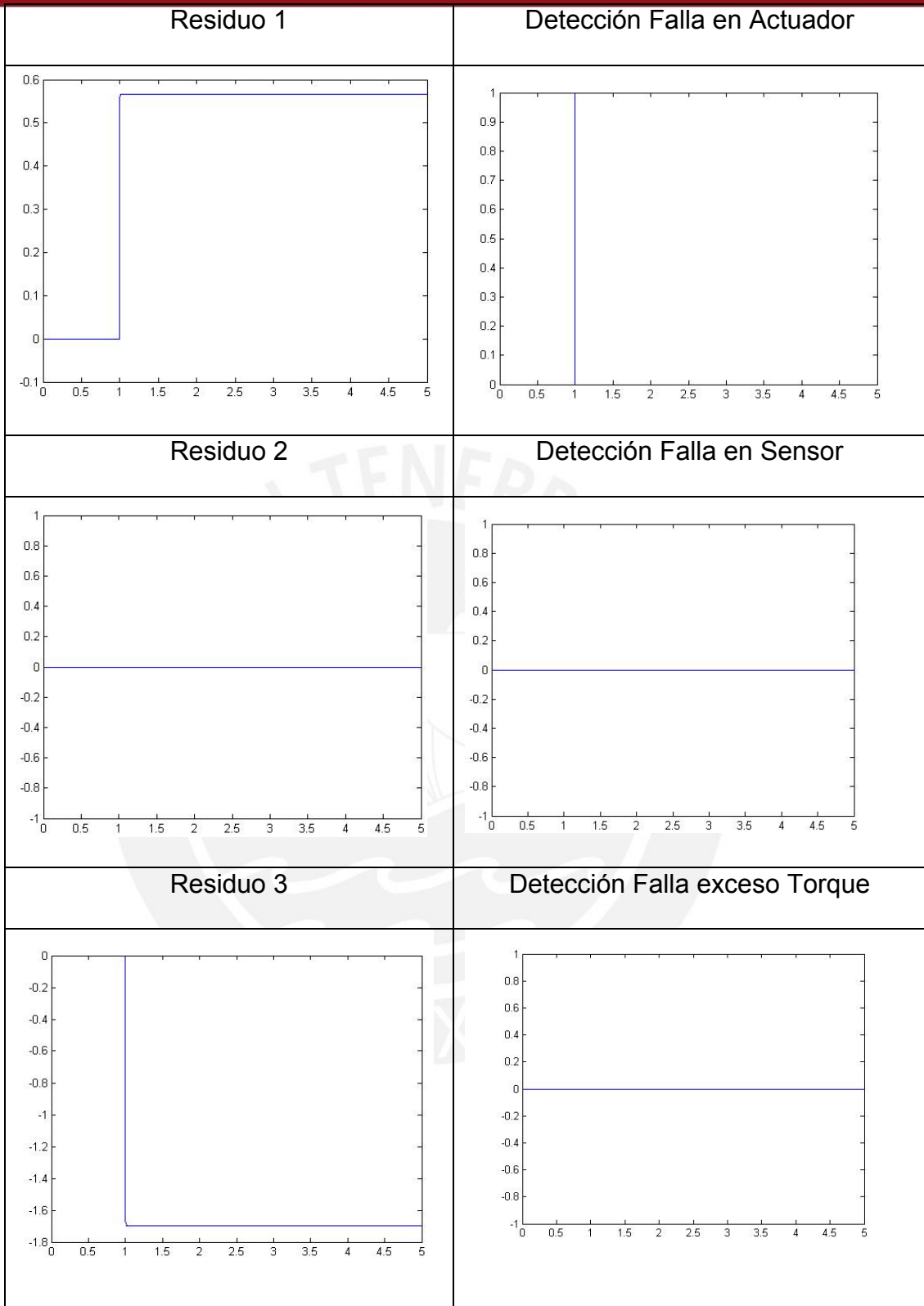


Figura 4.6: Respuesta frente a una falla escalón en el sensor

En la figura 4.7. se muestra la respuesta de los residuos y la detección de fallas frente a una falla producida en el actuador a los 10 segundos, con un ruido de 20%

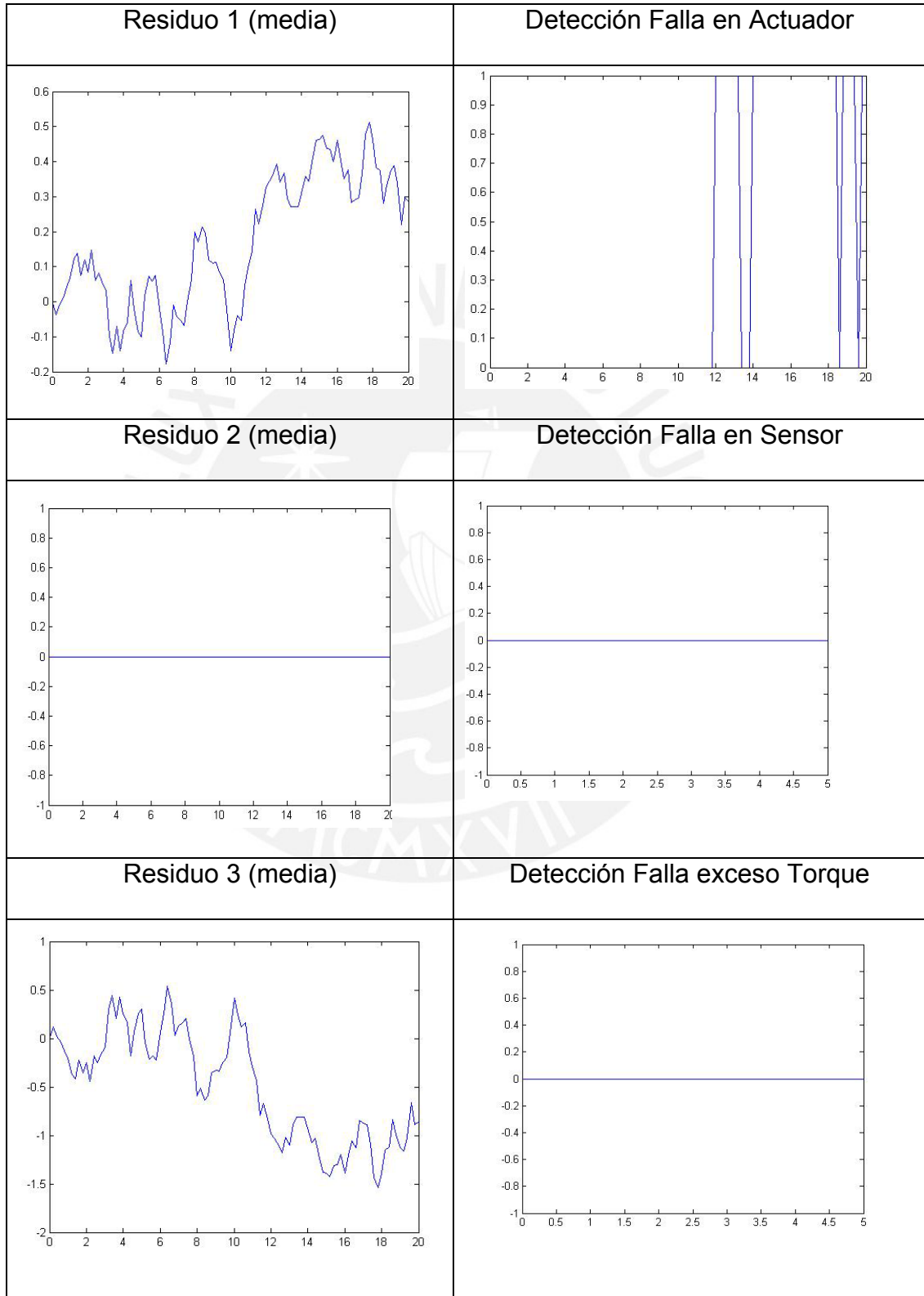


Figura 4.7. Respuesta frente a una señal con ruido

4.3 Pruebas usando Filtros Kalman

Se va a observar la detección de una falla escalón que se produce en el sensor, que genere una variación del 20 % en la velocidad del Motor DC, en el instante 1 segundo:

En la Figura 4.8, una respuesta rápida (más rápido a los dos anteriores), que cumple con la Tabla de Residuos estructurados que diseñada.

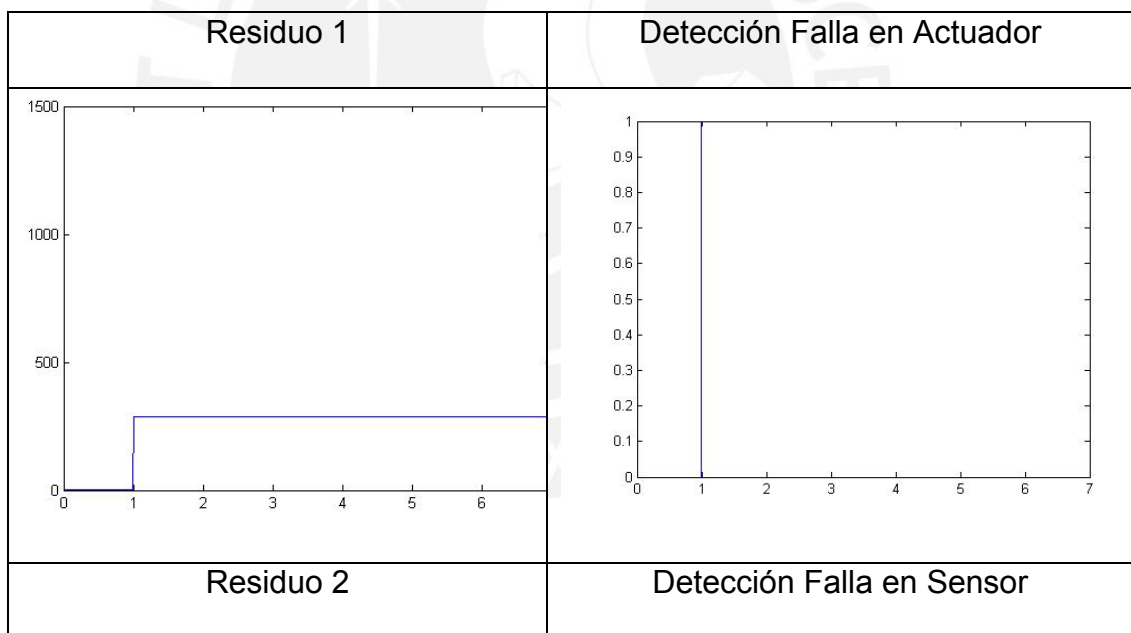


Figura 4.8.a: Respuesta frente a una falla escalón en el sensor

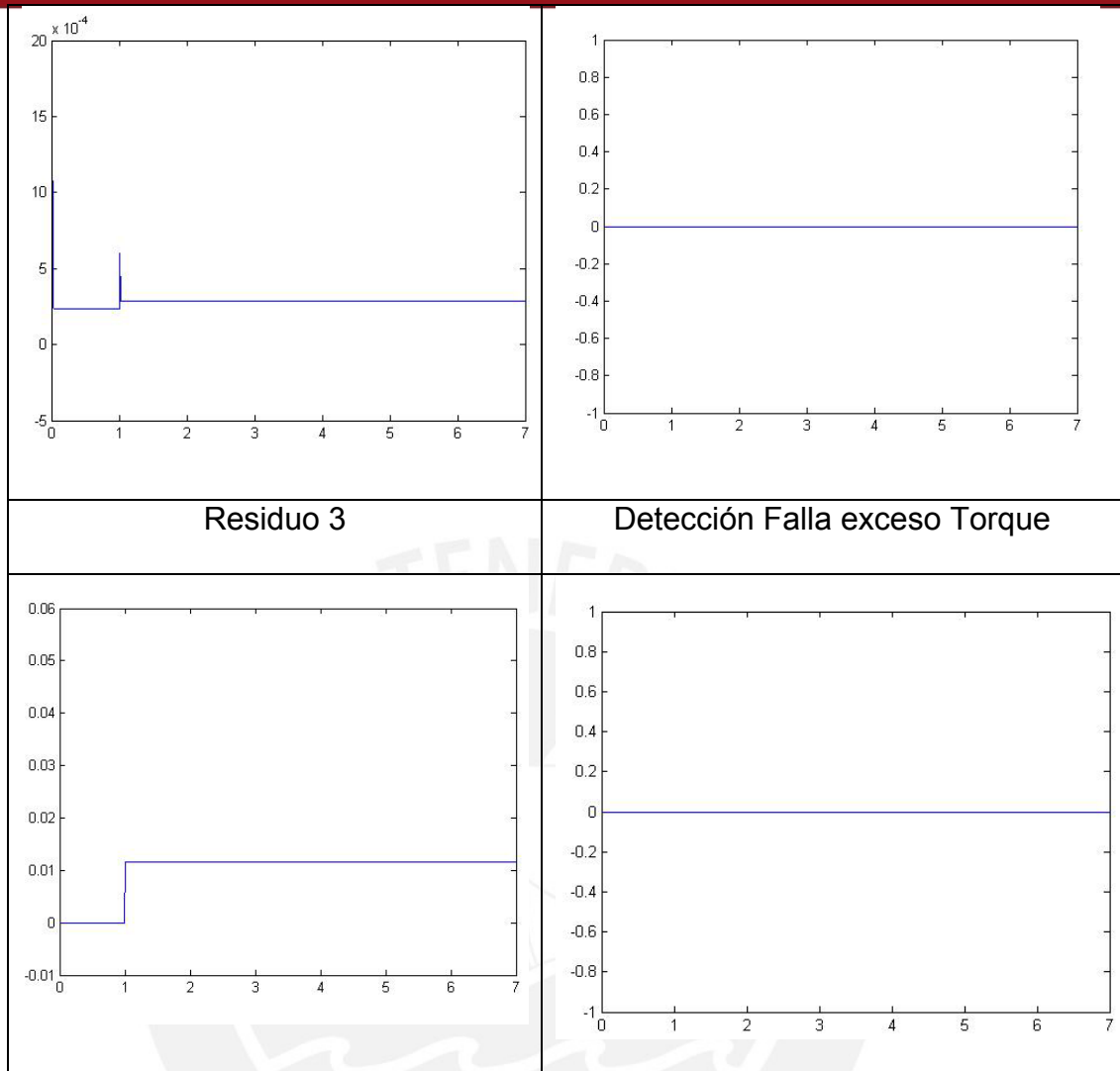


Figura 4.8.b: Respuesta frente a una falla escalón en el sensor

En la figura 4.9. se muestra la respuesta de los residuos y la detección de fallas frente a una falla producida en el actuador a los 10 segundos, con un ruido de 20%

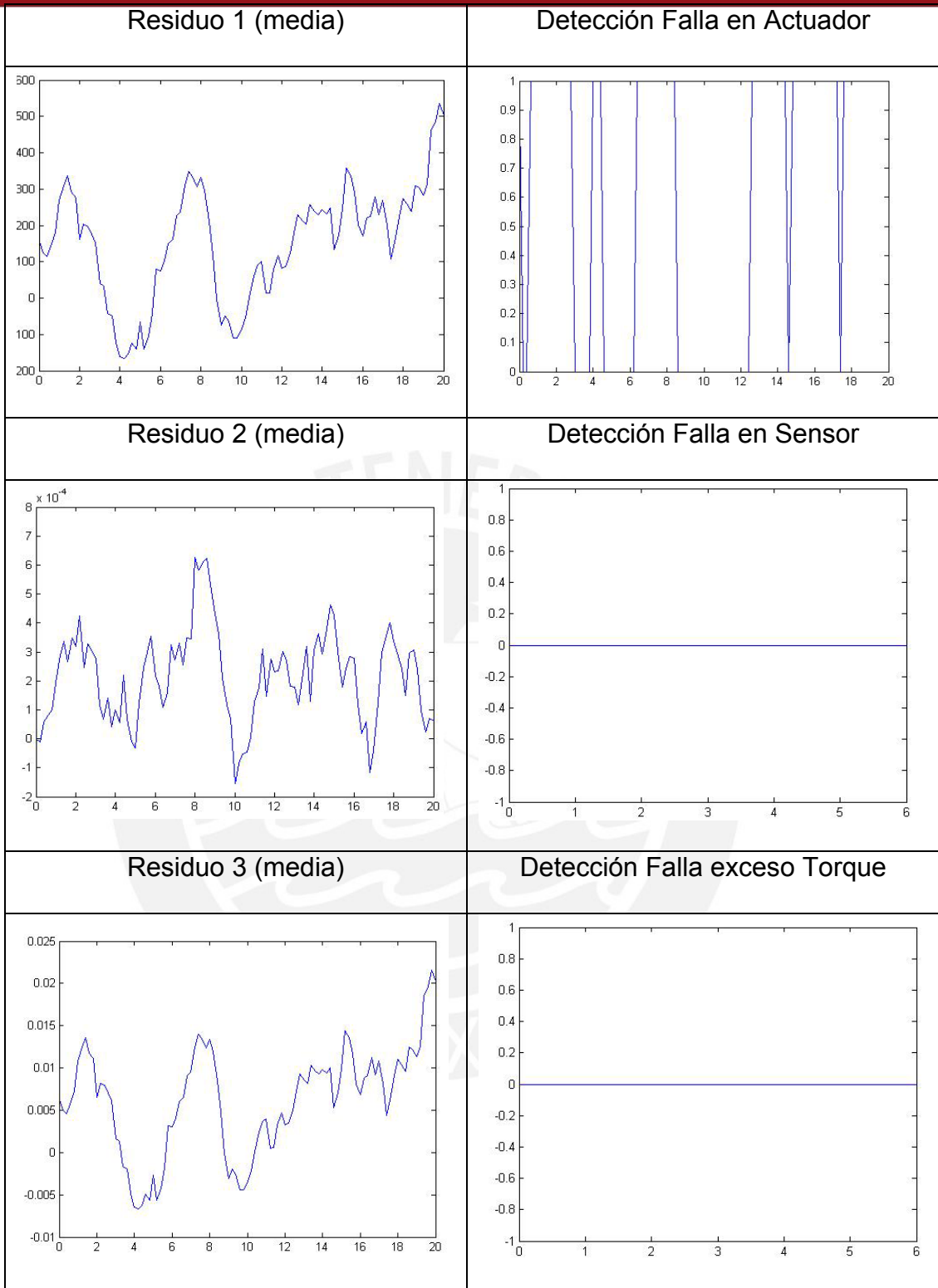


Figura 4.9. Respuesta frente a una señal con ruido

4.4 Análisis de Resultados

En base a los resultados obtenidos, como se observa en la tabla 4.1, en relación al tiempo de respuesta, sería más eficiente el método basado en filtros Kalman, con un tiempo de Detección de Falla muy similar al obtenido por el Observador de Luenberger.

O. GPI	O. Luenberger	Filtro Kalman
0.63 segundos	0.02 segundos	0.01 segundos

Tabla 4.1: Tiempo de respuesta frente a falla en el sensor

El uso de observadores GPI en Detección de Fallas posibilita la Identificación de Fallas, siendo posible determinar aproximadamente la magnitud de la falla producida. Como se mostró en la figura 4.5 se identificó la magnitud de falla producida por el actuador.

Como se observa en la tabla 4.4, 4.7 y 4.9, mediante la prueba que se hizo con una señal ruidosa del 20% de amplitud, se pudo observar que fue más eficiente el observador GPI aunque demoró aproximadamente 2 segundos en detectar la falla, la detectó correctamente sin presentar intermitencias y falsas alarmas.

	O. GPI	O. Luenberger	Filtro Kalman
Observación:	Correcta detección de falla	Detecta la falla pero de forma intermitente.	Detecta la falla/ presenta falsas alarmas

Tabla 4.1: Respuesta frente a señal ruidosa de 20%

CONCLUSIONES

Se ha llevado a cabo el diseño de un Sistema de Detección de Fallas para un motor DC, con el cual se demostró que el observador GPI es eficaz como Generador de Residuos, debido a su capacidad de generar una aproximación bastante precisa de las perturbaciones que se producen.

El Sistema de Detección de Fallas basado en GPI, demostró ser robusto y desacoplado, lo cual lo hace aplicable en procesos industriales, ofreciendo como beneficio adicional, la posibilidad de hallar la magnitud de la falla producida.

Se ha desarrollado una metodología de diseño de Sistemas de Detección de Fallas basados en observadores GPI, observador de Luenberger y Filtros Kalman, lo cual permite realizar un análisis comparativo de eficiencia.

En términos de tiempo de respuesta, el Sistema de Detección de Fallas más eficiente fue el diseñado con Filtros Kalman, el cual tiene como beneficio que no necesita un sistema adicional para obtener la inmunidad al ruido. En términos de robustez ante ruidos el Observador GPI es el más eficiente, ya que no presenta falsas alarmas en la detección de la falla.

RECOMENDACIONES

En el presente Trabajo de Tesis se pudo realizar la Detección de Fallas correctamente, sin embargo si se hubiera tenido un modelo más preciso y en el cual se modelen las fallas comunes que se dan en el motor, se podría realizar la Detección para un número mayor de Fallas

Después de la Etapa de Diseño del Sistema de Detección de Fallas, que se realizó en el presente Trabajo de Tesis, sería bueno que se pase a la Implementación del algoritmo diseñado.

También sería interesante combinar la Detección de Fallas basado en los Observadores Proporcional Integral Generalizado que se planteó, con la contraparte del Observador, que es el Controlador Proporcional Integral Generalizado GPI, así además de detectar las fallas, se va a poder controlar al Motor DC, sin que se vea afectado o atenuando las fallas y perturbaciones en la salida, ya que si su implementación fuera en una planta industrial pese a que se presenten fallas y se detecten no se vería afectada la producción, mientras se toman las medidas necesarias para solucionar la falla.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] R, Isermann, Fault-diagnosis systems: an introduction from fault detection to fault tolerance, Springer, 2006
- [2] Alcorta García Efraín: “Detectando falla mediante redundancia analítica” en Ingenierías, Vol IV, No. 11, abril-junio 2001
- [3]Chen J. y Patton R.J., Robust model based fault detection for dynamic systems, Kluwer Academic Publishers, 1999
- [4] Silva Carranza, Flor. *Detección y Estimación de Fallas en el Motor de Inducción Mediante Reconstructores de Estado: un Enfoque Algebraico-Diferencial*. Instituto Tecnológico Minatallán. Maestría en Ciencias en Ingeniería Electrónica, 2008
- [5] Sira H., Luviano, A, Cortez, H. “Control lineal de sistemas no lineal diferencialmente planos” incompleto falta autor editorial año. RIAI, Enero 2011, Vol 8, Num 1
- [6] Luenberger D., “Observing the State of a Linear System”. IEEE Transactions on Military Electronics, abril 1974, pp 74 – 80.
- [7] Tesis Jan Dubois F. Diseño de un Sistema de detección de Fallas basado en Filtros de Kalman par un Motor DC. Ingeniero Electrónico 2011.

- [8] J. J. Gertler, *Fault Detection and Diagnosis in Engineering Systems*. Marcel Dekker, 1998.
- [9] Rodriguez M., Hernández M., Sánchez R., “Fault Detection for Induction Motor by Using Parity equations”. XVIII International Congress of Electronic, Electrical and Systems Engineering – IEEE INTERCON 2011, 2011
- [10] S. J. Chapman, *Maquinas Electricas*. Mc Graw Hill, 3era edición, 2000.
- [11] B. Kuo. *Sistemas de control automático*. Prentice Hall, 7ma edición, 1996
- [12] D.R. Espinoza-Trejo “Detección y Aislamiento de Conjuntos de Fallas de Estator para el Motor de Inducción: Un Enfoque Geométrico”. XVIII International Congress of Electronic, Electrical and Systems Engineering – IEEE INTERCON 2011, 2011
- [13] Lootsma Tako F. *Observer-base Fault Detection and Isolation for Nonlinear Systems*. Aalboor University, Department of Control Engineering, PhD. Thesis, 2001
- [14] R. Seliger, P. M. Frank. “Fault-Diagnosis by Disturbance Decoupled Nonlinear Observers”. Proceedings of the 30th Conference on Decision and Control. New York. 1991. pp. 2248-2253.