

INSTITUTO TECNOLÓGICO Y DE ESTUDIOS SUPERIORES DE  
MONTERREY  
CAMPUS MONTERREY  
PROGRAMA DE GRADUADOS EN MECATRÓNICA Y TECNOLOGÍAS  
DE INFORMACIÓN



**TECNOLÓGICO  
DE MONTERREY®**

DETECCIÓN Y DIAGNÓSTICO DE FALLAS EN SENSORES DE UN  
MOTOR DE CORRIENTE DIRECTA

TESIS

PRESENTADA COMO REQUISITO PARCIAL  
PARA OBTENER EL GRADO ACADÉMICO DE:

MAESTRO EN CIENCIAS

CON ESPECIALIDAD EN AUTOMATIZACIÓN

POR

MIGUEL ÁNGEL LÓPEZ GONZÁLEZ

MONTERREY, NUEVO LEÓN, MÉXICO, ENERO 2009

©Copyright por Miguel Ángel López González, 2009

Todos los Derechos reservados

La totalidad de las ideas y contribuciones corresponden a Miguel Ángel López González. Este documento de tesis fue en su totalidad editado por el tesista.

INSTITUTO TECNOLÓGICO Y DE ESTUDIOS SUPERIORES DE  
MONTERREY  
CAMPUS MONTERREY

DIVISIÓN DE MECATRÓNICA Y TECNOLOGÍAS INFORMACIÓN  
PROGRAMA DE GRADUADOS EN MECATRÓNICA Y  
TECNOLOGÍAS DE INFORMACIÓN

Los miembros del comité de tesis recomendamos que la presente tesis del ingeniero Miguel Ángel López González sea sea aceptada como requisito parcial para obtener el grado académico de Maestro en:

**Maestro en ciencias con especialidad en Automatización**

COMITÉ DE TESIS

---

Dr. Rubén Morales Menéndez  
Asesor

---

Dr. Federico Guedea Elizalde  
Sinodal

Ing. Artemio Aguilar Coutiño  
Sinodal

---

Dr. Joaquín Acevedo Mascarúa  
Director de Investigación y Posgrado  
Escuela de Ingeniería  
Enero 2009

DETECCIÓN Y DIAGNÓSTICO DE FALLAS EN SENSORES DE UN  
MOTOR DE CORRIENTE DIRECTA

POR

MIGUEL ÁNGEL LÓPEZ GONZÁLEZ

**TESIS**

Presentada al Programa de Graduados en Mecatrónica  
y Tecnologías de Información

Este trabajo es requisito parcial para obtener el grado de Maestro  
en: CIENCIAS CON ESPECIALIDAD EN AUTOMATIZACIÓN

INSTITUTO TECNOLÓGICO Y DE ESTUDIOS SUPERIORES DE  
MONTERREY

ENERO 2009

# Agradecimientos

Antes que todo quisiera agradecer a mi asesor el doctor Rubén Morales Menéndez por el interés, la paciencia, sugerencias, las asesorías, por las herramientas necesarias para la elaboración de esta tesis y oportunidad de trabajar e investigar en un proyecto sumamente interesante para mí. Gracias por guiarme a través de estos últimos años, gracias por las ideas las cuales enriquecieron de manera importante este trabajo y por el ánimo cuando las cosas no salían como se había planeado.

Agradecimientos a mi comité de tesis el Dr Federico Guedea Elizalde por el tiempo dedicado a la revisión de este proyecto. Al M.C Artemio Aguilar Coutiño por sus sugerencias, por su accesibilidad para discutir temas relacionados al caso de estudio, por su conocimiento y experiencia que contribuyeron significativamente.

Mis más grandes agradecimientos a los profesores de la maestría por compartir su experiencia y conocimientos para superarme personal e intelectualmente. Agradecimientos a Alfonso Guisop por su importante apoyo en la parte experimental del presente trabajo.

A mis compañeros y amigos de maestría que estuvieron en momentos de tensión Paul Roug, Iván Ordaz, Jaime López, Alfredo Jacobo y a Juan Carlos Romero. A mis compañeros de trabajo en los laboratorios de mecatrónica Juan Carlos Tudon, Mario Jorge Claros y Aldo Cedillo Brett que me ayudaron en el primer periodo como instructor y a todos los instructores por gran apoyo.

Agradezco a mis compañeros de casa Lupita, Paloma, Diego, Ivan, Gaby, Indira y Gery por hacer que la estancia en la casa fuera agradable y divertida. Por aguantar mis regaños y tolerar mis defectos.

Particularmente quiero agradecer a Andrea Carolina por el apoyo en los últimos años en la escuela, por su comprensión, cuidado, por estar conmigo en los momentos buenos y malos y por el gran amor que me ha dado.

Finalmente agradezco al Tecnológico de Monterrey por permitir realizar mi estudio de posgrado, al departamento de mecatrónica por permitirme trabajar como asistente de docencia y con ello reafirmar mis conocimientos y vivir experiencia inolvidable en mi vida.

# Dedicatoria

## **A mis padres:**

### **Rolando y Cristina**

Por apoyarme en todas mis decisiones, por sus consejos, por la motivación para seguir adelante y por todo el amor que me brindan día con día.

## **A mis hermanos**

### **Sheila y Jesús**

Por su ejemplo de dedicación por hacer bien las cosas, por el apoyo moral en momentos difíciles y por los momentos divertidos que pasamos juntos.

## **A mi Familia**

Dedicatoria especial a mis tías Pilar y Chelito por apoyarme incondicionalmente en todo y por sus buenos consejos. A todos mis tíos, tías, primas y primos con los que he pasado momentos divertidos y de gran enseñanza para vida.

# Resumen

El area de detección y diagnóstico de fallas esta ligada directamente al diseño de nuevos sistemas o procesos, debido a los altos índices de seguridad requeridos hoy en día. Detectar fallas a tiempo puede evitar daños graves a los procesos, maquinárias e inclusive a seres humanos.

Se propone un sistema de Detección y Diagnóstico de Fallas (FDD por sus siglas en ingles, *Fault Detection and Diagnosis*) basado en observadores para fallas aditivas en sensores. Tres diferentes tipos de fallas (falla abrupta, ruido en el sensor y falla gradual) son introducidas; la falla abrupta causa que el sensor presente un sesgo en la lectura. La falla por ruido causa que la salida del sensor presente ruido grande. La falla gradual se presenta normalmente por el desgaste de componentes electrónicos o mecánicos debido al uso del sensor por largos periodos de tiempo; causando que la salida del sensor varia lentamente.

Se propusieron dos modelos lineales para representar el comportamiento de la corriente y velocidad en el motor sin falla, estos modelos fueron utilizados para el diseño del observador que es el generador de residuos. Las fallas se detectan y aíslan con un banco de observadores, el diagnóstico se lleva acabo analizando el comportamiento de la media y desviación estandar de los residuos generados por los observadores. El desempeño del sistema FDD propuesto para detectar y diagnosticar las fallas se pone a prueba en sensores utilizados para monitorear un motor de corriente directa colocado en el módulo del volante de un sistema de Dirección por Cable (SBW por sus siglas en ingles, *Steer by Wire*). El sistema FDD utiliza solamente la señal de excitación que es el voltaje, y la salida de los sensores corriente y velocidad.

Los resultados mostraron que el sistema FDD logro detectar todas las fallas en aproximadamente 1 segundo para el sensor de corriente bajo las condiciones de operación establecidas y para las fallas propuestas, el tiempo de diagnóstico fue de 2 segundos debido al procesamiento del cálculo de los índices estadísticos. Para el sensor de velocidad se detectaron 4 falsas alarmas causadas principalmente porque el sistema opera en lazo abierto y las perturbaciones afectan severamente a la velocidad a la que gira el motor de CD.

# índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Motivación . . . . .	2
1.2. Descripción del problema . . . . .	2
1.3. Objetivos . . . . .	2
1.4. Trabajos relacionados . . . . .	3
1.5. Contribuciones . . . . .	3
1.6. Organización de la Tesis . . . . .	3
<b>2. Marco Teórico</b>	<b>5</b>
2.1. Detección y diagnóstico de fallas . . . . .	5
2.2. Estado del arte . . . . .	7
<b>3. Plataforma Experimental</b>	<b>12</b>
3.1. Descripción general . . . . .	12
3.2. Descripción y funcionamiento de los instrumentos . . . . .	14
3.2.1. Motorde CD. . . . .	14
3.2.2. Chasis cRIO con controlador . . . . .	14
3.2.3. Tarjeta NI 9505. . . . .	15
3.2.4. Encoder . . . . .	16
3.2.5. Tarjeta NI 9206 . . . . .	17
3.3. Software . . . . .	17
3.3.1. Descripción de la interface . . . . .	17
<b>4. Método de Diagnóstico</b>	<b>20</b>
4.1. Clasificación de modelos . . . . .	20
4.2. Detección de falla utilizando observadores . . . . .	21
4.2.1. Detectando fallas aditivas . . . . .	23
4.2.2. Aislamiento de fallas con observadores . . . . .	24



<b>5. Resultados Experimentales</b>	<b>25</b>
5.1. Diseño de experimentos . . . . .	25
5.1.1. Identificación del sistema . . . . .	26
5.1.2. Descripción de fallas en los sensores . . . . .	32
5.2. Funcionamiento del sistema FDD . . . . .	35
5.3. Análisis ROC y selección de límites de detección . . . . .	37
5.4. Resultados en línea . . . . .	40
5.4.1. Detección de Fallas en el sensor de corriente . . . . .	40
5.4.2. Análisis de los residuos . . . . .	44
5.4.3. Resultados fuera del rango de operación . . . . .	45
<b>6. Discusión de resultados</b>	<b>47</b>
6.1. Discusión de los modelos obtenidos para los observadores . . . . .	47
6.2. Discusión del sistema FDD . . . . .	48
<b>7. Conclusiones y trabajo futuro</b>	<b>51</b>
7.1. Modelos utilizados en los observadores . . . . .	51
7.1.1. Detección de fallas . . . . .	52
7.1.2. Diagnóstico de fallas . . . . .	53
7.1.3. Eficiencia del sistema FDD para el sensor de corriente . . . . .	53
7.1.4. Eficiencia del sistema FDD para el sensor de velocidad . . . . .	53
7.2. Trabajo futuro . . . . .	54
<b>A.</b>	<b>58</b>
<b>B.</b>	<b>60</b>
<b>C.</b>	<b>62</b>
C.1. Procedimiento para la modelación de la corriente del motor de CD. . . . .	62
<b>D.</b>	<b>66</b>
D.1. Selección de límites de detección para el sensor de velocidad . . . . .	66
D.2. Detección y diagnóstico de fallas en el sensor de velocidad . . . . .	68
<b>E.</b>	<b>74</b>
E.1. Descripción de pantallas en LabView . . . . .	74
E.1.1. Descripción de las pantallas de identificación . . . . .	74
E.1.2. Modelo en tiempo continuo . . . . .	74
E.1.3. Modelo ARX . . . . .	75
E.2. Interfaz de monitoreo del motor . . . . .	76

E.2.1. Pantalla principal . . . . .	76
E.2.2. Detección de fallas . . . . .	77

# índice de cuadros

1. Descripción de variables y símbolos. . . . .	<b>X I V</b>
2.1. Resumen de publicaciones recientes. . . . .	10
2.2. Continuación del resumen de las publicaciones. . . . .	11
5.1. Estado normal del sistema . . . . .	26
5.2. Experimentos utilizados para evaluar el desempeño del sistema FDD. . . . .	35
5.3. Análisis ROC para la elección del límite de la media para el sensor de corriente. . . . .	38
5.4. Análisis ROC para la elección del límite de la desviación estándar para el sensor de corriente. . . . .	39
5.5. Análisis de fallas abruptas en el sensor de corriente fuera del rango de operación. . . . .	46
D.1. Análisis ROC para la elección del límite de la media para el sensor de velocidad. . . . .	66
D.2. Análisis ROC para la elección del límite de la desviación estándar para el sensor de velocidad. . . . .	67
D.3. Análisis de fallas abruptas en el sensor de velocidad. . . . .	69
D.4. Análisis de fallas por ruido en el sensor de velocidad. . . . .	71
D.5. Análisis de fallas graduales en el sensor de velocidad. . . . .	72

# índice de figuras

2.1. Sistema FDD. . . . .	6
2.2. Etapas para un sistema FDD basado en modelos. . . . .	6
3.1. Modulo del volante. . . . .	12
3.2. Plataforma experimental. . . . .	13
3.3. Motorde CD. . . . .	14
3.4. Chasis cRio con controlador. . . . .	14
3.5. Tarjeta Ni9505. . . . .	15
3.6. Esquema de conexiones da la tarjeta NI 9505. . . . .	16
3.7. Encoder. . . . .	16
3.8. Tarjeta NI 9206. . . . .	17
3.9. Pantalla principal de monitoreo y control. . . . .	18
3.10. Pantalla para el monitoreo de residuos. . . . .	19
4.1. Principio de los observadores. . . . .	21
4.2. Observadorde estados. . . . .	23
4.3. Bancos de observadores. . . . .	24
5.1. Corriente en condiciones normales de operación. . . . .	27
5.2. Velocidad en condiciones normales de operación. . . . .	27
5.3. Pantalla principal de identificación. . . . .	28
5.4. Validación del modelo para la corriente. . . . .	29
5.5. Validación del modelo para la velocidad. . . . .	30
5.6. Proceso de identificación. . . . .	31
5.7. Modelo del sistema. . . . .	31
5.8. Error de estados del observador. . . . .	32
5.9. Esquema de fallas en los sensores. . . . .	33
5.10. Falla abrupta. . . . .	34
5.11. Falla incipiente. . . . .	34

5.12. Falla de ruido en el sensor . . . . .	35
5.13. Estructura del sistema FDD. . . . .	36
5.14. Análisis ROC para los residuos de la corriente. . . . .	39
5.15. Residuo por falla abrupta en el sensor de corriente. . . . .	41
5.16. Residuo en el observador de velocidad . . . . .	41
5.17. Estadísticos del residuo por falla abrupta en el sensor de corriente. . . . .	42
5.18. Residuo por falla de ruido en el sensor de corriente. . . . .	42
5.19. Estadísticos del residuo por falla de ruido en el sensor de corriente. . . . .	43
5.20. Residuo por falla gradual en el sensor de corriente. . . . .	43
5.21. Estadísticos del residuo por falla gradual en el sensor de corriente. . . . .	44
5.22. Gráfica de cambios estadísticos en el sensor de corriente. . . . .	44
5.23. Comportamiento del residuo fuera del rango de operación. . . . .	46
5.24. Residuo ante falla fuera del rango de operación. . . . .	46
C.1. Señal de corriente. . . . .	62
C.2. Señal de corriente filtrada . . . . .	63
C.3. Señal de entrada para identificación . . . . .	63
C.4. Validación del modelo de corriente. . . . .	64
C.5. Modelo de corriente de primer orden. . . . .	65
C.6. Validación del modelo de velocidad . . . . .	65
D.1. Análisis ROC para los residuos del sensor de velocidad. . . . .	68
D.2. Residuo por falla abrupta en el sensor de velocidad . . . . .	68
D.3. Estadísticos del residuo por falla abrupta en el sensor de velocidad. . . . .	69
D.4. Residuo por falla de ruido en el sensor de velocidad. . . . .	70
D.5. Estadísticos del residuo por falla de ruido en el sensor de velocidad. . . . .	71
D.6. Residuo por falla gradual en el sensor de velocidad. . . . .	72
D.7. Estadísticos del residuo por falla gradual en el sensor de velocidad . . . . .	72
D.8. Gráfica de cambios estadísticos en el sensor de velocidad. . . . .	73
E.1. Pantalla de identificación. . . . .	75
E.2. Pantalla para obtener un modelo ARX. . . . .	75
E.3. Pantalla principal de control. . . . .	76
E.4. Pantalla de detección de fallas. . . . .	78
E.5. Elemento indicador de falla. . . . .	78

Cuadro 1: Descripción de variables y símbolos.

<b>Símbolo</b>	<b>Descripción</b>	<b>Dimensión</b>	<b>Unidades</b>
<b>u</b>	Señal de control	Escalar	R+
<b>u(k)</b>	Vector de entrada	Vector de $n \times r$	R+
<b>y</b>	Señal de salida	Escalar	R+
<b>y(k)</b>	Vector de salida	Vector de $m \times n$	R+
<b>x(k)</b>	Vector de estados	Vector de $m$	R+
<b>z(k)</b>	Vector de salida con falla	Vector de $m \times n$	R+
<b>e(k)</b>	Error de estados	Escalar	R+
<b>x(k)</b>	Vector de estados del observador	Vector de $r$	R+
<b>y(k)</b>	Vector de salida del observador	Vector de $m$	R+
<b>Ke</b>	Matriz de retroalimentación del observador	vector de $r \times 5$	R
<b>fl(k)</b>	Vector de fallas aditivas a la entrada	$m \times 1$	R+
<b>fm(k)</b>	Vector de fallas aditivas a la salida	$r \times 1$	R+
<b>r</b>	Residuo	Escalar	R+
<b>A</b>	Matriz de transición de estados	Matriz de $n \times n$	R+
<b>B</b>	Matriz de entrada	Matriz de $m \times n$	R+
<b>C</b>	Matriz de salida	Matriz de $n \times r$	R+
<b>D</b>	Matriz de transmisión directa	Matriz de $m \times r$	R+
<b>M</b>	Matriz de entrada de la falla	Matriz de $r \times 1$	R+
<b>L</b>	Matriz de entrada de la falla	Matriz de $m \times 1$	R+
<b>V</b>	Voltaje	Escalar	Volt
<b>A</b>	Corriente	Escalar	Ampere
<b>s</b>	Segundo	Escalar	Tiempo

# Capítulo 1

## introducción

Como símbolo de progreso y modernidad en el área ingenieril con mayor frecuencia son diseñados sistemas automáticos en donde la seguridad juega un papel muy importante para el ser humano, por ejemplo, en sistemas aeroespaciales, procesos nucleares, sistemas automotrices y otros. Mientras más automatizado este un proceso aumenta su grado de complejidad y se vuelve más propenso a fallas que pueden causar graves daños de consecuencias mayores, tanto pérdidas económicas como de vidas humanas.

Un ejemplo, es lo ocurrido en Chernobil donde un aumento rápido de potencia en un reactor produjo el sobrecalentamiento del núcleo del reactor nuclear, provocando la explosión de hidrógeno acumulado en su interior. El desgaste de sensores, actuadores, uso inadecuado de elementos de control, mal diseño, planeación inadecuada y una mala calidad de su construcción provocan fallas en estos procesos [N. Schlager, 1996].

El interés por desarrollar sistemas de detección y diagnóstico de fallas (FDD<sup>1</sup>) que juegan un papel muy importante en los sistemas de supervisión ha ido en aumento para evitar accidentes como el ocurrido en Chernobil. En el área automotriz la automatización no se ha quedado atrás y cada vez se utilizan más sensores y actuadores eléctricos en sistemas de control.

Nuevos sistemas electromecánicos se están implementando sustituyendo a elementos puramente mecánicos e hidráulicos, por ejemplo en la sección de frenado, en la dirección y en algunas bombas mecánicas [Mástrur *et al.*, 2005]. Algunos de estos nuevos sistemas utilizan el motor de corriente directa (motor de CD) como elemento actuador otorgándole una gran responsabilidad en el funcionamiento completo del vehículo. Es decir si algún elemento que compone al sistema de control del motor o el mismo motor falla se puede ocasionar un accidente catastrófico. En el presente proyecto se diseña un sistema FDD para detectar fallas en los sensores del módulo del volante del sistema *Steer by Wire* (SBW<sup>2</sup>) ubicado en el laboratorio de autotrónica del Tecnológico de Monterrey.

<sup>1</sup>FDD = Fault Detection and Diagnosis

<sup>2</sup>SBW = Steer By Wire

## **1.1. Motivación**

La seguridad juega un papel muy importante en la toma de nuestras decisiones día con día, es por esto, que es de gran interés el diseño e implementación de sistemas de detección y diagnóstico de fallas (FDD) en sistemas y procesos, para poder detectar fallas tempranas y así poder evitar pérdidas humanas y económicas.

La automatización de procesos y sistemas van de la mano con el diseño de sistemas FDD, para asegurar tanto la calidad de productos, estado óptimo de equipos de trabajo y principalmente el bienestar del ser humano.

Conforme avanza la tecnología los procesos son más complejos utilizando un mayor número de sensores y actuadores haciendo impráctico el diseño de sistemas que utilizan redundancia de sensores para detectar fallas.

Nuevos métodos se están desarrollando para detectar fallas utilizando redundancia analítica, que consiste en simular el proceso y mediante diferentes técnicas detectar fallas, con esto se logra una reducción de espacio en el sistema y ahorro económico sin descuidar la seguridad.

## **1.2. Descripción del problema**

El uso de sensores redundantes para detectar y diagnosticar fallas causa altos costos en la implementación de sistemas FDD. El problema consiste en detectar y diagnosticar fallas en sensores utilizando un método de redundancia analítica para evitar el uso de sensores redundantes en un prototipo SBW, este prototipo cuenta con motor de corriente directa como principal actuador. El sistema SBW se encuentra en el Laboratorio de autotrónica del Tecnológico de Monterrey.

El comportamiento del motor presenta efectos no lineales como son zonas muertas y fricción dificultando su modelación, además diversos elementos afectan su comportamiento normal que hay que tomar en cuenta como son: el voltaje de la batería, cables de alimentación y la comunicación para el control.

## **1.3. Objetivos**

Diseñar un sistema de detección y diagnóstico de fallas en sensores utilizados para el monitoreo de un motor de corriente directa, el sistema es implementado en un sistema SBW y debe ser capaz de trabajar en línea. El sistema debe detectar y diagnosticar fallas en los sensores de corriente y velocidad en tiempo real. El método se basará en observadores dedicados para la detección y el aislamiento de fallas y para el diagnóstico se utilizarán herramientas estadísticas.



## 1.4. Trabajos relacionados

La necesidad de confiar en los sensores y actuadores para el diseño de sistemas de control y sistemas FDD para fallas internas del proceso, ha motivado en los últimos años el estudio e investigación de métodos que sustituyan la redundancia de sensores (redundancia física) para detectar fallas en las mediciones.

En la presente década se han publicado numerosos artículos enfocados a detectar y diagnosticar fallas en sensores y actuadores colocados en medios de transporte utilizando métodos avanzados, dejando atrás la redundancia de sensores ahorrando espacio y dinero en la implementación de estos sistemas.

Por ejemplo, en [Luo *et al.*, 2005b] se utilizan métodos gráficos como redes de petri, redes bayesianas y redes neuronales para detectar fallas en los sensores del motor de un automóvil. En [Jayakumar and Das, 2006] se utiliza un observador Luenberger sencillo para detectar fallas incipientes en los sensores que monitorean el sistema de control de vuelo electromecánico.

Algunas propuestas combinan dos o más métodos, por ejemplo en [Luo and Pattipati, 2005] se utilizaron observadores y ecuaciones de paridad para detectar fallas en el sistema de inducción de aire del motor de un automóvil.

Otras publicaciones van dirigidas a nuevos sistemas que están todavía bajo estudio para su implementación especialmente en automóviles, por ejemplo [Masrur *et al.*, 2005; Gadda *et al.*, 2007; Lee *et al.*, 2007] que tratan problemas de detección de fallas en sistemas por cable (by Wire).

En el capítulo 2 se presenta un estudio mas detallado sobre las publicaciones que tratan sobre sistemas FDD aplicados a sistemas SBW y aplicaciones que utilizan motores de CD.

## 1.5. Contribuciones

Las contribuciones de este trabajo de tesis son las siguientes.

- Diseño e implementación de un sistema FDD para detectar fallas en sensores en un motor de corriente directa utilizando un banco de observadores de estados.
- Desarrollo de una interfaz de monitoreo de corriente y velocidad. El sistema detecta en línea a tiempo real las posibles fallas.

## 1.6. Organización de la Tesis

La organización de la tesis es como sigue:

**El capítulo 2** presentará una introducción a los sistemas FDD, hace una revisión del estado del arte sobre métodos que utilizan redundancia analítica principalmente en artículos que tratan sobre fallas eléctricas y mecánicas en el área automotriz. Dirigiendo la investigación a publicaciones que tratan fallas en sistemas que utilizan motores de CD como el SBW.

**El capítulo 3** presenta y describe brevemente cada uno de los elementos así como el funcionamiento de la plataforma experimental utilizada para la implementación y validación del sistema FDD propuesto.

**El capítulo 4** hace una revisión del método de detección y diagnóstico de fallas que se emplea para detectar fallas en los sensores del caso de estudio propuesto.

**El capítulo 5** presenta el diseño de fallas para los dos sensores y analiza los resultados experimentales del método propuesto.

**El capítulo 6** presenta la discusión de los resultados obtenidos en la parte experimental, tanto del modelo en estado sin fallas del motor como del sistema FDD implementado.

**El capítulo 7** presenta las conclusiones finales, recomendaciones y trabajo futuro.

## Capítulo 2

# Marco Teórico

Este capítulo presenta una breve introducción a los principios básicos a los sistemas FDD describiendo las fases que lo conforman, mencionando la diferencia de los dos enfoques que se han utilizado principalmente para detectar fallas: redundancia física y analítica. Después se presenta una revisión del estado del arte de métodos y técnicas que utilizan redundancia analítica para detectar y diagnosticar fallas, dirigiéndose a los que se basan en modelos. La revisión de la literatura se enfoca principalmente a aplicaciones que utilizan motores de CD.

### 2.1. Detección y diagnóstico de fallas

Se puede dividir el proceso de detección y diagnóstico de fallas en dos fases [Isermann, 2006]. La primera parte consiste en detectar la falla al momento en que aparezca en el sistema y la segunda consiste en diagnosticar la falla por medio de síntomas analíticos, Figura 2.1.

La detección de fallas es posible gracias al monitoreo constante del proceso y la aplicación de algún método de detección y diagnóstico de fallas. La fase de diagnóstico de falla incluye el aislamiento de falla y su identificación, la parte de aislamiento indica las causas de la falla detectada y la parte de la identificación determina el tamaño, tipo y características de la misma.

Dos enfoques se han propuesto para la detección de fallas, una es la detección utilizando redundancia física que consiste en instalar múltiples sensores, es decir colocar dos o más instrumentos para obtener mediciones de una misma variable y detectar fallas mediante la comparación de estos. Por otra parte se encuentra la redundancia analítica que consiste en utilizar modelos matemáticos, base de datos históricos del proceso y conocimientos previos para poder comparar los valores medidos contra los valores esperados dados por un modelo nominal del sistema.

Comparando los enfoques anteriores la redundancia física tiene varias desventajas por ejemplo, es demasiado costoso para procesos grandes y complejos, además no puede ser implementado en ambientes con limitantes en tamaño

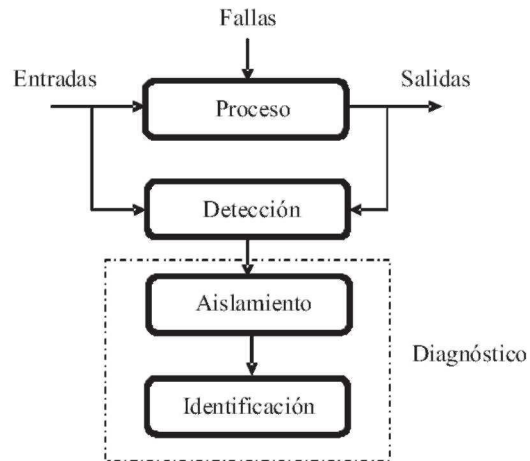


Figura 2.1: El aislamiento y la identificación están incluidos en el diagnóstico de fallas.

y peso. [Gertler, 1998] menciona dos etapas que se requieren para tener un sistema FDD basado en modelos, véase Figura 2.2 y consisten en:

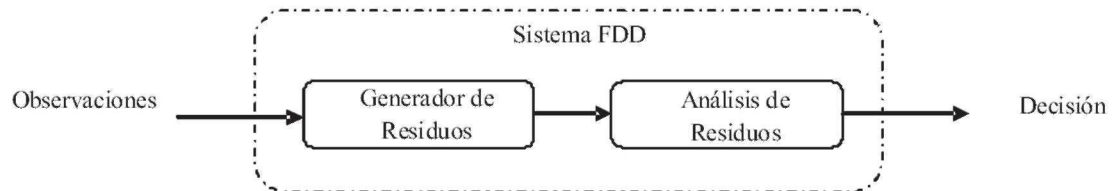


Figura 2.2: Después de generar los residuos es necesario realizar su evaluación.

- **Generador de residuos.** Parte del sistema que indica la existencia de una falla. Los residuos se pueden generar por diversos métodos, por ejemplo con observadores, relación de paridad, filtro kalman y estimación paramétrica.
- **Evaluador de residuos.** Etapa que hace posible el diagnóstico de fallas.

## 2.2. Estado del arte

Los sistemas FDD basados en modelos surgen aproximadamente a principios de los años 70's apoyados por la innovación de las microcomputadoras, las primeras publicaciones aparecen acompañados de los sistemas aeroespaciales y procesos químicos, al igual que los primeros libros escritos por [Pau L., 1981; D. M. Himmelblau, 1978] a finales de los 70's y principios de los 80's.

A mediados de los 80's [Nold and Isermann, 1986] realizaron una publicación sobre sistemas FDD basados en modelos y métodos de estimación, mientras [Gertler, 1988] y [Chow and Willsky, 1984] se enfocaron en métodos de relación de paridad. En 1998, [Gertler, 1998] resumió las características de sistemas FDD basados en modelos. La automatización de sistemas automotrices ha aumentado el uso de sensores y actuadores tal como paso con los sistemas aeronáuticos, incrementando el diseño de sistemas FDD. Al inicio los sistemas FDD en el área automotriz estuvieron enfocados principalmente a la supervisión del motor de combustión a través de las mediciones de los sensores (presiones de entrada de aire, temperaturas, voltajes, etc.).

Por ejemplo, en [Luo and Pattipati, 2005] se propone una arquitectura basada en agentes para un diagnóstico de fallas en tiempo real de un subsistema de inducción de aire para un motor de un automóvil. Se utilizaron ecuaciones de paridad y observadores no lineales para generar los residuos. En [Luo *et al.*, 2005b] se utilizaron técnicas basadas en modelos gráficos para el diagnóstico de fallas en el motor de un vehículo. Este artículo compara las tres técnicas de modelos: redes de petri, gráficas de flujo multiseñal y Redes Bayesianas.

Hoy en día sistemas electromecánicos se están implementando sustituyendo a elementos puramente mecánicos e hidráulicos por ejemplo en la sección de los frenos, la dirección y en algunas bombas mecánicas. Atendiendo la seguridad de estos nuevos sistemas, por ejemplo para los frenos anti-bloqueo en [Luo *et al.*, 2005a] se propuso el método de relación de paridad combinado con un observador no lineal.

En cuanto a la dirección del vehículo la tendencia va encaminada a utilizar motores de corriente directa como elemento actuador otorgándole gran responsabilidad en el funcionamiento del automóvil. Hasta ahora esta tecnología no ha sido implementada por la gran seguridad que el sistema requiere, es por eso que el estudio y diseño de sistemas FDD es de gran interés.

Varias propuestas se han publicado para la detección de fallas en motores de CD, por ejemplo, diferentes esquemas de relaciones de paridad se han propuesto para detectar fallas en sensores y actuadores utilizados para controlar motores de CD. [Chan *et al.*, 2006] utiliza el modelo de un motor proponiendo ecuaciones de paridad totalmente desacopladas, es decir los residuos generados son sensibles a fallas específicas de sensores y actuadores y están desacoplados del estado del sistema, de las no linealidades que no se conocen y de otras fallas. Los resultados son satisfactorios logrando identificar y aislar las fallas en los sensores y actuadores.

En [Moseler and Isermann, 2000] se propone estimar parámetros para detectar fallas en un motor de CD sin escobillas, que se utiliza como actuador para controlar la presión en una aeronave de uso comercial. La técnica propuesta demuestra que es posible el diagnóstico de fallas analizando pocas señales como es la velocidad del motor, el voltaje y la corriente de la bobina enfatizando que puede ser aplicado en tiempo real.

Una falla puede causar la variación de varios parámetros en el sistema y puede complicar la etapa de aislamiento de fallas. Para atacar este problema [Liu and Zhang, 2000] propuso un método que combina estimación paramétrica para la detección y una red neuronal perceptron multicapa para el aislamiento. Presentó buenos resultados en la simulación y mostró que la combinación de esta dos técnicas son efectivas para diagnosticar fallas en motores de CD. Una de las ventajas de la propuesta con respecto a otras es que se pueden estimar los parámetros sin necesidad de parar el motor sin carga.

Otra alternativa es el uso de observadores por ejemplo cuando los parámetros del motor no se conocen detalladamente, [Martinez *et al.*, 2004] propuso un observador de orden proporcionalmente reducido diseñado con técnicas diferenciales algebraicas para detectar fallas. El motor es colocado en un sistema de cinturón de seguridad que es un prototipo de laboratorio con inercia de una carga a través del cinturón, simulando la falla con un embrague electrónico. Los resultados experimentales demostraron la eficiencia de la técnica propuesta, el observador de orden reducido detecta la falla aun si los parámetros del motor y del cinturón no son exactamente conocidos siendo una característica especial del esquema propuesto.

Se han utilizado también observadores para detectar fallas en sensores relacionados con el control de un motor. En [Jayakumar and Das, 2006] se logra detectar fallas incipientes en sensores que ayudan al control de un motor de CD; se propuso un solo observador Luenberger y se empleó la redundancia analítica entre la posición lineal del actuador de posición, la velocidad en la flecha y la corriente del motor. El motor se encontraba en un sistema para el control de vuelo aeroespacial y como contribución extra se le agregó la ventaja de permitir la reconfiguración del sistema cuando se presentaba una anomalía para una operación libre de fallas. Los resultados fueron satisfactorios en base a simulaciones.

En el observador clásico el indicador de la falla está en función de la ganancia del observador y no es totalmente confiable para fallas pequeñas. Para solucionar esto [Chowdhury and Chen, 2007] proponen un observador modificado para la detección de fallas aplicado en el modelo de un motor de CD, para que el indicador de la falla sea independiente de la ganancia del observador. La simple modificación se realizó en el indicador de la falla el cual se aproxima a una información del residuo de la falla totalmente medible (ToMFIR<sup>1</sup>) en el límite si la función de la falla se aproxima a una constante.

En ocasiones es imposible diseñar un modelo del proceso que sea útil para la detección y diagnóstico de fallas y es por ello que se emplean métodos basados en el manejo de datos. Estos métodos trabajan con datos históricos

---

<sup>1</sup>ToMFIR = Total Measurable Fault Information Residual

del proceso y no necesitan del conocimiento detallado del mismo para lograr la detección de fallas. La clasificación de patrones es una de las técnicas más utilizadas en los métodos basados en el manejo de datos. Análisis de componentes principales PCA <sup>2</sup> es una técnica estadística multivariable muy poderosa para el análisis de datos [Detroja *et al.*, 2006].

PCA se ha utilizado para monitorear procesos, reconocimiento de rostros, compresión de imágenes y en identificación de fallas sin tener la limitante sobre la cantidad de datos a procesar. Por ejemplo en [Palma *et al.*, 2005] se propuso una técnica que combina PCA y matriz de influencia para detectar fallas multiplicativas (perimétricas) para sistemas lineales y no lineales pudiéndose aplicar a sistemas SISO y MIMO. La propuesta se puso a prueba en un motor de CD controlado por un controlador PI.

Los cuadros 2.1 y 2.2 hacen un resumen de las publicaciones revisadas sobre sistemas FDD que utilizan redundancia analítica principalmente en sistemas que utilizan motores de corriente directa, clasificando las publicaciones de acuerdo su a la aplicación, métodos utilizados y objetivos.

---

<sup>2</sup>PCA = Principal Component Analysis

Cuadro 2.1: Resumen de publicaciones recientes.

Referencia(año)	Objetivo/Método	Resultados	Aplicación
[Luo and Pattipati, 2005]	Arquitectura basada en agentes para detectar y diagnosticar fallas en actuadores y sensores	Fallas detectadas en tiempo real	Subsistema de inducción en un motor de combustión a gasolina
[Luo <i>et al.</i> , 2005b]	Modelos gráficos (redes de petri, redes bayesianas y graficas de flujo multiseñales) para el diagnóstico de fallas	Diagnóstico de fallas de sensores y actuadores en base a simulaciones	Sistema eléctrico del motor en un automóvil
[Luo <i>et al.</i> , 2005a]	Detectar fallas aditivas y paramétricas del sistema utilizando relaciones de paridad y un observador no lineal	Detección y diagnóstico de fallas en simulación	Sistema de frenos antibloqueo
[Chan <i>et al.</i> , 2006]	Detección e identificación de fallas múltiples utilizando ecuaciones de paridad	Detección y aislamiento de fallas en base a simulación	Motor de CD
[Moseler and Isermann, 2000]	Detectar fallas paramétricas mediante estimación paramétrica	Detección de fallas en el motor en base a simulaciones	Motor de CD sin escobillas
[Liu and Zhang, 2000]	Detectar fallas paramétricas mediante estimación paramétrica y el diagnóstico con una red neuronal perceptron multicapa	Cambios en los parámetros electromecánicos son detectados y aislados satisfactoriamente	Motor de CD de imán permanente



Cuadro 2.2: Continuación del resumen de las publicaciones.

[Martinez <i>et al.</i> , 2004]	Detectar fallas en un motor utilizando un observador de orden reducido	Detección de la falla en tiempo real	Motor de CD con escobillas
[Jayakumar and Das, 2006]	Detectar diferentes fallas en sensores utilizando un observador Luenberger	Detección de fallas en base a simulaciones	Motor de CD
[Chowdhury and Chen, 2007]	Detectar fallas paramétricas pequeñas mediante una modificación a un observador	Detección de fallas pequeñas en un mejor tiempo que un observador convencional	Motor de CD
[Palma <i>et al.</i> , 2005]	Detectar fallas paramétricas en sistemas dinámicos utilizando PCA	Fallas paramétricas y por perturbaciones son detectadas	Motor de CD

En base al cuadro anterior se puede ver que continúa el interés por desarrollar sistemas FDD que sustituyan los métodos de redundancia física. Las investigaciones previas demuestran que los métodos basados en modelos matemáticos y en manejo de datos ofrecen buenos resultados para la detección y el diagnóstico de fallas en sensores y/o fallas internas del proceso, tanto para procesos lineales como no lineales.

Sin embargo detectar fallas múltiples fue de los problemas frecuentes, al igual que la implementación en línea de los algoritmos propuestos. Otros puntos pendientes son detectar fallas rápidas y graduales, evaluar el método en sistemas no lineales y por último detectar fallas en control a lazo cerrado. Algunos autores recomendaron lo anterior como trabajo futuro.

En base a lo anterior el presente trabajo de tesis tuvo como propósito diseñar un sistema para detectar y diagnosticar fallas en sensores capaz de trabajar en línea, contribuyendo en los siguientes aspectos: detección y diagnóstico de 3 diferentes fallas en los sensores, sistema FDD basado en observadores convencionales probado experimentalmente y la programación e implementación del algoritmo en un solo programa para facilitar posteriormente su implementación en una computadora de automóvil contribuyendo a la implementación futura del sistema integral SBW.

## Capítulo 3

# Plataforma Experimental

Para evaluar el desempeño del sistema FDD se utilizó el sistema SBW desarrollado por la cátedra de autotrónica. Este capítulo está organizado de la siguiente manera. En la sección 3.1 se presenta un esquema general del sistema SBW. En la sección 3.2 se presenta la descripción y el funcionamiento de los instrumentos para generar y registrar los datos utilizados en el sistema FDD. En la sección 3.3 se presenta una breve descripción de software utilizado, así como de las pantallas de monitoreo y de detección de fallas, que en conjunto con la instrumentación hacen posible evaluar el algoritmo propuesto.

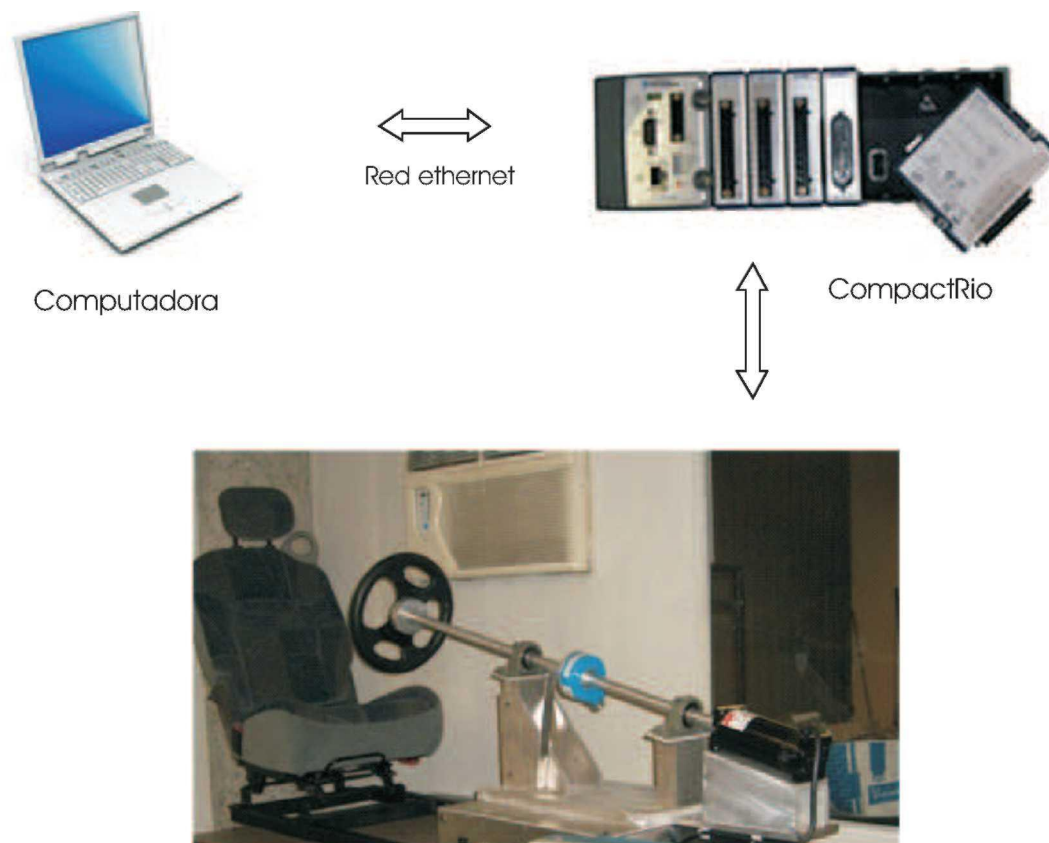
### 3.1. Descripción general

El módulo del volante en el sistema SBW se diseñó para simular el comportamiento de un volante en un automóvil lo más parecido posible. Está compuesto por una estructura de metal que sostiene un asiento de automóvil, un volante, un motor de CD de imán permanente, un encoder y una batería que alimenta al motor. El volante y el motor están sostenidos por una base de aluminio y alineados con unas chumaceras, Figura 3.1.



Figura 3.1: Sistema diseñado para el sistema steer by wire ubicado en el laboratorio de autotrónica.

La adquisición de datos se hizo por medio del cRIO<sup>1</sup> de National Instruments (NI) y una tarjeta de entradas análogas y para el control del motor se utilizó una tarjeta de uso específico. Para controlar y monitorear el sistema se utiliza un software programado en Labview, la Figura 3.2 muestra el esquema general del sistema.



Sistema steer by wire

Figura 3.2: La plataforma experimental está compuesta de 5 elementos: computadora, unidad CompactRio, encoder, motor y la armazón que sostiene el motor y volante.

En la Figura 3.2 se observa que el sistema es monitoreado por medio de una computadora conectada a través de la red Ethernet al chasis cRio, la comunicación por la red hizo posible monitorear y detectar fallas en el sistema de manera remota.

<sup>1</sup>cRIO = CompactRio

## 3.2. Descripción y funcionamiento de los instrumentos

### 3.2.1. Motor de CD

La función del motor de CD de imán permanente con escobillas es brindar la sensibilidad que se tiene en el volante de un automóvil común, en otras palabras, que el conductor sienta los movimientos acostumbrados del volante de acuerdo a la superficie por donde se dirige, Figura 3.3.



Figura 3.3: El motor de imán permanente Dayton es del tipo totalmente encapsulado no ventilado.

El giro del volante en el automóvil no es de gran velocidad y es por eso que se trabajó el motor en un rango que va desde 100 a 150 RPM.

### 3.2.2. Chasis cRIO con controlador

Para el procesamiento de datos del sistema se utilizó un controlador embebido capaz de trabajar en tiempo real incrustado en un chasis de NI, Figura 3.4. El controlador con tecnología FPGA reconfigurable se programó vía LabView, comunicando la computadora y el controlador mediante red Ethernet.



Figura 3.4: El chasis cRio soporta hasta 8 tarjetas de entrada y salida.

Las tarjetas de entradas y salidas para monitorear y controlar el motor son insertadas a este chasis que ofrece una comunicación de alta velocidad entre ellas.

### 3.2.3. Tarjeta NI 9505

Como se trabajo con un motor de CD se utilizó la tarjeta NI9505 que es especial para el control de movimiento de motores de CD. La tarjeta internamente dispone de un puente H como drive, una interface para un encoder y un sensor de corriente, Figura 3.5.



Figura 3.5: La tarjeta tiene leds que indican si ha ocurrido una falla por sobrevoltaje, bajo voltaje, alta temperatura o corto circuito.

Se observa en la Figura 3.5 una entrada tipo DB9 especialmente para conectar un encoder que permite conocer la posición y velocidad del motor, salidas para controlar el motor y una entrada de voltaje que sirve para alimentar al motor. La figura 3.6 muestra el esquema de conexión que se utilizó entre la tarjeta, el motor y la fuente de voltaje.

El polo negativo de la batería es conectado en C y el positivo en V, las terminales M+ y M- suministran el voltaje del motor y el encoder envía la posición y velocidad hacia la tarjeta, en resumen la tarjeta realiza las siguientes funciones.

- Control de velocidad. Utilizando el programa Labview se pueden desarrollar algoritmos avanzados de control de velocidad, torque y posición entre otros.
- Medidor de corriente. La tarjeta cuenta con un sensor de corriente para monitorear la corriente y evitar una corriente excesiva que pueda dañar al motor.
- Medidor la velocidad. La velocidad es medida gracias a la interface entre la tarjeta y el encoder.
- Modulador de ancho de pulso. La señal de control es enviada al circuito PWM integrado en la tarjeta para alimentar al motor.

Para cambiar el sentido del giro del motor el puente H modifica la polarización de alimentación del motor.

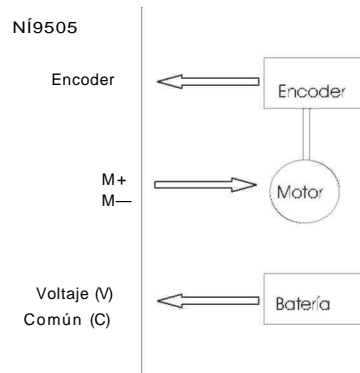


Figura 3.6: El chasis cRio alimenta a la tarjeta NI 9505 para que realice sus funciones.

### 3.2.4. Encoder

Se utilizó un encoder rotacional de tipo incremental para determinar la velocidad y la posición del motor. La posición se mide mediante el conteo de pulsos y la velocidad mediante la relación de pulsos por unidad de tiempo, Figura 3.7.



Figura3.7: La flecha del motor atraviesa el centro del encoder y es sujeta con un collar de seguridad para evitar vibraciones.

El encoder se conectó directamente a la tarjeta NI 9505 con un cable DB-9 y está ubicado entre el volante y el motor sujetado y alineado por una varilla de aluminio.

### 3.2.5. Tarjeta NI 9206

Para medir el voltaje aplicado al motor se utilizó la tarjeta NI 9206, que es un modulo de entradas análogas de 16 canales y 16 bits de resolución. La tarjeta se configura para leer entradas análogas diferenciales utilizando únicamente un canal (A0), Figura 3.8.



Figura 3.8: La tarjeta tiene 32 terminales para una configuración de 16 canales diferenciales.

El voltaje aplicado al motor es calculado conociendo el voltaje de la batería medido a través de la tarjeta y el ciclo de trabajo establecido en el pwm.

## 3.3. Software

Se utilizó la plataforma Labview 8.2 para crear una interfaz entre el proceso y el usuario, útil para monitorear las variables de interés y para el diseño del sistema FDD. Para adquirir las señales de los sensores fue necesario configurar la comunicación entre la computadora y el CompactRio.

El programa principal en LabView es de tipo proyecto (*project*) donde se dan de alta las tarjetas de comunicación, se configuran los dispositivos de entrada y salida y se establece la comunicación con el cRio. El proyecto está integrado por dos tipos de subprogramas, uno que se descarga al cRio de tipo FPGA y el otro que se ejecuta en tiempo real en la computadora. El programa FPGA contiene los elementos necesarios para crear la salida PWM y para enviar y recibir los datos; el programa en la computadora sirve para el desarrollo del sistema FDD.

### 3.3.1. Descripción de la interface

para detectar y diagnosticar fallas en los sensores, se programaron dos pantallas: pantalla para el monitoreo y control y la pantalla de detección y diagnóstico de fallas. Las pantallas se pueden seleccionar mediante pestañas ubicadas en la parte superior de cada pantalla.

### Pantalla para monitoreo y control

Esta pantalla es útil para controlar el voltaje que se le aplica al motor de CD como señal de entrada, el voltaje es regulado por una señal PWM. Para regular el voltaje es necesario cambiar el porcentaje del ciclo de trabajo del PWM, esto se logra mediante un indicador programado como control. Se recuerda que el control del motor es en lazo abierto, con un tiempo de muestreo de 0.1 s.

La pantalla cuenta con otras opciones, como es cambiar el sentido de giro del motor, configurar los ciclos del encoder, monitorear el estado de la tarjeta de control y por último tiene el botón para el paro del programa, Figura 3.9.

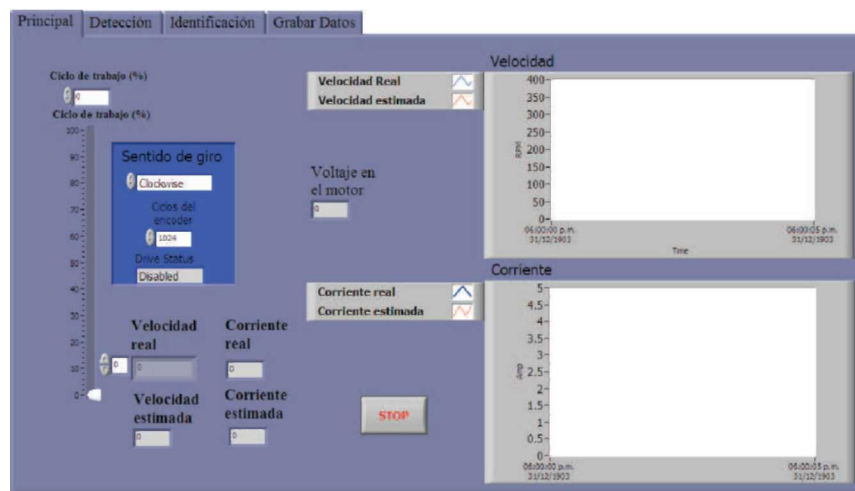


Figura 3.9: Pantalla principal para el monitoreo y control del motor de CD.

Las señales de interés como son la corriente, el voltaje aplicado al motor y la velocidad se pueden observar numéricamente por un indicador, al igual que la corriente y velocidad estimada por el observador. La pantalla presenta dos gráficas, una para la corriente y otra para la velocidad del motor. Las gráficas son útiles para comparar las señales medidas contra las estimadas por los observadores.

### Pantalla para la detección y diagnóstico de fallas

La función de esta pantalla es mostrar los residuos de los observadores por medio de gráficas, además de presentar mediante indicadores numéricos su media y desviación estándar. La pantalla se divide en dos partes, la parte superior es destinada para el sensor de velocidad y la inferior es para el sensor de corriente. Cada sección presenta



tres botones para insertar los diferentes tipos de fallas: falla abrupta, falla por ruido y falla gradual, Figura 3.10. Al presentarse una falla en un sensor un indicador aparece del lado izquierdo de la grafica del residuo indicando la presencia de una falla y un segundo indicador aparece indicando el tipo de falla. En el apéndice E se describen los elementos que contienen ambas pantallas con mas detalle.

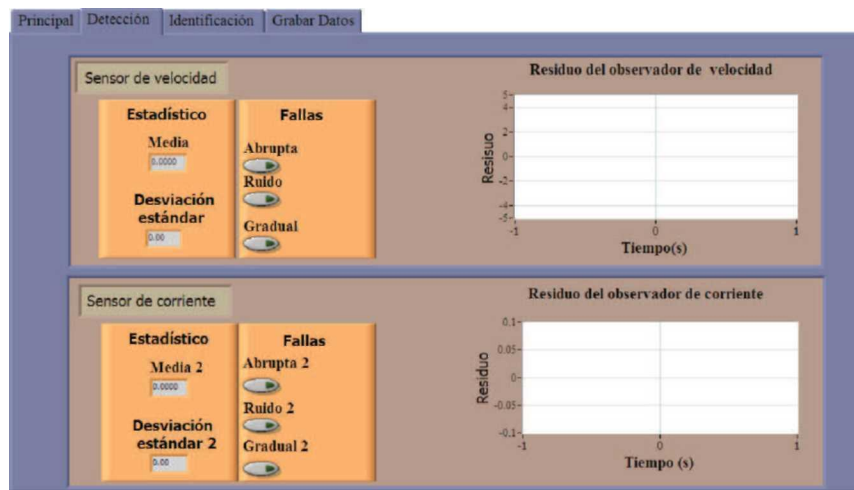


Figura 3.10: Pantalla para introducir fallas y monitoreo de residuos.

## Capítulo 4

# Método de Diagnóstico

En este capítulo se describe cada elemento de un observador de estados predictivo, analizando su diseño y funcionamiento para ser utilizado en el área de detección y diagnóstico de fallas presentando un esquema general en la Figura 4.2. El presente capítulo es dividido de la siguiente manera.

La sección 4.1 presenta una breve descripción de los modelos frecuentes utilizados en el área de detección de fallas. En la sección 4.2 se presentan los elementos y el diseño del sistema FDD, reafirmando la importancia de la matriz de ganancia de retroalimentación para compensar los diferentes estados iniciales en la reconstrucción de estados y de la salida estimada. En la sección 4.3 se presenta la modificación del modelo en espacio de estados en la presencia de fallas en los sensores. Para finalizar en la sección 4.4 se presenta el esquema para aislar las fallas en sensores.

### 4.1. Clasificación de modelos

La detección de fallas utilizando redundancia analítica requiere de un modelo matemático para calcular variables del proceso y compararlas con las señales medidas generando los residuos. El modelo analítico modela las condiciones normales de operación del proceso, si la diferencia entre el valor calculado y la señal medida es significativa es indicio de la existencia de una falla. Una variedad de modelos se han utilizado para la detección de fallas [Gertler, 1998] y son:

- Modelos físicos. Representados por ecuaciones físicas por ejemplo de movimiento, balance de ecuaciones de energías, etc. Generalmente los procesos en la naturaleza son no lineales, pudiéndose describir con ecuaciones físicas, tales modelos reflejan las propiedades físicas y dinámicas del proceso. El inconveniente es que la elaboración de modelos físicos con un alto grado de exactitud suele ser complicado o algunas veces imposible, así que la aplicación de estos modelos queda reducido a sistemas representados por ecuaciones simples.

- Modelos lineales (entrada-salida). Modelos que relacionan las entradas y salidas del proceso en tiempo continuo o discreto. Estos modelos se utilizan en el método de ecuación de paridad para generar residuos, que deben ser sensibles a las fallas pero no a ruidos normales del proceso. Para los sistemas no lineales se realiza una linealización en un punto de trabajo específico y se trabaja con un modelo lineal. Los modelos linealizados pueden describir el proceso en cierto punto de trabajo, si el sistema se sale del punto de trabajo el método utilizado para detectar fallas puede indicar la existencia de una falla inexistente.

## 4.2. Detección de falla utilizando observadores

Un observador es un sistema que modela y calcula los estados internos y salidas de un sistema real a partir de mediciones de entradas y salidas del sistema real, Figura 4.1, [K. Ogata, 1996].

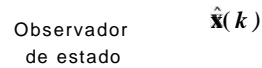


Figura 4.1: Los observadores utilizan las entradas y las salidas del sistema real para estimar su salida.

Un sistema lineal e invariante en el tiempo se puede representar por un modelo de estados de la siguiente manera, [K. Ogata, 1996].

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) \quad (4.1)$$

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) \quad (4.2)$$

Donde  $\mathbf{x}$  es el vector de estados,  $\mathbf{u}$  es el vector de la entrada de control,  $\mathbf{y}$  es el vector de salida,  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{B}$  y  $\mathbf{C}$  son matrices conocidas de dimensiones  $n \times n$ ,  $n \times r$  y  $m \times n$  respectivamente. Si se puede extraer toda la información del sistema y obtener un buen modelo del mismo, además de que el sistema real sea observable, entonces se puede diseñar un observador de estados para detectar fallas a partir de los datos obtenidos mediante medición de señales. Para estimar el vector de estados del sistema original definido por las ecuaciones 4.1 y 4.2 se utiliza un modelo dinámico del sistema original como sigue, [K. Ogata, 1996]:

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) \quad (4.3)$$

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) \quad (4.4)$$

donde la entrada  $\mathbf{u}$  y las matrices  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{B}$  y  $\mathbf{C}$  son las mismas que las del sistema original. Si las condiciones iniciales

para el sistema definido por las ecuaciones 4.1 y 4.2 y para el modelo definido por las ecuaciones 4.3 y 4.4 son las mismas, entonces la diferencia entre los estados  $x(k)$  y el estado  $\hat{x}(k)$  sera cero. Si las condiciones iniciales son diferentes, entonces el estado  $\hat{X}(k)$  y el estado  $x(k)$  seran distintos, a la diferencia entre ambos se conoce como error de estados  $e(k)$ , [K. Ogata, 1996]

$$e(k) = \hat{x}(k) - x(k) \quad (4.5)$$

al sustraer la ecuación 4.3 de la 4.1, se tiene, [K. Ogata, 1996]

$$\hat{x}(k+1) - x(k+1) = A[\hat{x}(k) - x(k)] \quad (4.6)$$

es decir,

$$e(k+1) = Ae(k) \quad (4.7)$$

El modelo de la ecuación 4.3 tiene el inconveniente que funciona solamente cuando sus condiciones iniciales son iguales al del sistema real y puede no dar buenos resultados en la estimación de los estados al haber presencia de perturbaciones y ruidos en la medición, además la matriz A debe ser estable para que el error sea cero.

Por lo tanto se realizan modificaciones a las ecuaciones 4.3 y 4.4 para obtener un mejor desempeño, cabe recordar que el estado  $x(k)$  puede ser no medible pero la salida  $y(k)$  si y es útil para mejorar el desempeño del modelo, es decir la ecuación se modifica de la siguiente manera, [K. Ogata, 1996] .

$$\hat{x}(k+1) = A\hat{x}(k) + Bu(k) + Ke[y(k) - \hat{y}(k)] \quad (4.8)$$

La matriz  $Ke$  que sirve como una matriz de ponderación y junto con el error  $e(k)$  influye en la reconstrucción de los estados  $x$ , esta retroalimentación es necesaria para compensar las diferentes condiciones iniciales y también para estabilizar al observador para casos de sistemas inestables. Además al añadir la diferencia entre la salida medida y la salida estimada ayuda a reducir las diferencias entre el modelo y el sistema real. Modificando la ecuación 4.8 resulta, [K. Ogata, 1996]

$$\hat{x}(k+1) = (A - KeC)\hat{x}(k) + Bu(k) + Key(k) \quad (4.9)$$

La ecuación 4.9 representa un observador de estados llamado observador de predicción porque el estimado  $\hat{x}(k+1)$  está un período de muestreo adelante de la medición, los valores característicos de  $A - KeC$  suelen conocerse como polos del observador.

A partir de la ecuación 4.9 se puede definir la ecuación de error de estados del observador restando la ecuación 4.1 de la 4.9, [K. Ogata, 1996]:

$$\hat{x}(k+1) - x(k+1) = (A - KeC)[\hat{x}(k) - x(k)] \quad (4.10)$$

Tomando en cuenta que la diferencia entre  $\hat{x}(k)$  y  $x(k)$  es el error  $e(k)$ , entonces la ecuación 4.10 se convierte en

$$e(k+1) = (A - KeC)e(k) \quad (4.11)$$

Un diseño apropiado, por ejemplo mediante asignación de polos de la matriz  $Ke$  logra que el error de estados tienda a cero, independientemente de las condiciones iniciales.

Cabe recordar que para el estado real  $\mathbf{x}(k)$  que no esta disponible para la medición directa no se puede comparar con el estado estimado  $\hat{\mathbf{x}}(k)$ . La Figura 4.2 muestra el observador de estados, donde  $\mathbf{y}$  es la salida del proceso,  $\mathbf{u}$  es la

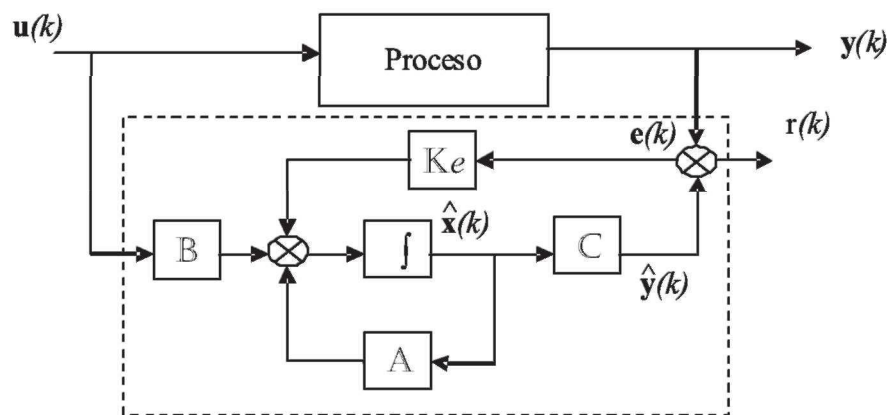


Figura 4.2: La retroalimentación proveniente de la diferencia entre la señal estimada y la real ayuda a compensar los estados iniciales.

entrada,  $\mathbf{y}$  la salida estimada del sistema y  $\mathbf{r}$  es llamado residuo que es la diferencia entre  $\mathbf{y}(k) - \hat{\mathbf{y}}(k)$ . El residuo es obtenido de la siguiente manera, [Isermann, 2006]

$$\mathbf{r}(k) = \mathbf{y}(k) - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}(k) \quad (4.12)$$

Basándose en la Figura 4.2 se puede decir que las salidas del observador pueden ser estimadas y comparadas con señales reales para generar residuos útiles para el proceso de detección de fallas. La aplicación de los observadores para detectar fallas difiere de las aplicaciones para diseñar sistemas de control, donde su objetivo es estimar estados que no se pueden medir, en lugar de las señales de salida como lo requieren los sistemas FDD.

#### 4.2.1. Detectando fallas aditivas

Añadiendo fallas aditivas al modelo de las ecuaciones 4.1 y 4.2 resultan [Isermann, 2006]:

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \mathbf{L}\mathbf{f}\mathbf{Z}(k) \quad (4.13)$$

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) + \mathbf{M}\mathbf{f}\mathbf{m}(k) \quad (4.14)$$

Donde  $\mathbf{L}$  y  $\mathbf{M}$  son matrices de entrada de las fallas. Tomando en cuenta esta nueva ecuación del sistema real y la del observador de predicción, el error de estados queda de la siguiente manera [Isermann, 2006]:

$$\mathbf{e}(k+1) = (\mathbf{A} - \mathbf{K}e\mathbf{C})\hat{\mathbf{x}}(k) + \mathbf{L}\mathbf{f}(k) - \mathbf{K}e\mathbf{M}\mathbf{f}_m(k) \quad (4.15)$$

Revisando las ecuaciones el error de salida  $\mathbf{e}(k+1)$  depende de la falla aditiva. Si no hay falla el error deberá ser cero. Con lo anterior se concluye que el observador estima la salida del sistema y es comparada con la salida del sistema real generando residuos, si el residuo es diferente de cero o sobrepasa límites preestablecidos significa que el sistema está fallando.

#### 4.2.2. Aislamiento de fallas con observadores.

Utilizar un banco de observadores dedicados es una manera de detectar y aislar fallas, esta técnica normalmente es utilizada para detectar fallas aditivas en sensores. Recordando la ecuación 4.14 definimos, [Isermann, 2006]

$$\mathbf{f}_m^T = [f_{m1} \quad f_{m2} \quad \dots \quad f_{mr}] \quad (4.16)$$

El banco de observadores es formado por varios observadores uno para cada sensor, Figura 4.3.

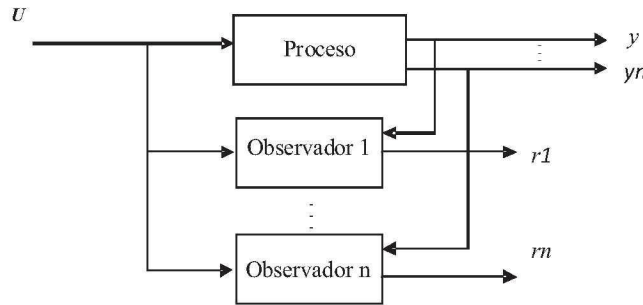


Figura 4.3: Bancos de observadores utilizados para aislar fallas.

Cada observador puede tener tantas entradas como el sistema real pero solo una salida

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{C}^T \mathbf{x} + f_{mi} \quad (4.17)$$

Esta configuración permite detectar múltiples fallas de sensores en el sistema al mismo tiempo y aislarlas con la ayuda de los residuos generados por cada observador. Es decir se diseña un observador para cada sensor y la señal estimada por el observador es comparada con la real generando los residuos. De esta manera una falla en un sensor solo afecta el residuo generado por el observador diseñado para ese sensor.

## Capítulo 5

# Resultados Experimentales

En este capítulo se presentan los resultados que abarcan desde el diseño de experimentos hasta el análisis del algoritmo FDD propuesto. En la sección 5.1 se establecen las condiciones del proceso de identificación del modelo y de operación del sistema SBW para un desempeño efectivo del sistema FDD, presentando los pasos seguidos para la identificación del sistema, recalando que una adquisición de datos apropiada es el primer paso para iniciar el proceso de identificación. Además se presenta el modelo obtenido y el diseño del observador para el sensor de corriente.

En la sección 5.2 se presentan las fallas propuestas presentando en figuras el efecto de las fallas en las señales de los sensores, así como los modelos de las fallas. En esta sección se incluye una breve explicación del funcionamiento integral del sistema FDD y por último el análisis ROC para determinar los límites de detección.

En la sección 5.3 se presentan los resultados en línea tomando en cuenta lo mencionado en las secciones anteriores de este capítulo, analizando principalmente los residuos de los observadores y sus índices estadísticos que son los que finalmente indican y diagnostican las fallas.

### 5.1. Diseño de experimentos

El primer paso para detectar fallas mediante observadores fue obtener modelos del comportamiento de la corriente y de la velocidad del motor en condiciones normales de operación. Los modelos obtenidos y las pruebas del método de detección y diagnóstico realizadas en este trabajo fueron en lazo abierto, es decir, se aplica un voltaje al motor y se observa el comportamiento de la velocidad y corriente en el motor.

Se estableció un rango de operación entre 80 y 150 RPM para poder trabajar con un modelo lineal, se escogió este rango porque a mayores velocidades la estructura metálica del sistema SBW empezaba a vibrar debido a un mal acoplamiento entre el motor y la flecha del volante y para trabajar a una velocidad menor es necesario controlar el motor en lazo cerrado. Al trabajar en un rango de operación se redujeron las no linealidades que presenta el sistema.

Se utilizó la interfaz realizada en LabView para controlar el motor de manera digital, el voltaje de entrada del motor es comandado por el usuario a través de la pantalla de control en la computadora y esta se comunica de manera remota con el cRio vía Ethernet para proporcionar por medio de una de sus tarjetas el voltaje que alimenta al motor. La velocidad es medida mediante un encoder en el momento en que empieza a girar el motor y la corriente es medida con un sensor de corriente incluido en la tarjeta NI 9505 con un periodo de muestreo de 0.1 segundos.

El proceso de identificación del sistema se llevo en condiciones normales de operación, es decir, sin fallas en los sensores, sin falla internas en el motor y libre de perturbaciones externas, por ejemplo de vibraciones causadas por tornillos flojos, acople incorrecto de la fecha con la varilla, etc. Para obtener los modelos, primeramente fue necesario llevar al motor al punto de operación y excitar al motor para que trabaje en el rango propuesto y guardar los datos de entrada y salida necesarios. A continuación se describe el proceso de identificación realizado en esta tesis.

### 5.1.1. Identificación del sistema

El proceso de identificación de sistemas tuvo como objetivo obtener un modelo que reproduzca con suficiente exactitud las características dinámicas del proceso bajo estudio. En términos generales, el proceso de identificación realizado consistió en los siguientes pasos.

1. Obtención de datos de entrada y salida. Mediante la interfaz desarrollada para el monitoreo y control se aplico voltaje al motor de CD como señal entrada para llevarlo al punto de operación sugerido que es entre 80 y 150 RPM. Se realizaron cambios en la señal de entrada registrando sus cambios, al igual que la evolución de la corriente y velocidad con periodo de muestro de 0.1 segundos en un intervalo de tiempo.
2. Tratamiento previo de los datos registrado. Los datos registrados en algunas ocasiones vienen acompañados de imperfecciones como son perdidas de datos ocasionados por retrasos en la red o por fallas momentáneas en la comunicación con el sistema de adquisición de datos. Otros problemas como ruidos indeseados o escalamiento de señales son tratados en este punto. Los datos fueron revisados en Excel para corregir los problemas mencionados anteriormente antes de iniciar el proceso de obtención del modelo.
3. Elección de la estructura del modelo. Antes de elegir la estructura del modelo es necesario conocer el comportamiento del proceso, para esto fue necesario realizar pruebas en condiciones normales de operación dentro del rango de trabajo. El cuadro 5.1 presenta la velocidad y la corriente en el motor en estado normal o libre

Cuadro 5.1: Estado normal del sistema.

Voltaje(V)	Corriente(A)	RPM
1.57	2.95	82
2.23	4.35	154



de fallas en los límites inferior y superior del punto de operación, el límite inferior fue el 17 % del ciclo de trabajo del PWM, mientras que el límite superior el 23 %. Para conocer el comportamiento dinámico de estas dos variables se aplicó 1.86 V al motor aproximándolo a la mitad del punto de operación monitoreando los cambios en el indicador digital y en la gráfica de la interface.

La velocidad llegó a 102 RPM aproximadamente con una variación normal de  $\pm 20$  RPM, mientras que la corriente alcanzó un valor de 3.05 A con una variación natural de  $\pm 0.25$  A. Tras varias pruebas la velocidad mostró un comportamiento de un sistema de primer orden, mientras que la corriente se comportó como un sistema de segundo orden. La La Figura 5.1 muestra el comportamiento de la corriente, observándose que un poco antes de los 2 segundos de la prueba llega hasta 3.5 A aproximadamente y después baja hasta establecerse en 3.05 A.

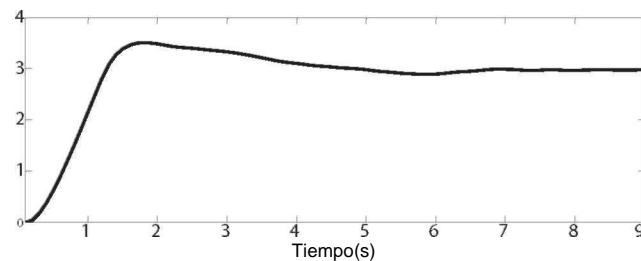


Figura 5.1: La corriente en el motor se comporta como un sistema de segundo orden bajo amortiguado.

Las pruebas mostraron que la corriente se comporta como un sistema de segundo orden. De la misma manera se graficó la velocidad del motor, Figura 5.2 y se observó que tiene un comportamiento de un sistema de primer orden. Se utilizó una frecuencia de muestreo de 0.1 segundos ( $F_s=10$  Hz) para la adquisición de

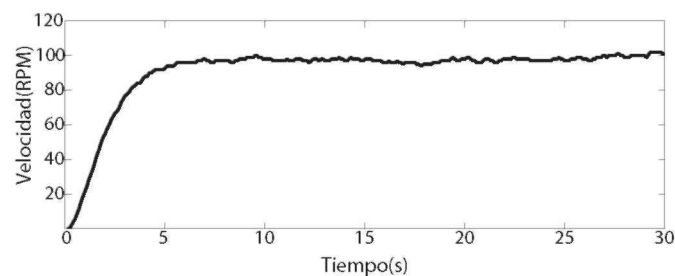


Figura 5.2: Velocidad de respuesta del motor bajo condiciones normales de operación.

datos, ambas respuestas fueron el resultado de una señal de entrada de 1.86 V.

4. Obtención del modelo. Después de conocer el comportamiento del proceso, se procede a la estimación de los modelos necesarios para el diseño de los observadores. Para ello utilizaron herramientas incluidas en LabView y se programó una interfaz para el cálculo de los modelos, Figura 5.3.

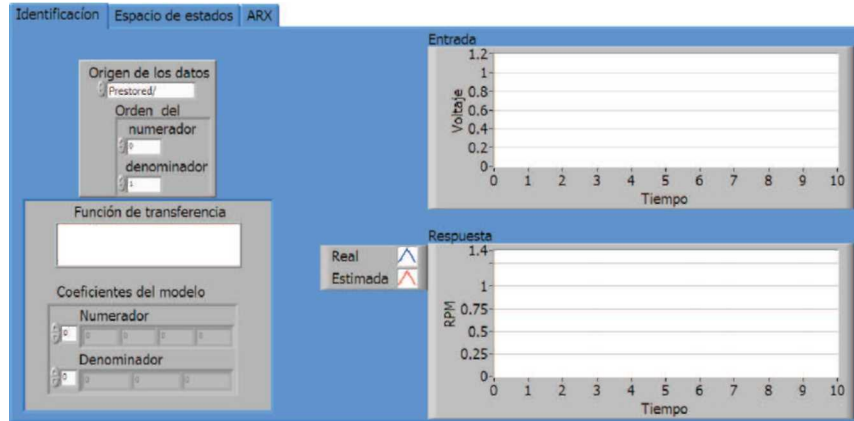


Figura 5.3: Pantalla para la identificación del sistema.

La Figura 5.3 muestra la pantalla principal del programa de identificación creado para obtener los modelos que representen la velocidad y la corriente. El programa puede calcular modelos de diferente orden a partir de los datos de entrada y salida, por ejemplo, para el caso de la velocidad se indicó que el modelo fuera de un sistema de primer orden. Además el programa puede realizar transformaciones de los modelos obtenidos, por ejemplo, un modelo en función de transferencia se puede pasar a espacio de estados discreto y continuo. Para representar el comportamiento de la corriente en el motor se programaron varias opciones que permiten introducir un modelo ARX y transformarlo a espacio de estados discreto. Debido a la estructura de los observadores vista en el capítulo 4 fue necesario realizar la transformación tanto del modelo en función de transferencia como del ARX a espacio de estados.

Utilizando los datos de entrada y salida obtenidos previamente se obtuvieron los siguientes modelos.

- Modelo para representar la velocidad en el motor.

$$\begin{aligned} x(k+1) &= \begin{bmatrix} 0,6861 & 0,1043 \\ -0,1029 & 0,9931 \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} 0,5083 \\ 3,1790 \end{bmatrix} u(k) \\ y(k) &= \begin{bmatrix} 8 & 0 \end{bmatrix} x(k) + [0] u(k) \end{aligned} \quad (5.1)$$

- Modelo para representar la corriente del motor.

$$\begin{aligned} x(k+1) &= \begin{bmatrix} 0,6928 & 0,1053 \\ -0,4426 & 0,9706 \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} 0,0063 \\ 0,1073 \end{bmatrix} u(k) \\ y(k) &= \begin{bmatrix} 8 & 0 \end{bmatrix} + [0] u(k) \end{aligned} \quad (5.2)$$

Los modelos 5.1 y 5.2 fueron discretizados con un retenedor de orden cero con un tiempo de muestreo de 0.1 s, ambos modelos relacionan el comportamiento de la velocidad y la corriente al aplicar un voltaje en el motor como señal de entrada. En el apéndice E se describe con más detalle la pantalla de identificación.

5. Validación del modelo. El último paso consistió en validar el modelo, es decir determinar si el modelo representa el comportamiento del sistema y es útil para la aplicación en cuestión. Para este propósito se utilizó la herramienta predicción del modelo (*model predictor*) que tiene la librería de identificación de sistemas de LabView. La herramienta predicción del modelo es una de las técnicas con las que cuenta LabView para validar el modelo. Si el modelo y los datos son elegidos correctamente, el error entre la respuesta del modelo y la real del sistema debe ser pequeño.

En caso contrario, si el modelo seleccionado es incorrecto o los datos no son lo suficientemente buenos, entonces el error es grande. Para la validar el modelo fue necesario probar su desempeño con datos diferentes de entrada y salida a los utilizados para el cálculo del modelo. Para el modelo de corriente se obtuvieron los siguientes resultados, Figura 5.4.

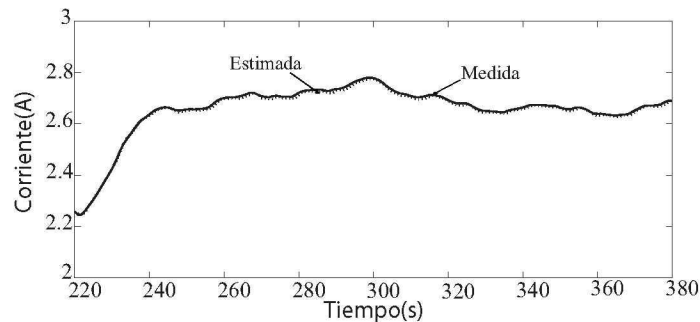


Figura 5.4: Comparación entre la señal medida y la calculada por el modelo.

Este modelo presentó un promedio de error al cuadrado (MSE<sup>1</sup> por sus siglas en inglés, Mean Square Error) de 0.01 entre la señal medida y la presentada por el modelo. Para el modelo de velocidad se obtuvo un MSE de 0.22, la Figura 5.5 presenta la comparación entre la señal medida y la señal calculada por el modelo. El MSE del modelo es obtenido con la herramienta *model predictor*.

<sup>1</sup>MSE = Mean Square Error

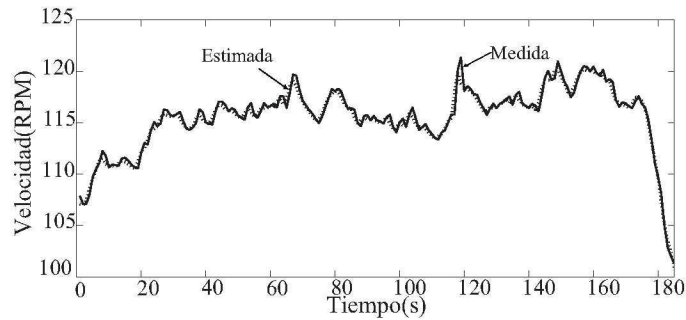


Figura 5.5: Comparación entre la velocidad medida y la velocidad calculada por el modelo.

Los modelos obtenidos fueron resultado de un proceso iterativo, cuyos pasos pueden observarse en el organigrama de la Figura 5.6. Si se llega a la conclusión de que el modelo no es válido, se deberá repetir el proceso de identificación revisando minuciosamente cada punto del proceso.

#### Diseño del observador para el sensor de corriente

En el capítulo 4 se presentó el principio de los observadores predictivos, basándonos en esta literatura se siguieron los siguientes pasos para el diseño del observador:

- Encontrar el modelo del proceso. El primer paso para el diseño del observador fue encontrar el modelo que represente la corriente mediante el proceso de identificación visto anteriormente. Como se mencionó anteriormente es necesario que el modelo este en espacio de estados, Figura 5.7. La ecuación presenta el modelo en espacio de estados discreto obtenido para la corriente que representa el comportamiento de la corriente en el motor en el rango de trabajo mencionado anteriormente.
- Comprobar si el sistema es observable. Se obtiene la matriz de observabilidad para comprobar si el sistema es observable, si no lo es no se puede diseñar el observador. La matriz de observabilidad resulta

$$\begin{bmatrix} C^* \\ A^* C^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 8 & 0 \\ 5,5 & 0,8 \end{bmatrix}$$

el rango de la matriz es 2. Por lo tanto es completamente observable. Esto hace posible la condición de observabilidad para el diseño del observador.

- En la ecuación 4.11 se puede apreciar que  $(A - \mathbb{K}_e C)$  debe ser asintóticamente estable para que el error tienda a cero, como ya se tiene la matriz  $A$  y  $C$  solo falta encontrar un valor de ganancia  $\mathbb{K}_e$  para el diseño del

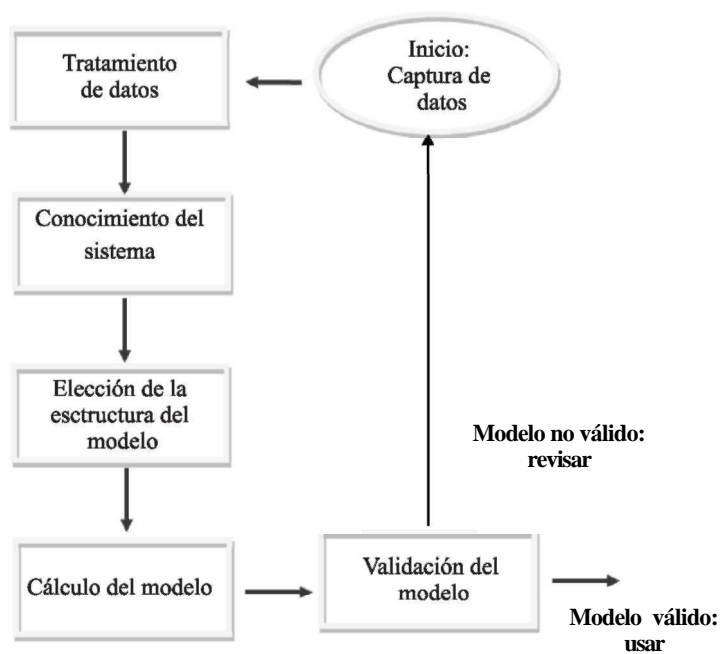


Figura 5.6: Proceso de identificación.

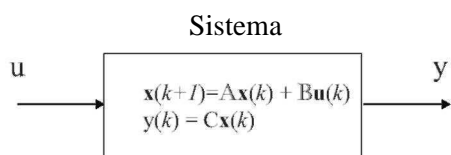


Figura 5.7: El sistema es el motor de CD, el voltaje es la señal de entrada y la salida es la corriente que consume el motor.

observador. Utilizando una herramienta de ubicación de polos incluida en LabView se encontró la ganancia adecuada para el observador, el problema técnicamente consistió en proponer los polos y elegir el que mejor desempeño produjo. Tras varias pruebas se observó que un par de polos en 0.2 presenta buenos resultados, obteniendo el siguiente resultado para la matriz de ganancia

$$K_e = \begin{bmatrix} 0,17 \\ 0,74 \end{bmatrix}$$

La Figura 5.8 muestra que el error de estados del observador diseñado converge a cero al aplicar una entrada tipo escalón unitario.

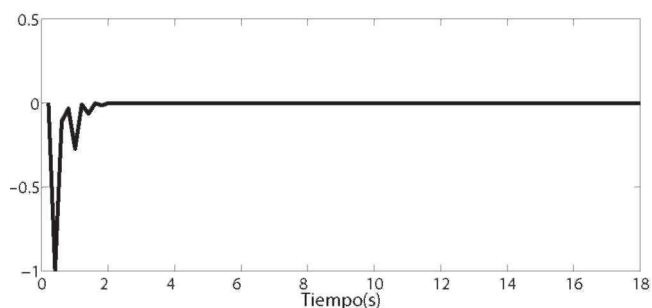


Figura 5.8: El error de estados converge a cero, esto indica que la matriz de ganancia para la retroalimentación es apropiada.

Para la implementación del observador se utilizó un subprograma que viene incluido en las librerías de diseño de control y simulación de LabView.

### 5.1.2. Descripción de fallas en los sensores

Diferentes tipos de fallas pueden afectar a los sensores, por ejemplo, sensor en corto circuito, sensor abierto, sensor descalibrado, sensor con ruido excesivo, falla gradual del sensor ocasionado por el desgaste de componentes, etc [Hashimoto *et al.*, 2003], [Capriglione *et al.*, 2003].

El sistema SBW dispone de un sensor de corriente y uno de velocidad utilizados para el monitoreo del motor, Figura 5.9. Cabe recordar que el sensor de corriente está incluido en la tarjeta NI 9505 y que la salida del encoder es conectado a esa misma tarjeta. En esta tesis se simulan tres de fallas para cada sensor; falla abrupta( sensor descalibrado), falla gradual( falla por desgaste de componentes) y falla por ruido excesivo.

Las fallas son aplicadas manualmente por programa, y modifican la lectura del sensor añadiendo un valor o una señal de ruido según sea el caso. La interface desarrollada cuenta con tres botones uno para cada falla lo que hace sencillo introducir las diferentes fallas de manera aleatoria.

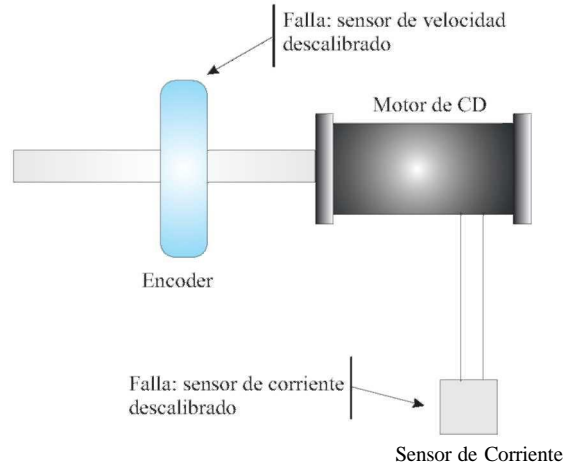


Figura 5.9: Las fallas en los sensores son simuladas via LabView.

**Modelos de fallas**

El modelo de las fallas propuestas en esta tesis puede ser descrito de la siguiente manera, [Chan *et al.*, 2006].

$$z(k) = ny(k) + A + X \tag{5.3}$$

donde  $z(k)$  es la salida medida por el sensor con falla,  $n$  es un factor de escalamiento,  $y(k)$  es la del sensor sin falla,  $x$  es el ruido medido asumiendo que es blanco, gaussiano y con media cero y  $x$  es el bias o la diferencia de la señal real a la medida. Si un sensor esta en estado normal es decir sin falla, entonces  $n=1$  y  $X=0$ . Para una falla tipo bias  $n = 1$  y  $X \neq 0$ . Para una falla de ruido excesivo, la magnitud  $A$  es mayor a la normal. Otras fallas que no son vistas en esta tesis también pueden aplicadas, por ejemplo, si el sensor a la salida permanece pegado en un único valor entonces  $n=0$  y  $X = 0$ . Para una falla tipo escalamiento  $n \neq 1$  y  $X = 0$ . A continuación se describe cada una de las fallas propuestas.

**Falla abrupta**

La falla se represento introduciendo un bias en la lectura del sensor ocasionando que la salida del sensor difiera de la lectura normal, Figura 5.10. Sin falla la corriente oscila entre 3.2 y 3.3 A, a los 4.7 segundos se produce una

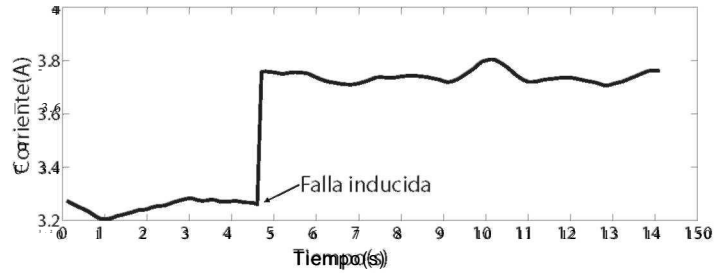


Figura 5.10: Simulación de la falla a los 4.7 segundos.

falla sumando un valor numérico a la señal de salida del sensor, simulando que el sensor esta descalibrado o dañado.

### Falla gradual

Estas fallas se producen normalmente por desgaste del sensor y son difíciles de detectar debido a que su magnitud al inicio es pequeña y va creciendo con el tiempo. Esta falla se caracterizó de la siguiente manera, Figura 5.11.

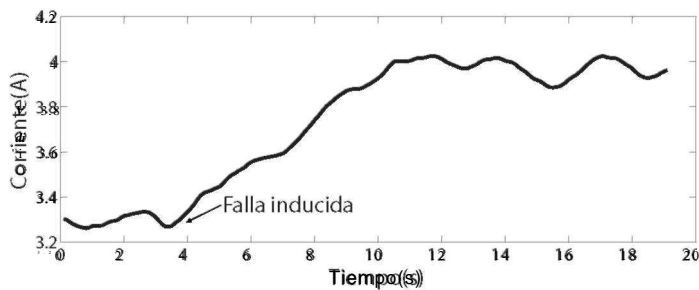


Figura 5.11: La falla empieza en el segundo 3.7 y crece gradualmente.

Sin falla el sensor muestra una corriente que oscila entre 3.2 y 3.4 A, al segundo 3.7 se provoca una falla en el sensor incrementando su lectura gradualmente hasta un cierto punto.

**Sensor con ruido excesivo** La señal de salida del sensor varía intermitentemente provocado por ruido eléctrico proveniente del ambiente donde esta ubicado afectando sus circuitos internos, Figura 5.12. Para provocar esta falla se le suma una señal de ruido de magnitud de 0.1 a la señal leída por el sensor.



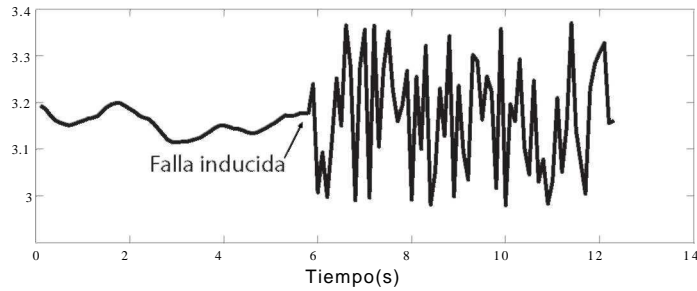


Figura 5.12: Una señal de ruido uniforme es introducida al sensor en el segundo 6.

Para evaluar el sistema FDD se realizarón diferentes experimentos cada uno con cierto número de pruebas, trabajando dentro y fuera del rango de operación establecido. Dentro del rango de operación se evaluaron los sensores de corriente y velocidad aplicando los 3 diferentes tipos de falla, los resultados obtenidos para el sensor de velocidad se presentan en el apéndice D. Fuera del rango de operación únicamente se experimento con el sensor de corriente y con la falla abrupta, logrando en total 7 experimentos diferentes incluyendo los realizados dentro del rango de operación, el cuadro 5.2 presenta el diseño de experimentos realizado.

Cuadro 5.2: Experimentos utilizados para evaluar el desempeño del sistema FDD.

Funcionamiento del sistema	Sensor	Tipo de falla	Experimento	Numero de pruebas
Dentro del rango de operación	Corriente sensor 1	Falla abrupta	1	100
		Falla por ruido	2	100
		Falla gradual	3	30
	Velocidad sensor 2	Falla abrupta	4	30
		Falla por ruido	5	30
		Falla gradual	6	30
Fuera del rango de operación	Corriente sensor 1	Falla abrupta	7	15

## 5.2. Funcionamiento del sistema FDD

Con el diseño del observador, el sistema FDD propuesto fue puesto a prueba para detectar las fallas sugeridas anteriormente, la Figura 5.13 muestra la estructura del sistema FDD. Se puede ver que el sistema FDD incluye varios

módulos que se explicarán a continuación.

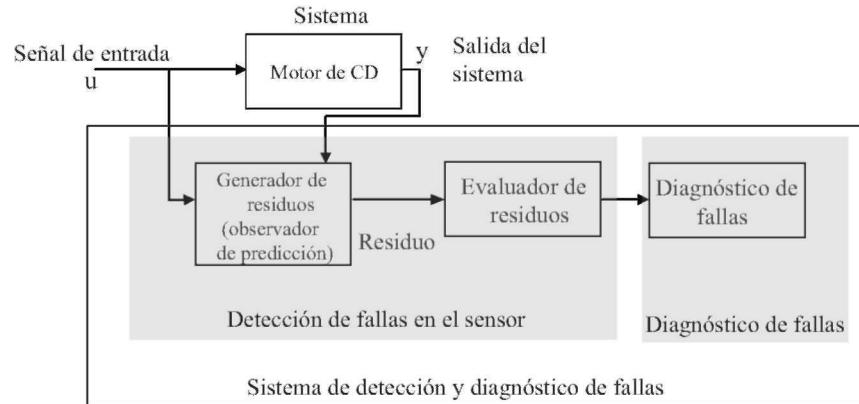


Figura 5.13: Estructura del sistema FDD

- **Funcionamiento del sistema.** Los modelos obtenidos tienen como limitante que solo funcionan en el rango de operación establecido, por consiguiente es necesario ubicar de inicio al motor dentro del rango de operación por medio del voltaje inducido al motor ajustando el ciclo de trabajo del PWM. Gracias al sistema de adquisición de datos las señales de los sensores son enviadas al sistema de monitoreo y detección de fallas.
- **Detección de fallas en el sensor.** En tiempo real los datos de entrada y salida alimentan al observador de predicción generando residuos, los residuos obtenidos pasan al evaluador de fallas en los sensores para tomar la decisión del estado del sensor basado en límites de detección de fallas. Si no hay cambios en los residuos, o si los cambios que se presentan debido a condiciones normales de operación no son significativos el sistema no indicará la presencia de fallas. Sin embargo si se determina que la existencia de una falla, el residuo pasa al módulo del diagnóstico de fallas.
- **Diagnóstico de fallas.** Analiza la desviación estándar y la media de los residuos, indicando en la pantalla de detección de fallas que sensor que falló y el tipo de la falla.

Cabe recordar que el motor presenta no linealidades y a causa de esto se trabajó en un rango de operación para utilizar modelos lineales del proceso. El sistema FDD únicamente trabaja en el limitado rango de operación y en

condiciones ideales de operación es decir sin perturbaciones externas ya que estas afectan considerablemente el desempeño del mismo.

### 5.3. Análisis ROC y selección de límites de detección

Cuando una falla en un sensor ocurre, el residuo del observador de ese sensor cambia su valor normal, modificando el comportamiento de su media o desviación estándar. Para detectar las fallas se utilizaron límites de detección en cada uno de los estadísticos para cada sensor, si los residuos pasan estos límites el sistema FDD indica la presencia de una falla.

Existen diferentes maneras para escoger estos límites de detección, por ejemplo, en [Jayakumar and Das, 2006], [Blazquez *et al.*, 2004] se proponen observando el comportamiento natural del residuo para después colocar los límites altos y así poder evitar falsas alarmas. Otra manera es colocar los límites depende de la desviación estándar del residuo, en [Palma *et al.*, 2005] se propuso un límite con un valor de tres veces la desviación estándar del comportamiento del residuo dentro de región de operación nominal.

En esta investigación se utilizó una técnica estadística llamada curva característica de operación del receptor (ROC<sup>3</sup>) para seleccionar los límites de detección de fallas y probar su efectividad en el sistema. Los puntos de la curva se obtienen ajustando el límite de detección para cada estadístico y describen la probabilidad de detectar una falla  $P_d$ , como una función de probabilidad de falsa alarma  $P_{fa}$ , para un valor de límite dado.

Se analizó la curva ROC para establecer los límites de la media y desviación estándar de los residuos obtenidos de los dos observadores. Se realizó la curva ROC para establecer los límites de la media y desviación estándar de los residuos obtenidos de los dos observadores. Los límites utilizados son un porcentaje de los valores normales en los estadísticos de los residuos, por ejemplo, el valor normal de la media fue de 0.0127 A y el primer límite fue del 118 % del valor normal. Para la desviación estándar el valor normal fue de 0.005 A y el primer límite propuesto fue del 138 % del valor normal, cada sensor se probó con 35 casos con fallas y 35 casos sin fallas. A continuación se presentan algunas definiciones asociadas a las curvas ROC.

$$p = \frac{\text{Verdadero positivo}}{\text{Total de casos con fallas}} \quad (5.4)$$

$$p_{fa} = \frac{\text{Falso positivo}}{\text{Total de casos sin fallas}} \quad (5.5)$$

Así como

$$\text{Total de casos con fallas} = \text{Verdadero positivo} + \text{Falso negativo} \quad (5.6)$$

$$\text{Total de casos sin fallas} = \text{Verdadero negativo} + \text{Falso positivo} \quad (5.7)$$

donde el total de casos con fallas es el número de pruebas en donde se aplicó una falla presentándose la opción de verdadero positivo que son las fallas detectadas, mientras el falso negativo son las fallas no detectadas por el límite

<sup>3</sup>ROC = Receiver Operating Characteristic

seleccionado. El total de casos sin fallas son las pruebas que se realizan sin aplicar la falla trabajando dentro del rango de operación, aquí se pueden presentar los falsos positivos que son cuando surgen falsas alarmas y los verdaderos negativos que son el número de aciertos al no detectar una falla en ausencia de esta [Harihara *et al.*, 2003].

El cuadro 5.3 presenta los resultados para seleccionar los límites de detección en la media de 35 pruebas para cada límite de detección propuesto, trabajando dentro del rango de operación.

Cuadro 5.3: Análisis ROC para la elección del límite de la media para el sensor de corriente.

Límite	18%	42%	81%	175%
Verdadera positiva	35	35	35	23
Verdadera negativa	20	25	35	35
Falsa positiva	15	10	0	0
Falsa negativa	0	0	0	12
Total de casos sin falla	35	35	35	35
Total de casos con falla	35	35	35	35
Total de casos	70	70	70	70
<i>Pd</i>	100%	100%	100%	66%
	42%	29%	0%	0%

Se puede observar que para un límite del 18 % se detectaron todas las fallas, sin embargo cuando se realizaron las pruebas sin fallas se presentaron 15 falsas alarmas. Para un límite del 42% se observó una ligera mejoría en los casos de falsas alarmas detectando únicamente 10 falsas alarmas, detectando todas las fallas simuladas. Con un límite del 81 % se alcanzaron a detectar el 100 % de las fallas contra un 0 % de falsas alarmas. Aumentando el límite al 171 % se observó que la probabilidad de falsas alarmas fue del 0 %, sin embargo se obtuvo un 42 % de probabilidad de detección al no detectar todas las fallas dentro del rango de operación.

El cuadro 5.4 presenta los resultados para la selección del límite de la desviación estándar de los residuos para el sensor de corriente. El primer límite propuesto fue del 38 % detectando el 100 % de las 35 fallas simuladas, sin embargo se presentaron 5 falsas alarmas. El siguiente límite de detección fue del 75 % detectando todas las fallas presentando una mejoría en relación a las falsas alarmas que el anterior con tan solo 2 falsas alarmas detectadas. Para el límite del 332 % se detectaron el 100 % de las fallas presentando una probabilidad de falsas alarmas del 0 %. Aumentando el límite al 505 % se presentó una probabilidad de detección del 80 % al no detectarse todas las fallas, mientras la probabilidad de falsas alarmas permaneció en 0%.

Con los resultados obtenidos y mostrados en los cuadros 5.3 y 5.4 se realizaron las curvas ROC, Figura 5.14 para la selección de los límites de la media y de la desviación estándar para la falla de 0.5 A que fue la de menor

Cuadro 5.4: Análisis ROC para la elección del límite de la desviación estándar para el sensor de corriente.

Límite	38%	73%	332%	505%
Verdadera positiva	35	35	35	28
Verdadera negativa	30	33	35	35
Falsa positiva	5	2	0	0
Falsa negativa	0	0	0	7
Total de casos sin falla	35	35	35	35
Total de casos con falla	35	35	35	35
Total de casos	70	70	70	70
<i>Pd</i>	100%	100%	100%	80%
	14%	5%	0%	0%

magnitud propuesta en este trabajo. Se observó que con límites de detección cercanos al comportamiento normal de los estadísticos de los residuos se presentaron hasta 42 % de probabilidad de falsas para el límite de la media y 14 % para la desviación estándar. Conforme se aumentó el límite de detección se eliminaron las falsas alarmas, sin embargo la probabilidad de fallas detectadas bajó hasta un 65 % para la media y un 80 % para la desviación estándar de los límites propuestos. Con el análisis realizado se fijaron los límites a 0.23 A para la media y 0.25 A para la desviación estándar.

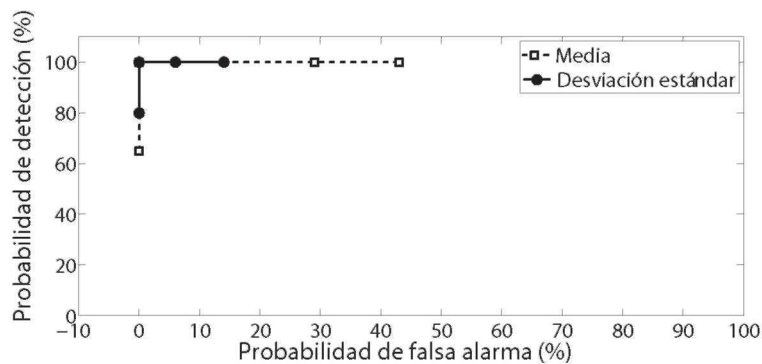


Figura 5.14: Curvas ROC para fijar los límites en los estadísticos de los residuos para la detección de fallas.

## 5.4. Resultados en línea

Los resultados presentados en la siguiente sección están basados en el diseño de experimentos y a las siguientes 4 suposiciones:

- Se asume que no hay fallas internas en el motor de corriente directa.
- No hay perturbaciones externas que afecten al funcionamiento del motor.
- Como el buen desempeño de un sistema FDD depende principalmente de lecturas confiables en los sensores, se hizo la suposición que la lectura del voltaje en el motor es siempre correcta, para evitar malas decisiones en el momento de detectar fallas.

### 5.4.1. Detección de Fallas en el sensor de corriente

Se introdujeron las 3 diferentes fallas anteriormente detalladas a cada uno de los sensores. Para determinar la magnitud de las fallas propuestas se tomaron en cuenta varios puntos, por ejemplo la resolución del convertidor análogo digital utilizado para los sensores.

Analizando los datos técnicos la corriente mínima capaz de medir el sensor de corriente es de 0.0062 A y el sensor de velocidad mide hasta 5000 pulsos por revolución; otro factor fue la revisión de las magnitudes de las fallas propuestas por otros autores, [Luo and Pattipati, 2005] propuso una falla del 10 % de la señal medida para cada sensor. En [Jayakumar and Das, 2006] se propuso una falla abrupta de 1 A para el sensor que monitorea un motor, utilizado como actuador electromecánico para un control de vuelo. En [Gadda *et al.*, 2007] se propuso una falla abrupta o tipo escalón de 8 A para probar un sistema FDD aplicado en una tecnología SBW. Una falla de 95 RPM de magnitud fue aplicada en un sistema FDD diseñado para detectar fallas en un motor colocado en una línea de producción en [Martínez *et al.*, 2004].

Por último se tomó en cuenta la variación natural de las variables a monitorear, que fue de 0.25 A para la corriente y de 20 RPM para la velocidad presentada al operar dentro del rango de trabajo. En esta sección se presentan los resultados obtenidos para el sensor de corriente y en el apéndice E los del sensor de velocidad.

#### **Falla abrupta**

Este tipo de falla es considerado como un cambio abrupto en la señal original, el cual produce un sesgo en la lectura del sensor, como se presenta en la Figura 5.10. La Figura 5.15 presenta el comportamiento del residuo en línea a tiempo real ante una falla tipo escalón o abrupta.

La falla abrupta se introdujo a los 24 segundos agregando un sesgo de 0.5 A a la medición original, la magnitud de esta falla representa aproximadamente un 4 por ciento de la escala total de medición del sensor. Se puede ver que el residuo se incrementa logrando detectar la falla inmediatamente después que se presenta. El método de FDD aplicado como se vio en el capítulo 4 detecta y aísla las fallas, distinguiendo cual es el sensor que falló por medio

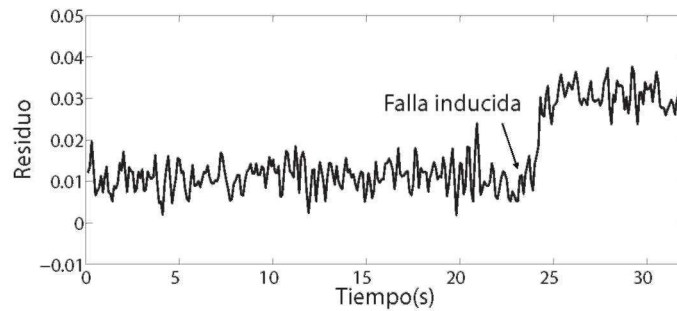


Figura 5.15: Residuo del observador de corriente ante una falla abrupta.

de la observación de sus residuos. Una falla en un sensor solo afecta al residuo del observador que es diseñado solo para el. La Figura 5.16 muestra el residuo del sensor de velocidad observándose que no hay cambio.

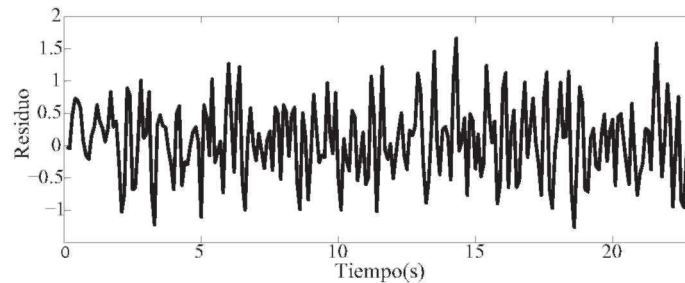


Figura 5.16: El residuo del observador de velocidad no se afecta por la falla en el sensor de la corriente.

La falla en el sensor de corriente solo afectó al residuo de corriente, permaneciendo el residuo de velocidad constante y sin cambios correspondiente al caso sin falla.

Para el diagnóstico de las fallas se analizó el cambio en la media y la desviación estándar del residuo, Figura 5.17. En base a la Figura 5.17 se observa que la media y desviación estándar sufrieron un cambio, sin embargo la desviación estándar volvió a su valor normal.

Se realizaron pruebas cambiando la magnitud del sesgo al 6.4 % (0.7 A) y 8 % (1 A) de la escala total de medición del sensor obteniendo resultados similares, cabe mencionar que si el tamaño de la falla es menor al 3 % el sistema generaba falsas alarmas debido a los límites de detección de fallas establecido. Los límites de detección fueron establecidos mediante el análisis de la curva ROC.

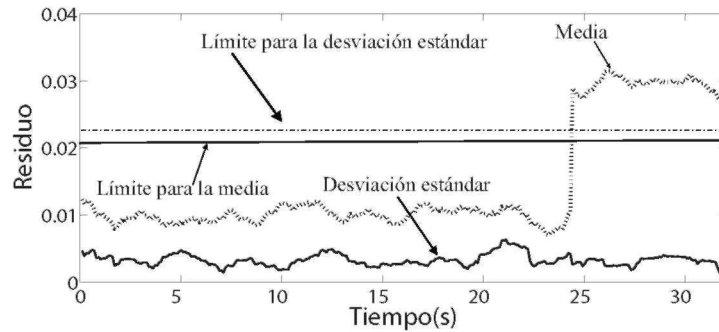


Figura 5.17: Cambios en la media y desviación estándar del residuo debido a la falla.

### Sensor con ruido

La Figura 5.18 presenta el residuo del observador ante una falla de ruido excesivo en el sensor, recordando que en la sección anterior se explicó la manera de introducir esta falla. En la Figura 5.18 se observa que al segundo 10 se

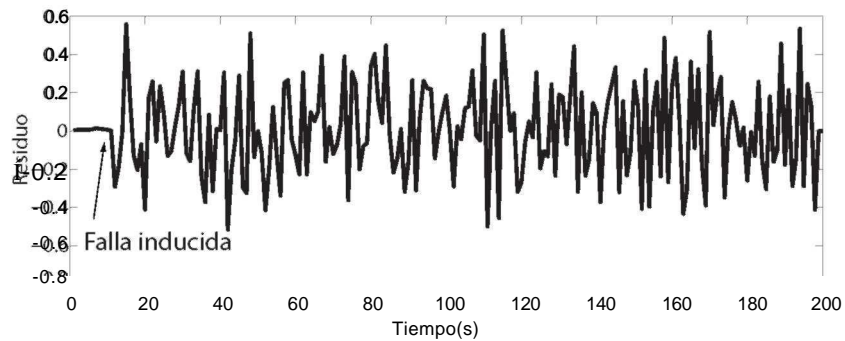


Figura 5.18: La falla por ruido se detecta en el momento en que se presenta.

introdujo la falla. Antes de la falla el residuo es prácticamente cero, después oscila indefinidamente al igual que la señal de salida del sensor. Estas oscilaciones indeseadas indican una señal con ruido excesivo que pueden afectar al control del proceso. El ruido introducido es de tipo blanco y uniforme.

La figura 5.19 muestra la media y desviación estándar del residuo del observador ante esta falla.

La magnitud del ruido fue de 0.2, se propusieron distintos valores llegando a la conclusión que para valores más altos surgen problemas de diagnóstico, debido a que la media aumenta tanto como la falla abrupta.



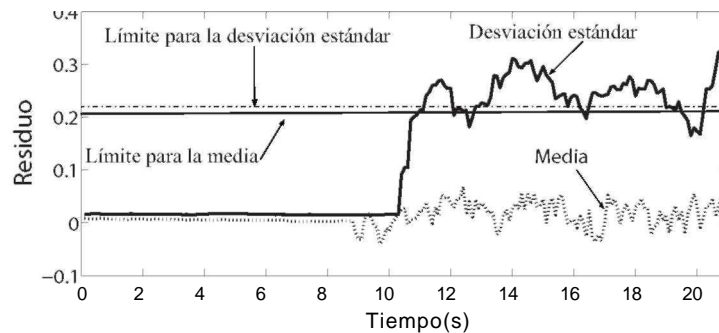


Figura 5.19: Los residuos sufren un cambio en la media y desviación estándar.

### Falla gradual

Otra prueba para evaluar el sistema FDD implementado es aplicar una falla gradual a cada uno de los sensores. Este tipo de falla se discutió en la sección anterior, recordando que puede ser causada por el desgaste del sensor y puede ir creciendo con el tiempo. La Figura 5.20 presenta el comportamiento del residuo del observador.

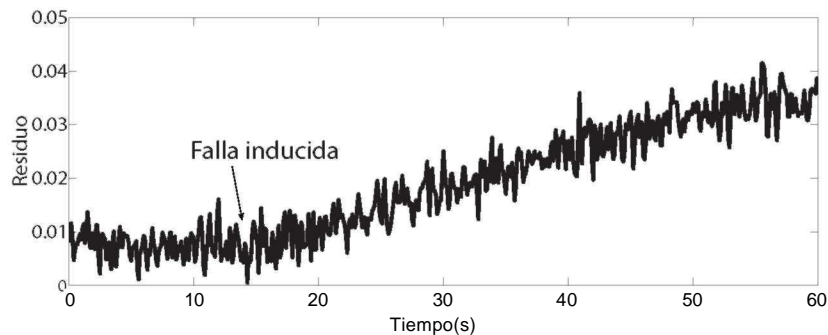


Figura 5.20: La falla se presentó al segundo 15 de la prueba y se observa que el residuo se incrementa gradualmente.

El incremento gradual fue de 0.03 A por segundo para propósitos didácticos, recordando que este incremento puede ser mucho más lento o rápido según el sensor. Para este caso si el límite para detectar la falla es el mismo que en el caso de falla abrupta, la falla es detectada en aproximadamente 10 segundos.

Los cambios que presentaron la media y desviación estándar se muestran en la Figura 5.21.

La media del residuo se incrementa proporcionalmente a la magnitud de la falla, mientras que la desviación estándar permaneció prácticamente sin cambios.

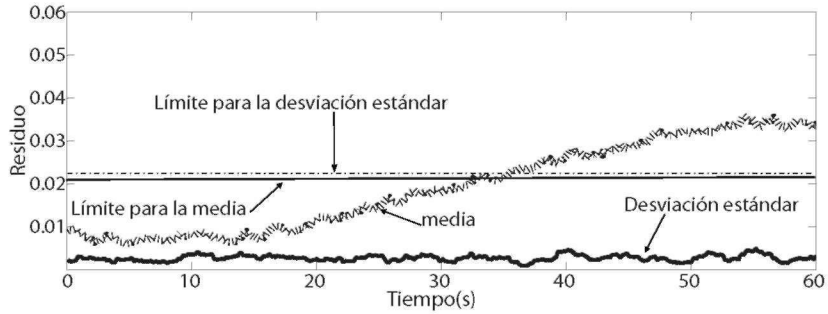


Figura 5.21: Cambio en la media y desviación estándar.

### 5.4.2. Análisis de los residuos

En esta sección se presenta el análisis realizado para diagnosticar las fallas en el sensor de corriente que también es válido para el sensor de velocidad. Para diagnosticar las distintas fallas fue necesario analizar los cambios que sufren los residuos generados por los observadores.

En base a las 35 pruebas realizadas para seleccionar los límites de detección mediante la curva ROC se obtiene la gráfica de barras presentada en la Figura 5.22 que resume el comportamiento de los índices estadísticos ante las 3 posibles fallas. Mediante el análisis del comportamiento de la desviación estándar y de la media el sistema es capaz de diagnosticar las fallas. Cabe mencionar que estos índices son obtenidos del análisis de los últimos 15 datos del residuo del observador, por lo que la media de los datos se convierte en promedio móvil.

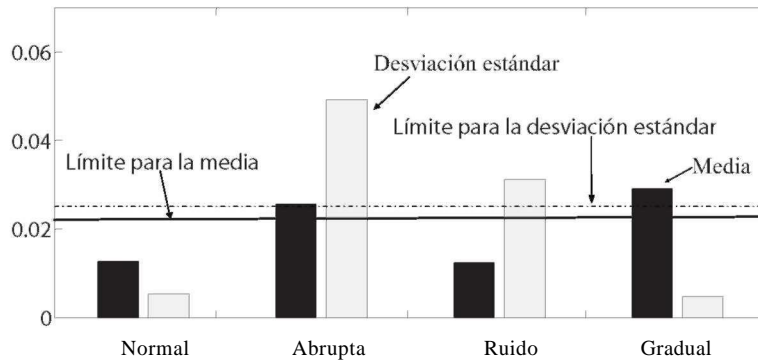


Figura 5.22: Cambios en los índices estadísticos ante fallas en el sensor de corriente.

La Figura 5.22 muestra los límites de detección obtenidos mediante el análisis de la curva ROC, se puede apreciar

que cuando el sensor está libre de fallas, el valor promedio de la media es de 0.0123 y la desviación estándar de 0.005. En teoría estos valores deberían ser cero, sin embargo debido a factores externos por ejemplo, el ruido presente en la salida de los sensores, cambios de la dinámica del proceso no considerados en el modelo o errores en el diseño de los parámetros del observador hacen que el residuo no sea exactamente cero [Jayakumar and Das, 2006].

Se puede ver que si una falla abrupta se presenta solo la media del residuo cambia significativamente, sobrepasando el límite de detección causando que el sistema indique la presencia de una falla abrupta. El tamaño de la falla afecta proporcionalmente al incremento de la media en los residuos de los observadores, es decir si la falla es mas pequeña de la propuesta el sistema no será capaz de detectar la falla.

Analizando el comportamiento de los residuos por una falla de ruido grande, la desviación estándar se dispara de 0.005 hasta 0.031 sobre pasando el límite de detección, mientras que la media permanece alrededor de su valor normal. Este comportamiento del residuo hace que el sistema indique la presencia de una falla ocasionada por ruido excesivo.

Para la falla gradual, el valor de la media cambio desde 0.0123 que es su valor normal hasta 0.025, mientras que la desviación estándar permaneció aproximadamente en 0.005 que es su valor normal. Esta falla varía con respecto al tiempo, lo que hace que tarde más tiempo la detección de esta falla hasta que logre pasar los límites de detección.

### 5.4.3. Resultados fuera del rango de operación

Los resultados anteriores mostraron buenos resultados cuando se trabaja en el rango de operación establecido, sin embargo al momento de pasar a otro rango de operación el error entre el modelo propuesto y la salida ya no es prácticamente cero, ver Figura 5.23, esto afecta considerablemente el desempeño del sistema FDD.

La Figura 5.23 muestra que durante los primeros 75 segundos se trabaja en el punto de operación establecido incrementando y decrementando el voltaje en el motor. Después del segundo 75 se empezó a operar el motor fuera del rango establecido, notando que la media del observador oscila bajo cero. Esto afecta severamente el desempeño del observador como se muestra en la Figura 5.24 donde la misma falla es introducida poniendo en duda la detección.

Se realizaron 15 pruebas de fallas abruptas fuera del rango de operación para el sensor de corriente, el cuadro 5.5 muestra los resultados. Los resultados demuestran que si se opera en un rango fuera de lo establecido el sistema FDD no detecta algunas fallas. En el caso de una falla abrupta de 0.8 A (6.4 % de la escala total de medición) fueron ignoradas 2 fallas, mientras que para la falla de 1 A se detectaron todas. Este problema se puede solucionar aumentando los límites de detección, pero como consecuencia el sistema FDD puede omitir algunas fallas y/o en el caso contrario generar falsas alarmas [Capriglione *et al.*, 2003].

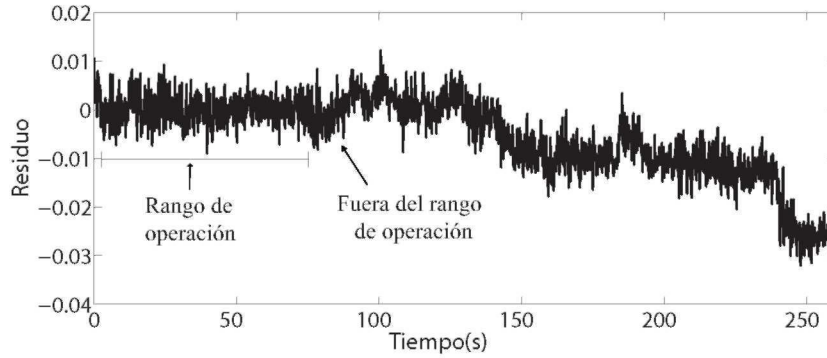


Figura 5.23: Aproximadamente a los 75 segundos de la prueba se sobre pasa el rango de operación establecido anteriormente.

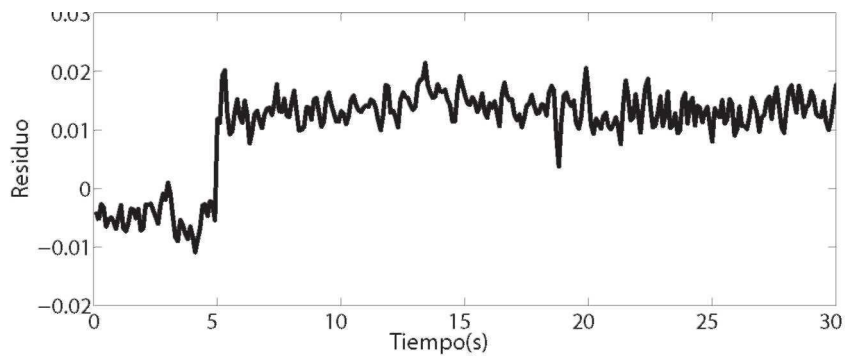


Figura 5.24: La media antes de la falla es menor a cero causando que al presentarse la falla abrupta vista anteriormente la media apenas llegue a 0.015 .

Cuadro 5.5: Análisis de fallas abruptas en el sensor de corriente fuera del rango de operación.

Tamaño de la falla en % de la escala total de medición	Fallas detectadas	Fallas no detectadas	Tiempo de detección (s)	Tiempo de diagnostico	% de error en detección
6.4%	13	2	1	2	13.3
8%	15	0	1	2	0

## Capítulo 6

# Discusión de resultados

En el capítulo 5 se presentaron los modelos obtenidos del proceso de identificación, la forma de calcular los límites de detección y los resultados obtenidos del sistema FDD. Aquí se discutirán los resultados obtenidos, a través de la serie de experimentos realizados y en términos de la eficiencia del método implementado, mencionando sus restricciones de trabajo debido al rango de operación establecido.

### 6.1. Discusión de los modelos obtenidos para los observadores

Incertidumbre en la precisión del modelo, ruido y perturbaciones externas no consideradas son factores importantes en el desempeño de un sistema FDD basado en modelos [Blazquez *et al.*, 2004; Gadda *et al.*, 2007]. Antes de analizar los resultados obtenidos en detección y diagnóstico de fallas es necesario discutir los modelos obtenidos del sistema, solo se analizará el modelo para el sensor de corriente, debido a que el análisis para el modelo de velocidad es similar.

Para la elección del modelo, una señal de excitación PWM es aplicada al motor al igual que en [Lee *et al.*, 2007; Mosler and Isermann, 2000] y antes de proponer el modelo se observó el comportamiento de la corriente en el motor aplicando diferentes voltajes. Estas pruebas mostraron que la corriente tenía un comportamiento no lineal.

El modelo del sensor de corriente usado en este trabajo fue lineal, es decir únicamente representa al sistema dentro del rango de trabajo. Además el sistema es susceptible a perturbaciones que no son consideradas para el diseño del modelo y del observador. En [Liu and Zhang, 2000] también se trabajó con un modelo dinámico lineal, pero se utilizó un procedimiento de linealización aplicado a algunos puntos de operación.

## 6.2. Discusión del sistema FDD

### DetECCIÓN Y DIAGNÓSTICO DE FALLAS ABRUPTAS

Los resultados obtenidos en la implementación del sistema FDD mostraron que es posible detectar fallas utilizando observadores y de esta manera evitar el uso de sensores redundantes. Para evaluar el sistema FDD se realizaron 100 pruebas aplicando fallas abruptas de magnitud 0.5 A que es el 4 % de la escala total de medición del sensor, una de 0.8 A que es el 6.4 % y una de 1 A que es el 8 %. Las magnitudes de las fallas fueron elegidas según la sección 5.4.1.

Antes de probar el sistema se eligieron los límites de detección con la falla mas pequeña, con el sistema FDD listo se aplicaron las fallas por software modificando la señal medida por el sensor trabajando dentro del rango de operación obteniendo los resultados que se discuten enseguida.

El sistema detectó el 100 % de las fallas aplicadas para las tres magnitudes seleccionadas, no se presentaron fallas no detectadas con un tiempo de detección de 1 s y un tiempo de diagnóstico de 2 s. El sistema no presento falsas alarmas para los casos sin fallas. Estos resultados se obtuvieron a partir de las pruebas realizadas a lazo abierto, en ausencia de perturbaciones externas como fallas mecánicas en el sistema y llevando al motor al rango de operación antes de aplicar cada falla. La detección de fallas se llevo a cabo monitoreando los índices estadísticos, en este caso la media del residuo se incremento tan solo 0.022 A para el caso de la falla más pequeña.

Trabajar con magnitudes pequeñas en este tipo de fallas complica la detección y aun más el diagnóstico, debido a que los residuos no llegan a 1 A de magnitud. El problema de residuos sumamente pequeños se presento también en [Chowdhury and Chen, 2007] donde el residuo oscilaba en milésimas de unidades.

En el presente trabajo la magnitud de las fallas se escogieron arbitrariamente, por ejemplo para el sensor de corriente la falla abrupta mas pequeña fue un incremento de 0.5 A en la salida del sensor, el residuo del sensor mostró un cambio indicando la presencia de una falla. Sin embargo este cambio fué de apenas 0.022 A en el residuo como se puede apreciar en la Figura 5.15.

La falla propuesta de 0.5 A es mucho menor que la de 8 A utilizada en [Gadda *et al.*, 2007], resaltando la gran sensibilidad del método utilizado. El tiempo de detección mostrado comprende desde que se aplica la falla hasta que se muestran en el panel de monitoreo por un ícono de falla en el sensor de corriente.

El tiempo de diagnóstico se obtuvo igual, este tiempo es mayor al de detección debido al procesamiento de datos en el cálculo de los estadísticos del residuo.

### **Detección y diagnóstico de fallas por ruido**

Para el caso de fallas por ruido se realizaron 100 pruebas, la falla fue aplicada por software mediante una herramienta de ruido blanco uniforme de 0.5 A de magnitud.

El sistema logro detectar el 100 % las fallas aplicadas en un 1 s tardando 2 s para el diagnóstico, recordando que las fallas fueron aplicadas dentro del rango de operación bajo las condiciones de operación anteriormente mencionadas. El sistema presento una probabilidad del 0 % para falsas alarmas para los casos donde no se aplico la falla. Los resultados únicamente son validos para los límites de detección seleccionados por la curva ROC y para las características de las fallas propuestas. La falla en el sistema dura tanto como la aplicación de la falla en tiempo real.

En [Hashimoto *et al.*, 2003] se propuso un método basado en filtros de Kalman que también detecta y diagnostica una falla de ruido en un sensor, el diagnóstico lo realiza al momento en que ocurre la falla representando una ventaja sobre el propuesto en esta tesis.

### **Detección y diagnóstico de fallas graduales**

Se realizaron 30 pruebas al sistema aplicando la falla tipo gradual, el comportamiento de la falla se describió en la sección 5.2. Para esta falla el sistema detecto el 100 % de las fallas aplicadas, en un tiempo promedio de 13 segundos. El tiempo de detección depende del incremento de la falla que en este caso y para propósitos de estudio se agrego 0.03 A por segundo a la señal medida por el sensor.

Al realizar las pruebas no se presentaron falsas alarmas, recordando que estos resultados únicamente son validos trabajando dentro del rango de trabajo y sin perturbaciones, ya que el sistema es incapaz de identificar fallas mecánicas en los sensores. Resulta difícil comparar los resultados obtenidos en este tipo de fallas con otros autores, debido a que no se mencionan aspectos importantes como los valores de los límites de detección, tamaño de las fallas y forma de aplicarlas.

### **Trabajando fuera del rango de operación**

El sistema presento sensibilidad cuando se trabajo fuera del rango de operación, los resultados mostraron que al momento de pasar a otro punto de trabajo no contemplado por el modelo obtenido, el residuo presentaba un sesgo del valor normal que es cuando se trabajaba dentro del rango. Esto sucede porque el proceso no es lineal y los modelos utilizados para el diseño de los observadores son lineales.

Esto afecta severamente el desempeño del sistema FDD, pudiéndose ver que en 15 pruebas realizadas con una falla abrupta de magnitud de 0.8 A no se detectaron 2 fallas presentando un error del 13.3 %. Al operar en un rango

superior al sugerido, es decir fuera del rango de operación, la corriente real es menor a la estimada por el observador presentando residuos con valores negativos, Figura 5.23. Al momento de aplicar la falla, el incremento del residuo no pasa de los límites de detección causando que el sistema no la detecte.



## Capítulo 7

# Conclusiones y trabajo futuro

Considerando la importancia de los sensores para monitorear y controlar los sistemas, en este caso un motor de CD, la detección de fallas debe ser considerada como prioridad en un sistema automático. Un sistema FDD efectivo puede detectar y diagnosticar fallas a tiempo y con ello evitar fallas catastróficas; en especial en sistemas donde la seguridad juega un papel crítico como es el sistema SBW. El desempeño del sistema FDD propuesto se demostró con pruebas realizadas en el prototipo de un sistema SBW en línea. Las conclusiones de resultados obtenidos están resumidas de manera separada en las siguientes secciones.

### 7.1. Modelos utilizados en los observadores

Los modelos de los sensores fueron obtenidos de un proceso de identificación y se observó que no importa el tipo de modelo obtenido inicialmente, lo importante es que se transforme a espacio de estados discreto para posteriormente diseñar el observador. Como se trabajó con modelos lineales se representó la dinámica del sistema únicamente en el rango de operación definido en el proceso de identificación, observando que esto afecta considerablemente el desempeño del sistema FDD en los límites del rango de trabajo.

Se concluye que discrepancias o errores en la modelación afectan a la robustez del sistema propuesto, por ejemplo, vibraciones ocasionales del sistema a ciertas velocidades, el incremento de la resistencia de la armadura debió al calentamiento del motor, variaciones en la fuente de alimentación, etc.

Cuando se trabajó fuera del punto de operación, los residuos del observador no estuvieron cerca de cero en condiciones normales de operación. Presentando falsas alarmas cuando el sistema está libre de fallas. Al existir falsas alarmas se disminuye la confiabilidad del sistema FDD pudiendo aumentar el costo operacional por mantenimientos innecesarios.

### 7.1.1. Detección de fallas

Se investigó sobre métodos que utilizan redundancia analítica para la detección y diagnóstico de fallas, proponiendo el uso de observadores dedicados para detectar y aislar las fallas en los sensores de corriente y velocidad. El sistema FDD fue diseñado únicamente para diagnosticar los tres modelos de fallas, simuladas por software añadiendo un valor o una señal con el transcurso del tiempo. Se observó que los residuos no fueron exactamente cero en estado libre de fallas, esto debido al ruido normal de las señales medias o que el modelo obtenido para el observador no es exacto. La detección se llevo a cabo mediante el análisis de los residuos, comprobando que cada falla modifica de cierta manera sus índices estadísticos como son la media y la desviación estándar.

Para obtener la media y desviación estándar se tomo una ventana de 15 datos presentando resultados favorables en el tiempo de detección, se observó que sí se utiliza un número mayor de valores aumenta el procesamiento de datos en la computadora incrementando el tiempo de detección y para un numero menor el sistema FDD presenta un mayor número de falsas alarmas. La elección de los límites de detección se realizó analizando la curva ROC, concluyendo los siguientes dos puntos.

- Para límites pequeños, por ejemplo, el propuesto para la media del residuo del sensor de corriente que fue de 18 % del valor normal, el sistema es más propenso a detectar falsas alarmas, pero la probabilidad de detección de fallas es del 100 %. Es decir mientras más pequeño sea el límite de detección se puede asegurar la detección de fallas, pero el desempeño del sistema FDD puede ser disminuido por la aparición de falsas alarmas.
- Para límites grandes, por ejemplo un 75 % del valor normal la probabilidad de falsas alarmas se reduce a 0 %, sin embargo, no se detectaron todas las fallas. Es decir mientras mas grande sea el límite de detección la probabilidad de que aparezca una falsa alarma se reduce, pero se pueden perder fallas detectadas principalmente las fallas pequeñas y graduales.

En base a los resultados, el sistema FDD propuesto presento una eficiencia del 100 % para los 3 tipos de fallas propuestas en el sensor de corriente, siempre y cuando se trabaje dentro del punto de operación establecido. Para la falla abrupta se realizaron pruebas con 3 magnitudes de fallas diferentes, obteniendo el mismo desempeño del sistema FDD.

Con respecto al sensor de velocidad, se detectaron el 100 % de las fallas introducidas, sin embargo el residuo del observador oscilaba constantemente, dificultando detectar fallas por debajo de 30 RPM. Se concluye que estas variaciones son causadas por que el motor esta en lazo abierto y existe variación en la velocidad sin haber un cambio significativo en la señal de voltaje. Para este sensor se obtuvieron 4 falsas alarmas durante todas las pruebas, esto se podría corregir con un mejor tratamiento de los residuos.

La detección de la falla abrupta en el sensor de corriente fue de 1 segundo, mas rápida en comparación a las del

sensor de velocidad que fue de 3 segundos, debido a que para esta última se necesito guardar más datos para obtener la media y desviación estándar como consecuencia del comportamiento del residuo del observador de velocidad.

El tiempo de diagnóstico resulto mayor que el de detección por que fue necesario acondicionar los residuos para que no aislara de forma errónea las fallas. Al trabajar en los límites del rango de operación se omitieron 2 de 30 fallas abruptas introducidas al sensor de corriente teniendo un 6.6 % de error en la detección de fallas, concluyendo que únicamente el sistema FDD propuesto presenta buenos resultados al trabajarse en medio del rango de operación. El tiempo de detección de las fallas abruptas fué dependiente de la magnitud de cambio por unidad de tiempo, las fallas propuestas fueron únicamente para probar el sistema FDD, recordando que el incremento de estas fallas puede ser mucho más lento.

### **7.1.2. Diagnóstico de fallas**

Para diagnosticar las fallas propuestas, solamente fué necesario analizar el comportamiento de la desviación estándar y de la media. El tiempo de diagnóstico fué mayor que el tiempo para la detección debido a la necesidad de filtrar la los índices estadísticos para evitar falsos diagnosticos. Utilizando este método de diagnostico se observo que si el ruido en la señal del sensor es muy grande, el sistema FDD puede dar diagnósticos erróneos. El sistema diagnostica correctamente siempre y cuando se apliquen las fallas propuestas, incluyendo sus magnitudes respectivamente lo cual limita severamente la aplicación.

### **7.1.3. Eficiencia del sistema FDD para el sensor de corriente**

Se detectaron todas las fallas abruptas aplicadas en las pruebas presentando un porcentaje de detección del 100 % y de 0 % para el caso de falsas alarmas utilizando los límites de 0.023 A para la media y 0.025 A para la desviación estándar. Como el motor de CD presenta no linealidades los resultados únicamente son validos en un estrecho rango de trabajo establecido y en lazo abierto.

El sistema es incapaz de distinguir entre perturbaciones externas significativas y fallas presentadas en los sensores, por ejemplo fallas internas en el motor. Se detectaron el 100 % de las fallas por ruido grande sin presentar falsas alarmas. Fue suficiente analizar los cambios de la media como de la desviación estándar para detectar y diagnosticar la falla. En esta falla únicamente se incrementa significativamente el valor de la desviación estándar, permaneciendo la media en un valor aproximado al normal. El tiempo de detección para la falla gradual depende de que tan rápido aumente la falla, como los límites de detección son los mismos para los tres tipos de fallas el sistema detectara la falla hasta que la media sobrepase el límite de detección.

### **7.1.4. Eficiencia del sistema FDD para el sensor de velocidad**

Para el sensor de velocidad se presento una probabilidad de detección del 100 %, sin embargo se presento una probabilidad de falsas alarmas del 13.3 %. Estos resultados fueron obtenidos con los límites escogidos mediante el

análisis de la curva ROC. Como el residuo oscilaba constantemente, se dificultó para detectar las fallas causadas por ruido, estas oscilaciones son causadas por que el motor está en lazo abierto y se observó que existe una variación en la velocidad sin hacer cambio alguno en la señal de control, que en este caso es el voltaje. A causa de que se necesitó guardar más datos para el sensor de velocidad debido a las oscilaciones del residuo, existieron diferencias en los tiempos de detección y diagnóstico entre los sensores. Por ejemplo una falla abrupta se detectó al segundo de presentarse, mientras que la del sensor de velocidad tardó 3 segundos.

## **7.2. Trabajo futuro**

Aunque el método propuesto detectó y diagnosticó las fallas, este es un estudio preliminar que debe operar en condiciones más realistas y menos restringidas. Este estudio desarrolló la plataforma experimental y la interfaz de comunicación para iniciar una línea de investigación en los sistemas *steer by wire*.

# Bibliografía

- [Blazquez *et al.*, 2004] L.F. Blazquez, L. J. de Miguel, E. T. Valladolid, and J. R. Peran. Model-Based Fault Diagnosis of aDC Motor. *World Automation Congress*, 16:237-242, 2004.
- [Capriglione *et al.*, 2003] D. Capriglione, C. Liguori, C. Pianese, and A. Pietrosanto. On-Line Sensor Fault Detection, Isolation, and Accommodation in Automotive Engines. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 52(4):1182-1189, 2003.
- [Chan *et al.*, 2006] C. W. Chan, S. Hua, and Z. Hong-Yue. Application of Fully Decoupled Parity Equation in Fault Detection and Identification of DC Motors. *IEEE Transactions on Ind. Electronics*, 53(4):1277-1282, 2006.
- [Chow and Willsky, 1984] E. Y. Chow and A. S. Willsky. Analytical Redundancy and the Design of Robust Failure Detection Systems. *IEEE TRANSACTIONS ON AUTOMATIC CONTROL*, 29(7):603-11, 1984.
- [Chowdhury and Chen, 2007] F.N. Chowdhury and Wen Chen. A Modified Approach to Observer-based Fault Detection. 22. *IEEE Int. Symposium on Intelligent Control*, pages 539-543, 2007.
- [D. M. Himmelblau, 1978] D. M. Himmelblau. *Fault Detection and Diagnosis in Chemical and Petrochemical Processes (Chemical Engineering Monographs, 8)*. Elsevier, 1978.
- [Detroja *et al.*, 2006] K. P. Detroja, R. D. Gudi, and S. C. Patwardhan. Plant-Wide Detection and Diagnosis Using Correspondence Analysis. *Symposium on Advanced Control of Chemical Processes*, 15(12):1468-1483, 2006.
- [Gadda *et al.*, 2007] C. D. Gadda, S. M. Laws, and J Christian Gerdes. Generating Diagnostic Residuals for Steer-by-Wire Vehicles. *IEEE Transaction on Control Systems Technology*, 15(3):529-540, 2007.
- [Gertler, 1988] J. J. Gertler. Survey of Model-Based Failure Detection and Isolation in Complex Plants. *IFAC Symposium on Microcomputer Applications to Process Control*, pages 3-11, 1988.
- [Gertler, 1998] J. J. Gertler. Survey of Model Based Failure Detection and Isolation in Complex Plants. *IEEE Control Systems Magazine*, 8(6):3-11, 1998.
- [Harihara *et al.*, 2003] P. P. Harihara, K. Kim, and A. G. Parlos. Signal Based versus Model Based Fault Diagnosis A Trade Off in Complexity and Performance. *Symposium on Diagnosis for Electric Machines, Power and Drives*, pages 277-282, 2003.

- [Hashimoto *et al.*, 2003] M. Hashimoto, H. Kawashima, and Fuminori Oba. A Multi-Model Based Fault Detection and Diagnosis of Internal Sensor for Mobile Robot. *Proceedings of the 2003 IEEE WRSJ*, pages 3787-3792, 2003.
- [Isermann, 2006] R. Isermann. *Fault-Diagnosis Systems*. Springer, 2006.
- [Jayakumar and Das, 2006] M. Jayakumar and Bijan B Das. Fault Detection, Isolation and Reconfiguration in Presence of Incipient Sensor Faults in an Electromechanical Flight Control Actuation System. pages 92-97, 2006.
- [K. Ogata, 1996] K. Ogata. *Sistemas de Control en Tiempo Discreto*. Prentice Hall, 1996.
- [Lee *et al.*, 2007] J. Lee, H. Lee, J. Kim, and J. Jeong. Model-Based Fault Detection and Isolation for Electric Power Steering System. *Int. Conf. on Control Automation and Systems*, pages 2369-2374, 2007.
- [Liu and Zhang, 2000] X. Q. Liu and H. Zhang. Fault Detection and Diagnosis of Permanent-Magnet DC Motor Based on Parameter Estimation and Neural Network. *IEEE Transactions on Ind. Electronics*, 47(5):1021-1030, 2000.
- [Luo and Pattipati, 2005] J. Luo and K. R. Pattipati. Agent-based Real-time Fault Diagnosis. *Aerospace Conference*, pages 3632-3640, 2005.
- [Luo *et al.*, 2005a] J. Luo, M. Namburu, and K. R. Pattipati. Integrated Model-based and Data-driven Diagnostic Strategies Applied to an Anti-Lock Brake System. *Aerospace Conference*, pages 3702-3708, 2005.
- [Luo *et al.*, 2005b] J. Luo, H. Tu, K. Pattipati, L. Qiao, and S. Chigusa. Diagnosis Knowledge Representation and Inference. *Autotest 2005*, pages 45-52, 2005.
- [Martinez *et al.*, 2004] R. Martinez, R. Garrido, R. Palacios, and J. Mendoza. Fault Detection in a Belt-Drive System using a Proportional Reduced Order Observer. *Proceeding of the 2004 American Control Conference*, pages 3106-3110, 2004.
- [Masrur *et al.*, 2005] A. Masrur, B. Zhang, H. Wu, C. Mi, Z. Chen, and Y. L. Murphey. Fault Diagnostics in Power Electronics Based Brake-by-Wire System. *Vehicle Power and Propulsion, 2005 IEEE Conf.*, pages 560-566, 2005.
- [Moseler and Isermann, 2000] O. Moseler and R. Isermann. Application of Model-based Fault detection to a Dc Motors. *IEEE Transactions on Ind. Electronics*, 47(5):1015-1020, 2000.
- [N. Schlager, 1996] N. Schlager. *When Technology Fails*. Gale, 1996.
- [Nold and Isermann, 1986] S. Nold and R. Isermann. Identifiability of Process Coefficients for Technical Failure Diagnosis. *Proc. of 25th Conf. on Decision and Control*, pages 1587-1592, 1986.
- [Palma *et al.*, 2005] L. B. Palma, F. V. Coito, and R.N. da Silva. A Combined Approach to Fault Diagnosis based on Principal Components and Influence Matrix. pages 171-176, 2005.

[PauL., 1981] PauL. *Failure Diagnosis and Performance Monitoring*. Marcel Dekker, 1981.

# Apéndice A

## Definiciones

A continuación se revisan las definiciones básicas de los sistemas FDD.

Falla: ocurre cuando valores aceptables (usuales) de uno o mas parámetros de un proceso cambian a valores no permitidos. Una falla por sí sola o en conjunto con otras puede hacer que el sistema funcione inadecuadamente afectando su desempeño o en el peor de los casos hacer que no funcione en su totalidad. Existen diferentes tipos de falla en los sensores que se pueden clasificar por el tiempo, duración y gravedad del daño que pueden causar [Hashimoto *et al.*, 2003], [Capriglione *et al.*, 2003],[Moseler and Isermann, 2000]. Estas son:

- Fallas abruptas. Ocasionan cambios abruptos en el comportamiento del sensor. Por ejemplo
  1. Sensor en corto circuito. La salida del sensor es cero.
  2. Sensor abierto. La salida del sensor es igual a la escala mayor del medidor.
  3. Sensor pegado. La salida del sensor permanece fija en un valor.
  4. Sensor descalibrado. La salida del sensor difiere de la verdadera.
  5. Sensor con ruido excesivo. La salida del sensor presenta ruido fuera de lo normal.
- Fallas graduales. Producen cambios lentos en el sistema, estas fallas pueden ser ocasionadas por desviaciones en las mediciones de los sensores, contaminación de superficies, deterioro del equipo etc. Debido a la magnitud pequeña de la falla la mayoría de las veces es mas difícil de detectar que las fallas abruptas.

Las fallas se pueden dividir en dos categorías según su ubicación.

- Fallas aditivas. Son producidas por señales desconocidas que perturban la salida del sistema.
- Fallas multiplicativas. Son ocasionadas por cambios en los parámetros del sistema.

La inoperatividad de un sistema o máquina es cuando dejan de trabajar completamente, debido a una o a varias fallas. Si el sistema irregularmente cumple con la función deseada se dice que hay un funcionamiento defectuoso. Por ejemplo, en un motor de corriente directa una falla puede ser que las escobillas estén desgastadas ocasionando una



resistencia de armadura alta, en este caso un malfuncionamiento puede dar como resultado un torque intermitente o cambio de velocidad de giro sin presentar inoperatividad, pero si un cable en la bobina de excitación es quemado ocasiona que no exista flujo de corriente entre las bobinas dando como resultado que el motor no funcione.

# Apéndice B

## Datos técnicos del hardware

**Controlador de National Instruments (NI cRIO-9004).** Controlador embebido capaz de correr en tiempo real, se conecta a un chasis de 4 u 8 ranuras para tarjetas de adquisición de datos. Sus características principales son:

- Procesador de 195 MHz.
- 512 MB de memoria no volátil y 64 MB de memoria DRAM.
- Comunicación vía 10/100 BaseT Ethernet.
- Comunicación serial RS232 para comunicación periférica con otros dispositivos.
- Voltaje de alimentación es de 9 a 35 VCD.
- Trabaja a temperaturas que van desde los  $-40^{\circ}\text{C}$  a los  $70^{\circ}\text{C}$ .

**Chasis reconfigurable.** El chasis contiene 8 ranuras para insertar tarjetas de entrada y salida sincronizadas de una manera precisa, su configuración es sencilla utilizando el software LabVIEW. Soporta temperaturas de  $-40^{\circ}\text{C}$  a los  $70^{\circ}\text{C}$ .

**Tarjeta NI 9505 (Modulo de control cRio 9505).** Drive para servo motor con puente H e incluye:

- Sensor de corriente. La tarjeta entrega una corriente continua máxima de 8 A a  $40^{\circ}\text{C}$  ( o 2 A a  $70^{\circ}\text{C}$ ) a 30 V, con picos de corriente a 12 A. El sensor tiene un ADC de 12 bits de resolución lo que le permite medir una corriente mínima de hasta 0.0062 A en una escala máxima de 12.7 A que pasa por el motor y es útil para el diseño de algoritmos de control.
- Interface para sensor. Un encoder de cuadratura con conector DB-9 puede ser conectado para medir velocidad y posición, Incluye una conexión adicional de 5V para alimentación del encoder y una entrada de paro de emergencia.

- Terminales de alimentación. Cuenta con 4 terminales:

Vsup y Com. Aquí se conecta la fuente de alimentación del motor.

M+ y M-. Salida de la señal PWM que controla el motor.

**Motor.** Marca Dayton de imán permanente totalmente encapsulado no ventilado, escobillas externas y sin protección térmica, sus principales características son:

Potencia. 1/6-1/3 HP

Velocidad máxima de 1800 RPM

Voltaje de alimentación. Voltaje de 12/24 VCD

Corriente máxima de 14.15 A

Torque a máxima carga. 5.82 In.-Lbs.

**Encoder.** El encoder rotacional de tipo incremental HS35A marca Avtron es un transductor de posición y velocidad conocido como tacómetro o generador de pulsos. Sus principales características:

- Permite colocar un flecha de hasta 1 pulgada de diámetro.
- Carga máxima de 760 gramos.
- Seguro anti- rotación para evitar deslizamientos indeseables.
- Soporta una velocidad máxima de 6,000 RPM.

**Tarjeta NI 9206.** Tarjeta de entradas análogas consta de:

- 32 canales de entradas sencillas o de 16 canales de entradas diferenciales.
- 1 canal de entrada digital.
- 1 canal de salida digital.
- Tasa de muestro de hasta 250kS/s.
- Cada canal cuenta con una protección de sobre voltaje de 30 V.
- Resolución de 16 bits.

# Apéndice C

## C.1. Procedimiento para la modelación de la corriente del motor de CD

Una etapa fundamental para el desarrollo de sistemas FDD que se basan en modelos es la identificación de sistemas y la obtención de un buen modelo del proceso. El sistema de identificación realizado para nuestro propósito se resume en los siguientes pasos.

1. Adquisición de datos. Este paso consiste en adquirir datos del sistema para esto es necesario aplicar una señal de entrada al motor, en este caso es voltaje de CD y observar las salidas durante un intervalo de tiempo para posteriormente guardarlos en un archivo. La figura C.1 muestra la señal de corriente obtenida.

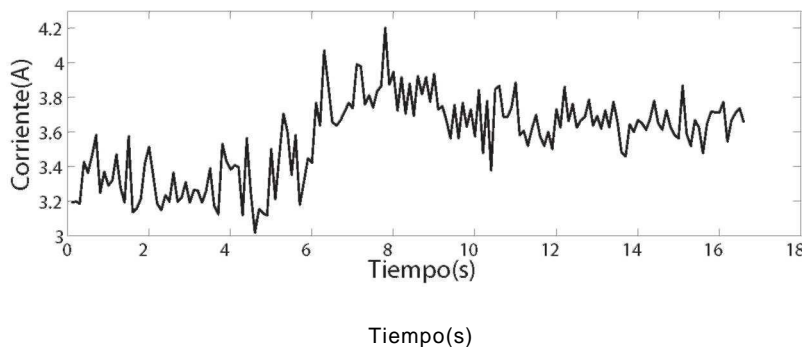


Figura C.1: Señal obtenida directamente del sensor de corriente.

La señal de salida del sensor oscila entre 3.2 y 3.6, en el segundo 45 se incremento el voltaje del sensor y la corriente oscilo entre 3.48 y 3.83 presentando una variación de aproximadamente 0.4A. Para reducir dichas variaciones se colocaron filtros IIR para acondicionar las señales de voltaje, corriente y de velocidad, que son la entrada y salidas respectivamente que eliminan un poco los factores externos que contaminen los datos como lo son las señales de ruido ocasionados por la línea de alimentación u otros componentes ubicados alrededor, la Figura C.2 muestra la señal de corriente ya filtrada.

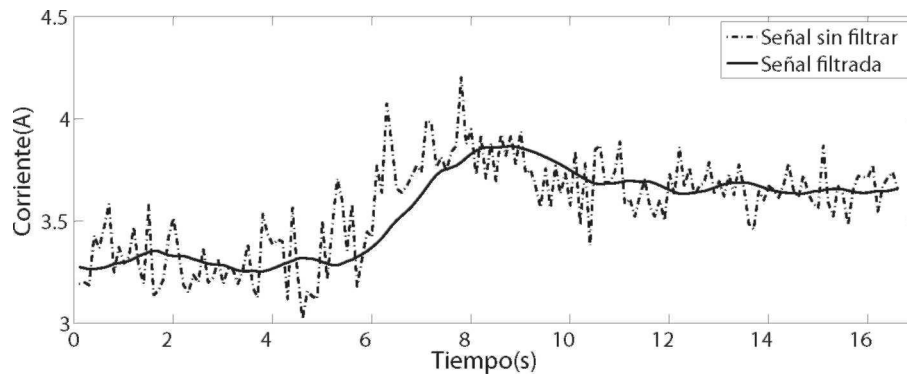


Figura C.2: Comparación entre la señal obtenida directamente del medidor y la señal filtrada.

2. Tratamiento de los datos. Los datos obtenidos fueron graficados y revisados visualmente antes de obtener el modelo, es decir inspeccionarlos para asegurarnos que están libres de ruido, problemas de escalamiento y detectar datos fuera del rango normal debido a problemas de comunicación.
3. Obtención del modelo. Aplicando cambios tipo escalón a la señal de entrada, Figura C.3 se observó la dinámica del sistema para poder escoger el tipo de modelo que pueda caracterizar el comportamiento del motor. Los

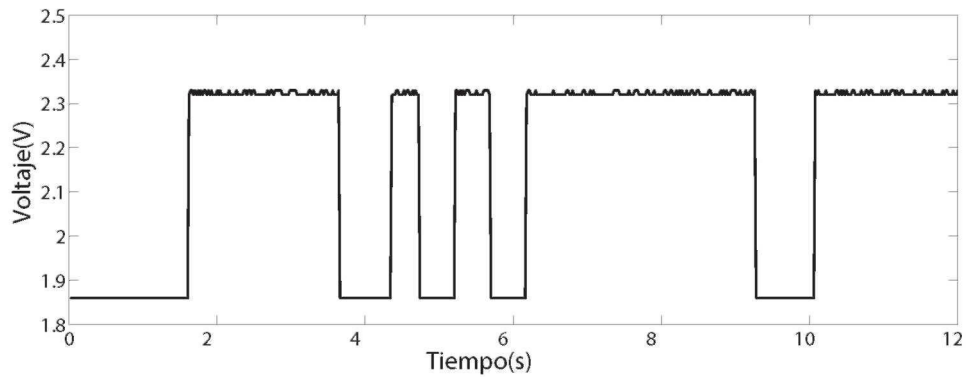


Figura C.3: Señal PWM utilizada para identificar el comportamiento de la corriente en el motor.

datos mostraron que el comportamiento de la velocidad y corriente con respecto al voltaje aplicado se comportan de una manera no lineal, de acuerdo a lo anterior se escogió un rango de operación 100 a 250 RPM para utilizar un modelo lineal.

Los datos de entrada y salida del proceso de identificación fueron almacenados en un archivo y para obtener el modelo se utilizó un programa en Labview que se describe más adelante en el apéndice E. El modelo obtenido para el sensor de corriente es el siguiente.

$$Y(s) = \frac{0,0395317S + 1,65229}{15,2273S^2 + 5,02149s + 1} \quad (C.1)$$

El comportamiento de la corriente ya se había analizado con la ayuda de un amperímetro y su comportamiento fue parecido a un sistema de segundo orden, es por esto que se escogió este modelo. La figura C.4 muestra la respuesta del modelo contra la señal real.

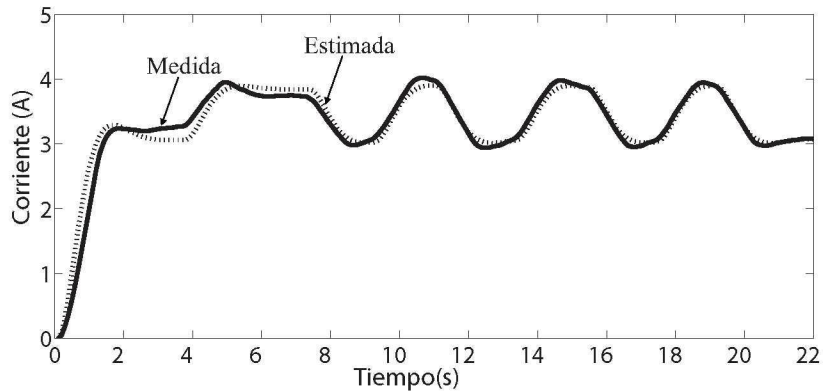


Figura C.4: Comparación entre la señal estimada contra la medida.

Para comprobar lo anterior se propuso un modelo de primer orden y el resultado fue el siguiente, Figura C.5. Se puede observar en la figura C.5 que el desempeño de este modelo es inferior al primero.

Se realizaron pruebas con modelos de tercer y cuarto orden, sin llegar a mejorar significativamente el desempeño obtenido por el de segundo, además los modelos de ordenes mayores requieren más recursos computacionales.

Para el diseño del observador fue necesario discretizar el modelo C.1 con un retenedor de orden cero resultando

$$\begin{aligned} x(k+1) &= \begin{bmatrix} 0,6928 & 0,1053 \\ -0,4426 & 0,9706 \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} 0,0063 \\ 0,1073 \end{bmatrix} u(k) \\ y(k) &= \begin{bmatrix} 8 & 0 \end{bmatrix} x(k) + [0] u(k) \end{aligned} \quad (C.2)$$

De igual manera se obtuvo el modelo para representar el comportamiento de la velocidad en el motor resul-

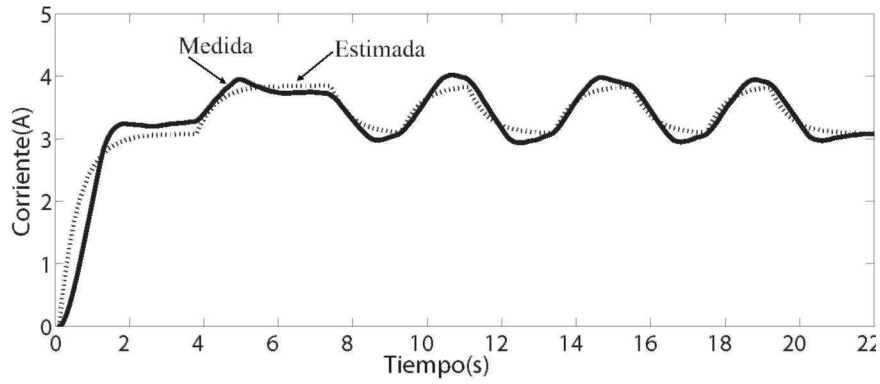


Figura C.5: Modelo de corriente de primer orden.

tando.

$$\begin{aligned}
 x(k + 1) &= \begin{bmatrix} \phantom{0} \\ \phantom{0} \end{bmatrix} \\
 y(k) &= \begin{bmatrix} 8 & 0 \end{bmatrix} x(k) + [0] u(k)
 \end{aligned}
 \tag{C.3}$$

El modelo resultante C.3 está discretizado por un retenedor de orden cero y relaciona la velocidad de salida del motor con el voltaje de entrada aplicado. La Figura C.6 compara la señal medida contra la estimada del modelo obtenido para la velocidad.

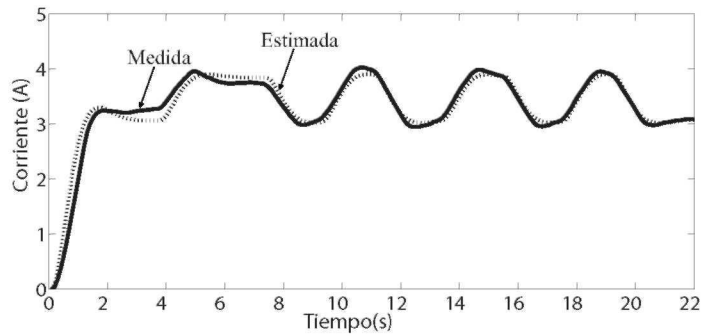


Figura C.6: Comparación entre la señal estimada contra la medida.

Los modelos obtenidos anteriormente se utilizaron para el diseño de los observadores.

# Apéndice D

## D.1. Selección de límites de detección para el sensor de velocidad

Los límites de detección de fallas para el sensor de velocidad se seleccionaron de acuerdo a los resultados mostrados en el análisis de la curva ROC de la misma manera que se hizo para el sensor de corriente. Se realizaron 35 pruebas donde se introdujeron las fallas y 35 casos donde no hay fallas cambiando los límites de detección tanto para la media como para la desviación estándar, registrando los 4 casos posibles mencionados en la sección 5.2.6 del capítulo 5, en base a las pruebas se obtuvieron los siguientes resultados.

El cuadro D.1 presenta los resultados de las 35 pruebas para cada límite, cabe recordar que estos resultados son obtenidos dentro del rango de operación en lazo abierto, libre de perturbaciones externas como son fallas en el motor o cambios mecánicos del sistema. Los límites se presentan de acuerdo al porcentaje de desviación del valor normal que fue de 0.206 RPM.

Cuadro D.1: Análisis ROC para la elección del límite de la media para el sensor de velocidad.

Límite	6%	69%	141%	214%
Verdadera positiva	35	35	35	21
Verdadera negativa	9	25	31	35
Falsa positiva	26	10	4	0
Falsa negativa	0	0	0	14
Total de casos sin falla	35	35	35	35
Total de casos con falla	35	35	35	35
Total de casos	70	70	70	70
<i>Pd</i>	100% 74%	100% 28%	100% 11.42%	60% 0%



En base al cuadro D.1 se puede observar que para un límite del 6 % del valor normal de la media, la probabilidad de detección fue del 100 % detectando las 35 fallas aplicadas, sin embargo se presentaron 26 falsas alarmas presentado una probabilidad del 74 % de falsas alarmas. Aumentando el límite al 69 % también se detectaron todas las fallas, logrando una mejoría en la detección de falsas alarmas bajando la probabilidad de falsas alarmas hasta el 28 %.

Para un límite del 141 % se siguieron detectando todas las fallas aplicadas, presentando un 0 % de probabilidad de falsas alarmas. Al proponer un límite del 214 % se observó que la probabilidad de detección de fallas bajo hasta un 60 % y no se detectaron falsas alarmas. En base a estos resultados se eligió un límite de detección para la media del 141 % del valor normal.

Para la elección del límite de detección de fallas en la desviación estándar de los residuos, se presenta el cuadro D.2.

Cuadro D.2: Análisis ROC para la elección del límite de la desviación estándar para el sensor de velocidad.

Límite	10%	143%	379%	637%
Verdadera positiva	35	35	35	20
Verdadera negativa	12	30	33	35
Falsa positiva	23	5	2	0
Falsa negativa	0	0	0	7
Total de casos sin falla	35	35	35	35
Total de casos con falla	35	35	35	35
Total de casos	70	70	70	70
<i>Pd</i>	100%	100%	100%	57%
<i>Pfa</i>	65%	14%	5%	0%

Se puede observar que para un límite del 10 % del valor normal que fue de 0.135 RPM se pudieron detectar el 100 % de las fallas aplicadas, sin embargo se presentó una probabilidad del 65 % para las falsas alarmas. Aumentando el límite de detección al 143 % se redujeron las falsas alarmas hasta el 14 % pudiendo detectar todavía todas las fallas aplicadas. Para un límite del 379 % únicamente se presentaron dos falsas alarmas, detectando el 100 % de las fallas. Por último para un límite del 637 % se observó que se eliminaron las falsas alarmas afectando el desempeño de detección de fallas bajando la probabilidad hasta el 60 %.

Con los resultados obtenidos en los cuadros se realizaron las curvas ROC para cada estadístico presentados en la Figura D.1. En base a estos resultados se seleccionaron los límites de detección utilizados en la prueba del sistema FDD que fueron de 0.5 RPM (141 %) para la media y 0.65 RPM (379 %) para la desviación estándar. Se observa que

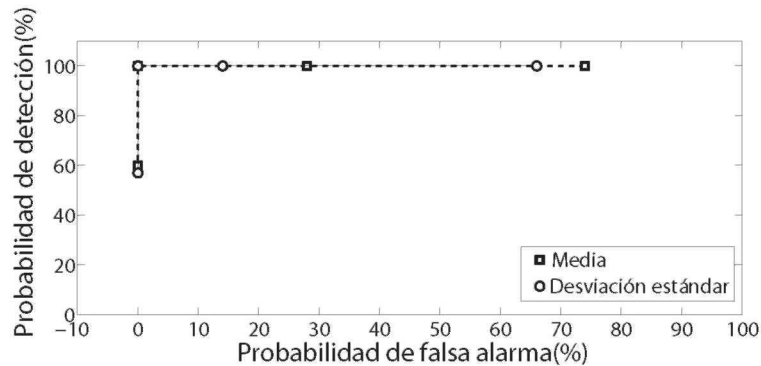


Figura D.1: Curvas ROC para fijar los límites en los estadísticos de los residuos para la detección de fallas en el sensor de velocidad.

ambos límites escogidos presentan la mínima probabilidad de falsas alarmas de las pruebas realizadas.

## D.2. Detección y diagnóstico de fallas en el sensor de velocidad

### Falla abrupta

La falla abrupta en el sensor de velocidad se representó con un cambio escalonado en la señal original similar que la falla abrupta para el sensor de corriente produciendo un sesgo en la lectura, la Figura D.2 presenta el comportamiento del residuo al aplicar la falla al segundo 2 agregando un sesgo de 50 RPM a la medición original.

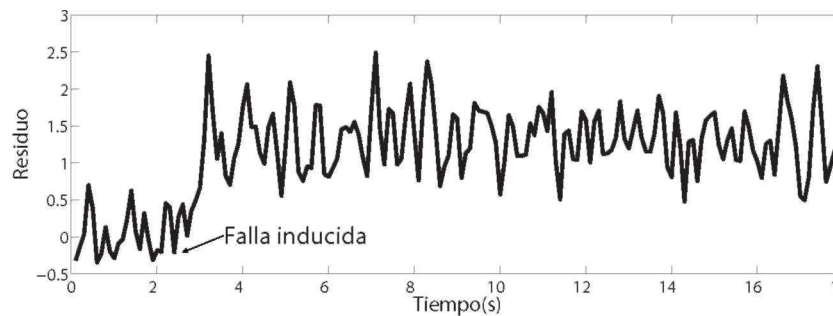


Figura D.2: Cambio en el residuo ocasionado por una falla abrupta.

La figura D.3 muestra los cambios de la media y desviación estándar del residuo, en el segundo 2 se puede ver que la media que es prácticamente cero pasa a 1.4 RPM, recordando que es una falla del .83 % de la escala total de medición del sensor de velocidad. En cambio la desviación estándar permanece sin cambios en un valor aproximado

de 0.25 RPM como la media sobre paso el límite de detección y la desviación estándar no, entonces el sistema indica la presencia de una falla abrupta. Los límites utilizados fueron los elegidos previamente mediante el análisis de la curva ROC.

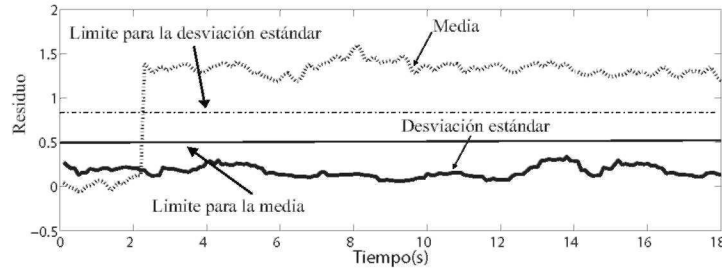


Figura D.3: La media del residuo aumenta debido a la falla, mientras la desviación estándar se mantiene constante.

Para determinar la eficiencia del sistema FDD para detectar fallas en el sensor de velocidad se realizaron solamente 30 pruebas en línea.

El cuadro D.3 muestra que fallas grandes son detectadas en su totalidad en un tiempo de detección y diagnóstico de 3 segundos, sin embargo el sistema FDD tuvo un error de 6.6 % al detectar la falla más pequeña.

Cuadro D.3: Análisis de fallas abruptas en el sensor de velocidad.

Tamaño de la falla en % de la escala total de medición	Fallas detectadas	Fallas no detectadas	Tiempo de detección y diagnóstico (s)	% de error en detección
.58 %	28	2	3	6.6
.83 %	30	0	3	0

Los resultados de las 30 pruebas con los que se realizó el análisis de las fallas abruptas, se obtuvieron trabajando dentro del rango de operación en lazo abierto, con las suposiciones anteriormente mencionadas, por ejemplo, el motor primero se llevo al rango de operación después fueron aplicadas las pruebas moviéndose dentro de ese rango, reafirmando que estos resultados son validos únicamente bajo estas condiciones.

### Sensor con ruido

Una señal de ruido unitario uniforme se introdujo en la medición del sensor al segundo 20, Figura D.4. El residuo sin falla tiene una variación natural con una desviación estándar de 0.5 RPM, probablemente causada por la variación de la velocidad del motor sin cambiar la señal de entrada, se realizaron diferentes pruebas en el rango de operación observando que esta variación aumenta o disminuye dependiendo si se esta en el límite superior o inferior respectivamente del rango de operación.

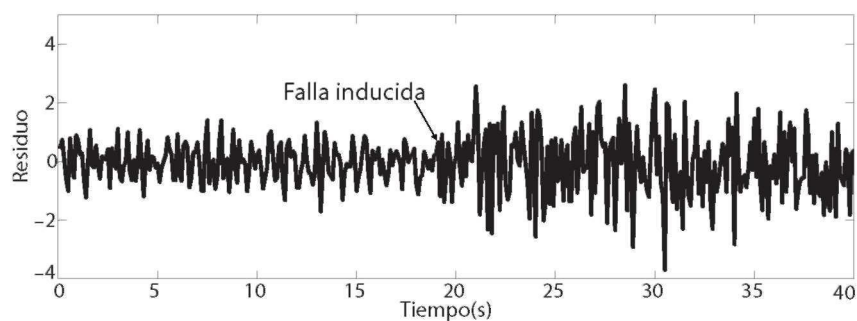


Figura D.4: El comportamiento del residuo se modifica inmediatamente después de que se presenta la falla.

La Figura D.5 muestra el cambio que sufre la media y la varianza del residuo generado por el observador. Sin falla la media es de 0.1 RPM y la desviación estándar de 0.5 RPM aproximadamente, al segundo 20 se presenta la falla causada por ruido en el sensor. La desviación estándar se incrementa hasta llegar a un valor promedio de 1.29 RPM aproximadamente, los cambios permanecen lo que dura la falla. La media permanece en un valor cerca de cero, sin cambios significativos.

Analizando los cambios en los estadísticos del residuo se puede fijar el límite para detectar esta falla, en este caso solo se realizó una prueba con una sola magnitud de ruido. En base a los resultados obtenidos se fija el límite para la desviación estándar de 0.65 RPM. Con los límites de la media y la desviación estándar se pueden diagnosticar las dos diferentes tipos de fallas de la siguiente manera:

- Si la media obtenida en tiempo real es mayor que la fijada en el límite, entonces es falla abrupta.
- Si la desviación estándar es mayor que la fijada para el límite de desviación estándar, entonces la falla es causada por ruido.

El cuadro D.4 presenta los resultados de 30 pruebas trabajando dentro del rango de operación. Todas las fallas fueron detectadas en un tiempo aproximado de 4 segundos, sin embargo el sistema FDD presentó 4 falsas alarmas al estar trabajando en el límite superior del rango de operación, presentado un error del 13.3%. La causa de las

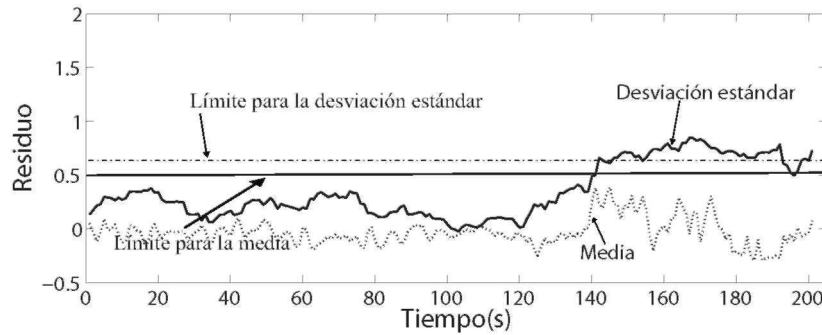


Figura D.5: Comportamiento de la media y desviación estándar del residuo ante la falla de ruido.

falsas alarmas se debe a que la desviación estándar aumenta sin el motor se opera en la parte superior del rango de operación.

Cuadro D.4: Análisis de fallas por ruido en el sensor de velocidad.

Fallas detectadas	Fallas no detectadas	Tiempo de detección y diagnóstico (s)	Falsas alarmas	% de error del sistema FDD
30	0	4	4	13.3

**Falla gradual**

La falla gradual se describió en la sección 5.2, básicamente consiste en realizar pequeños cambios en la lectura del sensor. Para propósitos de evaluación del sistema se propone un incremento de 1 RPM por segundo, cabe recordar que el comportamiento de esta falla puede ser más rápido o lento. La Figura D.6 muestra el comportamiento del residuo ante la falla gradual mencionada anteriormente aplicada en el segundo 38 de la prueba.

Se puede apreciar que al momento de aplicar la falla el residuo aumenta lentamente, sin embargo a simple vista no se puede distinguir el tipo de falla, a causa de la variación del residuo. Para poder detectar la falla es necesario analizar el cambio en la media y desviación estándar, Figura D.7.

La detección y diagnóstico de falla se realizó de manera similar que falla abrupta utilizando los mismos límites. El cuadro D.5 presenta los resultados de detección y diagnóstico de 30 pruebas. Los resultados demuestran que el sistema FDD detectó todas las fallas graduales propuestas en un tiempo de 28.5 segundos. Recordando que el tiempo

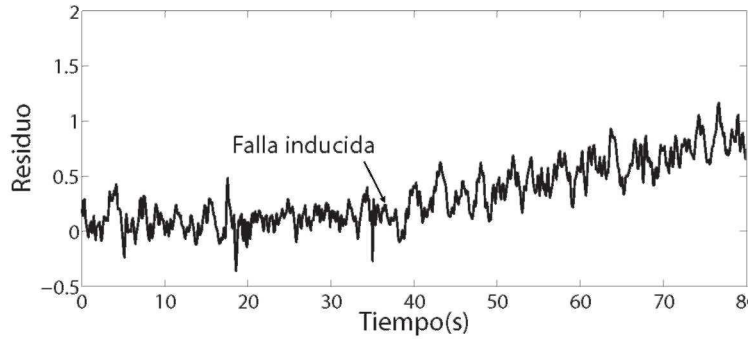


Figura D.6: El residuo cambia gradualmente con el tiempo.

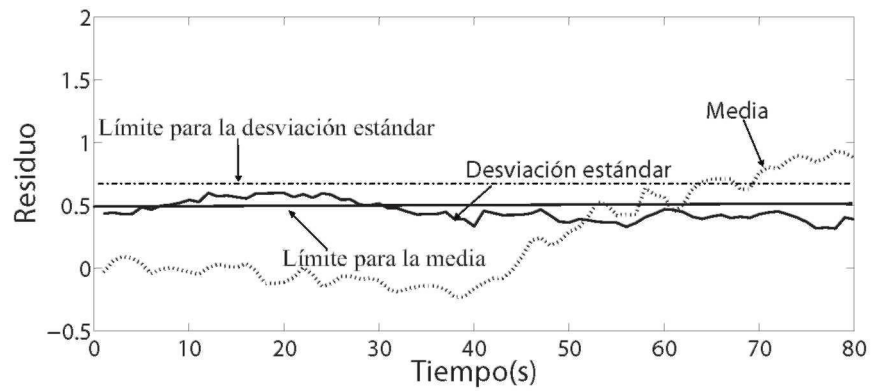


Figura D.7: La media cambia gradualmente mientras que la desviación estándar se mantiene en un mismo valor.

Cuadro D.5: Análisis de fallas graduales en el sensor de velocidad.

Fallas detectadas	Fallas no detectadas	Tiempo de detección y diagnóstico (s)	% de error en detección
30	0	28.85	0

de detección se debe al incremento de la falla con el tiempo.

La figura D.8 muestra los límites de la curva ROC encontrados, se aprecia que cuando el sensor esta libre de fallas, el valor promedio de la media es de 0.20 y la desviación estándar de 0.51. Se observa que si una falla abrupta se presenta, solo la media del residuo cambia significativamente pasando el límite de detección fijado y el sistema detecta una falla abrupta. Para el caso de falla por ruido, la desviación estándar se dispara de 0.48 a 1.4 pasando el límite fijado para la desviación estándar, mientras que la media se mantiene en el valor normal sin fallas. Este comportamiento del residuo hace que el sistema indique la presencia de una falla por ruido. Para la falla gradual, el valor

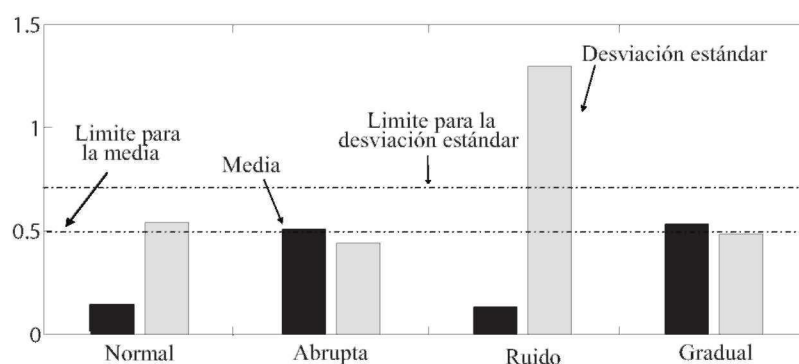


Figura D.8: Cambios en los índices estadísticos ante las diferentes fallas del sensor de velocidad.

de la media sobre paso el límite de la media, mientras que la desviación estándar permaneció en un valor promedio de 0.5 que es normal. Esta falla varia con respecto al tiempo, lo que hace que tarde más tiempo la detección.

# Apéndice E

## E.1. Descripción de pantallas en LabView

### E.1.1. Descripción de las pantallas de identificación

El sistema de identificación se desarrollo en la plataforma LabView 8.2, a continuación se describen las pantallas utilizadas

### E.1.2. Modelo en tiempo continuo

El proceso de identificación se realizo utilizando la plataforma de LabView 8.2 con los datos de entrada y salida previamente guardados y tratados. El programa de identificación puede representar el modelo en varios formatos segun convega, ademas es capaz de obtener un modelo ARX y transformarlo a espacio de estados. Al abrir el programa la pantalla que se presenta es, Figura E.1 que identifica los elementos principales para obtener un modelo en tiempo continuo. A continuación se describen detalladamente estos elementos.

1. Selector de pantallas. El programa completo esta distribuido en tres pantallas. Las pestañas son colocadas para cambiar entre las 3 diferentes pantallas que son :
  - Identificación. Pantalla por default al inicio del programa que obtiene un modelo en tiempo continuo de datos previamente cargados.
  - Espacio de estados. Pantalla que muestra el modelo obtenido del modelo continuo en espacio de estados continuo, con opción de discretizarlo por retenedor de orden cero.
  - ARX. Desde un archivo se carga un modelo ARX y lo convierte en espacio de estados, con la opción de discretizar el modelo por retenedor de orden cero a diferentes tiempos de muestreo.
2. Seleccion inicial. Sirve para escoger la dirección de carpeta de origen de los datos para crear el modelo y determinar el orden del modelo.
3. Presentación de la función de transferencia. Muestra la función de transferencia y los coeficientes del modelo obtenido.



4. Muestra la señal de entrada del sistema.
5. Muestra la respuesta real del sistema y del modelo obtenido.

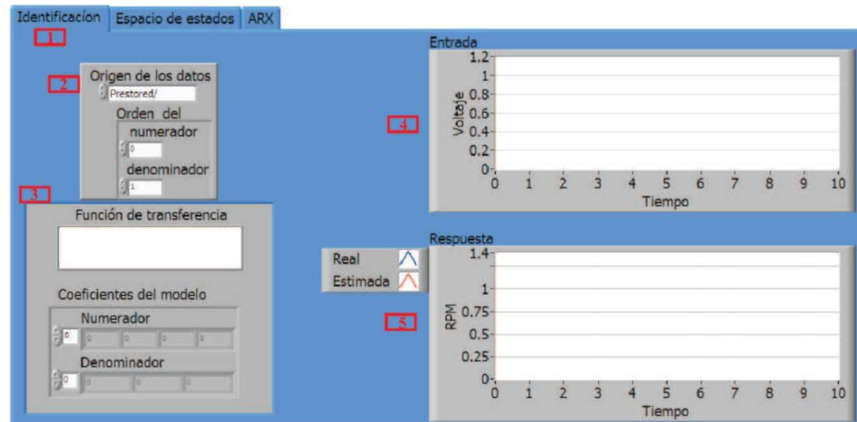


Figura E.1: Pantalla para obtener un modelo en tiempo continuo.

### E.1.3. Modelo ARX

Para obtener un modelo ARX se utilizó el programa mencionado anteriormente. Para acceder a la pantalla, Figura E.2 se selecciona entre las pestañas de selección la opción ARX. A continuación se describe cada elemento :

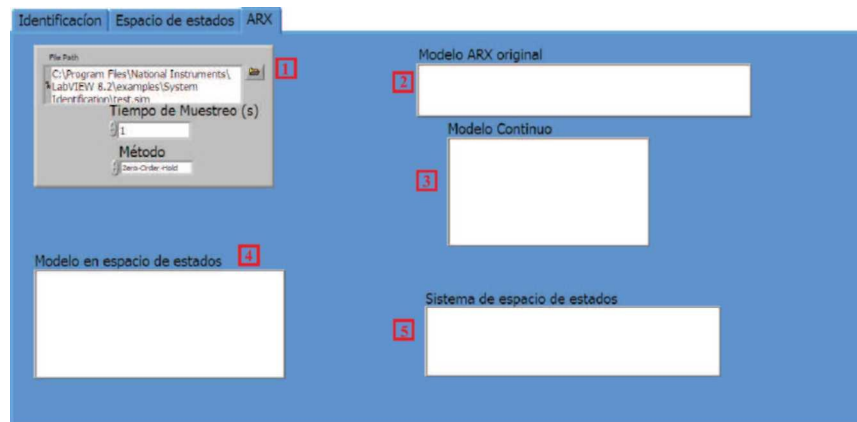


Figura E.2: La pantalla se utilizo para discretizar un modelo ARX.

1. Origen del modelo. Se selecciona la dirección del archivo que contiene el modelo ARX previamente creado, se establece el método de discretización y el período de muestreo, que fue de 0.1 segundos.
2. Muestra el modelo ARX original.
3. Muestra el modelo ARX en función de transferencia.
4. Muestra el modelo ARX en espacio de estados.
5. Muestra modelo en espacio de estados discretizado.

## E.2. Interfaz de monitoreo del motor

### E.2.1. Pantalla principal

La Figura E.3 muestra la pantalla principal de la interfaz utilizada para el monitoreo, detección y diagnóstico de fallas.

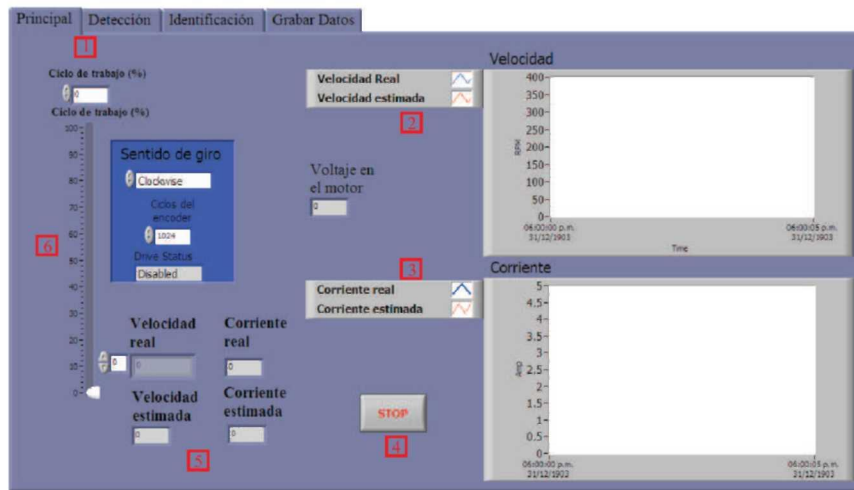


Figura E.3: Pantalla principal para el monitoreo y control del motor de CD.

1. Selector de pantallas. El programa principal tiene cuatro pestañas de navegación.
  - Pantalla principal. Sirve para el monitoreo y control del motor de CD, compara la salida del observador con el sistema real.
  - Detección. Pantalla que muestra los residuos de los observadores y los índices estadísticos. En esta pantalla se aplican las diferentes fallas.

- Identificación. Realiza la identificación en línea del motor.
  - Grabar datos. Contiene todos los botones necesarios para grabar todos los datos.
2. Gráfica de comportamiento de la velocidad.
  3. Gráfica de comportamiento de corriente.
  4. Botón de paro.
  5. Indicadores numéricos de las señales.

### **E.2.2. Detección de fallas**

La figura E.4 muestra la pantalla para introducir las fallas y monitorear el comportamiento del residuo de los observadores.

- Estadísticos del residuo del sensor de velocidad.
- Botones para introducir fallas al sensor de velocidad.
- Gráfica del residuo de velocidad.
- Gráfica del residuo de corriente.
- Botones para introducir fallas al sensor de corriente.
- Estadísticos del residuo del sensor de velocidad.

En el caso de que se presente una falla se propuso un indicador visual que indica el sensor que falló y el tipo de falla, Figura E.5

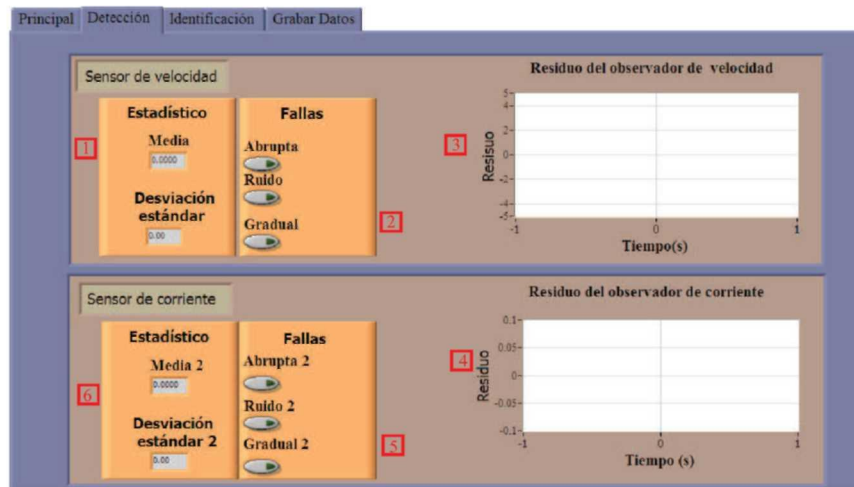


Figura E.4: En esta pantalla se introducen las fallas y se observa el comportamiento de los residuos.



Figura E.5: Ícono indicador de falla.