

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO PROGRAMA DE MAESTRÍA Y DOCTORADO EN INGENIERÍA INGENIERÍA ELÉCTRICA - CONTROL

RELACIONES REDUNDANTES Y UMBRALES SINTONIZADOS PARA EL CASO DE ESTUDIO DE 3 TANQUES

T E S I S QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE: MAESTRO EN INGENIERÍA

P R E S E N T A: JOSÉ ALONSO VILLANUEVA PÉREZ

TUTOR: DRA. MARÍA CRISTINA VERDE RODARTE INSTITUTO DE INGENIERÍA, UNAM

MÉXICO, D.F. NOVIEMBRE 2013

JURADO ASIGNADO:

Presidente: Dr. Jaime Alberto Moreno Pérez

Secretario: Dr. Yu Tang Xu

Vocal: Dra. María Cristina Verde Rodarte

1er. Suplente: Dr. Efraín Alcorta García

20. Suplente: Dr. Héctor Benítez Pérez

Lugar donde se realizó la tesis:

Instituto de Ingeniería, UNAM.

TUTOR DE TESIS: Dra. María Cristina Verde Rodarte

FIRMA

Agradecimientos

A toda mi familia por estar siempre presente en mis logros personales y por su apoyo en mis proyectos académicos, en especial a mis padres Irma y José, a mis 3 hermanas y a mi abuela Delfina que aunque ya no esta conmigo siempre me apoyo y alentó para seguir adelante con mis sueños.

A mi novia Ana que siempre estuvo presente en los momentos difíciles durante este periodo de mi vida.

A mis profesores de la maestría ya que gracias a sus conocimientos y enseñanzas me guiaron para profundizar mis conocimientos como Ingeniero.

A mi tutora por su experiencia, liderazgo y guía durante este proyecto.

Al jurado de examen de grado por sus aportaciones y comentarios.

A la UNAM por todo lo que me ofreció y por darme la oportunidad de seguir con mi desarrollo profesional.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología por su apoyo para continuar con mi formación académica.

Al instituto de Ingeniería de la UNAM por permitirme trabajar en sus instalaciones.

Índice general

Índice de figuras				III		
In	dice	de tab	las	VII		
1.	Intr	ntroducción				
	1.1.	Motiva	ación	2		
	1.2.	Estado	de arte	4		
	1.3.	Objeti	VOS	6		
	1.4.	Organ	ización del trabajo	7		
2. Detección y diagnóstico de fallas		y diagnóstico de fallas	9			
	2.1.	Introd	ucción	9		
	2.2.	Fallas	y perturbaciones	12		
	2.3.	3. Esquema de diagnóstico de fallas		13		
	2.4. Modelos analíticos con fallas		os analíticos con fallas	14		
		2.4.1.	Esquema de observadores para diagnóstico	15		
		2.4.2.	Identificación de parámetros para detección de fallas	17		
		2.4.3.	Principio de las relaciones redundantes para diagnóstico	18		
		2.4.4.	Relaciones redundantes para modelos no lineales	19		
		2.4.5.	Relaciones redundantes sin perturbaciones	20		

		2.4.6.	Relaciones redundantes con entradas desconocidas y su desacopla-	
			miento	22
		2.4.7.	Diagnóstico basado en relaciones redundantes	23
2.5. Evaluación de residuos			ación de residuos	25
		2.5.1.	Umbrales fijos	27
		2.5.2.	Umbrales sintonizados	29
3.	Cas	o de es	studio: Sistema de 3 Tanques	33
	3.1.	Model	o del sistema	33
	3.2.	Relaci	ones de redundancia analítica	36
	3.3.	Anális	is de los residuos	40
	3.4.	Evalua	ación de residuos	45
		3.4.1.	Generación de umbrales	45
		3.4.2.	Esquema de comparación	47
	3.5.	Valida	ción de la sintonización de umbrales	47
	3.6.	Result	ados experimentales	53
		3.6.1.	Fallas en los actuadores	54
		3.6.2.	Reajuste de los parámetros de los umbrales	55
		3.6.3.	Umbrales para los actuadores	56
4.	Con	clusio	nes	59
Bi	bliog	grafía		61
A.	Apé	endice	Α	65
	A.1.	Impler	nentación de los residuos	65

Índice de figuras

2.1.	Estructura general de un sistema de detección	11
2.2.	Generador de residuos con observador	16
2.3.	Generador de redundancia analítica con mediciones de $u(t)$ y $y(t)$	18
2.4.	Esquema para generar un umbral sintonizado	30
2.5.	Patrón que siguen los residuos de un sistema al presentarse fallas, los puntos	
	azules denotan valores mínimos de los residuos y los rojos los máximos $\ $.	31
3.1.	Sistema de tres tanques interconectados	34
3.2.	Residuos al presentarse una falla en la bomba 1 de \pm 10 % del flujo de la	
	bomba 1	40
3.3.	Residuos al presentarse una falla en la bomba 2 de \pm 10 % del flujo de la	
	bomba 2	41
3.4.	Residuos al presentarse una fuga en el tanque 3 del 10 $\%$ del radio de apertura	41
3.5.	Residuos al presentarse una falla en el sensor 1 del $\pm 10\%$ del nivel real del	
	tanque	42
3.6.	Residuos al presentarse una falla en el sensor 2 del $\pm 10\%$ del nivel real del	
	tanque	42
3.7.	Residuos al presentarse una falla en el sensor 3 del $\pm 10\%$ del nivel real del	
	tanque	43
3.8.	Fallas en los actuadores y fuga	44

3.9.	Fallas en los sensores	45
3.10.	Esquema general para generar alarmas	46
3.11.	Diagrama comparador para generar señales digitales de alarma	47
3.12.	Evolución del umbral al presentarse una falla en la bomba 1 del 10 $\%$ $$	48
3.13.	Evolución del umbral al presentarse una falla en la bomba 2 del 10 $\%$ $$	48
3.14.	Evolución del umbral al presentarse una fuga en el tanque con 10% del	
	radio de apertura	49
3.15.	Evolución del umbral al presentarse una falla en el sensor 1 del 10 % del	
	valor real	49
3.16.	Evolución del umbral al presentarse una falla en el sensor 2 del 10 % del	
	valor real	50
3.17.	Evolución del umbral al presentarse una falla en el sensor 3 del 10 $\%$ del	
	valor real	50
3.18.	Firma digital para la falla 1	51
3.19.	Firma digital para la falla 2	51
3.20.	Firma digital para la falla 3	51
3.21.	Firma digital para la falla 4	52
3.22.	Firma digital para la falla 5	52
3.23.	Firma digital para la falla 6	52
3.24.	Residuos sin fallas	53
3.25.	Residuos al presentarse una falla en la bomba 1 de -10% del flujo de la	
	bomba 1, del lado derecho los residuos obtenidos por observadores y del	
	lado izquierdo los obtenidos por ARR	55
3.26.	Residuos al presentarse una falla en la bomba 2 de -10% del flujo de la	
	bomba 2, del lado derecho los residuos obtenidos por observadores y del	
	lado izquierdo los obtenidos por ARR	55

3.27. Umbrales al presentarse una falla en la bomba 1 de -10% del flujo de la
bomba 1, del lado izquierdo los residuos obtenidos por observadores y del
lado derecho los obtenidos por ARR
3.28. Umbrales al presentarse una falla en la bomba 2 de -10% del flujo de la
bomba 2, del lado izquierdo los residuos obtenidos por observadores y del
lado derecho los obtenidos por ARR
3.29. Firma digital para la falla 1
3.30. Firma digital para la falla 2
A.1. Implementación en SIMULINK de los generadores

Indice de tablas

2.1.	Firma de fallas	26
3.1.	Firma de fallas para el sistema de tres tanques	39
3.2.	Fallas aislables y detectables del sistema de tres tanques	39
3.3.	Magnitud de los residuos al aplicar fallas máximas al sistema	43
3.4.	Magnitud de los residuos al aplicar fallas mínimas al sistema	44
3.5.	Valores para simulación de umbrales	46
3.6.	Valores experimentales para umbrales.	56

Capítulo 1

Introducción

Los procesos físicos complejos están sujetos a desgastes en sus componentes, eventos naturales de gran impacto y fallas en diversas partes del proceso, lo que genera paros, demoras en los servicios, y accidentes que pueden ser de grandes y graves consecuencias para la industria y la sociedad. Esto ha motivado el desarrollo de herramientas que permitan reducir el riesgo de accidentes y que además tengan la posibilidad de diagnosticar los componentes que se encuentran dañados y el orden de magnitud del problema con el fin de generar las adecuaciones correctivas necesarias (Isermann, 2006). Es así como surgen los sistemas automáticos de monitoreo con capacidad de discernir condiciones anormales en lo procesos. En particular el campo de la industria aeronáutica ha sido el más demandante en la búsqueda de controladores activos tolerantes a fallas incluyendo el diagnóstico y reconstrucción en tiempo real de las fallas. En otras áreas como la industria química y petrolera la complejidad y normatividad ambiental a nivel mundial han hecho necesario adicionar especificaciones de seguridad y diagnóstico de fallas en los nuevos diseños de sistemas de control automático (Verde *et al.*, 2013).

Un aspecto importante que debe tomarse en cuenta es que un sistema de control retroalimentado robusto sin consideración de fallas puede tener la capacidad de enmascarar los efectos. Sin embargo, debido a que parte del proceso opera en una condición extrema, este fenómeno puede provocar una nueva falla, deteriorando aún más el desempeño con un mayor riegos para la instalación. Por lo que un sistema de control robusto debe tener capacidad para convivir con el monitoreo y diagnóstico donde la seguridad es el mayor requerimiento.

Actualmente, se han propuesto diversos paradigmas y métodos de diseño de controladores que integran la parte de control y de diagnóstico y tienen como objetivo modificar la ley de control de acuerdo a los eventos anormales del proceso y se les conoce como esquemas de control activo tolerante a fallas (Blanke *et al.*, 2006); (Ding-Li *et al.*, 2005). El propósito es entonces modificar la ley de control del proceso cuando se diagnostique alguna falla de manera que mantenga la estabilidad del sistema con un desempeño conservador mientras la falla está presente y con capacidad de recuperar el estado nominal al desaparecer la falla.

En término general la tarea del control activo tolerante a fallas se realiza en dos etapas, a pesar de la dependencia entre ellas; la parte del diagnóstico de fallas que incluye la reconstrucción de fallas y la de control tolerante a fallas propiamente dichas. Por razones de seguridad, los esquemas que diagnostican la falla y simultáneamente reconfiguran el sistema de control, reportan al operador el estado de la falla, pues él es el tomador de la decisión final. Ambas etapas son de gran importancia y este trabajo se centrará en la tarea del diagnóstico de fallas y sobre todo en el aislamiento de múltiples fallas y generación de síntomas para cada caso de falla.

1.1. Motivación

Desde sus orígenes en los años ochenta, se propusieron tres marcos de referencia para formular el problema de detección y localización de fugas basados en modelos analíticos: los

1.1. MOTIVACIÓN

métodos basados en observadores, en identificación de parámetros en línea y la generación de relaciones analíticas o de paridad (Patton y Frank, 2006). El marco más utilizado y reportado en la literatura es el de formular el problema de detección como una tarea de observación de la salida con sus distintas vertientes (Hou y Muller, 1994), (Ding, 2003) y (De-Persis y Isidori, 2001), a pesar de que el primer trabajo de alto impacto (Chow y Willsky, 1984) abordó el problema en el marco de la redundancia analítica para sistemas lineales. El hecho de no disponer de buenos algoritmos de diferenciación para la implementación y que el concepto de redundancia no se manejara en la comunidad de control, influyo en la adecuación de los observadores y métodos de identificación para diagnóstico.

Sin embargo, la consolidación del campo de diagnóstico de fallas de procesos dinámicos ha llevado a buscar propiedades estructurales de los modelos con señales conocidas que sean robustos ante las perturbaciones y sensibles ante las fallas y que puedan depender de derivadas de las variables medibles así sean entradas o salidas, para generar las relaciones redundantes y de ahí definir los síntomas de fallas, dejando la parte de la implementación en un segundo plano. Las relaciones redundantes generan ecuaciones sensibles a fallas a través de las mediciones del proceso por lo que son candidatas a generar residuos sensibles a fallas pero también a ruido y a perturbaciones (Blanke *et al.*, 2006). Una ventaja de estas relaciones es que se puede generar a partir de la teoría de grafos sin necesidad de valores numéricos.

Por otro lado, actualmente existen diversos algoritmos para diferenciar señales que pueden ser usados en la implementación de las relaciones de paridad o analíticas (Levant, 1998), por lo que en este trabajo se tiene como primer objetivo estudiar las bondades de los métodos de generación de residuos basados en la redundancia analítica.

En el caso de residuos que responden a más de una falla es necesario satisfacer un compromiso entre un máximo de sensibilidad a la falla de interés y mínima sensibilidad a la falla de no interés y perturbaciones, ruido y errores de modelado. Una de las dificultades en una aplicación práctica es la relacionada con la selección de los umbrales dado que no siempre el marco de referencia estocástico es el más adecuado y los umbrales fijos arrojan resultados muy conservadores (Frank, 1994). Una mejora consiste en implementar umbrales sintonizados para cada falla y manejar intervalos en umbrales para cada falla y no para cada residuos absoluto (Lalami y Combastel, 2006). Este tema ha sido poco tratado y frecuentemente se delega como parte de la implementación de un monitoreo de fallas. Por tal motivo en esta tésis se propone como objetivo adicional abordar el problema de aislamiento de fallas a partir de un trabajo previo de análisis de los residuos ante fallas determinando mínimos y máximos pausibles que permiten diseñar los umbrales para cada falla en cuestión en lugar de por residuos.

1.2. Estado de arte

Los problemas de la detección y localización automática de fallas han sido atacados por la comunidad de control desde los años 80's y en un inicio estuvieron fuertemente dominados por la problemática de la ingeniería aeronáutica, nuclear y petroquímica (Himmelblau, 1978); (Chen, 1996); (Isermann, 2006). Los métodos estadísticos y de procesamiento de señales fueron adaptados inicialmente; sin embargo, la ausencia de datos en ciertas aplicaciones limita la aplicabilidad de estos.

La ponencia de Travé-Massuyes (2012) presentada en el 8th IFAC Safeprocess simposio describe de manera clara las diferentes facetas del monitoreo y diagnóstico de fallas vistas desde el punto de vista de control y de inteligencia artificial y el puente que existe entre ellas. El libro de Ding (2003) presenta en un marco teórico los diversos métodos de diseño para la generación y evaluación de residuos de sistemas lineales basados en herramientas de teoría de control. En el caso de modelos analíticos las herramientas se desarrollaron primeramente para modelos lineales, tanto en el dominio del tiempo como en la frecuencia. Un hecho importante que hay que recalcar es que inicialmente se consideró el problema de diagnóstico en el marco de sistemas en lazo abierto, sin considerar el control retroalimentado. Recientemente se ha hecho notar sobre todo con el enfoque de control predictivo, la utilidad y potencialidad de manejar el sistema retroalimentado (Maciejowski, 2003). El usar modelos lineales para diagnostico es poco útil dado que cuando se presenta una falla el proceso se desvía del punto de funcionamiento y por tanto el modelo nominal incremental (A_0, B_0, C_0, D_0) no es válido y se pueden provocar falsas alarmas o eventos no detectados. Pruebas experimentales demuestran este hecho con un control del tipo PID conectado al sistema hidráulico de tres tanques en donde una falla en un actuador provoca que el PID regule las variables pero en otro punto de operación y el síntoma sea falso (Rendón, 2013).

Las herramientas más comunes para el diagnóstico de fallas basadas en modelos no lineales son: observadores (De-Persis y Isidori, 2001); (Torres *et al.*, 2008), redes neuronales (De Freitas, 1997) y observadores por modos deslizantes (Edwards *et al.*, 2000); (Negrete y Verde, 2012). Problemas relevantes en el área de aeronáutica se encuentran reportados en Ducard (2009). En el libro de aplicaciones de Isermann (2011) se describen ejemplos de ingeniería mecánica en donde los métodos de identificación y de procesamiento de señales para diagnóstico demuestran ser de gran utilidad.

Por lo que respecta específicamente a la generación de relaciones redundantes en el marco de sistemas lineales, el trabajo recientemente publicado de Varga (2013) discute el problema computacional y de implementación para sistemas lineales; sin embargo, poco se ha avanzado en esta línea para modelos no lineales. Trabajos actuales como el de Krysander *et al.* (2008) buscan algoritmos para encontrar las relaciones de menor dimensión debido a que es difícil lidiar con sistemas de gran orden por la complejidad que esto representa en la implementación. Lo que hace ver la necesidad de desarrollar y sistematizar la generación de relaciones redundantes no lineales y proponer algoritmos para su implementación. Por lo que respecta a la evaluación de residuos para generar síntomas y decidir si existe o no la ocurrencia de una falla en particular, existen diversos enfoques, usando datos estadísticos (Verde *et al.*, 2013), análisis de señales (Blanke *et al.*, 2006), lógica borrosa (Koppen-Seliger y Frank, 1995), umbrales (Patton y Frank, 2006), conjuntos intervalos (Lalami y Combastel, 2006) y combinaciones de ellos. Sin embargo, es un tema poco abordado y sistematizado por lo que en este trabajo se aborda el problema de la generación de síntomas a partir de la propuesta original de Clark (Clark *et al.*, 1989).

1.3. Objetivos

Tomando en cuenta los hechos antes descritos y considerando como proceso piloto el sistema hidráulico de tres tanques, los objetivos específicos de esta tésis fueron:

- Derivar las relaciones redundantes para la generación de residuos de un sistema piloto de tres tanques del laboratorio a partir del modelo matemático no lineal considerando fallas en sensores, actuadores y en el proceso. El punto de partida son las condiciones genéricas necesarias reportadas en Blanke *et al.* (2006) para un modelo no lineal.
- Determinar a partir de las relaciones qué tipo de fallas son aislables y justificar los resultados desde un punto de vista físico del sistema hidráulico.
- Implementar las relaciones de redundancia y estudiar su comportamiento ante los distintos escenarios de fallas.
- Comparar el desempeño de manera experimental de los residuos vía las relaciones redundantes y los observadores no lineales de alta ganancia reportado por Rendón (2013).
- Proponer una sistematización para generar los umbrales en función de los residuos ante cada falla y ajustar los umbrales para el caso de estudio.

 Validar los resultados del diagnosticador propuesto en la planta piloto del Instituto de Ingeniería.

1.4. Organización del trabajo

Esta tésis se ha organizado en cuatro capítulos y en cada uno de ellos se presenta primeramente un resumen de los temas que se abordan.

En el capítulo 2 se introducen los conceptos básicos de detección y diagnóstico de fallas en donde se supone la existencia de un modelo dinámico no lineal en condición normal y de falla del proceso y se describe las condiciones necesarias para la existencia de solución al problema de detección y aislamiento de fallas. Por lo que respecta a la evaluación de los residuos se describen las normas y criterios más usados para generar los síntomas, este capítulo incluye un procedimiento para evaluar los residuos de acuerdo a cada falla ante la cual es sensible.

En el capítulo 3 se presenta primeramente el modelo dinámico no lineal de la planta hidráulica de 3 tanques interconectados en donde se puede llevar a cabo experimentos con fallas controladas. Además se describen las fallas a considerar y las mediciones disponibles para el diagnóstico. Con base en dicho modelo se derivan las relaciones redundantes o generadores de residuos y se describe la forma en que se implementaron en SIMULINK MATLAB R2008 (2008) a partir de la firma de fallas se determina qué fallas son aislables. A partir del análisis de la respuesta de los residuos ante las fallas se propone los factores de diseño de los umbrales para cada residuo ante cada falla y se comprueba el buen desempeño del diagnosticador con datos experimentales. Parte de estos resultados son comparados con los residuos diseñados vía un observador no lineal (Rendón, 2013).

Finalmente en el capítulo 4 se presentan las conclusiones del trabajo.

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

Capítulo 2

Detección y diagnóstico de fallas

2.1. Introducción

El diagnóstico de fallas está dividido en diversas tareas que deben ejecutarse en tiempo real y las cuales en conjunto ayudan a determinar cuándo se presenta una falla en un proceso, en dónde y su magnitud. En general, la información disponible del proceso determina el marco de referencia adecuado para plantear un problema de diagnóstico. Se parte del principio de que una falla induce una desviación de al menos una variable o parámetro de su condición normal. A continuación se presentan los conceptos básicos para el manejo de fallas, que son en su mayoría adecuaciones tomadas de la teoría de estimación e identificación.

El principio básico para la detección en un caso ideal es la existencia de coherencia entre las mediciones y el modelo en condiciones normales y la pérdida de la coherencia cuando existe una falla sea; en el proceso, en sus actuadores (señales exógenas) o en sus sensores (señales endógenas). La figura 2.1 describe con ayuda de bloques la operación de detección de fallas donde $\overline{f}(t)$ representa un vector de perturbaciones, incertidumbres, o eventos de no interés que afectan el proceso, f(t) es el vector de fallas, la señal indicadora de falla se denota residuo r(t). Esta operación de comparación entre el modelo y el proceso puede establecerse siempre y cuando exista información redundante entre las mediciones y el proceso, la cual se ve afectada ante la falla y es insensible a las perturbaciones o fallas que no se desean detectar (Ding *et al.*, 1990). Así, el diseño de los algoritmos para generar residuos r(t) es la clave de los sistemas de diagnóstico y se trata de obtener la mayor sensibilidad posible con respecto a las fallas buscadas y un desacoplamiento o insensiblidad de las entradas del proceso y perturbaciones (Verde *et al.*, 2013).

Por tanto, se puede decir que el propósito de un generador de residuos ideal es la obtención de una señal de falla r(t) usando como entradas variables medibles del sistema que se monitorea en presencia de una falla, tal que la señal residual sea cero o cercana a cero en ausencia de la falla, pero cuando ocurra ésta, el residual sea diferente de cero (Chen, 1996).

El hecho de usar modelos analíticos para describir el comportamiento del proceso durante todo el tiempo del evento anormal, ha permitido sistematizar el procedimiento para generar la señal residuo r(t) para una gran variedad de aplicaciones de diagnóstico y modelo genérico, como se verá a lo largo de este capítulo.

La estructura general de un sistema de diagnóstico mostrada en la figura 2.1 es muy similar a la de un observador en donde el estado calculado podría corresponder con un modelo analítico y el residuo al del error de la salida.

A pesar de la simplicidad conceptual de la tarea de diagnostico, la complejidad de los sistemas, la ausencia de buenos modelos, la presencia de perturbaciones y la falta de instrumentos dificulta la toma de decisiones para discernir entre la falla específica que está presente y despreciar los efectos producidos por perturbaciones.

En el campo del diagnóstico de fallas existen muchas herramientas que nos permiten

2.1. INTRODUCCIÓN



Figura 2.1: Estructura general de un sistema de detección

realizar las tareas de diagnóstico. Un sistema de FDI escencialmente está formado de dos componentes: el primero relacionado con la generación de residuos y su evaluación y el segundo relacionado con la toma de decisiones sobre la base de los residuos. El generador de residuos o señales de error, está formado por subsistemas de ecuaciones que dependen únicamente de mediciones y variables conocidas y que son sensibles a las fallas del proceso e insensibles a las perturbaciones y ruido del sistema. La primera parte de este capítulo describe de manera general las técnicas usadas y propuestas por la comunidad de control automático para construir los subsistemas que tienen idealmente la propiedad de ser sensibles o insensibles a ciertas fallas a partir de los modelos dinámicos de los procesos a monitorear.

Dado que las mediciones y los modelos presentan incertidumbres, la condición ideal para detectar fallas:

 $r(t) \neq 0$

no arroja buenos resultados en condiciones reales. Esto ha dado lugar a proponer esquemas lógicos y de toma de decisiones más complejos para mejorar la confiabilidad en la detección de fallas y esta parte de la tarea de diagnóstico se conoce como evaluación de residuos. Esto involucra ajuste de umbrales para cada residuo y tipo de fallas y requiere un trabajo de simulación y análisis de las condiciones factibles de fallas. La última parte de este capítulo propone algunos pasos para sistematizar la obtención de condiciones confiables de los residuos y reducir falsas alarmas y falta de detección.

2.2. Fallas y perturbaciones

Dado que todo sistema físico está sujeto a perturbaciones y ruido durante su vida útil, a continuación se presentan la definiciones adoptadas para distinguir fallas de perturbaciones. Se hace notar, además la diferencia con las perturbaciones dado que en caso de una mala clasificación de ambos eventos se puede diseñar un sistema ineficiente de diagnóstico. Pues los métodos para la generación de señales de error deben ser sensibles a las fallas e insensibles a las perturbaciones.

Falla

Desviación no permitida de, al menos, una propiedad característica o parámetro de un sistema, de su condición aceptable, usual o estándar (Verde *et al.*, 2013).

Un ejemplo de falla en un sistema de tanques se tiene cuando se observa una disminución en el nivel del líquido siendo que el flujo de entrada es el mismo, esto puede deberse a dos causas: una falla en el sensor del nivel o una fuga en el tanque, esto es a lo que se considera como fallas. Como se observa, aunque el efecto es el mismo, son fenómenos diferentes; por lo que es necesario diferenciar el problema en términos del modelo del proceso, para poder realizar una buena tarea de identificación de fallas. Una suposición necesaria para poder diseñar generadores de síntomas de fallas es que su presencia desvía el funcionamiento de las condiciones normales y afecta ciertas salidas.

Las fallas se pueden clasificar en los siguientes tipos:

- Fallas abruptas: Fallas que aparecen repentinamente y tienen un valor constante (por ejemplo, una falla modelada mediante un escalón).
- Fallas incipientes: Fallas que aparecen de forma progresiva (por ejemplo, una falla modelada mediante una rampa).

Perturbación

Las perturbaciones son causadas por eventos externos al sistema pero éstas se consideran desde que se diseña el proceso. Las perturbaciones no implican un comportamiento anormal del proceso, y se deben generalmente a incertidumbres en los componentes o reducciones en el modelo que describe el proceso. El ruido en los sensores y actuadores son ejemplos típicos de perturbaciones.

2.3. Esquema de diagnóstico de fallas

El diagnostico de fallas es un proceso que se realiza en la mayoría de los casos definiendo objetivos parciales. Los básicos son:

- La detección: Consiste en generar indicadores que a partir de las variables medibles del sistema o de estimaciones de los parámetros se indique la presencia de una falla.
- El aislamiento: Consiste en diferenciar qué tipo de falla está presente en el sistema y su localización en el proceso.
- La identificación: Determina la magnitud de la falla una vez localizada.

El punto de partida de un sistema de diagnóstico es la caracterización del comportamiento de un proceso y el tipo de fallas que se desean detectar. En el caso de este trabajo se parte de modelos analíticos en condición de normal. En particular se consideran modelos de estados no lineales y se utilizan herramientas de teoría de control para diseñar los generadores de los residuos.Cabe mencionar que no es la única manera de tratar el diseño de un detector de fallas. Existen métodos estadísticos y de análisis de señales que están fuera del contexto de este trabajo.

2.4. Modelos analíticos con fallas

Los modelos matemáticos son aproximaciones de un proceso real que permite describir las características principales del proceso bajo estudio y que son usados con diferentes fines. Dichos modelos matemáticos son obtenidos mediante el uso de leyes físicas o principios que están relacionados con el proceso a modelar. Así que entre mayores sean las condiciones de operación del sistema en estudio, mayor complejidad tiene el modelo matemático y normalmente se incrementa el número de variables y ecuaciones involucradas en el modelo. La selección del modelo usado para generar un síntoma de una falla usando el principio de la figura 2.1 juega un papel muy importante en el desempeño del diagnóstico.

Las fallas se pueden considerar entradas independientes, variaciones en los parámetros del modelo, desviaciones de algunas variables del proceso, etc., como pueden ser la velocidad de un motor, la fricción, el tiempo de respuesta, el % de distorsión, etc. En términos del modelo analítico se definen como aditivas o multiplicativas de manera similar a la forma en que se caracterizan las perturbaciones en el análisis de robustez Wu *et al.* (2000) y que pueden estar en los sensores, los actuadores o el proceso mismo (Ding *et al.*, 1990).

2.4. MODELOS ANALÍTICOS CON FALLAS

Un modelo no lineal en tiempo continuo se puede describir como:

$$\dot{x}(t) = f_m(x(t), u(t), \theta, f(t), \overline{f}(t))$$
(2.1)

$$y(t) = h(x(t), u(t), \theta, f(t), \overline{f}(t))$$

$$(2.2)$$

donde $x(t) \in \Re^n$ y es el vector de estados, $u(t) \in \Re^m$ es el vector de entradas, $y(t) \in \Re^p$ es el vector de salidas, $\theta \in \Re^s$ es el vector de parámetros del proceso y las fallas se agrupan en dos categorías: las fallas de interés $f(t) \in \Re^f$ y las fallas de no interés $\overline{f}(t) \in \Re^d$, considerando este modelo dinámico no lineal se pueden obtener ciertas condiciones para la detección de fallas dadas por las siguientes expresiones:

Condición normal F_0 si:

$$\dot{x}(t) = fm(x, u, \theta, 0, \overline{f}) \tag{2.3}$$

Condición de falla F_1 si:

$$\dot{x}(t) \neq fm(x, u, \theta, 0, \overline{f}) \tag{2.4}$$

Los modelos matemáticos ya sean no lineales o lineales son necesarios para poder aplicar los esquemas de diagnóstico de fallas.

2.4.1. Esquema de observadores para diagnóstico

El diagnóstico de fallas basado en teoría de observadores es una de las técnicas más usadas para la generación de residuos. Cabe destacar que para la generación de residuos basados en observadores se debe suponer que la observabilidad no se ve alterada por las fallas. Otro punto importante es que la linealidad de los modelos alrededor de un punto de operación se ve normalmente alterada por las fallas, lo cual dificulta la tarea de diagnóstico al suponer fallas aditivas (Verde *et al.*, 2013).

Existen varias formas para generar los residuos basados en observadores algunas mas

conocidas que otras, las principales son:

- Observador identidad.
- Bancos de observadores.

Este tipo de generadores de residuos están basados en modelos ideales sin perturbaciones y en algunos casos se utilizan modelos no lineales.

El caso más simple es utilizar un observador tipo Luenberger (Chen, 1996) conectado en paralelo al sistema. Así cuando se presenta una falla en el sistema el error de la salida real con la del observador es diferente de cero, obteniendo así el residuo que permite la detección de las fallas.



Figura 2.2: Generador de residuos con observador

La figura 2.2 describe el esquema básico del observadores donde se muestra el sistema conectado con el observador tipo Luenberger cuya señal de error puede ser usada como un residuo que se mantiene en cero en condición nominal y se desvía cuando una falla está presente si la falla es detectable en el vector de salida.

El residuo generado se puede filtrar o se puede desacoplar para poder obtener robustez ante ciertas fallas o para conseguir propiedades que beneficien el aislamiento de las fallas cuando no existe el desacoplamiento perfecto de un residuo. La principal desventaja de este detector es su desempeño ante desviaciones en el punto de operación del modelo lineal. En el caso de un control con modelo de la perturbación, se ha demostrado que el generador de residuos con modelo linealizado produce falsas alarmas y falta de detección debido a robustez del control al querer cancelar la falla (Rendón, 2013).

2.4.2. Identificación de parámetros para detección de fallas

Los métodos basado en la identificación de sistemas y la estimación de parámetros para la generación de residuos aprovecha la teoría de identificación para poder llevar a cabo la detección de fallas. Una diferencia importante con el método basada en observadores es que con este método no se representan las fallas como una señal externa que perturba el sistema, sino que los errores se ven como un cambio en los parámetros en el sistema. Su principal desventaja es que los métodos tradicionales identifican coeficientes o parámetros que pueden involucrar más de una falla en general y por tanto se pierde el sentido físico de la falla que esta presente.

La pregunta aquí sería cómo poder usar la identificación para la detección de fallas, una respuesta a esta pregunta es el monitoreo de los parámetros del sistema en línea. Para poder hacer uso de la estrategia de estimación de parámetros es necesario tener un modelo matemático que describa adecuadamente el proceso y que la estimación de parámetros sea buena. Para la estimación de parámetros existen varios métodos, los más comunes y que sirven para el propósito de la identificación de fallas son los siguientes:

- Mínimos cuadrados.
- Implementación recursiva.
- Error de salida y optimización no lineal.

Un de los problemas que se presenta en este tipo de identificación es la dificultad que se tiene al interpretar la variación en los parámetros.

2.4.3. Principio de las relaciones redundantes para diagnóstico

El fundamento de la generación de residuos basado en relaciones redundantes es manipular directamente las ecuaciones del modelo analítico del proceso de tal manera que se obtengan relaciones que dependan únicamente de variables conocidas en tiempo real y son obtenidas de sensores o cálculos hechos por computadora.



Figura 2.3: Generador de redundancia analítica con mediciones de u(t) y y(t)

La figura 2.3 muestra el principio de las relaciones redundantes, que simplemente es la conexión en paralelo del modelo con el proceso de estudio, en donde se calcula $\hat{y}(t)$ con ayuda del modelo. De hecho puede verse como un observador en lazo abierto. Su principal ventaja es que la salida $\hat{y}(t)$ se calcula sin transformación del estado y que permite interpretar fenómenos físicos asociados a las fallas. Por el contrario, una desventaja es la sensibilidad al ruido en mediciones y a los errores numéricos. Para generar el residuo lo más común es considerar u(t) y sus derivadas como entrada y definir el error $y(t) - \hat{y}(t)$ como residuo (Ding, 2003).

2.4.4. Relaciones redundantes para modelos no lineales

Como se mencionó anteriormente las relaciones redundantes permiten obtener residuos a partir de modelos analíticos genéricos y eliminan variables internas del proceso.

Tomando en cuenta el modelo analítico

$$\dot{x}(t) = f_m(x(t), u(t), d(t), \theta, t)$$
(2.5)

$$y(t) = h(x(t), u(t), d(t), \theta, t)$$
 (2.6)

donde el vector de estados $x \in \Re^n$, $u \in \Re^m$ es la señal de entrada, $d \in \Re^d$ son las perturbaciones, θ es el vector de parámetros que se considera conocido y $y \in \Re^p$ es el vector de salidas medidas.

Se tomarán en cuenta dos condiciones, la operación normal sin falla a la cual nombraremos F_0 que ocurre cuando el sistema opera en condiciones normales y para el sistema en operación con falla se tomará la notación F_1 . Las siguientes condiciones lógicas se cumplen cuando:

$$F_{0} \Rightarrow [\dot{x}(t) = g(x(t), u(t), d(t), \theta(t))] \land [y(t) = h(x(t), u(t), d(t), \theta(t))]$$
$$F_{1} \Rightarrow [\dot{x}(t) \neq g(x(t), u(t), d(t), \theta(t))] \lor [y(t) \neq h(x(t), u(t), d(t), \theta(t))]$$

Cuando hay violaciones de las igualdades resulta que las fallas pueden ser descritas en dos formas:

 La primera opción es cuando las fallas se asumen como variaciones en los parámetros, que se representan como:

$$\theta_f(t) \neq \theta \iff \theta_f(t) = \theta + f(t), f(t) \neq 0,$$
(2.7)

Donde $\theta_f(t)$ esta asociado al sistema con falla.

• La segunda opción es cuando las fallas se representan como un vector aditivo.

$$[\dot{x}(t) \neq g(x(t), u(t), d(t), \theta(t))] \lor [y(t) \neq h(x(t), u(t), d(t), \theta(t))]$$

Esto implica que:

$$(f_x, f_y) \neq (0, 0) : [\dot{x}(t) = g(x(t), u(t), d(t), \theta(t) + f_x(t))] \land [y(t) = h(x(t), u(t), d(t), \theta(t) + f_y(t))]$$
(2.8)

En ambos casos el sistema bajo falla esta representado por el vector f(t) donde la operación normal esta asociada con f(t) = 0.

2.4.5. Relaciones redundantes sin perturbaciones

Agregando el vector de fallas f(t) al modelo y tomando en cuenta que las perturbaciones o entradas desconocidas d(t) son iguales a cero para todo t, entonces se tiene que el modelo es:

$$\dot{x}(t) = g(x(t), u(t), f(t))$$
(2.9)

$$y(t) = h(x(t), u(t), f(t))$$
(2.10)

Para la construcción de los residuales se considerarán los siguientes pasos:

- Derivación de las salidas.
- Eliminación del estado.

Derivación de salidas

Asumiendo que todas las funciones son diferenciables con respecto a sus argumentos, entonces es posible construir la derivada $\dot{y}(t)$ de la señal de salida y(t) como se muestra a

2.4. MODELOS ANALÍTICOS CON FALLAS

continuación:

$$\dot{y}(t) = \frac{\partial h}{\partial x}(\cdot)\dot{x}(t) + \frac{\partial h}{\partial u}(\cdot)\dot{u}(t) + \frac{\partial h}{\partial f}(\cdot)\dot{f}(t)$$

Reemplazando \dot{x} en la ecuación anterior se tiene que:

$$\dot{y}(t) = \frac{\partial h}{\partial x}(\cdot)g(x(t), u(t), f(t)) + \frac{\partial h}{\partial u}(\cdot)\dot{u}(t) + \frac{\partial h}{\partial f}(\cdot)\dot{f}(t)$$
$$:= h_1(x(t), \overline{u}^{(1)}(t), \overline{f}^{(1)}(t))$$

De la ecuación anterior $\overline{u}^1(t)$ es una notación que se utilizará para no recurrir al vector $(u', \dot{u}'(t))$. Haciendo este proceso de una manera iterativa hasta un orden q y asumiendo que existen todas las derivadas requeridas, entonces se obtiene la siguiente expresión:

$$\overline{y}^{(q)}(t) = H^q(x(t), \overline{u}^{(q)}(t), \overline{f}^{(q)}(t))$$
(2.11)

donde las dimensiones son las siguientes: $x \in \Re^n$, $\overline{u}^{(q)}(t) \in \Re^{(q+1)x_m}$, $\overline{f}^{(q)}(t) \in \Re^{(q+1)x_{nf}}$. Donde se tiene conocimiento de las variables $\overline{y}^{(q)}(t)$ y $\overline{u}^{(q)}(t)$ mientras las variables desconocidas son los estados y las fallas, que en conjunto forman un sistema de ecuaciones de dimensión (q+1)p.

Eliminación del estado

Tomando en cuenta la ecuación (2.11) se observa que la expresión del lado derecho está formada por vectores conocidos \overline{y} y \overline{u} , y los vectores desconocidos son el estado x(t) y las fallas $\overline{f}(t)$ y sus derivadas. Si la matriz jacobiana $\frac{\partial H^q}{\partial x}$ asociada a la ecuación (2.11) es de rango n, usando el teorema de la función implícita se puede demostrar que la evolución del estado x es función de las mediciones, las fallas y las derivadas de ambas, al menos localmente (Isidori, 1995), el estado se puede escribir de la siguiente manera:

$$x(t) = \phi(\overline{y}_m^{(q)}(t), \overline{u}^{(q)}(t), \overline{f}^{(q)}(t))$$
(2.12)

donde $\overline{y}_m^{(q)}(t) \in \mathbb{R}^m$ es el vector de mediciones que se requieren para poder calcular el estado. Sustituyendo (2.12) en (2.11) se obtiene

$$\overline{y}^{(q)}(t) - H^{(q)}(\phi(\overline{y}_m^{(q)}(t), \overline{u}^{(q)}(t), \overline{f}^{(q)}(t)), \overline{u}^{(q)}(t), \overline{f}^{(q)}(t))$$

$$(2.13)$$

Como se puede observar en la ecuación (2.13) sólo depende de entradas, salidas y señales de fallas, por lo que esta ecuación es candidata a generar residuos y es llamada relación de redundancia analítica (ARR) asociada al par (g, h), de la cual:

$$r(\overline{y}^{(q)}(t), \overline{u}^{(q)}(t), \overline{f}^{(q)}(t)) = \overline{y}^{(q)}(t) - H^{(q)}(\phi(\overline{y}_m^{(q)}(t), \overline{u}^{(q)}(t), \overline{f}^{(q)}(t), \overline{u}^{(q)}(t), \overline{f}^{(q)}(t)))$$
(2.14)

donde $r(\overline{y}^{(q)}(t), \overline{u}^{(q)}(t), \overline{f}^{(q)}(t))$ es llamado vector residual.

2.4.6. Relaciones redundantes con entradas desconocidas y su desacoplamiento

Cuando hay entradas desconocidas en el sistema, el modelo de estados presenta cambios en su estructura y el vector d(t) ya no se considera cero y es necesario proponer condiciones para así desacoplar las perturbaciones del modelo. Tomando en cuenta el modelo siguiente

$$\dot{x}(t) = g(x(t), u(t), d(t), f(t))$$

$$y(t) = h(x(t), u(t), d(t), f(t))$$
(2.15)
2.4. MODELOS ANALÍTICOS CON FALLAS

Aplicando la misma técnica que en el caso anterior, derivando la salida, se tiene

$$\overline{y}^{(q)}(t) = H^q(x(t), \overline{u}^{(q)}(t), \overline{d}^{(q)}(t), \overline{f}^{(q)}(t))$$

$$(2.16)$$

Bajo la condición $(q+1)p > n + (q+1)n_d$ y que el jacobiano expresado por

$$\frac{\partial H^q(\cdot)}{\partial x} \frac{\partial H^q(\cdot)}{\partial \overline{d}^{(q)}}$$

es de rango $n + (q + 1)n_d$ los estados y las entradas desconocidas se pueden eliminar, obteniendo así una expresión de la siguiente forma

$$\begin{pmatrix} x(t) \\ \overline{d}^{(q)}(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \phi_x(\overline{y}_m^{(q)}, \overline{u}^q(t), \overline{f}^{(q)}(t)) \\ \phi_d(\overline{y}_m^{(q)}, \overline{u}^q(t), \overline{f}^{(q)}(t)) \end{pmatrix}$$
(2.17)

donde el estado y el vector de entradas desconocidas se sustituye en (2.16), resultando

$$\overline{y}^{(q)}(t) - H^{(q)}(\phi_x(\overline{y}_m^{(q)}(t), \overline{u}^{(q)}(t), \overline{f}^{(q)}(t)), \overline{u}^{(q)}(t), \overline{f}^{(q)}(t), \phi_d(\overline{y}_m^{(q)}(t), \overline{u}^{(q)}(t), \overline{f}^{(q)}(t)))$$
(2.18)

La ecuación resultante no depende de entradas desconocidas ni de perturbaciones por lo que es una ecuación candidata a generar residuos.

2.4.7. Diagnóstico basado en relaciones redundantes

Para la detección de fallas en ausencia de entradas desconocidas o cuando hay un desacoplamiento exacto se tomará en cuenta la siguiente lógica para realizar la detección:

- Sistema operando en condición normal ${\cal F}_0$
- Sistema operando en condición de fallas F_1

Sistema operando en condición normal:

$$F_0 \to r(\overline{y}^{(q)}(t), \overline{u}^{(q)}(t), 0) = 0$$

Cuando el sistema opera con condición de falla se tiene que:

$$F_1 \to r(\overline{y}^{(q)}(t), \overline{u}^{(q)}(t), 0) \neq 0$$

Esta es la teoría que se utiliza para el diagnóstico de fallas basado en relaciones redundantes para sistemas no lineales, para tener claro el procedimiento de obtención de las relaciones redundantes se propone el siguiente ejemplo:

Ejemplo 1.1 Redundancia en un sistema no lineal

Teniendo en cuenta que el sistema está descrito por

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -x_1 + x_2^2 + u + f_1 \\ -2x_x + f2 \end{bmatrix}$$
(2.19)

$$y = x_1 + f_3 \tag{2.20}$$

entonces se tiene que las derivadas de la señal de salida son

$$\dot{y} = -x_1 + x_2^2 + u + f_1 + \dot{f}_3 \tag{2.21}$$

$$\ddot{y} = x_1 + -5x_2^2 - u - f_1 + 2x_2f_2 + \dot{u} + \dot{f_1} + \ddot{f_3}$$
(2.22)

La ecuación (2.14) está formada por un sistema de 3 ecuaciones como se muestra

$$\overline{y}^{(2)} = \begin{bmatrix} y \\ \dot{y} \\ \ddot{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 + f_3 \\ -x_1 + x_2^2 + u + f_1 + \dot{f}_3 \\ x_1 - 5x_2^2 - u - f_1 + 2x_2f_2 + \dot{u} + \dot{f}_1 + \ddot{f}_3 \end{bmatrix}$$
(2.23)

2.5. EVALUACIÓN DE RESIDUOS

Del sistema de ecuaciones anterior se pueden calcular los estados $(x_1, x_2)'$ a partir de las primeras dos ecuaciones del sistema como sigue

$$x_1 = y - f_3 \tag{2.24}$$

$$x_2 = \pm \sqrt{\dot{y} + y - f_3 - u - f_1 - \dot{f}_3} \tag{2.25}$$

$$0 = \ddot{y} - y + f_3 + 5(\dot{y} + y - f_3 - u - f_1 - \dot{f}_3) + u + \dots$$

... + $f_1 \pm 2(\sqrt{\dot{y} + y - f_3 - u - f_1 - \dot{f}_3})f_2 - \dot{u} - \dot{f}_1 - \ddot{f}_3$ (2.26)

donde (2.26) es solo dependiente de entradas, salidas y de las fallas y se puede obtener la siguiente relación de redundancia

$$\ddot{y} + 5\dot{y} + 4y - 4u - \dot{u} = f_1 \pm 2(\sqrt{\dot{y} + y - f_3 - u - f_1 - \dot{f}_3})f_3 + 4f_3 + \dot{f}_1 + 5\dot{f}_3 + \ddot{f}_3 \quad (2.27)$$

Entonces el residual es

$$r(\overline{y}^{(2)}, \overline{u}^{(2)}, 0) = \ddot{y} + 5\dot{y} + 4y - 4u - \dot{u}$$
(2.28)

y la condición de detección de fallas es

$$\ddot{y} + 5\dot{y} + 4y - 4u - \dot{u} \neq 0 \tag{2.29}$$

2.5. Evaluación de residuos

Para detallar las condiciones de aislabilidad de las fallas presentes en el sistema se requiere un esfuerzo mayor de análisis, dado que no siempre se puede obtener un residuo por falla (Verde *et al.*, 2013), en la mayoría de los casos los generadores de residuos son sensibles a un subconjunto de fallas F_s , por lo que se acostumbra a relacionar las fallas con los residuos en una matriz booleana llamada firma de fallas.

Cada fila de la matriz se asocia a un residuo obtenido vía relaciones redundantes o algún otro método; y cada columna a una falla. En esta matriz es común considerar que solamente una falla esta presente y en la descripción se usan dos símbolos; uno para denotar que un residuo es sensible a una falla, y el otro, usado para un residuo insensible a ésta.

	f_1	f_2	f_3
r_1	٠	•	
r_2	٠		•
r_3		•	•

Tabla 2.1: Firma de fallas

En la tabla 2.1 se muestra una matriz de firma de fallas en donde se utilizan el par de símbolos (•, espacio) y se lee de la siguiente forma: cuando la falla f_1 ocurre, ésta se manifiesta en los residuos (r_1,r_2) . En el caso de la falla f_2 el par (r_1,r_3) evidencia su presencia, y cuando la falla f_3 ocurre la evidencian los residuos r_2 y r_3 . Cuando dos fallas ocurren de manera simultánea, sea el caso f_1 , f_2 los tres residuos manifiestan que hay fallas.

En un caso práctico los residuos toman valores alrededor de cero en ausencia de fallas y es necesario ajustar umbrales para disparar los síntomas o alarmas de fallas. Esto implica que es necesario definir umbrales para cada residuo y falla en cuestión. El marco de referencia de estocástico (Basseville, 2002) no es siempre el más apropiado, dado que demanda muchos datos del proceso en condiciones nominales y de falla. Por otro lado, el marco teórico definido como un umbral robusto propuesto por Frank (1994) es en la mayoría conservador. Los umbrales sintonizables propuestos en Ding (2003) basados en normas pueden ser en algunos casos también conservadores. Otra manera de diseñar evaluadores de residuos es usar conjuntos descriptores de los intervalos de operación del proceso basado en suposiciones acerca de las cotas de las incertidumbres y perturbaciones. No hay que

2.5. EVALUACIÓN DE RESIDUOS

olvidar que escenarios con perturbaciones empíricos pueden provocar lógicas incorrectas y por lo tanto, falsas alarmas o pérdida de detección. Así, que una rigurosa caracterización de la propagación de las incertidumbres es lo que permite asegurar decisiones lógicas correctas y evitar falsas alarmas. El trabajo de O. Adrot y Maquin (2002) trata el problema de evaluación de residuos tomando en cuenta cotas de las incertidumbres con ventanas temporales en condiciones normales y de fallas, para posteriormente generar dominios para cada falla la evidencian.

A continuación se describen las técnicas de evaluación de residuos más usadas y al final de la sección se propone un método basado en escenarios de fallas simulados para ajustar cada umbral considerando valores mínimos y máximos de fallas.

2.5.1. Umbrales fijos

Los umbrales son herramientas utilizadas para verificar límites, que son programados para activar síntomas cuando se presenta alguna falla, en condiciones ideales cualquier desviación del residuo diferente de cero representaría una falla o síntoma. Sin embargo, esta condición por ser ideal genera falsas alarmas debido a las incertidumbres y ruidos del proceso, por eso es necesario utilizar umbrales.

Existen dos tipos de umbrales para el diagnóstico de fallas:

- Umbrales fijos.
- Umbrales sintonizables.

Los umbrales fijos consisten en establecer ciertos límites que no pueden ser sobrepasados por los residuos r(t), este tipo de umbrales son sencillos y fáciles de implementar, pero tienen algunas desventajas como son: el detectar fallas muy severas y que al ser fijos pueden verse afectados ante perturbaciones o incertidumbres del proceso lo que implicaría que el residuo fuera alterado de su funcionamiento normal y que el umbral detectará esto como una falla siendo que el sistema sigue operando de manera normal (Verde *et al.*, 2013).

De forma genérica se pueden expresar los umbrales en términos de las métricas de los residuos descritas como

$$U_{max}(r_i)|_f = maxJ(r_i) \quad y \quad U_{min}|_f = minJ(r_i) \tag{2.30}$$

para el residuo i con respecto a la falla f, normalmente se utilizan las siguientes funciones para la evaluación de $J(r_i)$.

Valor absoluto

Es la función mas utilizada, pero su desventaja es el pobre desempeño que tiene dado que enmascara las fallas cuando hay ruido presente y se interpreta como una falla intermitente, cuando el sistema opera de manera normal pero con ruido debido a sensores o desviaciones consideradas normales y se calcula como

$$J_{abs} = |r(t)| \tag{2.31}$$

Valor promedio

Esta función también es de las más utilizadas ya que permite el filtrado del ruido de alta frecuencia y se calcula como

$$J_{pro} = \frac{1}{1+sT}R(s)$$
 (2.32)

la desventaja de esté método de evaluación es que su valor incrementa posteriormente al instante de la ocurrencia de la falla.

2.5. EVALUACIÓN DE RESIDUOS

Valor RMS

Es la función que se asocia a la energía promedio del residuo sobre un intervalo de tiempo y se calcula como

$$J_{RMS} = \left(\frac{1}{T} \int_{t1}^{t1+Tr} r(t)^2 dt\right)^{1/2}$$
(2.33)

Valor pico

Definida como

$$J_{pico} = sup(r(t)^2)^{1/2}$$
(2.34)

preferida en problemas prácticos, para fallas que no son fuertemente detectables.

2.5.2. Umbrales sintonizados

Los umbrales sintonizados, que al depender de las normas de las señales los resultados aún son conservadores (Ding, 2003) y (Seliger y Frank, 1993). Sin embargo presentan ciertas ventajas ya que se utilizan varias de las funciones anteriormente mencionadas en un mismo esquema genérico.

Un generador de umbrales sintonizados genérico consiste en obtener un promedio móvil del residuo $\overline{r}(t)$ obtenido mediante un filtro paso bajas. Este filtro es diseñado para eliminar el ruido de alta frecuencia para después obtener el valor absoluto del promedio obtenido $|\overline{r}(t)|$, al cual se le adiciona un valor constante a_1 el cual es calculado cuando f = 0según Seliger y Frank (1993) y depende del punto de equilibrio del sistema así como de las perturbaciones

$$a_1 = \sup_{\substack{f=0, d \neq 0}} \|r(t)\|_2 \tag{2.35}$$

Por último, para obtener el umbral simétrico se multiplica con una contante a_2 que es -1. La constante a_1 se usa para abrir los umbrales y así evitar falsas alarmas debidas a perturbaciones e incertidumbres del proceso y el valor de la contante a_2 es utilizada para manejar umbrales simétricos o antisimétricos. El esquema del generador de umbrales sintonizados utilizado en este trabajo es el mostrado en la siguiente figura



Figura 2.4: Esquema para generar un umbral sintonizado

Para este trabajo en específico se utilizó este tipo de umbrales ya que como se mencionó anteriormente ofrecen beneficios en contra de los umbrales fijos. Al utilizar los umbrales sintonizados proporciona una herramienta para el diagnóstico de fallas ya que facilita la tarea de la detección e identificación de las fallas en el sistema.

Recomendaciones y propuesta para el ajuste de los umbrales

Una vez diseñados los generadores de residuos, es necesario analizar la matriz de firma de fallas y ajustar los umbrales correspondientes; para ello se deben suponer fallas máximas y mínimas y simular los residuos, esto para tener idea del conjunto de valores en donde se encuentran estos cuando se activan las fallas (O. Adrot y Maquin, 2002).

A manera de ejemplo la figura 2.5 presenta un posible patrón de residuos tomando en cuenta la firma de fallas presentada en la tabla 2.1. Como se observa en la figura los residuos generados tienen diversas magnitudes, lo que deja en evidencia la necesidad de ajustar un umbral para cada falla posible por residuo, para ello se proponen los siguientes pasos:



Figura 2.5: Patrón que siguen los residuos de un sistema al presentarse fallas, los puntos azules denotan valores mínimos de los residuos y los rojos los máximos

- Simular el sistema y el generador de residuos en condiciones normales, fallas mínimas y máximas, para así obtener el conjunto de valores que toman los residuos al presentarse dichas condiciones.
- 2. Ajustar la ganancia y el ancho de banda del filtro pasa bajas de tal manera que la ganancia estática del filtro sea menor a uno y eliminar el ruido de alta frecuencia. Esto permite que el umbral ante fallas sea menor que el residuo r(t).
- 3. Ajustar para cada residuo el valor de a_1 de tal manera que la variable $r(t)_{a_1}$ mostrada en el esquema de la figura 2.4 oscile al rededor de cero sin falla, y con la falla mínima $r(t)_{a_1}$ sobrepase el umbral en ambos sentidos.
- 4. Ajustar a_2 de acuerdo a la simetría deseada del residuo, recomendando simular fallas en ambos sentidos en dado caso de ser factible físicamente. En caso de ser simétrico a_2 se aproxima a el valor -1

Una vez ajustados los umbrales para cada residuo y falla se integra el bloque global de umbral, que tendrá tantos subsitemas como el producto del numero de fallas y residuos. Las herramientas básicas para el diseño de sistemas de supervisión y monitoreo de fallas presentadas en este capítulo, serán aplicadas para el diagnóstico de fallas de un sistema hidráulico de tres tanques, donde se consideran fallas en sensores, actuadores y del proceso mismo, que serán presentados en el capítulo siguiente.

Capítulo 3

Caso de estudio: Sistema de 3 Tanques

3.1. Modelo del sistema

El sistema de tres tanques interconectados consiste en tres depósitos de agua que están acoplados por tuberías, las cuales contienen válvulas que permiten modificar el flujo entre los tanques $Q_1(t)$ y $Q_2(t)$. Los tanques en los extremos reciben un flujo o suministro por un par de bombas que tienen las mismas características y que pueden ser controladas de manera independiente, el nivel de los tanques es medido por sensores colocados en cada tanque.

El comportamiento del sistema se puede describir por un modelo dinámico no lineal con multiples entradas y salidas en el cual el flujo de las bombas corresponden a las entradas del sistema y las salidas corresponden a los niveles, este prototipo permite emular fallas controladas como son: Obstrucciones entre los tanques, fallas en los sensores, fallas en los actuadores y fugas en los tanques.

Al tener este tipo de sistema donde se pueden aplicar fallas en cualquier instante permite de una manera simple aplicar o probar la teoría de detección de fallas. En esta tésis se usa como caso de estudio la generación de residuos basada en relaciones redundantes y el ajuste de umbrales de dichos residuos. La figura 3.1 muestra el esquema de los tres tanques interconectados utilizado para el modelo.



Figura 3.1: Sistema de tres tanques interconectados

Para el modelo del sistema de estudio se realiza un balance de masas a cada tanque en función de los flujos de entrada y de salida, resultando el sistema dinámico (3.1):

$$S_T \frac{dx_1}{dt_1} = Q_1 - Q_{13} - Q_{f_1}$$

$$S_T \frac{dx_2}{dt_2} = Q_2 - Q_{20} - Q_{f_2} + Q_{32}$$

$$S_T \frac{dx_3}{dt_3} = Q_{13} - Q_{32} - Q_{f_3}$$
(3.1)

del modelo (3.1) se tiene que el flujo entre cada uno de los tanques se denota como $Q_{i,j}$ y se puede calcular mediante la ley de Torricelli como se muestra en la ecuación (3.2):

$$Q_{ij} = R_{ij} * sgn(x_i - x_j) * \sqrt{2 * g * |x_i - x_j|}$$
(3.2)

donde las constantes $R_{i,j}$ representan la apertura de las válvulas; para este estudio se considera que existen 3 tipos de fallas:

3.1. MODELO DEL SISTEMA

- Fallas en los sensores: $y_i = x_i + \Delta x_i$ donde Δx_i es la falla.
- Fallas en los actuadores: ΔQ_i donde i = 1, 2.
- Fugas en el tanque 3: $Q_{f3} = R_{f_3} * \sqrt{x_3}$; donde R_{f_3} representa la apertura de la fuga.

Por lo tanto, el modelo (3.1) bajo estas condiciones se puede escribir como:

$$S_{T}\dot{x}_{1} = u_{1} - R_{13}\rho(x_{1}, x_{3}) + \Delta Q_{1}$$

$$S_{T}\dot{x}_{2} = u_{2} - R_{2}\rho(x_{2}, 0) + R_{32}\rho(x_{3}, x_{2}) + \Delta Q_{2}$$

$$S_{T}\dot{x}_{3} = R_{13}\rho(x_{1}, x_{3}) - R_{32}\rho(x_{3}, x_{2}) - Q_{f_{3}}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} \Delta x_{1} \end{bmatrix}$$
(3.3)

$$y = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} \Delta x_1 \\ \Delta x_2 \\ \Delta x_3 \end{bmatrix}$$
(3.4)

Los estados medibles del sistema son los niveles de líquido en cada tanque y se considera que se conocen los voltajes aplicados a las bombas.

Donde:

- x_i son los niveles de cada tanque.
- u_i es el flujo de entrada a los tanques en condiciones normales, $u_i = Q_i$.
- $\rho(x_i, x_j) = sgn(x_i x_j)\sqrt{2g(x_i x_j)}.$
- ΔQ_1 y ΔQ_2 representan los gastos provocados por las fallas en el sistema de bombeo.
- Q_{f3} representa el gasto de la fuga en el tercer tanque.

3.2. Relaciones de redundancia analítica

Como se indicó en el capítulo 2, para obtener las relaciones que permitan la identificación de las fallas en el sistema se necesita un modelo que dependa únicamente de variables conocidas, por lo que es necesario la eliminación del estado en el modelo (3.3) y (3.4).

Derivación de las relaciones redundantes

Aplicando el procedimiento descrito en el capítulo 2, se tiene que el vector y está definido por:

$$y = \begin{bmatrix} x_1 + \Delta x_1 \\ x_2 + \Delta x_2 \\ x_3 + \Delta x_3 \end{bmatrix}$$
(3.5)

El modelo de estados del sistema se define como:

$$S_{T}\begin{bmatrix}\dot{x}_{1}\\\dot{x}_{2}\\\dot{x}_{3}\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}u_{1} + \Delta Q_{1} - R_{13}\rho(x_{1}, x3)\\u_{2} - R_{2}\rho(x_{2}, 0) + R_{32}\rho(x_{3}, x_{2}) + \Delta Q_{2}\\R_{13}\rho(x_{1} +, x_{3}) - R_{32}\rho(x_{3}, x_{2}) - Q_{f_{3}}\end{bmatrix}$$
(3.6)

y derivando una vez (3.5) se puede obtener el siguiente sistema de ecuaciones, considerando que $\frac{d\Delta x_i}{dt} = 0.$

$$\begin{bmatrix} y\\ \dot{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 + \Delta x_1 \\ x_2 + \Delta x_2 \\ x_3 + \Delta x_3 \\ u_1 + \Delta Q_1 - R_{13}\rho(x_1, x_3) \\ u_2 - R_2\rho(x_2, 0) + R_{32}\rho(x_3, x_2) + \Delta Q_2 \\ R_{13}\rho(x_1, x_3) - R_{32}\rho(x_3, x_2) - Q_{f_3} \end{bmatrix}$$
(3.7)

Como en (3.7) el número de ecuaciones es mayor al número de estados, se puede proceder

a eliminar las variables desconocidas x_1, x_2, x_3 , obteniendo así la siguiente ecuación:

$$S_T \dot{y}_1 = u_1 - R_{13}\rho(y_1 - \Delta x_1, y_3 - \Delta x_3) + \Delta Q_1$$
(3.8)

igualando a cero, se tiene que:

$$S_T \dot{y}_1 - u_1 + R_{13}\rho(y_1 - \Delta x_1, y_3 - \Delta x_3) - \Delta Q_1 = 0$$
(3.9)

donde se observa la dependencia de entradas conocidas y fallas del sistema, repitiendo el procedimiento para los demás casos se obtiene lo siguiente:

$$S_T \dot{y}_2 - (u_2 - R_2 \rho (y_2 - \Delta x_2, 0) + R_{32} \rho (y_3 - \Delta x_3, y_2 - \Delta x_2) + \Delta Q_2) = 0$$
(3.10)

$$S_T \dot{y}_3 - (R_{13}\rho(y_1 - \Delta x_1, y_3 + \Delta x_3) - R_{32}\rho(y_3 - \Delta x_3, y_2 - \Delta x_2) - Q_{f_3}) = 0$$
(3.11)

se observa que (3.9), (3.10) y (3.11) tienen la forma necesaria para ser candidatas a residuos basadas en relaciones redundantes, dado que no dependen de variables desconocidas (x_1, x_2, x_3) .

Análisis de ecuaciones candidatas

Para el caso:

$$S_T \dot{y}_1 - u_1 + R_{13}\rho(y_1 - \Delta x_1, y_3 - \Delta x_3) - \Delta Q_1 = 0$$
(3.12)

se observa su sensibilidad a cambios cuando existen las fallas ΔQ_1 , Δx_1 y Δx_3 y cuando se presenta alguna de estas 3 fallas, esta ecuación se puede usar para detectar dichas fallas, definiendo así lo siguiente:

$$r(\bar{y}^{(q)}, \bar{u}^{(q)}, 0) = S_T \dot{y}_1 - u_1 + R_{13}\rho(y_1, y_3)$$
(3.13)

y la condición para la detección de fallas se reduce a:

$$R_1: S_T \dot{y}_1 - u_1 + R_{13} \rho(y_1, y_3) \neq 0 \Rightarrow Falla \tag{3.14}$$

Similarmente tomando la ecuación candidata (3.10) se observa que es diferente de cero cuando existen las fallas ΔQ_2 , Δx_2 y Δx_3 , definiendo así lo siguiente:

$$r(\bar{y}^{(q)}, \bar{u}^{(q)}, 0) = S_T \dot{y}_2 - u_2 + R_2 \rho(y_2, 0) - R_{32} \rho(y_3, y_2)$$
(3.15)

y la condición para la detección de fallas se reduce a:

$$R2: S_T \dot{y}_2 - u_2 + R_2 \rho(y_2, 0) - R_{32} \rho(y_3, y_2) \neq 0 \Rightarrow Falla$$
(3.16)

Por último, tomando la ecuación candidata (3.11) se observa que es sensible a fallas ΔQ_{f_3} , Δx_2 , Δx_2 y Δx_3 , definiendo así lo siguiente:

$$r(\bar{y}^{(q)}, \bar{u}^{(q)}, 0) = S_T \dot{y}_3 - R_{13}\rho(y_1, y_3) + R_{32}\rho(y_3, y_2)$$
(3.17)

y la condición para la detección de fallas se reduce a:

$$R3: S_T \dot{y}_3 - R_{13}\rho(y_1, y_3) + R_{32}\rho(y_3, y_2) \neq 0 \Rightarrow Falla$$
(3.18)

Del análisis anterior se observa que se obtienen 3 generadores de residuos dados por las condiciones (3.14), (3.16) y (3.18), cuya firma de fallas se puede describir como: donde (•) denota sensibilidad de los residuos a las fallas consideradas.

En el caso de presentarse más de una falla, no todas pueden ser aisladas dado que cada falla tiene un patrón de residuos específico y al presentarse más de una falla puede variar

Fallas	Residuo 1	Residuo 2	Residuo 3
$f_1 =$ Falla en la bomba 1	•		
$f_2 =$ Falla en la bomba 2		•	
$f_3 =$ Fuga en el tanque 3			•
$f_4 =$ Falla sensor 1	•		•
$f_5 =$ Falla sensor 2		•	•
$f_6 =$ Falla sensor 3	•	•	•

Tabla 3.1: Firma de fallas para el sistema de tres tanques

el mismo residuo. En la tabla 3.2 se muestra qué fallas se pueden aislar y cuáles se pueden detectar cuando hay más de una falla presente en el sistema.

Fallas presentes	Detectables	Aislables
f_1	•	•
f_2	•	•
f_3	•	•
$f_1 ext{ y } f_2$	•	•
$f_1 ext{ y } f_3$	•	•
f_2 y f_3	•	•
f_1 y f_4	•	
$f_1 ext{ y } f_5$	•	•
f_1 y f_6	•	
f_2 y f_4	•	•
$f_2 ext{ y } f_5$	•	
f_2 y f_6	•	
f_3 y f_4	•	
f_3 y f_5	•	
f_4 y f_6	•	
$f_1 ext{ y } f_2 ext{ y } f_3$	•	•
f_4 y f_5 y f_6	•	

Tabla 3.2: Fallas aislables y detectables del sistema de tres tanques

3.3. Análisis de los residuos

Para corroborar lo que se presentó anteriormente se realizaron simulaciones de cada residuo ante una falla específica, las fallas que se simularon en este trabajo son del tipo abruptas las cuales se representan por un escalón, como se menciono en el capitulo 2.

Fallas en los actuadores

Para fallas en la bomba 1 y bomba 2 provocadas a los k = 500[s] y k = 1500[s] respectivamente se observa que el residuo 1 es sensible a la falla en la bomba 1 y que el residuo 2 es sensible a la falla en la bomba 2. Con ayuda de la simulación se logra corroborar la firma de fallas de la tabla 3.1 que se obtuvo teóricamente, como se muestra en las figuras 3.2 y 3.3.



Figura 3.2: Residuos al presentarse una falla en la bomba 1 de \pm 10 % del flujo de la bomba 1



Figura 3.3: Residuos al presentarse una falla en la bomba 2 de \pm 10 % del flujo de la bomba 2

Fuga en el tanque 3

Para una fuga en el tanque 3 provocada a los k = 2000[s] se observa que el residuo 3 es sensible a la fuga y los residuos restantes no presentan alteraciones. Con ayuda de la simulación se logra corroborar la firma de fallas de la tabla 3.1 que se obtuvo teóricamente, como se muestra en la figura 3.4.



Figura 3.4: Residuos al presentarse una fuga en el tanque 3 del 10% del radio de apertura

Falla en los sensores f_1 , f_2 y f_3

Para fallas en los sensores 1,2 y 3 provocadas a los k = 1000[s] se observa que los residuos tienen el comportamiento descrito por la tabla 3.1. Las simulaciones se presentan en las figuras 3.5, 3.6 y 3.7.



Figura 3.5: Residuos al presentarse una falla en el sensor 1 del $\pm 10\%$ del nivel real del tanque



Figura 3.6: Residuos al presentarse una falla en el sensor 2 del $\pm 10\%$ del nivel real del tanque

42



Figura 3.7: Residuos al presentarse una falla en el sensor 3 del $\pm 10\%$ del nivel real del tanque

Estimados de los residuos

Para conocer los valores máximos y mínimos de los residuos ante cada falla se presentan las tablas 3.3 y 3.4. Tomando en cuenta que las fallas mínimas que se consideran para simulaciones son del ± 10 % del valor nominal del sistema y que las fallas máximas están dadas por limitaciones físicas. Estas tablas dan una idea de cómo evolucionan los residuos obteniendo cotas máxima y mínima (Lalami y Combastel, 2006), esto es de importancia ya que para los umbrales es necesario estimar valores aproximados que permitan ajustar el umbral adecuadamente Seliger y Frank (1993).

Fallas Max.	Valor Residuo 1	Valor Residuo 2	Valor Residuo 3
$f_1 = 0,00010065[m^3/s]$	-0.015	0	0
$f_2 = 0,00010065[m^3/s]$	0	-0.06712	0
$f_3 = 0,004[m]$	0	0	-0.001
$f_4 = 0.63[m]$	-0.0044	0	0.0044
$f_5 = 0.63[m]$	0	0.0050	0.0056
$f_6 = 0.63[m]$	0.003	0.007	0.008

Tabla 3.3: Magnitud de los residuos al aplicar fallas máximas al sistema

Fallas Min.	Valor de residuo 1		Valor de	residuo 2	Valor de residuo 3	
Signo de las falla	-	+	-	+	-	+
$f_1 = 10\% \text{ de } U_1$	0.000875	-0.000875	0	0	0	0
$f_2 = 10\% \text{ de } U_2$	0	0	0.000955	-0.000955	0	0
$f_3 = 0,0004$	0	0	0	0	0	-0.0001413
$f_4 = 10\% \text{ de } h_1$	-0.000223	0.000223	0	0	0.000223	-0.000223
$f_5 = 10\% \text{ de } h_2$	0	0	-0.0001553	0.0001553	0.0003102	0.0003102
$f_6 = 10\% \text{ de } h_3$	0.0001413	-0.0001413	0.0004034	-0.0004034	-0.000262	0.000262

Tabla 3.4: Magnitud de los residuos al aplicar fallas mínimas al sistema

Al analizar las tablas 3.4 y 3.3 se observa que cada residuo responde de diferente manera, las magnitudes son distintas para cada falla por lo que se propone definir umbrales por falla y no por residuo. En las siguientes imágenes se muestra cuál es el comportamiento de los residuos y el conjunto de valores que podrían tomar para este sistema en específico (O. Adrot y Maquin, 2002), lo que ayuda a la tarea de sintonización de los umbrales.



Figura 3.8: Fallas en los actuadores y fuga



Figura 3.9: Fallas en los sensores

3.4. Evaluación de residuos

Al tener claramente identificado qué fallas y cuál es el valor que pueden tomar, es posible ajustar de manera independiente para cada pareja (falla, residuo) sus umbrales. En la figura 3.10 se muestra el esquema general propuesto para generar alarmas tomando en cuenta el valor de los residuos por falla. En la primera parte del esquema se generan los umbrales para cada falla considerada y así generar síntomas que sirven como entradas para una unidad lógica de comparación y así convertir las señales analógicas a digitales, por último se utilizan compuertas lógicas para poder identificar qué fallas están presentes en el sistema.

3.4.1. Generación de umbrales

En este trabajo se usan umbrales sintonizados, los cuales se sintonizan siguiendo los pasos recomendados para su generación presentado en el capítulo 2, en la tabla 3.5 se muestran



Figura 3.10: Esquema general para generar alarmas

los valores seleccionados para los umbrales utilizados en simulación.

x			
Residuos sensibles a fallas	a_1	a_2	Ganancia del filtro
Residuo 1 con falla 1	1.44e-5	-1	0.5
Residuo 2 con falla 2	2.22e-6	-1	0.5
Residuo 3 con falla 3	4.63e-6	-1	0.5
Residuo 1 con falla 4	1.44e-5	-1	0.5
Residuo 3 con falla 4	4.63e-6	-1	0.5
Residuo 2 con falla 5	2.22e-6	-1	0.5
Residuo 3 con falla 5	4.63e-6	-1	0.5
Residuo 1 con falla 6	1.44e-5	-1	0.5
Residuo 2 con falla 6	2.22e-6	-1	0.5
Residuo 3 con falla 6	4.63e-6	-1	0.5

Tabla 3.5: Valores para simulación de umbrales.

3.4.2. Esquema de comparación

Los síntomas generados por los umbrales sirven como entrada para una unidad lógica y así poder obtener señales digitales a partir de señales analógicas, para esto se utilizan comparadores. Los comparadores utilizados toman como referencia los umbrales máximos y mínimos y cuando estas cotas son sobrepasadas se genera una señal digital que nos representa una falla, se utilizó el bloque de comparación de SIMULINK como se muestra en el diagrama de la figura 3.11.



Figura 3.11: Diagrama comparador para generar señales digitales de alarma

3.5. Validación de la sintonización de umbrales

A continuación se presentan los resultados en simulación considerando el esquema de la figura 3.10 para los diferentes tipos de fallas.

Fallas en los actuadores

Al provocar una falla en la bomba 1 a los k = 500[s] del 10 % del valor nominal del flujo de la bomba, los umbrales son superados por el residuo 1 como era previsto y se muestra en la figura 3.12



Figura 3.12: Evolución del umbral al presentarse una falla en la bomba 1 del 10 %

Al provocar una falla en la bomba 2 a los k = 1500[s] del 10 % del valor nominal del flujo de la bomba, los umbrales son superados por el residuo 2 como era previsto y se muestra en la figura 3.13



Figura 3.13: Evolución del umbral al presentarse una falla en la bomba 2 del 10 %

Fuga en el tanque

Al provocar una fuga en el tanque 3 a los k = 1000[s] con un radio de apertura del 10% del total de la válvula, los umbrales son superados por el residuo 3 como era previsto y se muestra en la figura 3.14



Figura 3.14: Evolución del umbral al presentarse una fuga en el tanque con 10 % del radio de apertura

Fallas en los sensores

Al presentarse fallas en los sensores del 10 % del valor real medido a los k = 1000[s], los umbrales son rebasados por los residuos al presentarse las fallas como se muestra en las figuras 3.15, 3.16 y 3.17.



Figura 3.15: Evolución del umbral al presentarse una falla en el sensor 1 del 10 % del valor real



Figura 3.16: Evolución del umbral al presentarse una falla en el sensor 2 del 10 % del valor real



Figura 3.17: Evolución del umbral al presentarse una falla en el sensor 3 del 10 % del valor real

Como se observa el comportamiento de los umbrales es el esperado, cuando el residuo es cero los umbrales no son rebasados y cuando se presenta una falla el umbral es rebasado por el residuo y así generando un síntoma que sirve como entrada para la unidad lógica como se muestra en la figura 3.10 y cumpliendo la tabla 3.1 generando así las siguientes gráficas, que representan las señales digitalizadas que se obtienen con el comparador como se describió en el esquema general.



Figura 3.18: Firma digital para la falla 1



Figura 3.19: Firma digital para la falla 2



Figura 3.20: Firma digital para la falla 3



Figura 3.21: Firma digital para la falla 4



Figura 3.22: Firma digital para la falla 5



Figura 3.23: Firma digital para la falla 6

Por último y como lo muestra en la figura 3.10 las gráficas digitalizadas de las alarmas de los residuos entran a una unidad lógica de compuertas AND que arroja alarmas de falla específicas y no de residuos.

3.6. Resultados experimentales

Uno de los objetivos de este trabajo es analizar el desempeño que tiene el método de ARR de manera experimental comparándolo con el método basado en observadores reportado por Rendón (2013), por lo que se presentan los resultados ante fallas en los actuadores. Los

residuos sin fallas y datos experimentales se muestran en la figura 3.24, como se observa, los residuos son constantes y varían alrededor de cero, del lado derecho se presentan los residuos generados por el método de ARR y del lado izquierdo se presentan los residuos generados por el método basado en observadores.



Figura 3.24: Residuos sin fallas

Como se observa en la figura 3.24 los residuos obtenidos por el método de las relaciones de redundancia tiene una respuesta mas lenta y el ruido presente es de menor magnitud que el residuo que se obtuvo por el método basado en observadores.

Los observadores utilizados para esta comparación tienen la estructura de un observador aproximado de la forma

$$\dot{z}(t) = f(z(t), u(t)) + H[y(t) - \hat{y}]$$
$$\hat{y}(t) = h(z(t))$$

donde H se diseña para que el error sea asintóticamente estable en condiciones normales de operación, en específico para el caso de estudio de los 3 tanques se utilizaron los siguientes observadores diseñados por Rendón (2013)

$$\begin{aligned} \dot{x_{1o}} &= Q_1 - sign(x_{1o} - x_3)r_{13}\sqrt{2*g} |x_{1o} - x_3| - 0,001(x_{1o} - x_1)(1/A_T) \\ &\Rightarrow R_1 = x_{1o} - x_1 \\ \dot{x_{2o}} &= Q_2 - sign(x_{2o} - x_3)r_{13}\sqrt{2*g} |x_{2o} - x_3| - 0,001(x_{2o} - x_1)(1/A_T) \\ &\Rightarrow R_2 = x_{2o} - x_2 \end{aligned}$$

3.6.1. Fallas en los actuadores

Para fallas en la bomba 1 y bomba 2 provocadas a los k = 250[s], se observa que el residuo 1 es sensible a la falla en la bomba 1 y que el residuo 2 es sensible a la falla en la bomba 2, como se muestra en las figuras 3.25 y 3.26.



Figura 3.25: Residuos al presentarse una falla en la bomba 1 de -10% del flujo de la bomba 1, del lado derecho los residuos obtenidos por observadores y del lado izquierdo los obtenidos por ARR



Figura 3.26: Residuos al presentarse una falla en la bomba 2 de -10% del flujo de la bomba 2, del lado derecho los residuos obtenidos por observadores y del lado izquierdo los obtenidos por ARR

3.6.2. Reajuste de los parámetros de los umbrales

Siguiendo la misma metodología que en la parte de simulación se muestra una tabla con valores para las contantes a_1,a_2 y ganancia del filtro utilizados para los umbrales se muestran en la tabla (3.6).

Residuos sensibles a fallas	a_1	a_2	Ganancia del filtro
Falla 1 Residuo Obs.	0.006	-1	0.2
Falla 1 Residuo ARR.	0.0002	-1	0.4
Falla 2 Residuo Obs.	0.009	-1	0.1
Falla 2 Residuo ARR.	0.0009	-1	0.2

Tabla 3.6: Valores experimentales para umbrales.

3.6.3. Umbrales para los actuadores

En las en las figuras3.27 y 3.28 se muestran los umbrales obtenidos para el sistema de 3 tanques.



Figura 3.27: Umbrales al presentarse una falla en la bomba 1 de -10% del flujo de la bomba 1, del lado izquierdo los residuos obtenidos por observadores y del lado derecho los obtenidos por ARR

Al poder programar los umbrales de manera adecuada como se observa en las figuras 3.27 y 3.28 se puede aplicar el procedimiento mostrado en la parte del esquema propuesto y así poder obtener las alarmas que identifican qué falla está presente en el sistema, de manera experimental.

Después de obtener los umbrales se pasan por los bloques de comparación y así generar las alarmas de fallas por residuo para el caso experimental, como se muestra en las figuras 3.29 y 3.30.



Figura 3.28: Umbrales al presentarse una falla en la bomba 2 de $-10\,\%$ del flujo de la bomba 2, del lado izquierdo los residuos obtenidos por observadores y del lado derecho los obtenidos por ARR



Figura 3.29: Firma digital para la falla 1



Figura 3.30: Firma digital para la falla 2

Por último, como lo muestra el esquema de la figura 3.10, las gráficas digitalizadas de las

alarmas de los residuos entran a una unidad lógica de compuertas OR que arroja alarmas de falla específicas y no de residuos, logrando así comprobar que el método de las ARR y los umbrales son efectivos para la tarea de detección y diagnóstico de fallas para el caso de estudio presentado en este trabajo.

Al hacer un análisis de los resultados experimentales podemos concluir al revisar las figuras 3.25 y 3.26 que el método basado en relaciones de redundancia provoca cambios de menor amplitud que los obtenidos por los por observadores al presentarse fallas sin embargo los resultados obtenidos por el método de observadores presenta una mayor cantidad de ruido, que podría verse como una desventaja, ya que para el residuo dos genera falsas alarmas debido al ruido.

Los umbrales programados para el caso experimental funcionaron de manera adecuada ya que fueron capaces de generar síntomas necesarios para generar las alarmas de mal funcionamiento de los componentes en el sistema de 3 tanques.
Capítulo 4

Conclusiones

Partiendo de la tarea original del proyecto que consistió en generar relaciones de redundancia analítica y su comparación con observadores diseñados para generar residuos, el estudio y resultados obtenidos al aplicarlos al caso de un sistema hidráulico de 3 tanques permite afirmar:

- La importancia de construir sistemas de diagnóstico de fallas, aplicado a un caso de estudio de 3 tanques.
- La comparación de los residuos basados en relaciones de redundancia analítica y observadores arroja resultados similares en funcionamiento pero con diferencias en la magnitud de la respuesta ante fallas de cada residuo, esta conclusión se obtuvo simulando los resultados reportados por Rendón (2013).
- La necesidad de ajustar los residuos ante toda la gama de fallas específicas usando un conjunto de umbrales los cuales se ajustan de distinta manera ante cada falla.

Como contribución:

- Se propone sistematizar la generación de umbrales con una serie de pasos que permite una rápida sintonización para cada umbral.
- Ejemplificar paso a paso con un sistema de segundo orden no lineal la obtención de las relaciones de redundancia analítica a partir de la propuesta general reportada por Blanke *et al.* (2006) ante fallas en sensores, actuadores y del proceso.

Bibliografía

- Basseville, M. (2002). Statistical methods for change detection. En: The Encyclopedia of Control Systems, Robotics and Automation (H. Unbehauen, Ed.). Vol. 26. pp. 130–145. Encyclopedia of Life Support Systems Publishers, Oxford.
- Blanke, Mogens, Michael Kinnaert, Jan Lunze y Marcel Staroswiecki (2006). *Diagnosis* and Fault-Tolerant Control. Springer.
- Chen, J. (1996). Observer-based fault detection and isolation: Robustness and applications. Somer school: Continuous systems supervision.
- Chow, E. y A. Willsky (1984). Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems. *IEEE-Trans. Automatic Control* **29(7)**, 603–614.
- Clark, R.N., Ron Patton y Paul M. Frank (1989). State estimation schemes for instrument fault detection. In fault diagnosis in dynamic systems-Theory and application. Prentice Hall.
- De Freitas, N (1997). Neural network based nonparametric regression for nonlinear system identification and fault detection. Tesis de maestría. University of the Witwatersrand. Johannesburg.
- De-Persis, C. y A. Isidori (2001). A geometric approach to nonlinear fault detection and isolation. *IEEE Trans Aut. Control* 46-6, 853–866.

- Ding-Li, T-K Chang y Ding-Wen Yu (2005). Fault tolerant control of multivariable proccesses using auto-tuning pid controller. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics-Part A: Systems and Humans* 35(1), 32–43.
- Ding, Steven X. (2003). Model-based Fault Diagnosis Techniques. Springer.
- Ding, Steven X., Paul M. Frank y L. Guo (1990). Fault detection via adaptive observers based on orthogonal functions. En: *IFAC symposium on advanced information proces*sing in automatic control. pp. 95–100.
- Ducard, J.J Guillaume (2009). Fault-tolerant Flight Control and Guidance Systems. Springer. aeronautica.
- Edwards, Ch., S. K. Spurgeon y R. J. Patton (2000). Sliding mode observers for fault detection and isolation. *Automatica* **36**, 541–553.
- Frank, Paul M. (1994). On-line fault detection in uncertain nonlinear systems using diagnostic observer: A survey. International Journal of Systems Science 25(12), 2129–2154.
- Himmelblau, D. M. (1978). Fault Detection and Diagnosis in Chemical and Petrochemical Processes. Elsevier. Chemical Eng. Monograph 8.
- Hou, M. y P. Muller (1994). Fault detection and isolation observers. Int. Journal of Control 60(5), 827–846.
- Isermann, Rolf (2006). Fault-Diagnosis Systems. Springer.
- Isermann, Rolf (2011). Fault Diagnosis Applications: Model-Based Condition Monitoring: Actuators, Drives, Machinery, Plants, Sensors, and Fault-tolerant Systems. Springer.
- Isidori, A. (1995). Nonlinear control systems. Springer-Verlag. New York.
- Koppen-Seliger, B y P Frank (1995). Fault detection and isolation in technical processes with neural networks. En: 34th Conference on decision and control CDC. New Orleans.

- Krysander, M., J. Åslund y M. Nyberg (2008). An efficient algorithm for finding minimal over-constrained sub-systems for model based diagnosis. *IEEE Trans. on Systems, Man* and Cybernetics-Part A: Systems and Humans 38(1), 197–206.
- Lalami, Abdelhalim y Cristophe Combastel (2006). Generation of set membership test for fault diagnosis and evaluation of their worst case sensitivity. En: *IFAC Safeprocess2006*.
- Levant, Arie (1998). Arbitrary-order sliding modes with finite-time convergence. En: *PROC.* pp. 9–11.
- Maciejowski, J. (2003). Model predictive control: a new paradigm for automatic control.. En: *IFAC Safeprocess2003*,.
- MATLAB R2008 (2008). *Toolbox Control Systems*. Math-Works, Inc.. Natick, Massachuesetts.
- Negrete, M. A. y C. Verde (2012). Multi-leaks reconstruction in pipelines by sliding mode observer. En: 8th IFAC Safeprocess2012,.
- O. Adrot, H. Janati-Idrissi y D. Maquin (2002). Fault detection based on interval analysis.En: 15th Triennial World Congress, Barcelona, Spain.
- Patton, Ron y Paul M. Frank (2006). Fault diagnosis in dynamic systems: Theory and applications. Prentice Hall.
- Rendón, César Castro (2013). Control tolerante a fallas en actuadores. Tesis de maestría. UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO. MÉXICO, D.F.
- Seliger, R. y P. M. Frank (1993). Robust residual evaluation by threshold selection and performance index for nonlinear observer-based fault diagnosis. En: in Proc. TOOL-DIAG'93, Toulouse, France. pp. 496–504.

- Torres, L., G. Besancon y D. Georges (2008). A collocation model for water-hammer dynamics with application to leak detection. En: 47th IEEE-Conference on Decision Control, Cancun.
- Travé-Massuyes, Lois (2012). Bridging technologies for diagnosis. En: Supervision and Safety of Technical Processes.
- Varga, Andreas (2013). New computational paradigms in solving fault detection and isolation problems. Annual Reviews in Control 37, 25–42.
- Verde, Cristina, S. Gentil y Rúben Morales-M (2013). Monitoreo y Diagnóstico Automático de Fallas en Sistemas Dinámicos. Trillas-UNAM.
- Wu, E., K. Zhou y G. Salomon (2000). Control reconfigbility of linenar time invariant systems. Automatica 36, 1767–1771.

Apéndice A

Apéndice A

A.1. Implementación de los residuos

La implementación de los residuos se realizo en SIMULINK, con los generadores obtenidos mediante el método de ARR descrito en el capítulo 2.

Dada la siguiente ecuación que permite generar la redundancia

$$S_T \dot{y}_1 - u_1 - R_{13} \rho(y_1, y_3) = 0 \tag{A.1}$$

Donde $\rho(y_1, y_3) = sgn(y_1 - y_3)\sqrt{2g(y_1 - y_3)}$; sustituyendo en la ecuación anterior se tiene:

$$S_T \dot{y}_1 - u_1 - R_{13}(sgn(y_1 - y_3)\sqrt{2g(y_1 - y_3)}) = 0$$
 (A.2)

En la ecuación anterior no se conoce la derivada \dot{y}_1 la cual se puede generar mediante un derivador o de la siguiente manera, evitando los problemas que se generan al tener señales ruidosas

$$\dot{y}_1 = \frac{u_1 + R_{13}(sgn(y_1 - y_3)\sqrt{2g(y_1 - y_3)})}{S_T}$$
(A.3)

El esquema en SIMULINK que representa la siguiente ecuación y la de los residuos res-

tantes.



Figura A.1: Implementación en SIMULINK de los generadores

En donde en el bloque de Función de SIMULINK se programa la ecuación y como salida se obtiene la derivada \dot{y}_1 la cual se realimenta a un bloque y generar la ecuación

$$S_T \dot{y}_1 - u_1 - R_{13} (sgn(y_1 - y_3)\sqrt{2g(y_1 - y_3)}) = 0$$
(A.4)

Y entonces se verifica que en condiciones normales sea igual a cero y en condiciones de falla sea diferente de cero.