

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ

ESCUELA DE POSTGRADO



**DESARROLLO DE UN SISTEMA DE DIAGNÓSTICO DE FALLAS BASADO
EN RELACIONES DE REDUNDANCIA ANALÍTICA PARA EL CIRCUITO DE
MOLIENDA DE UN PROCESO MINERO**

Tesis para optar el grado de
Magíster en Ingeniería de Control y Automatización

Autor: Ing. Jean Carlo Pacheco Mendoza

Asesor: Mg. Carlos Gustavo Pérez Zuñiga

Miembros del Jurado

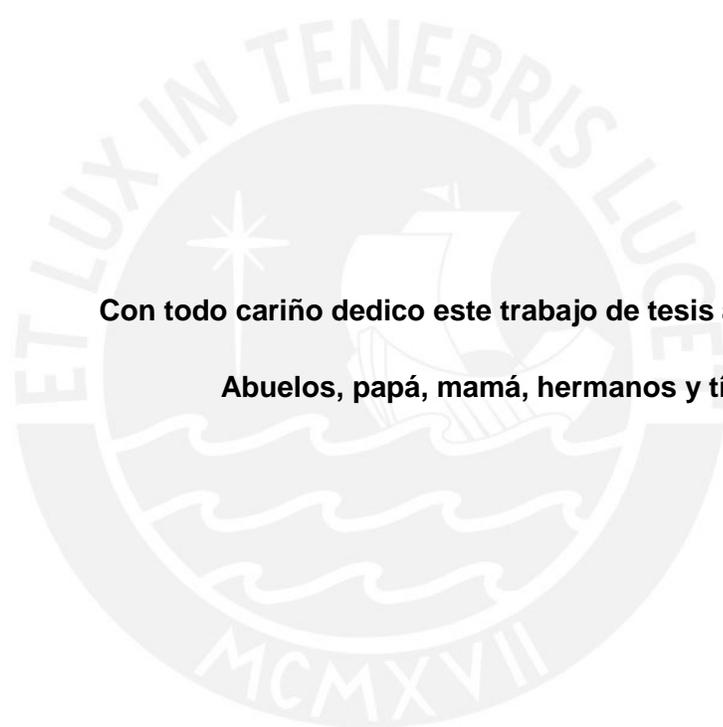
Ph.D. Javier Sotomayor Moriano

Mg. Carlos Gustavo Pérez Zuñiga

Ph.D. Jorge Chávez Fuentes

Lima – Perú

2016



Con todo cariño dedico este trabajo de tesis a mi familia:

Abuelos, papá, mamá, hermanos y tíos.

AGRADECIMIENTOS

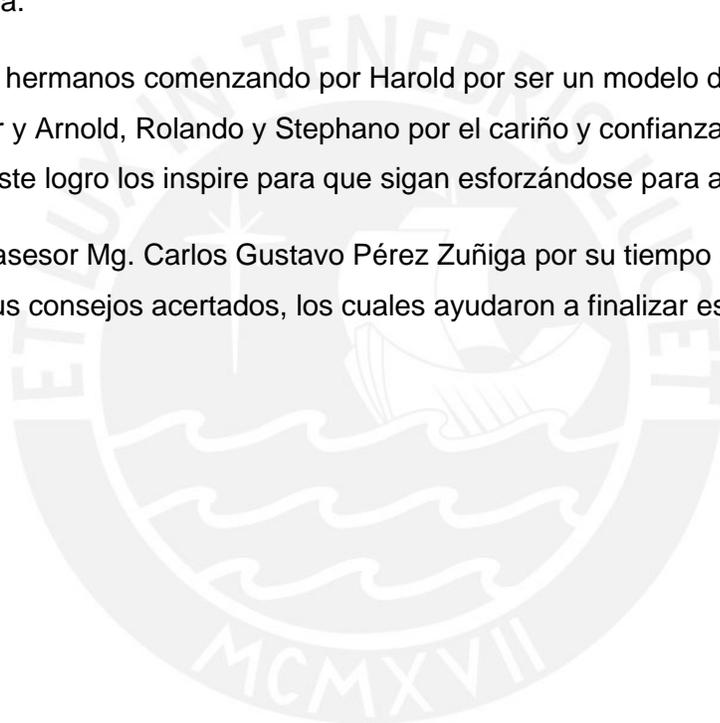
A Dios por poner en mi camino todos los medios para realizar este sueño.

A mis padres Rolando David y María Luisa por darme todo su amor, cariño y apoyo, y por inculcarme el esfuerzo y el trabajo como único medio de superación. Gracias por todo el esfuerzo que han hecho por mí.

A mis abuelitos Edgardo y Teresa por criarme, cuidarme y engreírme con tanto afán y ternura.

A mis hermanos comenzando por Harold por ser un modelo de persona para mí a seguir y Arnold, Rolando y Stephano por el cariño y confianza que me tienen. Espero que este logro los inspire para que sigan esforzándose para alcanzar sus metas.

A mi asesor Mg. Carlos Gustavo Pérez Zuñiga por su tiempo dedicado a esta tesis y por sus consejos acertados, los cuales ayudaron a finalizar esta tesis exitosamente.



RESUMEN

Todos los procesos en la industria son susceptibles a fallas, debido a varios factores como, tiempo de vida de cada elemento del proceso, mala fabricación, etc. Estas fallas afectan el buen funcionamiento del sistema, produciendo ineficiencia en su desempeño, pérdidas económicas y en el peor de los casos desastres ambientales y humanos. La detección oportuna de la presencia de fallas evita paradas no planeadas, ayuda a tomar acciones correctivas y de mantenimiento y, como consecuencia de ello, reduce el daño potencial que estas ocasionan. El diseño de sistemas de diagnóstico es, por lo tanto, un paso importante y necesario en el proceso de desarrollo de estos sistemas para una infinidad de aplicaciones industriales. Los circuitos de molienda de procesos mineros (CMPM), tienen la función principal de reducir el tamaño de las partículas que vienen de la etapa de chancado, los CMPM dependen del buen funcionamiento de todos los sensores y actuadores para mantener el sistema estable y operando en condiciones óptimas.

Esta tesis presenta el diseño de un sistema de diagnóstico de fallas (SDF) basado en modelos que sigue la metodología Fault Detection and Isolation (FDI) de la teoría de control, que tiene la capacidad de detectar fallas en los sensores y actuadores del CMPM, haciendo uso de la redundancia analítica de los componentes del proceso que redundan físicamente, para beneficio económico y ahorro de espacio.

Se utiliza la herramienta de Análisis Estructural (AE), que permite analizar la monitoreabilidad, detectabilidad y aislabilidad del proceso y hallar las relaciones de redundancia analítica. Para el diseño del sistema de diagnóstico de fallas, primero se desarrolló la emulación del circuito de molienda, utilizando valores reales de operación de uno de los circuitos de molienda húmeda de la concentradora de cobre Toquepala, Perú, operada por la compañía Southern Copper; el mencionado circuito de molienda cuenta con un molino de bolas, un cajón de pulpa (depósito de la mezcla de masa mineral y agua), una bomba de pulpa y un nido de Hidrociclones (clasificadores de partículas).

Se halla los residuos a partir de las relaciones de redundancia analítica y luego se determina las fallas más representativas del CMPM. Se realizan pruebas y analizan resultados que da el SDF y se desarrolla una interfaz gráfica para facilitar la visualización de la presencia de fallas.

CONTENIDO

INTRODUCCIÓN

CAPÍTULO 1. ESTADO DEL ARTE

1.1	Introducción	3
1.2	Problemática	3
1.3	Estado del arte de los circuitos de molienda de los procesos mineros	4
1.4	Estado del arte de los sistemas de diagnósticos de fallas	7
1.5	Objetivos Generales	9
1.6	Objetivos Específicos	10

CAPÍTULO 2. MODELO DEL CIRCUITO DE MOLIENDA DE UN PROCESO MINERO

2.1	Introducción	11
2.2	Descripción del circuito de molienda	11
2.2.1	Generalidades	12
2.2.2	Molino de bolas	12
2.2.3	Hidrociclón	13
2.2.4	Cajón de pulpa	14
2.2.5	Bomba de pulpa	14
2.2.6	Faja transportadora	14
2.2.7	Motor eléctrico de accionamiento	15
2.2.8	Válvulas de control	16
2.2.9	Instrumentos de medición	17
2.3	Análisis de las variables involucradas en el CMPM	18
2.3.1	Introducción	18
2.3.2	Carga de Material Grueso	18
2.3.3	Alimentación de Agua	18
2.3.4	Medios de Molienda	19
2.4	Modelamiento del CMPM	19
2.4.1	Introducción	19

2.4.2 Modelamiento de Flujos	19
2.4.3 Balance de Sólidos	20
2.4.4 Balance de Pulpas	21
2.4.5 Balance de Finos	22
2.4.6 Modelamiento del Molino de Bolas	24
2.4.7 Potencia del Molino de Bolas	25
2.4.8 Modelo del Cajón de Pulpa	27
2.4.9 Modelo de bomba centrífuga	28
2.4.10 Modelo del Hidrociclón	28
2.4.11 Modelo de Lynch y Rao	29
2.4.12 Modelo de Válvulas	31
2.4.13 Modelo de Faja Transportadora	31
2.4.14 Modelo de Sensores	32
2.4.15 Motores de Inducción de Jaula de Ardilla	32
2.5 Control del CMPM	36
2.6 Desarrollo del emulador del CMPM	37
2.6.1 Generalidades	37
2.6.2 Parámetros reales para la simulación del CMPM	37
2.6.3 Simulación del CMPM	41
2.7 Modelo estructural del CMPM	45

CAPÍTULO 3. SISTEMA DE DIAGNOSTICO DE FALLAS PARA CMPM

3.1 Introducción	49
3.2 Diagnóstico de Fallas Basado en Modelos	50
3.2.1 Tipos de Fallas	50
3.2.2 Redundancia	51
3.3 El análisis Estructural como Herramienta para el Diagnóstico de Fallas	52
3.3.1 Introducción	52
3.3.2 Modelo Estructural	52
3.3.3 Restricciones con derivadas	52
3.3.4 Algoritmo de Emparejamiento	53
3.3.5 Generación de Relaciones de Redundancia Analítica	55

3.3.6 Descomposición Canónica	56
3.4 Análisis Estructural del CPM	57
3.4.1 Modelo Estructural del CPM	57
3.4.2 Matriz de Incidencia del CPM	57
3.4.3 Implementación de la Matriz de Firma de Fallos	59
3.4.3.1 Fallas en Sensores	59
3.4.3.2 Fallas en Actuadores	61
3.4.4 Emparejamiento en la Matriz de Incidencia	63
3.4.5 Relaciones de Redundancia Analítica	65
3.4.6 Descomposición canónica	67
3.4.7 Monitoreabilidad del CPM	67
3.4.8 Detectabilidad del CPM	68
3.4.9 Implementación de residuos del SDF de la CPM	69
3.4.10 Residuos con Ruido en los Sensores	74
3.4.11 Matriz de Firma de Fallas	76
3.4.12 Aislabilidad de fallas	76
3.4.13 Validación del SDF.....	77
3.4.13.1 Generalidades	77
3.4.13.2 Fallas en los Sensores	77
3.4.13.3 Fallas en Actuadores	85
3.4.13.4 Fallas de Proceso	87
3.4.13.5 Fallas en los Sensores con Ruido	89
3.4.14 Sensibilidad del CPM	91
3.5 Análisis de Resultados del SDF en el CPM	91

CAPÍTULO 4. PROPUESTA DE IMPLEMENTACIÓN PRÁCTICA DEL SDF DEL CPM

4.1 Introducción	93
4.2 Algoritmo del SDF	93
4.3 Hardware para SDF	94
4.3.1 Generalidades	94
4.3.2 PAC Controllogix 5570	95

4.3.3 PSI 300 Analizador de Partículas	96
4.4 Software	98
4.5 Interfaz gráfico del SDF con CPM.....	99
CONCLUSIONES	102
RECOMENDACIONES.....	104
BIBLIOGRAFÍA	105
APÉNDICE	109



INTRODUCCIÓN

En las últimas décadas, la industria minera ha experimentado un aumento significativo en la demanda de sus productos, lo que implica la necesidad de optimizar sus procesos productivos, así como, esta creciente demanda requiere el desarrollo de nuevas estrategias de control y mantenimiento de sus procesos.

Dentro de la línea de producción se encuentra una de las etapas más importantes del proceso minero, esto es, la molienda del mineral, en la cual se reduce el tamaño del material que proviene de la etapa de chancado. Esta etapa influye directamente en la recuperación de minerales en el proceso de flotación. Las etapas de molienda y chancado, son las etapas de mayor consumo energético en una planta concentradora. En consecuencia, su actividad y disponibilidad continua es importante para evitar paradas o retrasos en la producción, y consecuentemente pérdidas económicas.

En los últimos años se han desarrollado diversas estrategias de mantenimiento, como el mantenimiento correctivo, preventivo y predictivo para asegurar la continua operación del circuito de molienda. Entre estas estrategias destaca el mantenimiento predictivo con ciertos resultados prometedores, aunque todavía limitados ante la gran exposición a fallas que presenta el proceso de molienda.

En la industria existen sistemas de monitoreo y alarma (SMA), que son indicadores para el mantenimiento correctivo, los cuales muestran que una falla, desviación del valor nominal de una variable, ha ocurrido cuando alguna variable del proceso excede un umbral establecido o cuando algunos dispositivos y/o equipos dejan de funcionar. Estos sistemas presentan algunos problemas, que hacen que los SMA no sean muy eficientes al momento de detectar fallas. Para afrontar estos problemas, actualmente se vienen desarrollando metodologías avanzadas de diagnóstico de fallas, que tienen la capacidad de predecir, detectar y ubicar las fallas. Entre estas metodologías se tiene la metodología basada en conocimiento, que utiliza técnicas de inteligencia artificial y la metodología basada en modelos, que utiliza técnicas de control automático. Cuando se habla de modelo, se refiere al modelo matemático que describe las características dinámicas del sistema a detectar fallas.

Esta tesis propone el desarrollo de un sistema de diagnóstico de fallas basado en modelos para un circuito de molienda de un proceso minero real, específicamente uno de los circuitos de molienda de la concentradora de cobre Toquepala, Perú. El SDF avanzado que se desarrolla, utiliza la metodología fault detection and isolation (FDI) y la técnica de análisis estructural (AE). El SDF permite monitorear, detectar y ubicar fallas, prediciendo ajustes o cambios de instrumentos, máquinas o repuestos de manera programada, asegurando la actividad y disponibilidad continua del proceso.



CAPÍTULO I. ESTADO DEL ARTE

1.1 Introducción

La mejora continua de las técnicas de procesamiento de mineral es un reto permanente en la industria del mineral y del metal. En las plantas concentradoras se presta mucha atención a la etapa de reducción de tamaño de mineral, dado que es el paso crítico de una concentradora, pues esta etapa del proceso consume el 50% del gasto total de energía de la concentradora, entre chancado y molienda. Más aún, el tamaño de partícula del producto de la etapa de molienda influye directamente en la recuperación de los minerales valorados en la etapa de flotación, así como el volumen de la descarga de los relaves en el proceso subsecuente. En consecuencia, controlar y mantener su operación continua eficientemente es importante para evitar pérdidas económicas, que suelen ser de gran magnitud.

1.2 Problemática

El mantenimiento de tipo predictivo cuenta con varios métodos que buscan obtener datos que den indicios de anomalías. Entre estos métodos están, por ejemplo mediciones con ultrasonido, termografías, análisis de vibraciones y otros ensayos no destructivos. Cada uno de ellos está enfocado a la detección de ciertos modos de fallas específicos para cada caso, lo que significa revisar y medir cada variable según la falla que se desee analizar (López, 2013).

A parte del mantenimiento, las industrias cuentan con sistemas de monitoreo y alarma (SMA), que son indicadores para el mantenimiento correctivo, los cuales muestran que una falla ha ocurrido cuando alguna variable del proceso excede un umbral establecido o cuando algunos dispositivos y/o equipos dejan de funcionar. Un problema de estos sistemas es que cuando ocurre una falla, múltiples alarmas se presentan debido a la propagación de las mismas, las que dificultan la tarea de localizar las fallas. Otro problema en los SMA es que utilizan la redundancia física, lo que significa utilizar elementos repetidos en el sistema para garantizar un funcionamiento continuo por si uno de ellos falla, lo cual causa duplicación de gastos en adquisición, mantenimiento y espacio. La redundancia física es un método

relativamente confiable, pero no siempre es aplicable, en ocasiones no es posible instalar elementos repetidos en un sistema, por lo que su aplicación es limitada. Por otro lado, los SMA no son capaces de detectar fallas incipientes y generalmente requieren estados de fallas avanzados para poder detectarlos. Finalmente, los SMA únicamente son capaces de monitorear el estado de las variables medidas, no el de las internas porque no cuentan con una forma de monitorear su comportamiento, de donde se concluye que si una falla no se refleja de manera evidente en las mediciones del proceso, estos sistemas no son capaces de detectarla (Flores, 2006).

Para afrontar los problemas descritos, se desarrolla un sistema de diagnóstico de fallas con metodologías avanzadas. Se trata del sistema de diagnóstico de fallas (SDF) basado en modelos FDI, usando la técnica de análisis estructural (AE), para obtener las relaciones de redundancia analítica (RRA) y así determinar las características de monitoreabilidad, detectabilidad y aislabilidad del CPM.

Este sistema de diagnóstico de fallas permitirá monitorear, detectar y ubicar fallas, prediciendo ajustes o cambios de instrumentos, máquinas o repuestos de manera programada, asegurando la actividad y disponibilidad continua del proceso.

1.3 Estado del Arte de los Circuitos de Molienda de los Procesos Mineros CPM

Varios estudios e investigaciones se han llevado a cabo sobre procesos de molienda de mineral, desde su modelamiento hasta su optimización y control, así como también se desarrollaron implementaciones. Tales investigaciones se encuentran en los libros de Lynch (Lynch, 1977), Austin (Austin et al., 1984), Sepúlveda (Sepúlveda, 1986) y seguido por King (King, 2001). Otros trabajos interesantes en temas como control y optimización de los CPM, han sido alcanzados por especialistas industriales y/o académicos, por ejemplo Hulbert, 1989; Hodouin & Del Villar, 1994; Pomerleau et al., 2000; Hodouin et al., 2001; Liu & Spencer, 2004; Lepore, 2006; Chen et al., 2008; Chen et al., 2009; Ozkan et al., 2009; Weig & Craig, 2009; Yang et al., 2010; Sbarbaro, 2010; Hodouin, 2011. La mayoría de estos estudios fueron basados en un típico proceso de molienda húmeda en lazo cerrado, que consiste en un molino de bolas, un cajón de pulpa, una bomba de pulpa y un clasificador hidrociclón, Figura 2.1. Los resultados relacionados incluyen tanto control clásico PID como técnicas de control avanzado model predictive control (MPC). La mayoría de estas estrategias de control

son basados en esquemas de dos entradas dos salidas. Las variables controladas son usualmente alimentación de material grueso y la alimentación de agua, las variables de salida son el tamaño de las partículas y la densidad en la alimentación al hidrociclón.

En el circuito de molienda, los objetivos de control son mayormente mejorar la calidad del producto como: incrementar los materiales finos (material de tamaño de partícula a la salida del CPM) de la molienda o reducir las fluctuaciones del tamaño del producto, maximizar el rendimiento, reducir el consumo de potencia, reducir el uso de los medios de molienda (bolas de acero) y mejorar la estabilidad del proceso. Estos objetivos son interrelacionados y requiere compensaciones para lograrse (Craig y Macleod, 1995; Hodouin, 2011).

Los retos para controlar un proceso de molienda son el fuerte acoplamiento entre variables, grandes tiempos de retardo, perturbaciones incontrolables, variación de parámetros a través del tiempo, no linealidades del proceso e insuficiencia de instrumentos (Chen et al, 2008). Además, propiedades y características físicas importantes de la alimentación fresca de mineral y el material molido son frecuentemente no medibles en tiempo real. Un problema frecuente es que los instrumentos de medición no pueden lidiar en un ambiente muy hostil. Así como grandes perturbaciones en las mediciones, mediciones online de las tasas de flujo, distribución de tamaños de partículas y equipos de toma de muestras pueden ser inexactas (Hodouin et al, 2001).

Para desarrollar buenas estrategias de control y optimización, lograr los objetivos de control y superar los desafíos de control, modelos matemáticos precisos y físicamente significativos que describen el estado estacionario y el comportamiento dinámico de un circuito de molienda sobre toda la región de operación no lineal, son esenciales.

Inicialmente, la mayoría de los modelos encontrados en la literatura eran estáticos y/o empíricos. Para operaciones de fraccionamiento de material, se presentan modelos empíricos en (Rittinger, 1857; Kick, 1883; Bond, 1952), donde el consumo de energía es la variable principal a ser minimizada. Por lo tanto, estos modelos son muy útiles para el diseño de circuitos.

Hoy en día, hay dos enfoques generales para modelar un molino. Un molino puede ser visto como un medio de transformación entre la alimentación y el tamaño del

producto, donde el objetivo es representar el fenómeno de rotura en lugar del proceso físico subyacente. Modelos de balance de población (Population balance models) son los más populares en esta clase. Por otra parte, un modelo fundamental o mecánico de un molino es basado en las interacciones de partículas de minerales y elementos dentro de la maquina con la base de mecánica Newtoniana (Napier-Munn et al, 1999).

Los modelos matemáticos que han sido más usados para control automático de lejos fueron desarrollados online mediante principios empíricos. Modelos de funciones de transferencia lineales e invariantes en el tiempo derivados empíricamente han sido usados satisfactoriamente en estrategias de controladores basados en modelos (Chen et al, 2007, 200; Craig and MacLeod, 1993). Sin embargo, estos modelos lineales son restringidos al dominio alrededor de las condiciones nominales de operación de la planta y requiere adaptación constante para cambiar la operación del proceso y propiedades de mineral (Hodouin et al, 2001).

Aunque el control de procesos puede ser considerado como una tecnología madura para una industria madura con beneficios en el rendimiento económico y operativo de un proceso, la minería encara tres problemas principales en términos de control de proceso; el diseño de modelos de procesos acertados, desarrollo de estrategias de control de procesos avanzados y aproximaciones realísticas de análisis y síntesis de sistemas complejos (Dochain et al, 2008). Sistemas deficientes de medición y modelamientos de procesos industriales inexactos contribuyen a la incapacidad de usar la corriente tecnología de control para proveer resultados satisfactorios. Por ejemplo, el diseño de un observador de una variable de estado, basado en técnicas de reconciliación de datos con modelos de conservación de energía y masa, se esfuerza en ambientes de tiempo real, porque los modelos no toman en cuenta dinámicas de proceso. Para superar los retos que encara el control en la industria de procesos, una vía es, realizar más investigaciones para generar modelos de procesos precisos a bajo costo. Un método para desarrollar modelos de procesos apropiados de bajo costo, el cual mantiene un reto significativo para procesos complejos, podría expandir oportunidades para aplicaciones nuevas de controladores de procesos avanzados (Craig et al, 2011).

1.4 Estado del Arte de los Sistemas de Diagnóstico de Fallas (SDF)

El diagnóstico de sistemas ha existido tanto tiempo como la existencia de las máquinas. Inicialmente el diagnóstico en los procesos industriales consistía en inspecciones manuales; luego con el desarrollo e implementación de dispositivos de medición denominados sensores, se usaban técnicas para detectar fallas mediante el análisis de niveles de señal de los sensores. Cuando el nivel de señal excedía un nivel predefinido en un punto específico de trabajo, se concluía que una falla había ocurrido.

Con la introducción de computadoras, se desarrollaron nuevas técnicas de supervisión del buen funcionamiento de sistemas. A principio de los setenta se introdujo el concepto de redundancia analítica, el cual complementa los resultados disponibles de los métodos basados en redundancia física. La redundancia analítica se basa en el conocimiento del modelo matemático del sistema en cuestión así como de las señales de entrada y salida del sistema para diagnosticar los componentes físicos (Flores, 2006). Esto hizo posible basar los sistemas de diagnóstico en cálculos. Gracias a estos sistemas de diagnóstico basados en modelos (SDBM) ha sido posible construir tipos de automatización de comprobación de fallas aún más precisos.

El diagnóstico de fallas basado en modelos se ha abordado de manera distinta y paralela por dos corrientes: la corriente FDI y la corriente DX. La primera emplea técnicas de control automático desarrolladas por (Chen & Patton, 1999; Frank, 1990; Gertler, 1998; Himmelblau, 1978; Isermann, 1984, 1997; Patton, Frank, & Clark, 2000; Willsky, 1976). La corriente DX es más reciente y representa el campo de la computación y la inteligencia artificial (Blank et al., 2006).

Siendo de nuestro interés el método FDI. La tarea consiste en la detección de fallas en las máquinas, actuadores y sensores usando las dependencias entre diferentes señales de medición. Estas dependencias son representadas por modelos matemáticos de los procesos. La Figura 1.2 muestra la estructura básica de la detección de fallas basado en modelos.

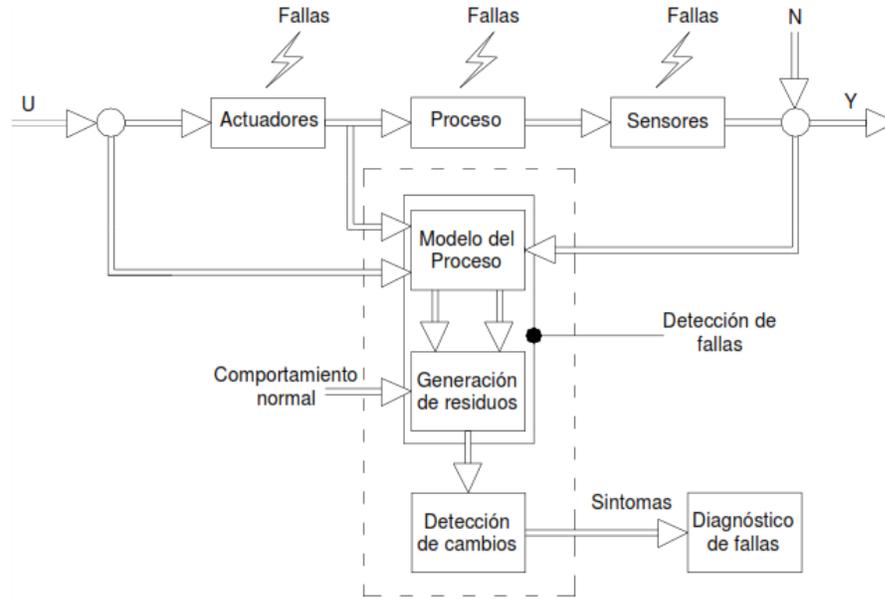


Figura 1.2 Esquema general del DFBM (Isermann, 2005).

El DFBM se enfoca comúnmente en la generación de residuos y la estimación de parámetros (Gertler, 1998; Chen and Panon 1999). Las metodologías para generación de residuos con mayor aceptación son: las ecuaciones de paridad (Mironovsky. 1979: Chow and Willsky, 1984: Gcrtler, 1988: Staroswiecki and Comtet Varga, 2001) que se basan en una constante verificación de las entradas y salidas del sistema: y las que utilizan observadores tanto lineales como no lineales (Clark. 1978; Frank, 1987). Por otro lado la estimación de parámetros (Bakiotis *et al* .. 1979: Isermannn, 1984) emplea directamente las técnicas de identificación de sistemas para modelar las fallas como una desviación en los parámetros del sistema. En (Isermann and Bailé. 1997) se presenta el desarrollo histórico de estas metodologías y una evaluación de sus aplicaciones, así como la terminología que emplea la comunidad FDI. En la Figura 1.3 se muestra esta clasificación en forma de esquema (Flores, 2006):

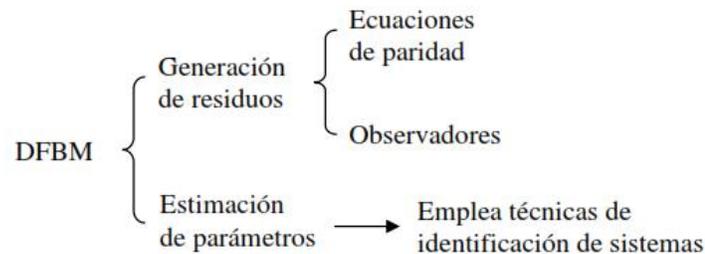


Figura 1.3 Clasificación de metodologías de DFBM.

La etapa del análisis del sistema se aborda mediante dos métodos: a nivel de componentes por medio del análisis de propagación de fallas (FPA Fault Propagation Analysis) o con el análisis estructural (AE). Un análisis de propagación de fallas tiene como objetivo estudiar, cuál es el efecto final de una falla en cada uno de los componentes del sistema. Si como resultado del FPA se encuentra que algunas fallas en determinados componentes son críticas, éstas formaran parte de la lista de fallas a detectar y localizar. Por otro lado el AE se basa en las características estructurales del proceso, es decir, aquellas que son independientes del valor de los parámetros para obtener las relaciones de redundancia analítica (RRA's) y determinar la monitoreabilidad, detectabilidad y aislabilidad del proceso que son características importantes para el diseño de mecanismos FDI (Flores, 2006).

La base del AE para el diagnóstico de fallas es la investigación de Staroswiecki y Declerk (1989). Sin embargo, fue a partir del trabajo de Cassar y Staroswecki (1997) que este enfoque tuvo una mejor aceptación y desde entonces Se han publicado diversos trabajos que utilizan el AE con fines de diagnóstico de fallas. Dentro de estas publicaciones se destacan los de (Düstegür *et al* 2006: Verde and Sánchez, 2006: Loremzen and Blanke 2004; Krysander, 2002: Izadi-Zamunabadt and Blanke, 2002; Blanke, 2000) por presentar una aportación interesante en el tema del AE y el libro de (Blanke *et al* 2003) en el que se explica de manera más amplia la teoría del AE (Flores, 2006).

1.5 Objetivo General

El objetivo general de esta tesis es diseñar y desarrollar un sistema de diagnóstico de fallas (SDF), basado en relaciones de redundancia analítica para el circuito de molienda de un proceso minero (CMPM), utilizando la herramienta de análisis estructural. Este circuito consta de una faja transportadora, un molino de bolas con motor accionador, un cajón de pulpa, una bomba, un hidrociclón, válvulas, faja transportadora y sensores transmisores.

1.6 Objetivo Específicos

Los objetivos específicos se establecen a continuación:

- Determinar modelos matemáticos basados en ecuaciones analíticas que describen el comportamiento de los componentes de un circuito de molienda de procesos mineros (CMPM).
- Desarrollar un emulador del circuito de molienda con el entorno Matlab-Simulink.
- Definir la matriz de firma de fallas (MFF) del CMPM.
- Empleando la metodología FDI, diseñar un sistema de diagnóstico de fallas (SDF) para las fallas más representativas del proceso de acuerdo a la MFF.
- Implementar el SDF en la plataforma de simulación.
- Evaluar y validar el SDF con el emulador desarrollado frente a las fallas de la MFF.



CAPÍTULO II. MODELO DEL CIRCUITO DE MOLIENDA DE UN PROCESO MINERO

2.1 Introducción

En este capítulo se describen los modelos matemáticos necesarios para determinar el comportamiento del circuito de molienda de un proceso minero (CMPM) real, analizando las variables más importantes que influyen en el proceso y teniendo en cuenta principios relevantes de la molienda. Luego se presentan los tipos de control aplicados y las simulaciones del CMPM con datos reales. Finalmente se obtiene el modelo estructural del CMPM, que es la base para el desarrollo del sistema de diagnóstico de fallas (SDF).

2.2 Descripción del Sistema de Molienda

2.2.1 Generalidades

La molienda es la etapa final de reducción del tamaño de partículas del material de la mina. Este material reducido pasa a la etapa de flotación para la liberación de partículas minerales valiosas. El objetivo de esta etapa es reducir el tamaño del material grueso (partículas de material grandes) de alimentación, de 12.7mm (tamaño promedio), a un tamaño fino entre 410 y 70 micrómetros.

El tamaño óptimo de liberación se determina usualmente mediante consideraciones de costo de molienda y hasta cierto grado, una molienda más fina conlleva a una mejora en la recuperación de minerales. De acuerdo a esto, la molienda óptima es obtener el tamaño de partículas en la cual los beneficios son máximos, cuando se considera tanto el costo de energía, así como la ganancia neta del producto.

El proceso de molienda empieza alimentando al molino con material grueso, que proviene de la etapa de chancado a través de una faja transportadora, se alimenta también agua y medios de molienda (bolas de acero relativamente grandes y pesados comparados con las partículas de los minerales); por último, ingresan al molino partículas que salen de la descarga del clasificador hidrociclón. El molino gira con la

carga mencionada anteriormente, la carga es recogida y elevada por lifters propios del molino, hasta un ángulo tal que la gravedad vence a las fuerzas centrifugas y de fricción, generando un movimiento de la carga en cataratas y cascadas, golpeando con impactos repetidos y continuados, fracturando de esta manera las partículas gruesas.

El material que sale del molino se denomina pulpa. La pulpa cae sobre un deposito denominado “cajón de pulpa”, de aquí es impulsado al nido de ciclones a través de tuberías por acción de una bomba. En el nido de hidrociclones se separan las partículas finas hacia el proceso de flotación y filtrado, mientras las partículas gruesas retornan al molino. Todo el ciclo continua ininterrumpidamente.

En la Figura 2.1, se muestra el diagrama básico del proceso de molienda, indicando sus principales elementos.

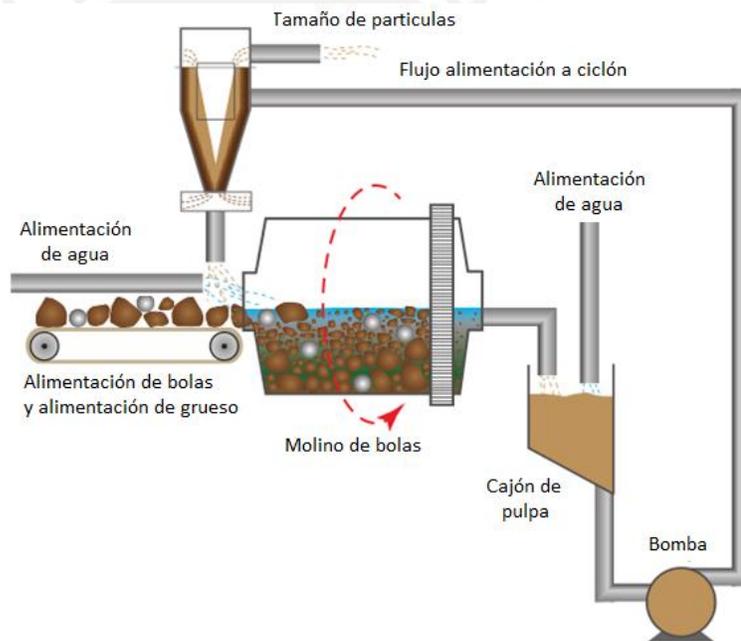


Figura 2.1 Diagrama del circuito de molienda de un proceso minero.

2.2.2 Molino de Bolas

El molino de bolas es un tambor cilíndrico horizontal que se apoya en descansos ubicados en sus tapas. El molino es accionado por un motor eléctrico, mediante engranajes, que hace girar el molino sobre su eje principal a una velocidad determinada y normalmente constante.

El molino es cargado con bolas de acero en un porcentaje aproximado del 30% del volumen total del molino, Figura 2.2. El molino es alimentado continuamente con material grueso, que proviene del área de chancado, con pulpa proveniente de los Hidrociclones y con agua de proceso controlada, para formar la masa mineral de una densidad adecuada. Por norma la carga total no debe exceder el 45% del volumen total del molino.

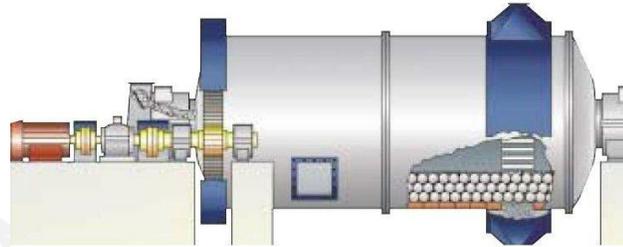


Figura 2.2 Molino de bolas.

2.2.3 Hidrociclón

La clasificación es el proceso de separación de partículas finas de las gruesas. En las operaciones de clasificación de tamaños de partículas, el equipo básico es el hidrociclón (ciclón), mostrado en la Figura 2.3. En este proceso, las partículas finas salen por el rebose del ciclón y las partículas gruesas salen por la descarga del ciclón.

El proceso de separación de partículas en función de su tamaño se conoce como cribado y en general se refiere a la separación de partículas de tamaños inferiores a 1mm o 2mm. El material fino sigue al proceso de flotación y el material grueso es realimentado al molino de bolas.

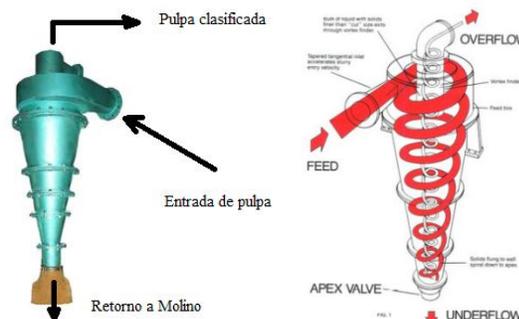


Figura 2.3. Hidrociclones para circuitos de molienda.

2.2.4 Cajón de Pulpa

El cajón de pulpa es el depósito de material que sale de la descarga del molino de bolas. En el cajón de pulpa se controla la densidad de la pulpa, mediante la alimentación de agua. El nido de hidrociclones es alimentada con pulpa por acción de una bomba. Las dimensiones del cajón de pulpa son variables según la capacidad de los circuitos de molienda, pero debe tener la capacidad de alimentar el nido de Hidrociclones 40 a 60 min, por si ocurre una eventual parada del molino.

2.2.5 Bomba de Pulpa

En la mayoría de los procesos industriales se utiliza el transporte de fluidos de un lugar a otro. Del 100% de la producción mundial de bombas, aproximadamente el 80% de bombas son centrífugas por poseer un amplio rango de aplicación y son normalmente usados en los circuitos de molienda.

Las bombas de pulpa normalmente son centrífugas, Figura 2.4, y tiene la función de impulsar la pulpa del cajón hacia el nido de los hidrociclones con una determinada presión y caudal. Este equipo cuenta con un variador de velocidad, ya que por condiciones de operación es necesario variar el caudal de pulpa en el sistema.



Figura 2.4 Bomba de pulpa.

2.2.6 Faja transportadora

La faja transportadora es un medio de transporte del material grueso desde el área de chancado hasta el molino de bolas que forma parte del área de molienda. La

faja posee un sensor de medición de peso y también posee un variador de velocidad para poder regular el ingreso de material grueso al molino, Figura 2.5.



Figura 2.5. Faja transportadora de mineral.

2.2.7 Motor Eléctrico de Accionamiento

Existen varios tipos de accionamiento de molinos de bolas, según el tipo de motor eléctrico. El tipo de motor que acciona al molino de bolas en el CPM de la concentradora Toquepala, es el motor de inducción de jaula de ardilla. Este motor está formado por un rotor (forma de jaula de ardilla) y un estator, en el que se encuentra las bobinas. Las bobinas en el estator son tres y están desfasadas entre si 120 grados en el espacio. Cuando circula por las bobinas corrientes trifásicas equilibradas y con un desfase en el tiempo también de 120 grados, se induce un campo magnético giratorio en el rotor. Este campo magnético induce una tensión en el rotor según la Ley de inducción de Faraday. Las características anteriores producen un torque motriz en el eje, lo que hace al rotor del motor girar a una velocidad que depende de la frecuencia y magnitud del voltaje de alimentación.

Los motores de inducción de jaula de ardilla son característicamente motores de alta velocidad, por lo cual, se hace necesario la instalación de reductores de velocidad (engranajes) a modo de lograr una velocidad adecuada para el accionamiento del molino, Figura 2.6.

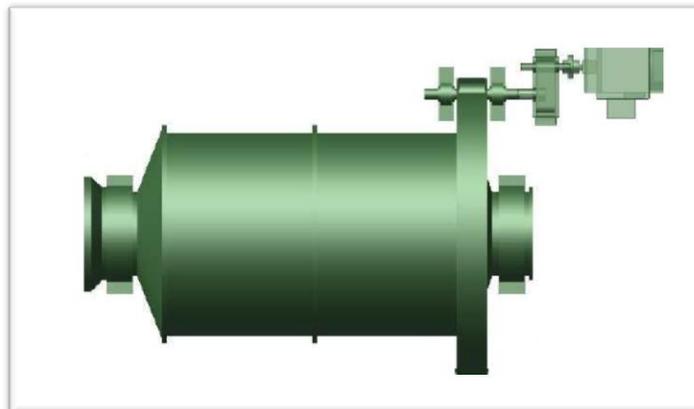


Figura 2.6. Accionamiento del molino de bolas mediante motor eléctrico y engranajes (Sandoval, 2011).

Los motores de jaula de ardilla tienen ventajas como: son motores de fácil mantenimiento, robustos, sencillos, económicos, no necesitan la instalación de embriagues para la partida, y son altamente confiables Figura 2.7.



Figura 2.7. Motor de inducción para accionamiento de molino de bolas.

2.2.8 Válvulas de Control

Las válvulas son los elementos finales de control más usados en las plantas de proceso, las válvulas de control son resistencias variables de flujo, su objetivo es mantener el flujo de la línea del proceso en el valor de operación.

Existen varios tipos de válvulas, pero los más usados en los CMPM, para controlar el flujo de agua son las válvulas de bola, Figura 2.8.



Figura 2.8. Válvulas de control de flujo de agua.

2.2.9 Instrumentos de Medición

Los instrumentos de medición sirven como una interface entre el controlador y la planta, estos instrumentos son dispositivos electrónicos que perciben señales físicas y son convertidas a señales eléctricas a través de sensores, luego son acondicionadas y comparadas con estándares y patrones para luego entregar información del medio en el que interactúan con la planta. Los instrumentos están conformados por sensores, transmisores e indicadores, en la industria estos instrumentos son comúnmente denominados sensores transmisores, los instrumentos que se encuentran en un CPM son los siguientes.

- Sensores transmisores de flujo (en tuberías alimentadores de agua, alimentación de pulpa a los hidrociclones).
- Sensor transmisor de densidad (Densímetro, en alimentación a hidrociclones).
- Sensor transmisor de tamaño de partículas (en la salida de rebalse del hidrociclón).
- Sensor transmisor de peso (en la faja transportadora alimentadora de material fresco al molino de bolas).
- Sensores de presión.
- Sensores de ph.

2.3 Análisis de las Variables Involucradas en el CMPM

2.3.1 Introducción

Para que la molienda sea viable, se debe considerar tres factores fundamentales que influyen en los resultados de la operación: Carga de material grueso, alimentación de agua y medios de molienda.

2.3.2 Carga de Material Grueso

La carga de material grueso, es uno de los factores determinantes en el sistema de molienda, dado que una alimentación muy rápida de material grueso al molino, producirá menor cantidad de finos, debido a que la carga permanecerá menor tiempo sometido a molienda, y una alimentación muy lenta de material grueso, producirá partículas mayor cantidad de finos muy pequeños, debido a que la carga permanecerá más tiempo sometido a molienda, lo cual no es bueno porque existe una sobremolienda del material.

Los casos ya mencionados no son los óptimos, por lo tanto la alimentación de la carga debe ser tal que no produzca un material con partículas grandes ni pequeñas. Esto se logra controlando la velocidad de la faja transportadora que alimenta material grueso al molino.

El material dentro de los molinos debe tener un porcentaje de sólidos aproximado de 70% a 80%, dependiendo al peso específico del mineral y el tipo de mineral a recuperar.

2.3.3 Alimentación de Agua

Es muy importante controlar la densidad del material dentro del molino, el exceso de agua producirá una pulpa demasiado fluida, amortiguando el impacto de las bolas de acero y restringiendo una buena molienda, dando como resultado partículas grandes a la salida molino. Por el contrario poca agua aumentará el desgaste de las bolas de acero y los revestimientos del molino, así como, el aumento del costo de operación y la baja eficiencia de molienda.

2.3.4 Medios de Molienda

La cantidad de bolas que se coloca dentro de un molino de bolas mayormente depende de la cantidad de energía disponible para mover el molino, generalmente las cargas normales de bolas varían entre 30% y 35% del volumen interior del molino.

En operaciones de molienda optimas, se requiere de una carga de bolas de diferentes diámetros, porque las bolas grandes rompen el material grueso y las bolas pequeñas muelen las partículas finas, también dependen del material que se desea conminuir dado que los materiales gruesos tienen diferentes niveles de dureza.

2.4 Modelamiento del CPM

2.4.1 Introducción

En esta sección, se presenta el modelamiento estático y dinámico del CPM, el modelamiento estático comprende todos los modelos de balance de flujos y el modelamiento dinámico comprende los modelos matemáticos en ecuaciones diferenciales de cada elemento que forma parte del CPM. Las ecuaciones diferenciales son la base para el desarrollo del sistema de diagnóstico de fallas.

2.4.2 Modelamiento de los Flujos

Para realizar el balance de flujos del sistema, se presenta a continuación el diagrama del CPM indicando los puntos o nodos a evaluar. El balance de flujos pretende encontrar las relaciones entre los flujos del CPM.

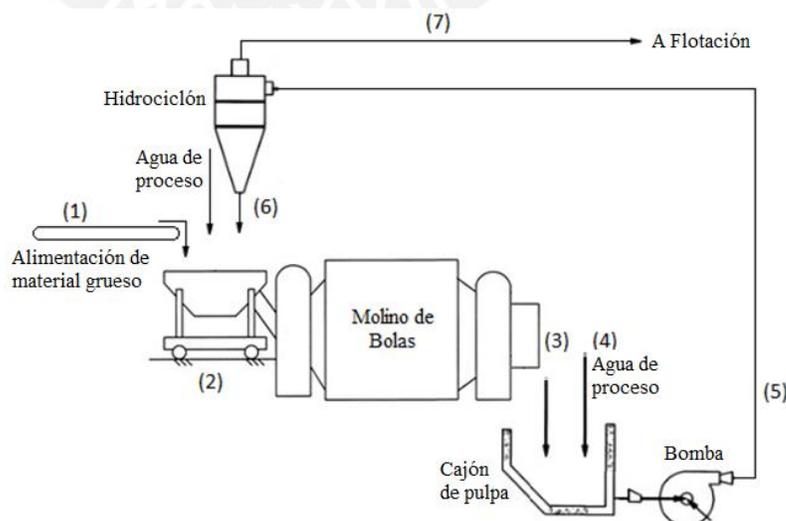


Figura 2.9 Diagrama de flujo del CPM.

Donde:

(1). Flujo de material grueso, (2). Flujo de material combinado, (3). Flujo de descarga del molino, (4). Flujo de agua de proceso, (5). Flujo de alimentación al hidrociclón, (6). Flujo en la descarga del hidrociclón, (7). Flujo en el rebose del hidrociclón.

2.4.3 Balance de Sólidos

Haciendo referencia al circuito de molienda de la Figura 2.9, las relaciones entre los flujos de material únicamente sólido y operando en estado estacionario se muestra en las ecuaciones (2.1) – (2.4), que se dan en (Sepúlveda, 1986):

$$Ms_1 + Ms_6 = Ms_2 \quad (2.1)$$

$$Ms_2 = Ms_3 \quad (2.2)$$

$$Ms_3 = Ms_5 \quad (2.3)$$

$$Ms_5 = Ms_6 + Ms_7, \quad (2.4)$$

donde Ms_i , denota el tonelaje de material seco, (ton/h); $i = 1, 2, \dots, 7$, son los puntos de evaluación en la Figura 2.9.

La carga circulante (CC) se define como la relación entre el tonelaje de la descarga del hidrociclón y el tonelaje a la entrada del CMPM,

$$CC = Ms_6 / Ms_1. \quad (2.5)$$

Las ecuaciones (2.1) – (2.5), configuran un sistema lineal de 5 ecuaciones con 5 incógnitas cuya solución está dada por

$$Ms_2 = Ms_3 = Ms_5 = (1 + CC)Ms_1 \quad (2.6)$$

$$Ms_6 = CC \cdot Ms_1 \quad (2.7)$$

$$Ms_7 = Ms_1. \quad (2.8)$$

En las ecuaciones (2.6) y (2.7), el tonelaje sólido de alimentación (Ms_1) y la carga circulante son variables independientes.

2.4.4 Balance de Pulpas.

Como se mencionó anteriormente, la pulpa es la mezcla entre el material de la mina y el agua que fluye en el CPM (sólidos más agua). Similarmente al balance de sólidos, el balance de pulpas del circuito en estado estacionario se muestra en las ecuaciones (2.9) - (2.12). Estas se presentan en (Sepúlveda, 1986):

$$Mp_1 + Mp_6 = Mp_2 \quad (2.9)$$

$$Mp_2 = Mp_3 \quad (2.10)$$

$$Mp_3 + Mp_4 = Mp_5 \quad (2.11)$$

$$Mp_5 = Mp_6 + Mp_7, \quad (2.12)$$

donde, Mp_i denota el tonelaje de pulpa (sólidos más agua, ton/h) en el flujo i . El contenido de sólidos en los flujos de alimentación al molino, y en la descarga y rebalse de los hidrociclones, son conocidos y se cumple:

$$Mp_1 = (Ms_1/fs_1) \quad (2.13)$$

$$Mp_6 = (Ms_6/fs_6) \quad (2.14)$$

$$Mp_7 = (Ms_7/fs_7), \quad (2.15)$$

en este caso, fs_i denota la fracción en peso en el flujo (fracción de sólidos en la pulpa); $i = 1, 2, \dots, 7$, son los puntos de evaluación en la Figura 2.9.

Las ecuaciones (2.9) – (2.15), forman un sistema lineal cuya solución se muestra a continuación,

$$Mp_1 = (Ms_1/fs_1) \quad (2.16)$$

$$Mp_2 = Mp_3 = \left[\frac{1}{fs_1} + \frac{1}{fs_6} \right] Ms_1 \quad (2.17)$$

$$Mp_4 = \left[\frac{1}{fs_7} + \frac{1}{fs_1} \right] Ms_1 \quad (2.18)$$

$$Mp_5 = \left[\frac{1}{fs_7} + \frac{1}{fs_6} \right] Ms_1 \quad (2.19)$$

$$Mp_6 = (CC/fs_6)Ms_1 \quad (2.20)$$

$$Mp_7 = (Ms_1/fs_7), \quad (2.21)$$

donde Mp_4 es simplemente el caudal de agua hacia el cajón de pulpa, requerido para alcanzar la densidad de pulpa deseada en el cajón de pulpa y, en consecuencia, el producto final de rebalse requerido.

Si se combina las ecuaciones (2.6) – (2.8) y (2.16) – (2.21) se obtiene la siguiente expresión para las fracciones de sólidos en los flujos de alimentación y descarga del molino (Sepúlveda, 1986):

$$fs_2 = fs_3 = \frac{(1 + CC)}{\left(\frac{1}{fs_1}\right) + \left(\frac{1}{fs_7}\right)} \quad (2.22)$$

La ecuación (2.22) muestra que el contenido de sólidos en la pulpa de alimentación a ciclones está en función de la carga circulante y las fracciones de sólidos de los flujos de rebalse y descarga de los hidrociclones.

2.4.5 Balance de Finos

El material fino es el material de tamaño de partícula menor al tamaño determinado por los especialistas: normalmente entre 220 y 70 micrómetros, que es el rango de tamaños de partículas deseados a la salida del CMPM. Las ecuaciones de balance, para el circuito que se muestra en la Figura 2.9, son:

$$m_1 + m_6 = m_2 \quad (2.23)$$

$$m_3 = m_5 \quad (2.24)$$

$$m_5 = m_6 + m_7, \quad (2.25)$$

donde m_i denota el tonelaje de material fino en el flujo i (ton/h).

Los materiales finos a la entrada y salida del CMPM m_1 y m_7 se pueden poner en función del material seco total (material grueso y fino):

$$m_1 = F_1Ms_1 \quad (2.26)$$

$$m_7 = F_7 M S_7, \quad (2.27)$$

donde F_1 y F_7 representan el porcentaje de finos en los flujos de entrada y salida del CPM, respectivamente.

Si Bpf denota al material de finos en la carga circulante “bypass”, es decir, finos que fueron desviados a la descarga del hidrociclón, se cumple:

$$m_6 = Bpf m_5 \quad (2.28)$$

Esta relación, conjuntamente con las ecuaciones (2.23) – (2.27) forman otro sistema lineal de ecuaciones y su solución se muestra a continuación:

$$m_1 = F_1 M S_1 \quad (2.29)$$

$$m_2 = \left(F_1 + \frac{Bpf F_7}{1 - Bpf} \right) M S_1 \quad (2.30)$$

$$m_3 = \left(\frac{F_7}{1 - Bpf} \right) M S_1 \quad (2.31)$$

$$m_4 = 0 \quad (2.32)$$

$$m_5 = \left(\frac{F_7}{1 - Bpf} \right) M S_1 \quad (2.33)$$

$$m_6 = \left(\frac{Bpf F_7}{1 - Bpf} \right) M S_1 \quad (2.34)$$

$$m_7 = F_7, \quad (2.35)$$

de donde, en combinación con las ecuaciones (2.6) – (2.8), se puede obtener ecuaciones de la fracción de finos en cada flujo, en términos de F_1 y F_7 , que son datos del CPM:

$$F_2 = F_1 \cdot \left(F_1 + \frac{Bpf F_7}{1 - Bpf} \right) \left(\frac{1}{1 + CC} \right) \quad (2.36)$$

$$F_3 = \frac{F_7}{(1 - Bpf)(1 + CC)} \quad (2.37)$$

$$F_4 = 0 \quad (2.38)$$

$$F_5 = \frac{F_7}{(1 - Bpf)(1 + CC)} \quad (2.39)$$

$$F_6 = \frac{BpfF_7}{(1 - Bpf)CC} Ms1 \quad (2.40)$$

2.4.6 Modelamiento del Molino de Bolas

De ahora en adelante se plantean los modelos matemáticos dinámicos de cada elemento que forman parte del CPM. Un modelo matemático muy conocido de un molino de bolas de un proceso minero, es basado en la aproximación de modelamiento por balance de población, con la suposición que la dinámica del molino puede ser modelada por un número de mezcladores perfectos en serie, lo que se entiende, que la mezcla entre sólidos y agua es perfecta a lo largo del molino, (Whiten, 1974; Austin et al., 1984).

La ecuación (2.41) representa la dinámica del molino, que se denota en forma vectorial (Sbarbaro 2010; Liu y Spencer 2004). Aquí la cantidad de filas del vector depende de la distribución granulométrica con la que se desea trabajar. La distribución granulométrica es la cantidad de particiones de tamaños de partícula x_i , que se monitorea dentro de la CPM. En esta tesis se toman 10 particiones entre los límites del tamaño de partícula con los que trabaja el CPM. Los límites máximo y mínimo del tamaño de partícula en el CPM de Toquepala son aproximadamente 12500 y 70 micrómetros, respectivamente.

$$\frac{dh\bar{\mathbf{m}}(t)}{dt} = \mathbf{f}(t) - \mathbf{p}(t) - \gamma(t)[\mathbf{S} - \mathbf{BS}]h\bar{\mathbf{m}}(t) \quad \rightarrow \quad h\bar{\mathbf{m}}(t) = \mathbf{m}(t), \quad (2.41)$$

donde

- $\bar{\mathbf{m}}(t)$: fracción de masa dentro del molino.
- h : masa total retenida dentro del molino.
- $\mathbf{f}(t)$: vector de fracción de masa de la carga del molino.
- $\mathbf{p}(t)$: vector de fracción de masa del producto del molino.
- \mathbf{m} : vector de fracción de masa dentro del molino.
- \mathbf{S} : matriz diagonal, que representa la tasa de rotura específica.

- B : matriz triangular inferior, que representa la fracción de partículas, donde b_{ij} representa la fracción de partículas del tamaño de partícula j apareciendo en el tamaño de partícula i después de la rotura.
- γ : dureza del mineral.

2.4.7 Potencia del Molino de Bolas

El consumo específico de energía, en el análisis de sistemas de molienda – clasificación y por ende, a la demanda de potencia desarrollada por el molino, es importante, por lo que se dispone de una expresión matemática que permita estimar dicha demanda en función de las dimensiones del equipo y demás variables de operación, esta expresión está dada en (Sepúlveda, 1986).

La Figura 2.10 muestra un molino de bolas de diámetro, D , rotando a una velocidad, N , el cual, el centro de gravedad de la carga, W , está ubicado a una distancia, C , del eje central del molino. En estado estacionario, el nivel de carga permanece inclinado con respecto a la horizontal en un ángulo α , por lo tanto, la potencia demandada (Watts), puede ser calculada a partir de

$$P = T\omega, \quad (2.42)$$

donde

- P : Potencia, (en Watts).
- T : Torque, (en N-M).
- ω : Velocidad angular de rotación, (en rad/s).

Para la situación idealizada se obtiene

$$T = CWsen\alpha, \quad (2.43)$$

donde el producto $Wsen\alpha$ representa la componente del peso de la carga de bolas contra la dirección de rotación. Por lo tanto, la expresión de potencia queda definida por

$$P = 2\pi CNWsen\alpha \quad (2.44)$$

En esta última expresión el término 2π ha sido incluido para la conversión de unidades de rpm a rad/min.

Además,

$$W = \rho_{ap} f \left(\frac{\pi}{4} D^2 L \right), \quad (2.45)$$

donde

- ρ_{ap} : densidad aparente de la carga (en ton/m³).
- f : nivel fraccional aparente de llenado del molino.
- L : largo interior del molino, (en pies).
- C : Distancia entre el centro de gravedad de la carga y el centro del molino, (en pies).

Por otra parte, haciendo la suposición adicional de que la carga sea homogénea en toda su extensión, un cálculo trigonométrico de la sección transversal presentada en la Figura 2.10 permite establecer la siguiente relación aproximada:

$$\frac{C}{D} = 0.447 - 0.476f \quad (2.46)$$

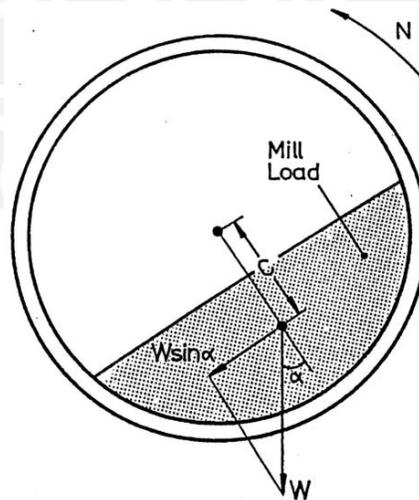


Figura 2.10 Corte transversal del molino.

La velocidad de rotación, N , puede ser expresada como una fracción N_c de la velocidad crítica de centrifugación de la carga:

$$N_{crit} = \frac{76.6}{\sqrt{D}}, \quad (2.47)$$

de modo que

$$N_c = N_{crit} \frac{76.6}{\sqrt{D}}. \quad (2.48)$$

Finalmente se obtiene:

$$P = 0.238 * 10^{-5} D^{3.5} \left(\frac{L}{D}\right) N_c \rho_{ap} (f - 1.06510^{-2} f^2) \text{sen} \alpha, \quad (2.49)$$

donde:

- P : Potencia neta demandada por el molino, (en kW).
- D : Diámetro interior del molino, (en pies).
- L : Largo interior efectivo del molino, (en pies).
- N_c : velocidad de rotación, expresada como fracción de la velocidad crítica dada por la ecuación 2.49.
- ρ_{ap} : Densidad aparente de la carga (en ton/m³, valor típico para molino de bolas: 4.646 ton/m³)
- f : nivel fraccional aparente de llenado.
- α : Angulo de levante.

La utilización práctica de esta ecuación ha llevado a concluir que el ángulo de levante α oscila entre 30° para molinos pequeños de laboratorio hasta 40° en molinos industriales de gran diámetro.

2.4.8 Modelo del Cajón de Pulpa

El cajón de pulpa puede ser modelado como un tanque de mezclado perfecto, debido a la turbulencia producida por el flujo de alimentación.

Asumiendo que no ocurren cambios en el tamaño de partículas en el cajón de pulpa, la siguiente ecuación de balance de masa provee una descripción de la distribución de masa en el cajón (Sbarbaro 2010):

$$\frac{dm(t)}{dt} = f(t) - p(t)\bar{m}(t), \quad (2.50)$$

donde $p(t)$ representa el flujo másico a la salida del cajón de pulpa, $f(t)$ representa el vector de flujo másico a la entrada del cajón de pulpa. Las variaciones de nivel se pueden obtener combinando el balance de flujo volumétrico de pulpa y balance de sólidos:

$$\frac{dV(t)}{dt} = q_f(t) - q_d(t), \quad (2.51)$$

donde

- V : Volumen en el cajón.
- q_f : Flujo de pulpa de entrada.
- q_d : Flujo de pulpa de la descarga.

2.4.9 Modelo de la Bomba Centrifuga

Teóricamente el caudal desarrollado por la bomba centrifuga es directamente proporcional a la velocidad de rotación del eje del motor Nb . Por tanto el caudal máximo es proporcional a la velocidad máxima:

$$\frac{QDs}{Qmax} = \frac{Nb}{Nbmax}, \quad QDs = k1 Nb \quad (2.52)$$

La velocidad de la bomba se controla mediante un controlador PI, que recibe como referencia la altura deseada del cajón de pulpa. La señal de control $Upid3$ es directamente proporcional a la velocidad, como se muestra en la ecuación (2.53)

$$QDs = k2 Upid3 \quad (2.53)$$

Donde $k1$ y $k2$ son constantes de ganancia.

2.4.10 Modelo del Hidrociclón

El hidrociclón es modelado como un sistema con dinámica despreciable, dado que el tiempo de residencia es muy pequeño. El proceso de clasificación de un hidrociclón es caracterizada por su curva de eficiencia de clasificación, que especifica la fracción en peso del tamaño de partículas que pasan por la descarga.

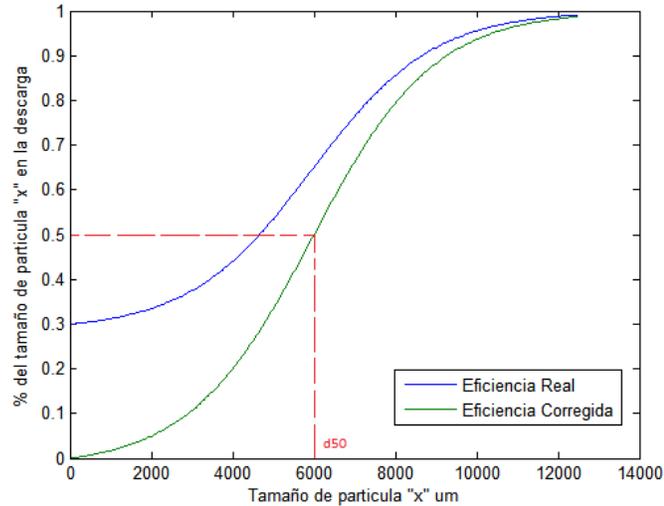


Figura 2.11. Curva de eficiencia del hidrociclón.

En la Figura 2.11 se observa que para los tamaños de partícula más gruesos, la eficiencia real es casi 100%, es decir, todo el material de tamaño de partícula grueso se va a la descarga, no obstante, para los tamaños de partícula más finos la eficiencia no es 0%, es decir, una cantidad de finos siempre pasa a la descarga del hidrociclón, fenómeno llamado bypass. La relación entre la curva de eficiencia real y la curva corregida es:

$$E_{ua} = E_{uc}(1 - R_f) + R_f, \tag{2.54}$$

donde

- E_{ua} : Eficiencia real.
- E_{uc} : Eficiencia corregida.
- R_f : Fracción en peso de finos que pasa por la descarga.

2.4.11 Modelos de Lynch y Rao

Los investigadores Lynch y Rao, propusieron modelos empíricos conformados por 4 correlaciones básicas que modelan el hidrociclón (Lynch y Rao, 1975):

➤ **Capacidad Volumétrica**

$$QF = a_1 D_o P^{0.5} (100 - C_w)^{0.125} \tag{2.55}$$

donde

- QF : Caudal volumétrico de pulpa alimentada al hidrociclón, (en m³/h).
- Do : Diámetro de la boquilla de rebalse (vortex, en pulgadas).
- P : Presión de alimentación, (en psi).
- Cw : Porcentaje de sólidos en la alimentación (en %).
- a_1 : Constante empírico característica del mineral.

➤ Ecuación de la Partición del agua

Las siguientes ecuaciones relacionan los flujos de agua en el hidrociclón:

$$WDU = RfWF \quad (2.56)$$

$$WDO = WF - WDU \quad (2.57)$$

$$Rf = K_7 \frac{Du}{WF} - \frac{K_8}{WF} + K_9, \quad (2.58)$$

donde

- WDU : Caudal de agua en la descarga, (en m³/h).
- WF : Caudal de agua en la alimentación, (en m³/h).
- Du : Diámetro de boquilla de descarga (apex, en mm).

➤ Ecuación del Tamaño Corregido

Lynch y Rao determinaron empíricamente que la curva de eficiencia corregida puede ser expresada en función de la variable adimensional d_{50} , con la siguiente ecuación:

$$\log_{10}d_{50} = K_1Do - K_2Du + K_3Di + K_4Cw - K_5QF + K_6, \quad (2.59)$$

donde

- d_{50} : Tamaño de partícula correspondiente al material clasificado, que tiene la misma probabilidad de aparecer en el rebalse o descarga del hidrociclón (en micrómetros, μm).
- Di : Diámetro de tubería de entrada, (en mm).
- Do : Diámetro de tubería de rebalse (vortex, en mm).
- K_i , i – ésima constante empírica característica del mineral, $i = 1, 2, \dots, 9$.

➤ Ecuación de la Eficiencia de Clasificación

La curva de eficiencia corregida está dada por

$$Euc = \frac{\exp\left(\alpha \cdot \frac{x_i}{d_{50}}\right) - 1}{\exp\left(\alpha \cdot \frac{x_i}{d_{50}}\right) + \exp(\alpha) - 2}; i = 1, 2, 3 \dots n \quad (2.60)$$

- α : Constante empírica característica del mineral.
- x_i : Distribución granulométrica del material.

2.4.12 Modelo de Válvulas

Las válvulas en el CMPM son de tipo bola que controlan el flujo de agua. El modelamiento de las válvulas consiste en sistemas de primer orden con una ganancia y constante de tiempo, que depende de cada válvula, como se muestra en la ecuación (2.61).

$$\frac{dQ}{dt} = -h_1 Q + h_2 U \quad (2.61)$$

- Q : Flujo de agua restringido, (en m³/h).
- U : Señal de control.
- h_1 y h_2 : Parámetros de la válvula.

2.4.13 Modelo de Faja Transportadora

El modelo de la faja transportadora del CMPM se aproxima a un sistema de primer orden, como se muestra en la ecuación (2.62).

$$\frac{dM}{dt} = -h_3 M + h_4 U \quad (2.62)$$

- M : Flujo de material grueso, (en m³/h).
- U : Señal de control.
- h_3 y h_4 : Parámetros de la faja transportadora.

2.4.14 Modelo de Sensores

Los sensores en el CMPM se modelan como ganancias simples h sin tomar en cuenta su dinámica, esto es debido a que el tiempo de respuesta del sensor es mucho más rápido que el tiempo de toma de datos (tiempo de muestreo) del CMPM.

$$ST = h_i VM \quad (2.63)$$

- ST : Señal de sensor transmisor.
- VM : Variable de medición del sensor.
- h_i : i – ésima ganancia del sensor " i "; $i = 1, 2, \dots, 16$.

2.4.15 Motores de Inducción de Jaula de Ardilla

Para entender el modelo del motor de inducción de jaula de ardilla, se explica brevemente las transformaciones que se hacen a las variables del motor. Las transformadas de Clark y Park se utilizan para simplificar el análisis del motor. Estas transformaciones permiten cambiar las variables de voltaje, corriente y flujo magnético, desde un sistema de referencia trifásico en movimiento a uno bifásico formado por los devanados α y β desfasados en el espacio por 90 grados. El número de espiras del devanado bifásico debe ser equivalente al devanado trifásico. Se utiliza la transformada de Park para transformar el sistema de referencia trifásico (a,b,c) a uno de bifásico (α, β) y luego se transforma los ejes estacionarios (α, β) a ejes rotantes (d, q) con la transformada de Clark.

Se hacen algunas suposiciones para el modelamiento, por ejemplo, las fuentes de voltajes son puramente sinusoidales, los entrehierros son uniformes, el número de ranuras es infinito en el estator o rotor. Las ecuaciones dinámicas del motor de inducción de jaula de ardilla, basadas en la teoría del campo orientado (Leonhard, 2001), se muestran a continuación:

$$\bar{V}_s = R_s \bar{i}_s + \frac{d\bar{\psi}_s}{dt} \quad (2.64)$$

$$\bar{V}_r = \left(R_r \bar{i}_r + \frac{d\bar{\psi}_r}{dt} \right) e^{j\theta_r}, \quad (2.65)$$

$$\bar{\psi}_s = L_s \bar{i}_s + L_o \bar{i}_r \quad (2.66)$$

$$\bar{\psi}_r = L_r \bar{i}_r + L_o \bar{i}_s, \quad (2.67)$$

donde:

- \bar{V}_s : Vector que representa las 3 fases del voltaje de alimentación al estator.
- \bar{V}_r : Vector de voltajes en el rotor.
- \bar{i}_s y \bar{i}_r : Vectores de corriente de estator y rotor.
- $\bar{\psi}_s$ y $\bar{\psi}_r$: Vectores de flujo magnético en el estator y rotor.
- R_s y R_r : Resistencias en el estator y rotor
- θ_r : Angulo que se utiliza para transferir la dinámica del rotor en coordenadas de estator.

A continuación se muestra la transformación de Clark, del sistema de referencia trifásico a un sistema de referencia bifásico α, β referido al estator:

$$I_a + I_b + I_c = 0 \quad (2.68)$$

$$i_{s\alpha} = I_a \quad (2.69)$$

$$i_{s\beta} = \frac{1}{\sqrt{3}} I_a + \frac{2}{\sqrt{3}} I_b, \quad (2.70)$$

donde

- I_a, I_b y I_c : Corrientes en las 3 fases del estator.
- $i_{s\alpha}$ y $i_{s\beta}$: Corrientes de estator en el sistema de referencia α, β .

Ahora se muestra la transformación de Park con respecto al estator y el rotor, al sistema de referencia " d, q ",

$$i_d = i_\alpha \cos(\theta_s) + i_\beta \sin(\theta_s) \quad (2.71)$$

$$i_q = -i_\alpha \sin(\theta_s) + i_\beta \cos(\theta_s) \quad (2.72)$$

De las ecuaciones anteriores, reemplazando (2.67), (2.68) en (2.72) y (2.73) se obtiene:

$$\frac{di_{s\alpha}}{dt} = \frac{V_{s\alpha} L_r - R_s i_{s\alpha} L_r - L_o V_{r\alpha} + L_o R_r i_{r\alpha} + L_o \omega_r L_r i_{r\beta} + \omega_r L_o^2 i_{s\beta}}{L_s L_r - L_o^2} \quad (2.73)$$

$$\frac{di_{s\beta}}{dt} = \frac{V_{s\beta}L_r - R_s i_{s\alpha}L_r - L_o V_{r\beta} + L_o R_r i_{r\beta} - L_o \omega_r L_r i_{r\alpha} - \omega_r L_o^2 i_{s\alpha}}{L_s L_r - L_o^2} \quad (2.74)$$

$$\frac{di_{r\alpha}}{dt} = \frac{L_s V_{r\alpha} - L_s R_r i_{r\alpha} + L_o R_s i_{s\alpha} - L_s \omega_r L_r i_{r\beta} - L_s \omega_r L_o i_{s\beta} - L_o V_{s\alpha}}{L_s L_r - L_o^2} \quad (2.75)$$

$$\frac{di_{r\beta}}{dt} = \frac{L_s V_{r\beta} - L_s R_r i_{r\beta} + L_o R_s i_{s\beta} - L_s \omega_r L_r i_{r\alpha} - L_s \omega_r L_o i_{s\alpha} - L_o V_{s\beta}}{L_s L_r - L_o^2} \quad (2.76)$$

- $V_{s\omega}, V_{s\beta}, i_{s\alpha}$ y $i_{s\beta}$: Voltajes y corrientes de estator en el sistema de referencia α y β .
- $V_{r\omega}, V_{r\beta}, i_{r\alpha}$ y $i_{r\beta}$: Voltajes y corrientes de rotor en el sistema de referencia α y β .
- L_s, L_r, L_o y ω_r : Inductancia de estator, rotor, magnetización y velocidad angular del rotor.
- θ_s : Angulo del vector de flujo,

Se debe tener en cuenta que en un motor de inducción de jaula de ardilla los voltajes en el rotor $V_{r\omega}, V_{r\beta}$ son cero. Por otro lado, la ecuación del torque es

$$T_e = T_m + J \frac{d\omega_r}{dt} + B \omega_r \quad (2.77)$$

- J : Coeficiente de inercia.
- B : Coeficiente de fricción
- T_e : Torque electromagnético.
- T_m : Carga mecánica.
- ω_r : Velocidad angular del rotor.

Considerando la fricción despreciable en el motor, se presenta la ecuación (2.78).

$$\frac{d\omega_r}{dt} = \frac{T_e - T_m}{J} \quad (2.78)$$

El torque electromagnético está dado por

$$T_e = \frac{2}{3} \left(\frac{p}{2} \right) L_o (i_{rd} i_{sq} - i_{sd} i_{rq}), \quad (2.79)$$

Los flujos magnéticos están dados por

$$\psi_{as} = \int (v_{as} - R_s i_{as}) dt \quad \rightarrow \quad \frac{d\psi_{as}}{dt} = (v_{as} - R_s i_{as}) \quad (2.80)$$

$$\psi_{\beta s} = \int (v_{\beta s} - R_s i_{\beta s}) dt \quad \rightarrow \quad \frac{d\psi_{\beta s}}{dt} = (v_{\beta s} - R_s i_{\beta s}), \quad (2.81)$$

Por último, el ángulo del vector de flujo del estator está dado por:

$$\theta_s = \text{atan}^{-1} \left(\frac{\psi_{\beta s}}{\psi_{\alpha s}} \right) \quad (2.82)$$

La demostración completa de modelamiento y simulación del motor de jaula de ardilla se muestra en (Sandoval, 2011)

Tabla 2.1. Características técnicas del motor (Sandoval, 2011).

Tipo	Trifásico de Inducción
Factor de Servicio	1.0
Rotor	Jaula de Ardilla
Potencia [kW]	7400
Tensión [V]	13 200
Frecuencia [Hz]	60
Polos	6
Vel. giro [r.p.m.]	1.195
Peso [kg]	41 867
Corriente carga máxima [A]	403
Características del Torque	B (NEMA)
Torque máxima carga [Nm]	59138
Inercia rotor	1060
Conexión estator	Estrella
Protección	TEAAC (<i>Totally Enclosed Air to Air Cooled</i>)
FP (100/75/50% Carga)	0.83/.79/.68
Eficiencia (100/75/50% Carga)	96.8/96.7/96.1
Montaje	Horizontal

La tabla 2.1 muestra las características técnicas importantes del motor que acciona un molino de bolas de un CMPM real, las mencionadas características técnicas, se utilizan más adelante para simular el CMPM con datos reales.

2.5 Control del CPM

Como se vio en el capítulo anterior, el CPM es un sistema multiple inputs multiple outputs (MIMO) y además no lineal, con gran cantidad de variables, lo que hace que el CPM sea difícil de controlar con controladores simples. El CPM requiere de sistemas expertos de control o controladores avanzados para mejorar la calidad del producto como: incrementar los materiales finos de molienda o reducir las fluctuaciones del tamaño del producto, maximizar el rendimiento, reducir el consumo de potencia, reducir el uso de los medios de molienda y mejorar la estabilidad del proceso. El diseño de estos sistemas de control requiere de gran esfuerzo y tiempo para su diseño y desarrollo, es por esto que se hace uso de los controladores clásicos PID, dado que el principal objetivo de esta tesis es el desarrollo de un sistema de diagnóstico de fallas. Los lazos de control que se utilizan en el CPM se muestran en la tabla 2.2.

Tabla 2.2. Variables de control, variables controladas y su respectivo control.

PV Variable de Control	MV Variable Controlada	Controlador
Alimentación de Masa MF	Tamaño de partícula (producto de finos) PS	PID
Alimentación de Masa MF	Alimentación de agua al molino WFm	PI
Alimentación de Agua al Cajón de Pulpa WFs	Densidad en Alimentación a Hidrociclones CDs, fluctuaciones en Q.	Cascada PI - P
Velocidad de bomba VB	Nivel del Cajón de Pulpa LS	PID
Voltaje Trifásico de Alimentación al Motor	Velocidad de Motor de Molino N	Control Escalar

La alimentación del material grueso se controla en lazo abierto, por motivos de simulación y para utilización de los datos reales en las entradas del CPM, como alimentación de material grueso y agua al molino, así como alimentación de agua al cajón de pulpa.

2.6 Desarrollo del emulador del CMPM

2.6.1 Generalidades

Con el fin de simular un circuito de molienda, es necesario tener un entorno de simulación modular flexible. Este entorno debe tener la flexibilidad de relacionar y configurar los modelos de los equipamientos del proceso y de control. Existen muchas herramientas de simulación disponibles en el mercado que satisfacen todos los requerimientos. En esta tesis se utiliza Simulink/Matlab, herramienta que tiene muchas características deseables para esta tesis como aproximación modular, estructura de modelo abierto, cambios fáciles en configuraciones de circuitos, una potente interface gráfica, solucionadores de sistemas no lineales avanzados y herramientas de diseño de control.

A partir de Grinding toolbox, desarrollado en la universidad de Concepción Chile (Sbárbaro 2010), se modifican y desarrollan nuevos módulos para completar el circuito de molienda, se modifica también los parámetros por defecto a parámetros reales del circuito a simular.

Los módulos del proceso están interconectados por el flujo del material, con los siguientes atributos:

- Flujo másico sólido, f .
- Flujo volumétrico de agua, q .
- Distribución de tamaño de partícula, \bar{f} .

Cada modelo del circuito representa la transformación de los atributos del flujo del material, mientras este avanza a través de los módulos del circuito.

2.6.2 Parámetros reales para la simulación del CMPM

El circuito de molienda a simular es uno de los circuitos de molienda de la concentradora de cobre Toquepala, Perú, operada por la compañía Southern Copper, que cuenta con un molino de bolas Fuller en circuito cerrado con un cajón de pulpa, una bomba y un nido de Hidrociclones. La gran cantidad de parámetros del CMPM

dependen de las características del mineral, en este caso el mineral principal es el cobre. En el libro de Austin y Concha se proponen parámetros según el tipo de mineral (Austin y Concha 1994).

El tamaño de partículas aproximado del material grueso en la alimentación al molino es 80% malla +1/2", es decir, que el 20% del material grueso, que viene de la etapa de chancado, tiene 17,9 mm o menos. La dureza del material se mantiene constante a través del circuito de molienda, así como su densidad, que es aproximadamente 2.79 tn/m^3 . El tamaño de partículas aproximado en la salida del circuito de molienda para malla +65 es del 13-16% (malla +x, es una unidad de medida de tamaño de partículas muy utilizada en la minería). Estos datos se muestra en la Figura 2.13. Las figuras 2.13 y 2.14 muestran los datos históricos del CPM real en las cuales las muestras fueron tomadas cada minuto.

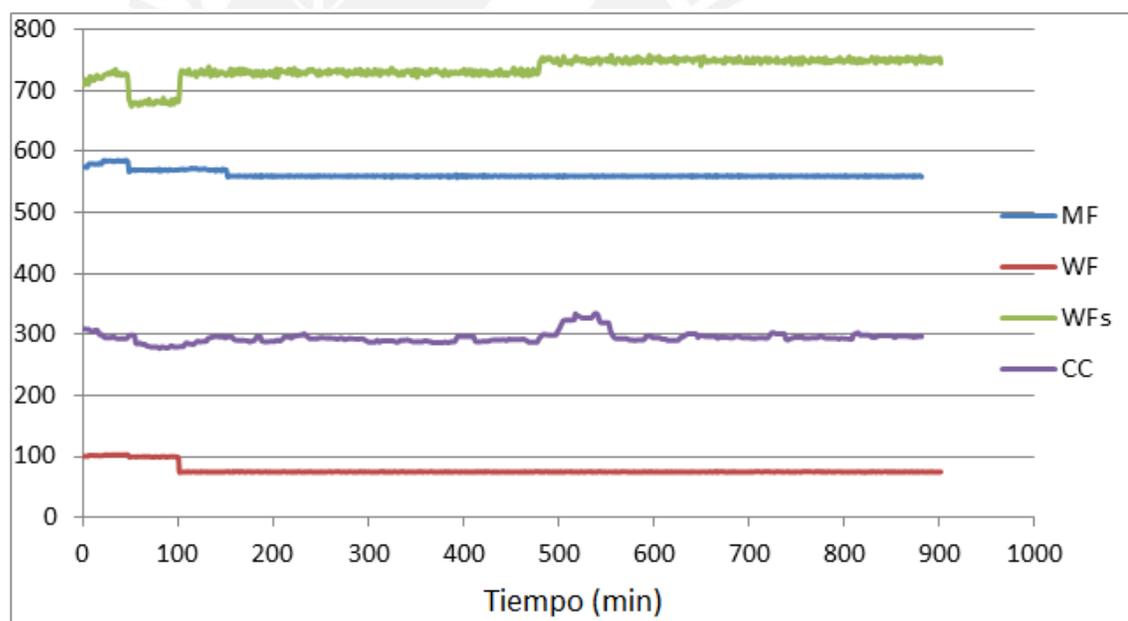


Figura 2.12. Tendencia de valores reales de las variables manipulables en el CPM.

En la Figura 2.12 se muestran las variables manipulables a excepción de CC, que es la razón de carga circulante (en %), MF es el tonelaje de alimentación al molino (en tn/h), WF es el flujo de agua de alimentación al molino (en m³/h), WFs alimentación de agua al cajón de pulpa.

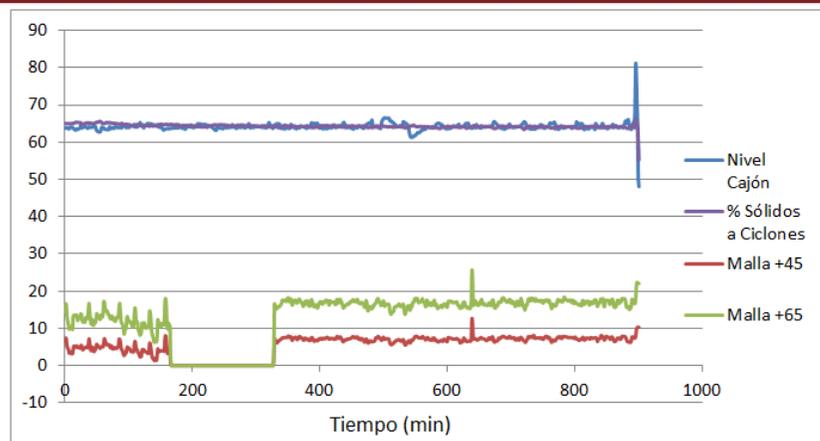


Figura 2.13. Tendencia de valores reales de las variables controladas en el CPM.

La Figura 2.13 muestra las variables controladas, donde el porcentaje promedio de tamaño de partículas menor a la malla +45 (354 μm) es 5-8% y 11-20% de malla +64 (218 μm). Las muestras de tamaño de partícula son medidas manualmente

➤ **En el molino de bolas**

- Diámetro de bolas máximo: 88.9 mm
- Diámetro interno del molino: 6.4 m
- Longitud del molino: 10.21 m
- Tasa de velocidad Crítica: 0.767
- Velocidad del molino en operación normal: 10.01 rpm

➤ **En el cajón de bomba**

- Capacidad volumétrica de pulpa 1960 m³.

➤ **En el bomba**

- Capacidad volumétrica de bombeo de pulpa 2680 m³/h.

➤ **En el nido de hidrociclones**

- Diámetro de entrada: 487.64 mm
- Diámetro ápex: 165.1 mm
- Diámetro vortex: 304.48 mm

La Figura 2.14 muestra el diagrama de simulación del CPM en Simulink/Matlab, formado por módulos del circuito de molienda, controladores, actuadores y sensores. Cada módulo contiene el modelo matemático que representa. Además, las flechas indican la dirección de los flujos.

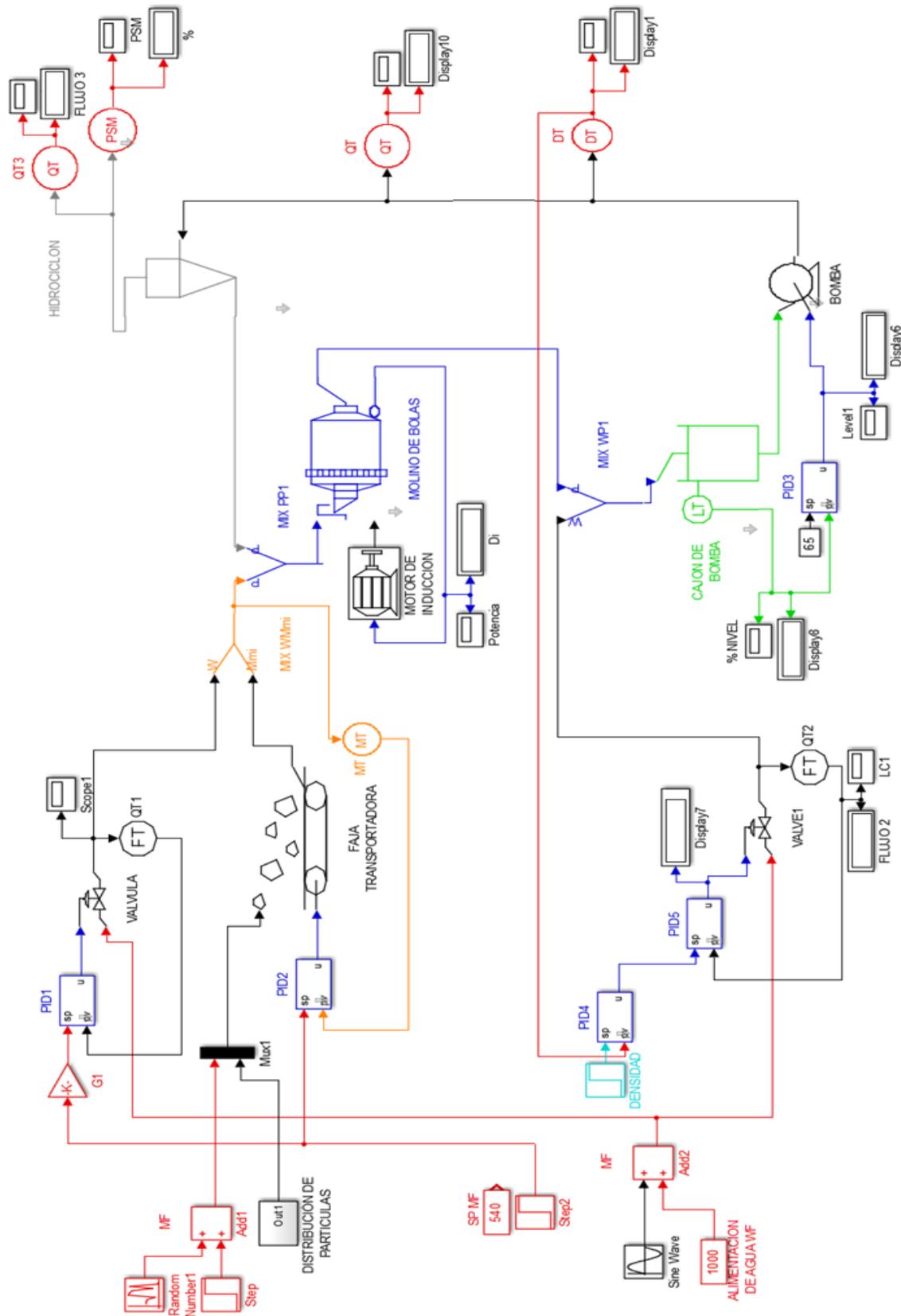


Figura 2.14. Diagrama de simulación del CPM en Simulink/Matlab.

2.6.3 Simulación del CPM

Para la simulación del circuito, se aplican los valores reales de alimentación de material grueso y agua al CPM como valores setpoint, mostrados en la sección 2.6.2.

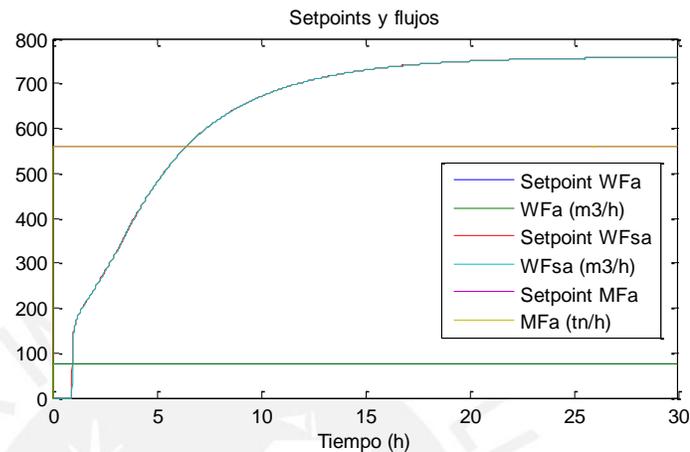


Figura 2.15. Setpoints y señales controladas.

La Figura 2.15 muestra las variables manipuladas de alimentación desde el arranque del CPM hasta llegar al estado estacionario con datos reales, donde WFa es la alimentación agua ($95 \text{ m}^3/\text{h}$) y MFa es la alimentación de material grueso al molino (560 tn/h), mientras que WFsfa es la alimentación de agua al cajón de bomba ($750 \text{ m}^3/\text{h}$).

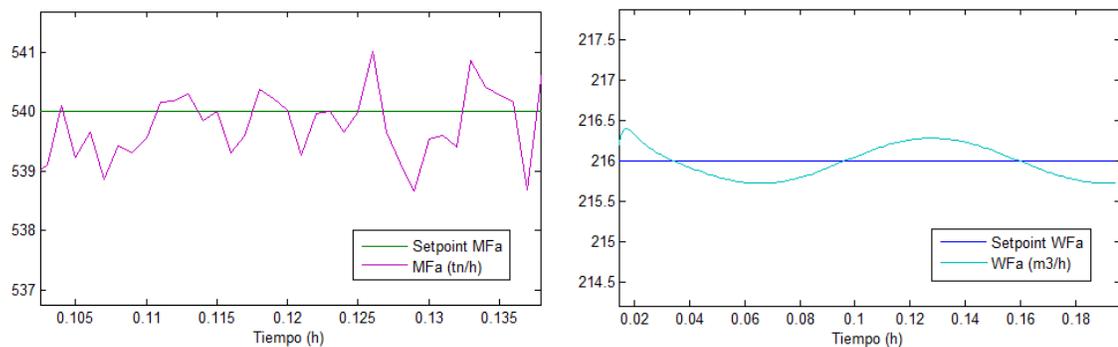


Figura 2.16. Simulación de la variación de alimentación de mineral y flujo de agua.

La Figura 2.16 muestra la simulación de la variación de las variables de alimentación. En el CPM real existe gran variabilidad en la cantidad de material

grueso que se alimenta al molino, por lo que a la variable MFa simulada se le suma una señal aleatoria distribuida de naturaleza gaussiana con media cero y variancia 0.25, que da buenas aproximaciones. En el caso de alimentación de agua se le suma una señal senoidal de amplitud 10 y periodo 0.12 h para simular las fluctuaciones reales.

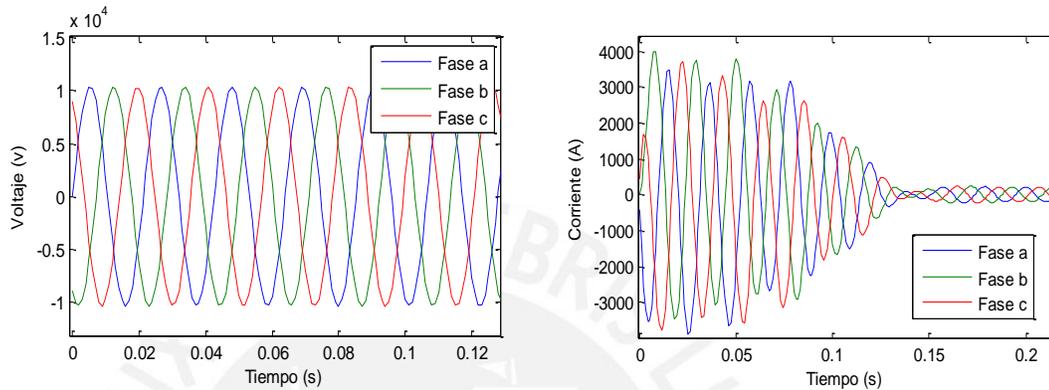


Figura 2.17. Voltajes y corrientes en el estator del motor.

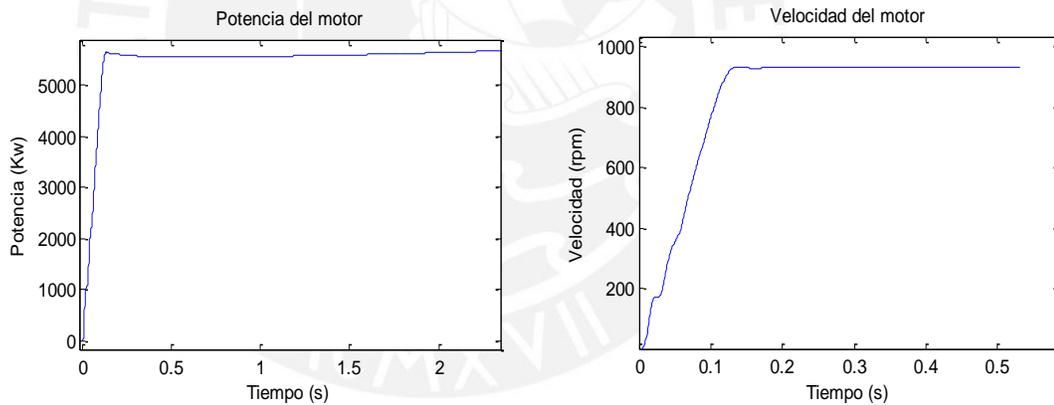


Figura 2.18. Potencia y velocidad del motor.

Las Figuras 2.17, muestra las señales de voltaje y corriente en el motor, mientras que la Figura 2.18 muestra la potencia y velocidad, donde la velocidad del motor alcanza 931.7 rpm, velocidad que genera en el molino 10.01 rpm a través de engranajes.

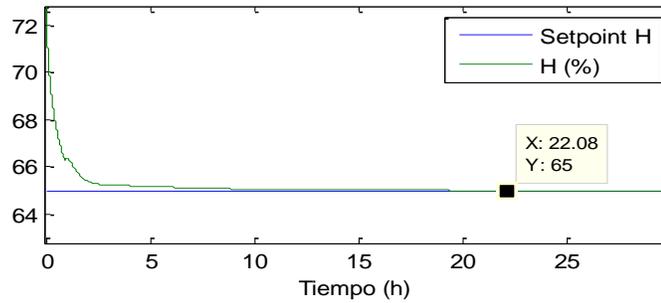


Figura 2.19. Nivel de pulpa en el cajón.

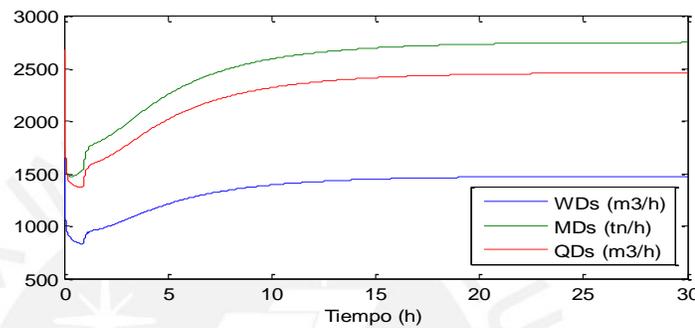


Figura 2.20. Flujos de alimentación al hidrociclón.

Las Figuras 2.19 - 2.22, muestran 30 horas de simulación del CMPM con parámetros reales, en los que se aprecia la evolución en el tiempo de las variables controladas, desde el arranque hasta un estado estacionario; se observa que el porcentaje de tamaño de partícula que pasa la malla +64 es 18.56%, el porcentaje de sólidos es 65% y el nivel controlado es 65% de la altura total del cajón. La Figura 2.20 muestra la evolución de las variables de flujo en la alimentación del hidrociclón, donde WDs es la cantidad de agua, MDs es la cantidad de material seco y QDs es el flujo de pulpa. En todas las figuras se observa que todas las variables alcanzan el estado estacionario a las 20h de arrancado el sistema.

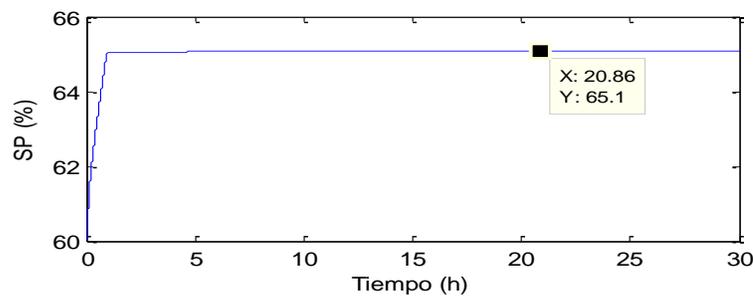


Figura 2.21. Porcentaje de sólidos en alimentación del hidrociclón.

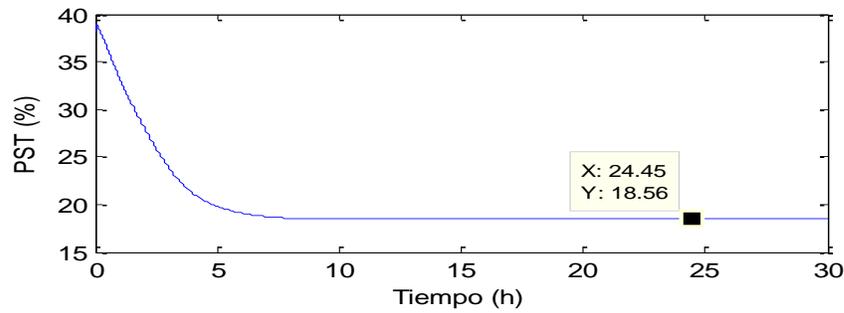


Figura 2.22. Tamaño de partículas en el rebose del hidrociclón.

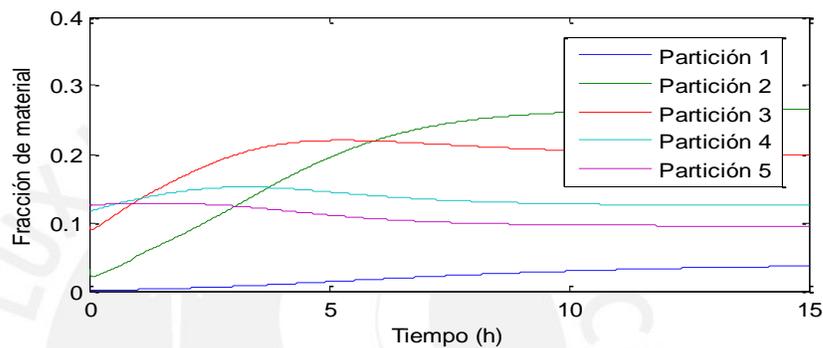


Figura 2.23. Distribución de tamaño de partículas en el rebose del hidrociclón 1-5.

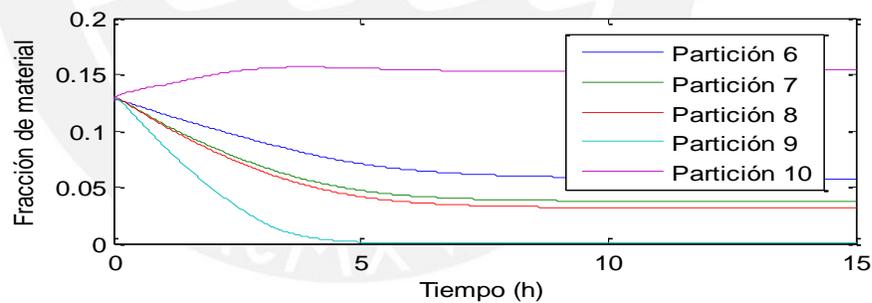


Figura 2.24 Distribución de tamaño de partículas en el rebose del hidrociclón 6-10.

Las Figuras 2.23 y 2.24 muestran la evolución en el tiempo de la distribución granulométrica del material que sale del rebose del hidrociclón, donde la partición 10 (tamaño de partículas más pequeña) es de 0.16 veces el total del material en 15 horas de simulación.

Después de mucho esfuerzo en la obtención de la gran cantidad de parámetros que tienen el CPM y los controladores, se logró obtener los modelos matemáticos del

CMPM con los parámetros ajustados para obtener los datos reales de salida en estado estacionario después de arrancado el sistema, donde se alcanzó un error mínimo del 9% en todas las variables, debido a la variabilidad de los datos reales de salida, lo que se verifica en la comparación de las simulaciones Figuras 2.15, 2.19 - 2.21 y los datos reales del CMPM en estado estacionario Figuras 2.12, 2.13. Obtener como resultado el estado estacionario es suficiente para aplicar el SDF, por lo que se valida el modelo del CMPM desarrollado. Por consiguiente, se procede con el diseño del sistema de diagnóstico de fallas.

2.7 Modelo estructural del CMPM

El modelo estructural es la base para el diseño del sistema de diagnóstico de fallas. Para sistemas de gran escala con gran cantidad de ecuaciones y variables, el modelo estructural es el más apropiado, al ser una abstracción de los modelos dinámicos. Para el modelo estructural solo se necesita conocer las variables que participan en cada restricción, de esta manera se representa los sistemas para su fácil su manipulación.

El modelo estructural del CMPM contiene 106 restricciones, que se presentan a continuación:

- $c1: f(WFa, U_{pid1}, WFF)$ $c2: f(WFsa, U_{pid5}, WFF)$
- $c3: f(MFa, U_{pid2}, MFF)$ $c4: f(WFm, WFa, WDU)$
- $c5: f(MFm, MFa, MDU)$ $c6: f(Hm, HmDi_{m1}, HmDi_{m2}, \dots, HmDi_{m10})$
- $c7: f(QFm, MFm, WFm)$ $c8: f(QDm, QFm)$
- $c9: f(MDm, QDm, Hm)$ $c10: f(WDm, QDm, MDm)$
- $c11: f(dHmDi_{m1}, MDm, Hm, HmDi_{m1}, MFa, MDs, Hs, HmDi_{s1}, WDs, QDs)$
- $c12: f(dHmDi_{m2}, MDm, Hm, HmDi_{m1}, HmDi_{m2}, MFa, MDs, Hs, HmDi_{s2}, WDs, QDs)$
- $c13: f(dHmDi_{m3}, MDm, Hm, HmDi_{m1}, HmDi_{m2}, HmDi_{m3}, MFa, MDs, Hs, HmDi_{s3}, WDs, QDs)$
- $c14: f(dHmDi_{m4}, MDm, Hm, HmDi_{m1}, HmDi_{m2}, HmDi_{m3}, HmDi_{m4}, MFa, MDs, Hs, HmDi_{s1}, WDs, QDs)$
- $c15: f(dHmDi_{m5}, MDm, Hm, HmDi_{m1}, HmDi_{m2}, HmDi_{m3}, HmDi_{m4}, HmDi_{m5}, MFa,$

$$MDs, Hs, HmDi_{s5}, WDs, QDs)$$

$$c16: f(dHmDi_{m6}, MDm, Hm, HmDi_{m1}, HmDi_{m2}, HmDi_{m3}, HmDi_{m4}, HmDi_{m5}, HmDi_{m6},$$

$$MFa, MDs, Hs, HmDi_{s6}, WDs, QDs)$$

$$c17: f(dHmDi_{m7}, MDm, Hm, HmDi_{m1}, HmDi_{m2}, HmDi_{m3}, HmDi_{m4}, HmDi_{m5}, HmDi_{m6},$$

$$HmDi_{m7}, MFa, MDs, Hs, HmDi_{s7}, WDs, QDs)$$

$$c18: f(dHmDi_{m8}, MDm, Hm, HmDi_{m1}, HmDi_{m2}, HmDi_{m3}, HmDi_{m4}, HmDi_{m5}, HmDi_{m6},$$

$$HmDi_{m7}, HmDi_{m8}, MFa, MDs, Hs, HmDi_{s8}, WDs, QDs)$$

$$c19: f(dHmDi_{m9}, MDm, Hm, HmDi_{m1}, HmDi_{m2}, HmDi_{m3}, HmDi_{m4}, HmDi_{m5}, HmDi_{m6},$$

$$HmDi_{m7}, HmDi_{m8}, HmDi_{m9}, MFa, MDs, Hs, HmDi_{s9}, WDs, QDs)$$

$$c20: f(dHmDi_{m10}, MDm, Hm, HmDi_{m1}, HmDi_{m2}, HmDi_{m3}, HmDi_{m4}, HmDi_{m5}, HmDi_{m6},$$

$$HmDi_{m7}, HmDi_{m8}, HmDi_{m9}, HmDi_{m10}, MFa, MDs, Hs, HmDi_{s10}, WDs, QDs)$$

$$c21: f(Dp, MDm, WDM, QDM) \quad c22: f(Pm, Dp, N) \quad c23: f(QFs, MDm, WFs, WDM)$$

$$c24: f(dHmDi_{s1}, MDm, Hm, HmDi_{m1}, MDs, HmDi_{s1}, Hs)$$

$$c25: f(dHmDi_{s2}, MDm, Hm, HmDi_{m2}, MDs, HmDi_{s2}, Hs)$$

$$c26: f(dHmDi_{s3}, MDm, Hm, HmDi_{m3}, MDs, HmDi_{s3}, Hs)$$

$$c27: f(dHmDi_{s4}, MDm, Hm, HmDi_{m4}, MDs, HmDi_{s4}, Hs)$$

$$c28: f(dHmDi_{s5}, MDm, Hm, HmDi_{m5}, MDs, HmDi_{s5}, Hs)$$

$$c29: f(dHmDi_{s6}, MDm, Hm, HmDi_{m6}, MDs, HmDi_{s6}, Hs)$$

$$c30: f(dHmDi_{s7}, MDm, Hm, HmDi_{m7}, MDs, HmDi_{s7}, Hs)$$

$$c31: f(dHmDi_{s8}, MDm, Hm, HmDi_{m8}, MDs, HmDi_{s8}, Hs)$$

$$c32: f(dHmDi_{s9}, MDm, Hm, HmDi_{m9}, MDs, HmDi_{s9}, Hs)$$

$$c33: f(dHmDi_{s10}, MDm, Hm, HmDi_{m10}, MDs, HmDi_{s10}, Hs)$$

$$c34: f(He, QFs, QDs) \quad d1: He = \frac{dH}{dt} \quad c35: f(H, Vs) \quad c36: f(Hs, HmDi_{s1}, HmDi_{s2},$$

$$HmDi_{s3}, HmDi_{s4}, HmDi_{s5}, HmDi_{s6}, HmDi_{s7}, HmDi_{s8}, HmDi_{s9}, HmDi_{s10})$$

$$c37: f(MDs, QDs, Hs, Vs) \quad c38: f(QDs, Upid3) \quad c39: f(QDU, MDU, WDU)$$

$$c40: f(WDU, WDs) \quad c41: f(WDO, WDs, WDU)$$

- $c42: f(MDU, MDs, Hs, HmDi_{s1}, WDs, QDs, HmDi_{s2}, \dots, HmDi_{s10})$
 $c43: f(MDO, MDs, MDU)$ $c44: f(mDU1, MDU, MDs, Hs, HmDi_{s1}, WDs, QDs)$
 $c45: f(mDU2, MDU, MDs, Hs, HmDi_{s2}, WDs, QDs)$
 $c46: f(mDU3, MDU, MDs, Hs, HmDi_{s3}, WDs, QDs)$
 $c47: f(mDU4, MDU, MDs, Hs, HmDi_{s4}, WDs, QDs)$
 $c48: f(mDU5, MDU, MDs, Hs, HmDi_{s5}, WDs, QDs)$
 $c49: f(mDU6, MDU, MDs, Hs, HmDi_{s6}, WDs, QDs)$
 $c50: f(mDU7, MDU, MDs, Hs, HmDi_{s7}, WDs, QDs)$
 $c51: f(mDU8, MDU, MDs, Hs, HmDi_{s8}, WDs, QDs)$
 $c52: f(mDU9, MDU, MDs, Hs, HmDi_{s9}, WDs, QDs)$
 $c53: f(mDU10, MDU, MDs, Hs, HmDi_{s10}, WDs, QDs)$
 $c54: f(mDO1, MDO, MDs, HmDi_{s1}, Hs, WDs, QDs)$
 $c55: f(mDO2, MDO, MDs, HmDi_{s2}, Hs, WDs, QDs)$
 $c56: f(mDO3, MDO, MDs, HmDi_{s3}, Hs, WDs, QDs)$
 $c57: f(mDO4, MDO, MDs, HmDi_{s4}, Hs, WDs, QDs)$
 $c58: f(mDO5, MDO, MDs, HmDi_{s5}, Hs, WDs, QDs)$
 $c59: f(mDO6, MDO, MDs, HmDi_{s6}, Hs, WDs, QDs)$
 $c60: f(mDO7, MDO, MDs, HmDi_{s7}, Hs, WDs, QDs)$
 $c61: f(mDO8, MDO, MDs, HmDi_{s8}, Hs, WDs, QDs)$
 $c62: f(mDO9, MDO, MDs, HmDi_{s9}, Hs, WDs, QDs)$
 $c63: f(mDO10, MDO, MDs, HmDi_{s10}, Hs, WDs, QDs)$
 $c64: f(PS, mDO8, mDO9, mDO10)$ $c65: f(CC, MDO, MFa)$ $c66: f(PST, PS)$
 $c67: f(QT, QDs)$ $c68: f(QT1, WFa)$ $c69: f(QT2, WFs_a)$ $c70: f(QT3, QDO)$
 $c71: f(MT, MFa)$ $c72: f(DT, DDs)$ $c73: f(LT, H)$
 $c74: f(V_a, i_{s\alpha}, i_{r\alpha}, i_{r\beta}, i_{s\beta})$ $c75: f(V_b, V_c, i_{s\beta}, i_{r\beta}, i_{r\alpha}, i_{s\alpha})$
 $c76: f(i_{r\alpha}, V_a, i_{s\alpha}, i_{r\beta}, i_{s\beta})$ $c77: f(i_{r\beta}, V_b, V_c, i_{s\beta}, i_{r\alpha}, i_{s\alpha})$

$$\begin{aligned}
 c78: & f(\psi_{\alpha s}, V_a, i_{\alpha s}) & c79: & f(\psi_{\beta s}, V_b, V_c, i_{\beta s}) \\
 c80: & f(\theta_s, \psi_{\beta s}, \psi_{\alpha s}) & c81: & f(I_a, i_{s\alpha}) & c82: & f(I_b, i_{s\omega}, i_{s\beta}) \\
 c83: & f(I_c, i_{s\omega}, i_{s\beta}) & c84: & f(i_{sd}, \theta_s, i_{s\omega}, i_{s\beta}) & c85: & f(i_{sq}, \theta_s, i_{s\omega}, i_{s\beta}) \\
 c86: & f(i_{rd}, \theta_s, i_{r\omega}, i_{r\beta}) & c87: & f(i_{rq}, \theta_s, i_{r\omega}, i_{r\beta}) & c88: & f(T_e, i_{rd}, i_{sq}, i_{sd}, i_{rq}) \\
 c89: & f(N_e, T_e, T_m) & d2: & N_e = \frac{dN}{dt} & c90: & f(T, P, N) & c91: & f(VS_a, V_a) \\
 c92: & f(VS_b, V_b) & c93: & f(VS_c, V_c) & c94: & f(IS_a, I_a) & c95: & f(IS_b, I_b) \\
 c96: & f(IS_c, I_c) & c97: & f(NT, N) & 98: & f(SC_a, V_a) & c99: & f(SC_b, V_b) \\
 c100: & f(SC_c, V_c) & c101: & f(MTO, MDO) & c102: & f(WTO, WDO) \\
 c103: & f(MDs, QT, DT) & c104: & f(WDs, QT, DT)
 \end{aligned}$$

El modelo estructural del CMPM cuenta con 106 restricciones, de las cuales 104 son restricciones ordinarias y 2 con derivadas; el modelo estructural cuenta también con 77 variables desconocidas y 38 variables conocidas.

Antes de desarrollar el SDF se tienen 2 pasos, primero es necesario conocer el comportamiento del CMPM, esto mediante la obtención de los modelos matemáticos en ecuaciones diferenciales que representa al CMPM; el siguiente paso es obtener el modelo estructural del CMPM.

En este capítulo se determinaron los modelos matemáticos de cada componente que participa en el circuito de molienda, que junto con parámetros bien ajustados, se logró desarrollar un emulador del CMPM de la concentradora de cobre Toquepala. Finalmente, se obtuvo el modelo estructural del CMPM, el cual se hará uso en el desarrollo del SDF en el siguiente capítulo.

CAPITULO III. SISTEMA DE DIAGNOSTICO DE FALLAS PARA CMPM

3.1 Introducción

En la primera parte de este capítulo se describen todos los pasos a seguir para el desarrollo del sistema de diagnóstico de fallas (SDF), compuestos de teoría y ejemplos ilustrativos, que ayudarán al entendimiento de la segunda parte de este capítulo, que consiste en el desarrollo del SDF del CMPM. La segunda parte de este capítulo presenta también las pruebas y la validación del SDF, que son pasos suficientes para proceder a la implementación del sistema.

Dentro del control automático de procesos industriales, se definieron funciones de supervisión que sirven para indicar estados de procesos indeseables y para tomar acciones apropiadas, con el fin de mantener la operación y evitar daños o accidentes. Se pueden distinguir las siguientes funciones (Isermann, 2005):

- a) Monitoreo: las variables medidas son observadas considerando tolerancias de error, pues si las medidas exceden las tolerancias se generan alarmas para el operador.
- b) Protección automática: en el caso de llegar a estados peligrosos del proceso, la función de monitoreo inicia automáticamente una acción de neutralización apropiada.
- c) Supervisión con diagnóstico de fallas: basada en mediciones de las variables, se calculan las características de las variables, se generan síntomas vía detección de cambio, y luego, actúa un diagnóstico de fallas, que toma decisiones de neutralización de las mismas.

La gran ventaja del valor límite clásico basado en métodos de supervisión a) y b) es su simplicidad y confiabilidad. Sin embargo, estos solo son capaces de reaccionar después de un cambio grande de alguna característica, es decir, ya sea después de una gran falla repentina o una falla de larga duración creciente gradualmente. Además, un diagnóstico profundo de fallas no es usualmente posible. Por lo tanto, en c), son requeridos métodos avanzados de supervisión y diagnóstico de fallas, que satisfagan los siguientes requerimientos:

- 1) Detección temprana de fallas pequeñas con comportamiento abrupto o incipiente con el tiempo.
- 2) Diagnóstico de fallas en el actuador, componentes del proceso y sensores.
- 3) Detección de fallas en lazo cerrado.
- 4) Supervisión de procesos en estados transitorios.

Uno de los métodos avanzados que permite satisfacer estos requerimientos es el diagnóstico de fallas basado en modelos (DFBM), que se presenta a continuación.

3.2 Diagnóstico de fallas basado en modelos

Los objetivos del DFBM son la detección y localización de fallas en procesos incluyendo máquinas, actuadores y sensores. El DFBM consiste en la evaluación continua de la consistencia entre el modelo matemático y las mediciones del proceso. La Figura 1.2 muestra la estructura básica del diagnóstico de fallas basado en modelos. La comparación del comportamiento observado (medido) con el nominal permite la generación de los residuos, que son señales iguales a cero en ausencia de falla y diferentes de cero cuando se presenta una falla. En la práctica, los errores de modelado y el ruido provocan que los residuos no sean cero incluso en ausencia de fallas. Los cambios detectables que sufren los residuos dan lugar a los síntomas y estos se procesan para llevar a cabo el diagnóstico de fallas (Flores, 2006).

Una falla se define como la desviación de una propiedad característica del sistema. Otra definición es, una falla es el estado no permitido en el comportamiento de una variable, el cual no es aceptable. Por lo tanto, una falla es un estado que puede conducir a un mal funcionamiento del sistema y hasta la interrupción permanente del mismo (Marzat et al, 2009).

3.2.1 Tipos de Fallas

- Fallas Aditivas, llamadas también fallas tipo offset, se presentan como la suma de un componente a las variables del proceso. Estas desviaciones se dan normalmente en las mediciones de los sensores del CPM y están dadas por

$$y = x_1 + f_1, \quad (3.1)$$

donde y representa una variable de salida, x_1 una variable y f_1 una falla.

- Fallas multiplicativas, se presentan como el producto de la variación de algún parámetro del proceso con las variables del mismo proceso. La expresión que representa estas fallas es

$$\dot{x}_1 = -(\alpha + f_2)x_1 + x_2 + u, \quad (3.2)$$

donde x_1 y x_2 representan variables, u una entrada, α un parámetro y f_2 una falla.

Las fallas se clasifican de acuerdo a su evolución en el tiempo en incipientes, intermitentes y abruptas (Isermann. 2004), como se muestra en la Figura 3.1. Las fallas incipientes son aquellas que aparecen de forma gradual en el sistema y se representan como una señal que crece en forma de pendiente, las fallas intermitentes se presentan de forma pulsante con amplitud y duración variable o constante, y por último las fallas abruptas son aquellas en forma de escalón y tiene un efecto constante.

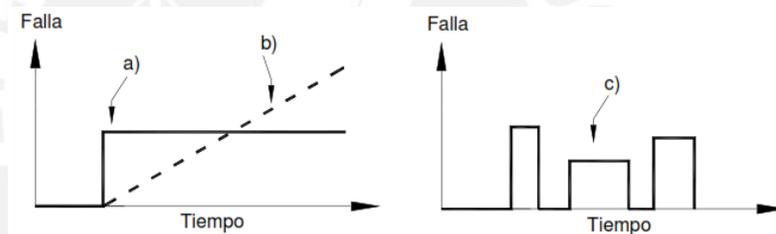


Figura 3.1 Fallas del tipo a) abruptas, b) incipientes y c) intermitentes.

3.2.2 Redundancia analítica

La redundancia analítica es el modelo matemático que representa el comportamiento de un sistema físico, el cual sustituye la redundancia física. La redundancia analítica existe solo si se puede obtener el valor de una variable x de dos o más formas distintas con el uso de variables medidas y , $x = f_1(y)$ y $x = f_2(y)$ en donde $f_1(y) \neq f_2(y)$. Para poder desarrollar sistemas de diagnóstico de fallas es necesario que el sistema cuente con redundancia analítica.

Las relaciones de redundancia analítica (RRA), llamadas también ecuaciones de paridad o relaciones de consistencia, son ecuaciones expresadas en función de las variables conocidas del sistema.

3.3 El Análisis Estructural como Herramienta para el Diagnóstico de Fallas

3.3.1 Introducción

Para emplear la técnica de análisis estructural (AE) es necesario determinar antes el modelo estructural del sistema en forma de matriz de incidencia o grafo bipartido, para la organización de las restricciones y variables y para la facilidad en el desarrollo del SDF. El AE consiste en emparejar las variables con las restricciones del sistema en la matriz de incidencia, siguiendo un algoritmo de emparejamiento dado por (Blanke et al), proceso que permite obtener las RRA. A partir de las RRA obtenidos se escogen algunos de ellos mediante análisis y prueba para determinar los conocidos residuos, que permiten determinar si el sistema es monitoreable, detectable y aislable.

3.3.2 Modelo estructural

Todo sistema que es modelado matemáticamente en ecuaciones diferenciales puede ser representado por un conjunto de restricciones, que están en función de las variables, esta representación se llama modelo estructural, que es una abstracción del modelo matemático del sistema. Cada restricción contiene únicamente las variables que participan en cada ecuación diferencial, dichas restricciones son denotados por el conjunto $C = c_i$, el conjunto de variables es denotado $V = X \cup Z$, donde X es el conjunto de variables desconocidas y Z es el conjunto de variables conocidas.

El modelo estructural puede ser representado por una matriz de incidencia (MI), que sirve para visualizar y relacionar fácilmente las restricciones con las variables.

3.3.3 Restricciones con derivadas

El AE fue inicialmente desarrollado para sistemas estáticos, pero dado que la aplicación a sistemas dinámicos es mucho mayor en el desarrollo de SDF para sistemas reales, se presenta la manera de adecuar las derivadas al modelo estructural.

Las restricciones con derivadas del modelo estructural se denotan como se muestra en la ecuación (3.3).

$$d: x_{i+1} = \frac{d}{dt} x_i \quad (3.3)$$

Las variables x_{i+1} solo se pueden hallar si se conoce x_i , por lo tanto la restricción "d", se puede asociar con x_{i+1} y se denomina causalidad derivativa.

Pero si se quiere calcular x_i a partir de x_{i+1} , como se muestra en la siguiente ecuación

$$x_i = \int x_{i+1} + x_i(0), \quad (3.4)$$

no se puede calcular x_i , sin conocer las condiciones iniciales $x_i(0)$. A este caso se denomina causalidad integral.

Para denotar el emparejamiento prohibido se introducirá el símbolo Δ para impedir que se empareje "d" con x_{i+1} y evitar la causalidad integral.

3.3.4 Algoritmo de emparejamiento

En el análisis estructural, un emparejamiento se puede representar en una matriz de incidencia (MI) colocando una marca o símbolo en la intersección de la fila de la restricción y la columna de la variable. Existen muchas formas de emparejar la MI y todas son válidas, pero solo pocos emparejamientos pueden dar RRA óptimas para el desarrollo del SDF. Por lo anterior existen algoritmos que encuentran los emparejamientos máximos en una MI, lo que asegura que no se utilice un emparejamiento que considere más variables y restricciones libres de emparejamiento.

Uno de los algoritmos para el emparejamiento máximo es el propuesto por (Blanke *et al*, 2003), que determina un índice de propagación, R , que indica la secuencia en que son calculadas las variables desconocidas a partir de las conocidas, estableciendo así un orden en el emparejamiento de las variables con las restricciones, además, las variables que no son emparejadas darán lugar a las RR.

Algoritmo de emparejamiento:

1. Separar las variables conocidas de las desconocidas en la MI e inicializar la variable $i = 0$.

2. Encontrar todas las restricciones en la MI con exactamente una variable desconocida. Luego en la intersección poner el símbolo \oplus y asociar la fila i con el índice R .
3. Actualizar la variable $i = i + 1$
4. Si hay restricciones no marcadas cuyas variables ya están todas marcadas, asociarlas como RRA.
5. Si hay variables o restricciones no marcadas, volver al paso 2.

Para una mejor visualización de la matriz, se reacomoda la matriz de incidencia en forma triangular inferior. Para evitar la causalidad integral se debe observar que, x_i debe estar a la izquierda de x_{i+1} .

Las relaciones de redundancia analítica (RRA) se determinan a partir de la matriz de incidencia emparejada, siendo las RRA las restricciones que no fueron emparejadas.

Ejemplo

El modelo estructural representado por la matriz de incidencia de un sistema se muestra de la tabla 3.1, en la cual las restricciones c_i son algebraicas y d_i , diferenciales (Flores, 2011).

Tabla 3.1. Matriz de incidencia ejemplo.

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	u	y
c_1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0
c_2	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0
c_3	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0
d_1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
c_4	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0
c_5	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0
d_2	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0
c_6	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0
c_7	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1

Luego de aplicar el algoritmo de emparejamiento presentado a la tabla 3.1, se obtiene la MI emparejada de la tabla 3.2. Luego de reacomodar la tabla 3.2 en su forma triangular inferior, se obtiene la tabla 3.3.

Tabla 3.2. Matriz de incidencia emparejada.

R		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	u	y
5	c_1	\oplus	0	1	0	0	0	0	0	0	0
5	c_2	0	\oplus	1	0	0	0	0	0	1	0
6	c_3	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0
5	d_1	0	0	Δ	\oplus	0	0	0	0	0	0
4	c_4	0	0	\oplus	0	1	1	0	0	0	0
3	c_5	0	0	0	0	\oplus	0	1	1	0	0
2	d_2	0	0	0	0	0	Δ	\oplus	0	0	0
1	c_6	0	0	0	0	0	\oplus	0	1	0	0
0	c_7	0	0	0	0	0	0	0	\oplus	0	1

Tabla 3.3. Matriz de incidencia emparejada con forma triangular inferior.

R		x_8	x_6	x_7	x_5	x_3	x_1	x_2	x_4	u	y
0	c_7	\oplus	0	0	0	0	0	0	0	0	1
1	c_6	1	\oplus	0	0	0	0	0	0	0	0
2	d_2	0	Δ	\oplus	0	0	0	0	0	0	0
3	c_5	1	0	1	\oplus	0	0	0	0	0	0
4	c_4	0	1	0	1	\oplus	0	0	0	0	0
5	c_1	0	0	0	0	1	\oplus	0	0	0	0
5	c_2	0	0	0	0	1	0	\oplus	0	1	0
5	d_1	0	0	0	0	Δ	0	0	\oplus	0	0
6	c_3	0	0	0	1	0	1	1	1	0	0

La matriz de incidencia emparejada y reacomodada en su forma triangular inferior, es la tabla necesaria para determinar las relaciones de redundancia analítica del sistema, en el caso del ejemplo anterior, solo hay una RRA y es, la restricción sombreada c_3 en la tabla 3.3.

3.3.5 Generación de Relaciones de Redundancia Analítica

Luego de haber emparejado la matriz de incidencia, se obtiene las relaciones de redundancia (RR), que son las restricciones que no fueron emparejadas. Se debe recordar que existen varias formas de emparejar una MI y que el algoritmo aplicado consigue un emparejamiento máximo, con lo cual se reducen en gran medida las posibilidades de emparejamiento y determinación de las RR.

Una vez determinadas las RR, se debe aplicar la regla denominada sustitución hacia atrás, descrita en (Lorentzen and Blanke, 2003), con lo cual se consigue las relaciones de redundancia analítica (RRA) únicamente en función de variables conocidas, como se muestra en la sección 3.4.5. Todas las RRA pueden ser usadas como residuos. Los residuos sirven para detectar inconsistencias en el proceso, siendo el núcleo del SDF. Pero no todas las RRA son funcionales, por lo que se escogen las óptimas por medio de análisis y pruebas.

3.3.6 Descomposición canónica

La descomposición canónica es un método que divide la matriz de incidencia en tres subsistemas con propiedades específicas, con el fin obtener un subsistema que contiene la parte redundante del sistema. Los subsistemas se muestran a continuación:

1. $S^+ = (C^+, V^+)$, es el subsistema sobre-restringido que contiene las RRA, que cuenta con más cantidad de restricciones que de variables y por ende contiene un emparejamiento completo en V^+ (variables), aunque no en C^+ (restricciones).
2. $S^0 = (C^0, V^0)$, es el subsistema justo-restringido, que cuenta con igual cantidad de restricciones que variables, por lo que contiene emparejamiento completo en V^0 y en C^0 .
3. $S^- = (C^-, V^-)$, es el subsistema sub-restringido, que cuenta con menor cantidad de restricciones que variables, y emparejamiento completo en C^- , y no en V^- .

Para la obtención de la descomposición canónica existen dos métodos. El primero es capaz de distinguir únicamente entre el subsistema S^+ y el subsistema $S^- \cup S^0$ como uno solo. Este método consiste en determinar si las restricciones C intervienen en el cálculo de las RRA, entonces pertenecen al subsistema S^+ , las que no intervienen pertenecen al subsistema de $S^- \cup S^0$, sin poder distinguir si está en S^- ó en S^0 (Flores, 2006).

El segundo método para obtener la descomposición canónica es la descomposición de Dulmage-Mendelsohn, que consiste en la permutación de filas y columnas de la matriz de incidencia para dividirla en las tres partes mencionadas. En la Figura 3.2 se muestra el esquema general de la DDM. Las restricciones extras del subsistema S^+ son las RR, que se usan para obtener las RRA (Flores, 2006).

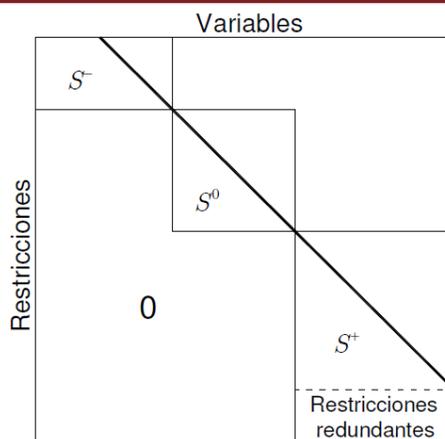


Figura 3.2. DDM de una matriz esparcida.

3.4 Análisis Estructural del CPM

3.4.1 Modelo Estructural del CPM

Como se mencionó antes, es preferible utilizar la técnica de análisis estructural, que utiliza el modelo estructural para sistemas de gran escala con gran cantidad de variables, porque el modelo estructural es una abstracción del modelo dinámico, pues solo se necesita saber las variables que aparecen en cada restricción. El modelo estructural del CPM ya se presentó en la sección 2.7.

3.4.2 Matriz de Incidencia del CPM

La matriz de incidencia (MI) es un arreglo de datos, que representa al modelo estructural, matriz en el que las filas contienen las restricciones, C y las columnas contienen las variables V . La MI relaciona cada restricción del CPM con cada variable. Esto se realiza con el objetivo de relacionar y visualizar fácilmente las restricciones y las variables. Una MI contiene valores booleanos (1 y 0), donde el valor 1 aparece en las intersecciones de filas y columnas, donde las variables participan en las restricciones.

El CPM cuenta con 106 restricciones, 77 variables desconocidas y 38 variables conocidas. La matriz de incidencia del CPM se muestra en la tabla 3.4.

Tabla 3.4 Matriz de incidencia del CPM.



3.4.3 Implementación de la Matriz de Firma de Fallos (MFF)

El conjunto de fallas que se presentan en el CPM, es el conjunto formado por fallas que intervienen en el proceso, fallas en actuadores y sensores como se muestra a continuación:

$$F = F_s \cup F_a \cup F_p,$$

donde F_s es el conjunto de fallas en sensores, F_a es el conjunto de fallas en actuadores y F_p el conjunto de fallas de proceso.

3.4.3.1 Fallas en Sensores

Los sensores son susceptibles a fallas por distintas causas como cortocircuitos, circuitos abiertos, mal aterramiento, mal contacto, etc. Las fallas en los sensores si no son detectadas a tiempo pueden llevar a la propagación de la misma, afectando otras variables en el sistema.

Como se vio en la sección 3.2.1, las fallas en los sensores se presentan como la suma de un componente a las variables del proceso. Las fallas que se proponen son de dos tipos:

- Falla total del sensor (FT): Cuando el sensor deja de funcionar, el valor del sensor da igual a cero, generalmente es provocada por problemas eléctricos o de comunicación.
- Fallas de sensores por desviación (FD): Este tipo de fallas se presenta por problemas de temperatura o de calibración, llamado también offset,

Relacionadas a los sensores, se consideran 16 fallas $F_s = \{f_1, \dots, f_{16}\}$, con fallas FT y FD, como se muestra en la tabla 3.5.

Tabla 3.5 Fallas en sensores.

Zs	Sensor transmisor	Falla	Descripción
z10	PST	f1	FT o FD del sensor de tamaño de partícula
z11	QT	f2	FT o FD del sensor de flujo de pulpa hacia los hidrociclones
z12	QT1	f3	FT o FD del sensor de flujo de agua en la alimentación al molino
z13	QT2	f4	FT o FD del sensor de flujo de agua en la alimentación al cajón
z14	MT	f5	FT o FD del sensor de peso de alimentación al molino
z15	DT	f6	FT o FD del sensor de densidad en la alimentación a hidrociclones
z16	LT	f7	FT o FD del sensor de nivel en cajón de pulpa
z18	MTO	f8	FT o FD del sensor de peso integrado en el PST
z17	WTO	f9	FT o FD del sensor de flujo de agua integrado en el PST
z19	VSa	f10	FT o FD del sensor voltaje fase "a" motor del molino
z20	VSb	f11	FT o FD del sensor voltaje fase "b" motor del molino
z21	VSc	f12	FT o FD del sensor voltaje fase "c" motor del molino
z22	ISa	f13	FT o FD del sensor voltaje fase "a" motor del molino
z23	ISb	f14	FT o FD del sensor voltaje fase "b" motor del molino
z24	ISc	f15	FT o FD del sensor voltaje fase "c" motor del molino
z25	NT	f16	FT o FD del sensor velocidad motor del molino

De la tabla 3.5 se analizan los sensores más críticos del CPM.

- En el sensor de nivel, una falla podría provocar que la pulpa se desborde del cajón o puede hacer que el cajón quede vacío por la velocidad de bombeo hacia el nido de ciclones, la velocidad de la bomba al no ser controlada correctamente afectará en la clasificación de finos.
- En el sensor de densidad, una falla producirá que la pulpa de alimentación tenga el porcentaje de sólidos desviado del valor deseado. Si la densidad aumenta no habrá una buena clasificación de finos en los ciclones, provocando atoramientos en la descarga de los ciclones y la consecuente disminución del porcentaje del tamaño de partículas, afectando directamente en la recuperación de los minerales en la etapa de flotación. Si el porcentaje de sólidos disminuye, entonces habrá mejor recuperación de finos, pero habrá mayor discriminación de gruesos y por lo tanto, aumento creciente en la carga circulante.
- En el sensor de tamaño de partículas, una falla afecta en el sistema de control del CPM y repercute directamente en la recuperación de los minerales en la etapa de flotación.

- En los sensores de corriente, voltaje y velocidad, una falla hará perder el control total de la velocidad del motor accionador del molino de bolas, una velocidad menor o mayor a la nominal, cambiará las condiciones óptimas de operación, siendo la peor consecuencia el paro total del CPM.

Todos los sensores al presenciar una falla corren el riesgo de propagarse con el tiempo afectando otras variables del proceso, si no se detecta las fallas a tiempo.

3.4.3.2 Fallas en Actuadores

Como se vio en la sección 3.2.1, las fallas en los actuadores se presentan como el producto de la variación de algún parámetro del proceso con las variables del mismo proceso.

Se analizan los siguientes tipos de fallas en los actuadores:

- Bloqueo total (BT): Estas fallas se dan cuando ocurre un corto circuito o circuito abierto en los cables de comunicación. En este caso los actuadores dejan de responder a la señal de control. Cuando esta falla se presenta, por ejemplo en el caso de las válvulas, estas se cierran completamente impidiendo el flujo de agua; en el caso de la faja transportadora y la bomba, estas se detienen.
- Bloqueo parcial (BP): Cuando esta falla aparece, en el caso de las válvulas, estas se atorán en un porcentaje de apertura o varían su apertura con respecto al valor de referencia, esto debido a objetos extraños que podrían atorarse en la válvula, falta de lubricación o también cuando existe fuga en las líneas hidráulicas o neumáticas que accionan la válvula. En el caso de la bomba también puede bloquearse o atorarse debido a que la pulpa alcanza niveles altos de porcentaje de sólidos u objetos improvisos que pueden llegar a la bomba, esto genera que el caudal de pulpa impulsado sea menor al requerido. En el caso de la faja transportadora, ésta no alimenta la cantidad deseada de material grueso al molino.

En el circuito de molienda de la concentradora Toquepala en cuestión, las fallas más representativas del circuito de molienda son las fallas mecánicas en el hidrociclón (atoramiento) y el instrumento que más falla es el densímetro.

Normalmente, en la simulación de los motores de inducción se hacen algunas suposiciones, como que las fuentes de voltaje son puramente sinusoidales, los entrehierros son uniformes, el número de ranuras del estator o rotor es infinito, etc. Estas suposiciones ayudan en el estudio de los principios de funcionamiento de los motores de inducción. Pero estas suposiciones no son aplicables para el desarrollo de diagnóstico de fallas, debido a que se deben considerar las condiciones asimétricas, para esto se deben utilizar ecuaciones de los armónicos temporales y espaciales de la densidad de flujo en el entrehierro, este es un tema muy extenso que ya han sido estudiado por investigadores, para los cuales existen técnicas de diagnóstico como: Análisis del Espectro de la Corriente del Motor (MCSA), aproximación por la Potencia Instantánea (API), aproximación por el Vector de Park y el Vector Extendido de Park (EPVA). A pesar de alcanzar buenos resultados sigue siendo un tema de investigación propio de una tesis (Díaz, 2011). Es por esto que se tomara en cuenta solo fallas en los sensores del motor de inducción.

Se consideran 4 fallas $F_s = \{f_{17}, f_{18}, f_{19}, f_{20}\}$, relacionadas a los actuadores, Z_a , donde $Z_a \subset Z$, con fallas FT y FD. Además se considera 2 fallas de proceso tal como se muestra en la tabla 3.6.

Tabla 3.6. Fallas de actuadores y del sistema.

Z_a	Parámetro/medición	Falla	Descripción
z_1	Up_1/Wfa	f_{17}	BT o BP de válvula de alimentación de agua al molino
z_4	$Up_5/Wfsa$	f_{18}	BT o BP de válvula de alimentación de agua al cajón de pulpa
z_2	Up_2/Mfa	f_{19}	BT o BP de Faja transportadora de material grueso al molino
z_3	Up_3/QDs	f_{20}	BT o BP de bomba de pulpa
	Tm/N	f_{21}	FL falla de carga congelada detección de alta corriente
	QDU	f_{22}	BT o BP atoramiento en la descarga del hidrociclón

3.4.4 Emparejamiento en la Matriz de Incidencia (MI)

Aplicando el algoritmo de emparejamiento que se mostró en la sección 3.3.4, se obtiene la matriz de incidencia emparejada, donde el símbolo \oplus denota el emparejamiento (c_i, x_j) .

Luego se reacomoda las filas y columnas para dejar a la matriz en forma triangular inferior, con el objetivo de obtener las RRA (restricciones no emparejadas).

En la tabla 3.7, se observa el conjunto de 78 restricciones emparejadas forman el conjunto C_E ,

$$C_E = \{c4, c5, c7, c8, c9, c10, c21, c22, c24, c25, c26, c27, c28, c29, c30, c31, c32, c33, c34, c35, c37, c39, c41, c43, c44, c45, c46, c47, c48, c49, c50, c51, c52, c53, c54, c55, c56, c57, c58, c59, c60, c61, c62, c63, c65, c66, c67, c68, c69, c70, c71, c72, c73, c78, c79, c80, c81, c83, c85, c86, c87, c88, c89, c90, c91, c92, c93, c94, c95, c96, c97, c98, c103, c104, d1, d2\}$$

Se observa también que el conjunto de 28 restricciones, denominadas RR forman el conjunto C_R ,

$$C_R = \{c1, c2, c3, c6, c11, c12, c13, c14, c15, c16, c17, c18, c19, c20, c23, c36, c40, c42, c64, c74, c75, c76, c77, c82, c84, c38, c99, c100, c101, c102\}$$

Tabla 3.7 Matriz de incidencia emparejada, forma triangular inferior.



3.4.5 Relaciones de Redundancia Analítica

Existen algoritmos computacionales que favorecen al momento de determinar las RRA, pues así como se vio en la Sección 3.3.4, existen muchas formas de emparejamiento de la MI, también existe gran cantidad de RRA que se pueden generar a partir de las combinaciones entre los elementos del conjunto C_R . Estos algoritmos son denominados algoritmos estructurales para la generación de residuos. De la gran cantidad de residuos, no todos sirven para el diseño del SDF y se deben seleccionar los que permitan la aislabilidad de las fallas y la sensibilidad ante las mismas. Para el caso de la CPM se seleccionaron 17 RRA de los 28 hallados C_R por medio de análisis y prueba de los mismos, formando el subconjunto C_{RR} .

$$C_{RR} = \{c1, c2, c3, c6, c23, c36, c40, c42, c64, c74, c75, c82, c84, c38, c99, c100, c101, c102\}$$

De acuerdo a (Blanke et al, 2003) se aplica sustitución hacia atrás al conjunto C_{RR} , para obtener las RRA en función de solo las variables conocidas.

$$\text{Residuo1 } c1: f(WFa \ c68(QT1), U_{pid1}, WFF) \quad (3.5)$$

$$\text{Residuo2 } c2: f(WFsa \ c69(QT2), U_{pid5}, WFF) \quad (3.6)$$

$$\text{Residuo3 } c3: f(MFa \ c71(MT), U_{pid2}, MFF) \quad (3.7)$$

$$\begin{aligned} \text{Residuo4 } c6: f(Hm \ c9(MDm \ c10(WDm, QDm \ c8(QFm \ c7(MFm \ c5(MFa \ c71(MT), MDU \\ c43(MDO \ c101(MTO), MDs \ c103(QT, DT))), WFm \ c4(WFa \ c68(QT1), WDU \\ c41(WDO \ 102(WTO), WDS)))), QDm), HmDi_{m1} \ c24(Hm, MDm, MDs, HmDi_{s1} \\ c54(mDO1, MDO, MDs, Hs \ c37(MDs, QDs \ c67(QT), Vs \ c35(H \ c73(LT))), WDs \ c104(QT, DT) \\ , QDs), Hs), HmDi_{m2}, \dots, HmDi_{m10}) \end{aligned} \quad (3.8)$$

$$\text{Residuo5 } c23: f(QFs \ c34(He \ d1(H \ c73(LT)), QDs), MDm, WFsa \ c69(QT2), WDm) \quad (3.9)$$

$$\begin{aligned} \text{Residuo6 } c36: f(HmDi_{s1} \ c54(mDO1, MDO \ c102(MTO), MDs, \\ Hs \ c37(MDs, QDs \ c67(QT), Vs \ c35(H \ c73(LT))) , HmDi_{s2}, \dots, HmDi_{s10}, Hs) \dots \end{aligned} \quad (3.10)$$

$$\begin{aligned} \text{Residuo15 } c98: & f(SC_a, Va) \\ c98: & f(SC_a, Va \ c91(VS_a)) \end{aligned} \tag{3.19}$$

$$\begin{aligned} \text{Residuo16 } c99: & f(SC_b, Vb) \\ c99: & f(SC_b, Vb \ c92(VS_b)) \end{aligned} \tag{3.20}$$

$$\begin{aligned} \text{Residuo17 } c100: & f(SC_c, Vc) \\ c100: & f(SC_c, Vc \ c93(VS_c)) \end{aligned} \tag{3.21}$$

3.4.6 Descomposición Canónica

Para determinar la descomposición canónica se utiliza el primer método mostrado en la sección 3.3.6. Este método consiste en encontrar las restricciones, que no intervengan en el cálculo de las RRA, las mencionadas restricciones forman el subsistema $S^-U S^0$ y el resto de las restricciones forman el subsistema sobre-restringido S^+ (Blanke et al., 2003). En el CPM las restricciones que no intervienen en las RRA son: c_{39} , c_{65} , c_{70} , c_{72} y todas las restricciones restantes forman el subsistema S^+ . El subsistema $S^-U S^0$ del CPM se muestra en la tabla 3.8.

Tabla 3.8. Subsistema $S^-U S^0$.

	x51	x39	x57	x56
c39	1		1	
c65		1		
c70			1	
c72				1

3.4.7 Monitoreabilidad del CPM

El sistema estructuralmente monitoreable es el subconjunto $S^0 U S^+$, al que pertenece el subconjunto de restricciones, C_m , de manera que el subconjunto de variables desconocidas, X_m , puede ser expresado en función únicamente de variables conocidas a partir de C_m (Verde y Sanchez, 2006).

Un sistema es estructuralmente monitoreable en ausencia de falla, si el subconjunto de variables desconocidas X puede ser expresado en función de las variables conocidas Z , lo que ocurre si todas las variables fueron emparejadas (Flores, 2006). En el CPM la monitoreabilidad es completa, dado que todas las variables se emparejaron.

Para analizar la monitoreabilidad del proceso en presencia de falla, existen dos métodos. La primera considera la variable que está asociada al sensor en falla, como una variable desconocida, a partir de esto se realiza un emparejamiento nuevamente. El otro método consiste en analizar la monitoreabilidad original con la consideración de tener todos los sensores disponibles y el índice de emparejamiento Ranking R (Verde y Sanchez, 2006).

Para la CPM se utiliza el segundo método, identificando las variables medidas en la columna Z , de la parte redundante de S^+ , para luego definir las como el conjunto $Z_R \subset Z_S$, donde Z_S es el subconjunto de variables conocidas referido a los sensores y Z_R es el subconjunto de variables conocidas referidas a los sensores, que intervienen en las RRA. En el caso del CPM $Z_R = \{\phi\}$.

Si un sensor, que se usa en el proceso de emparejamiento y que no participa en la parte redundante, falla, entonces la monitoreabilidad deja de ser completa. En el CPM, basta que falle un sensor, para que la monitoreabilidad deje de ser completa.

Esto indica que los sensores del CPM, no pueden ser sustituidos por la redundancia analítica, porque si uno de los sensores falla, entonces las relaciones de redundancia analítica no pueden ser calculadas.

3.4.8 Detectabilidad del CPM

Luego de obtener el emparejamiento de la matriz de incidencia, satisfaciendo el emparejamiento causal y las ecuaciones de redundancia respectivas, se puede determinar las partes detectables del sistema estructural.

En un sistema estructural, el subsistema S^+ es la parte detectable con respecto a un conjunto de fallas F aplicadas al sistema. El subsistema S^+ está relacionado al

conjunto de restricciones, C_d , tal que existe un conjunto de restricciones redundantes que son estructuralmente sensibles a F , (Verde y Sanchez, 2006).

El subsistema S^0 es la parte no detectable con respecto a las fallas F , por el hecho de no haber restricciones redundantes en el subsistema. Esto quiere decir que la falla que afecte a las variables de S^0 , no pueden ser detectados.

Para el CMPM según la tabla 3.8, el conjunto no detectable es $C_{nd} = \{x_{39}, x_{51}, x_{56}, x_{57}\}$, restricciones que están asociadas a las variables (QDU, mDU8, HmDi.s3, HmDi.s4) respectivamente, donde QDU es flujo de pulpa, mDU8 es el porcentaje de material con tamaño de partícula de la 8va partición, HmDi.s3 y HmDi.s4 son la cantidad de material de tamaño de partícula de la 3ra y 4ta partición. Todas las demás variables son detectables.

3.4.9 Implementación de residuos del SDF de la CMPM

Los residuos son las restricciones que muestran la consistencia entre el comportamiento esperado y el real de las variables. Idealmente los residuos son nulos en ausencia de falla y son diferentes de cero cuando ocurren fallas, pero en la realidad no es así. Por esto se consideran umbrales para cada residuo.

Para la implementación de los residuos, se utilizan las ecuaciones dinámicas del CMPM. En la implementación se procede a igualar las expresiones matemáticas de los residuos a cero, luego se pone en función solo de variables conocidas Z .

➤ Residuo 1

El residuo 1 está dado por la restricción $c1$, cuya expresión matemática es la siguiente:

$$c1: \frac{dWFa}{dt} + k5 WFa - k5 U_{pid1} WFF = 0 \quad \dots (3.22)$$

$$c68: QT1 = WFa \quad \dots (3.23)$$

➤ **Residuo 2**

El residuo 2 está dado por la restricción $c2$, cuya expresión matemática es la siguiente:

$$c2: \frac{dWFsa}{dt} + 10WFsa - 10U_{pid5} WFF = 0 \dots (3.24)$$

$$c69: QT2 = WFsa \dots (3.25)$$

➤ **Residuo 3**

El residuo 3 está dado por la restricción $c3$, cuya expresión matemática es la siguiente:

$$c3: \frac{dMFa}{dt} + 10MFa - 10U_{pid2} MFF = 0 \dots (3.26)$$

$$c71: MT = MFa \dots (3.27)$$

➤ **Residuo 4**

El residuo 4 está dado por la restricción $c6$, cuya expresión matemática es la siguiente:

$$c6: HmDi_{m1} + HmDi_{m2} + \dots + HmDi_{m10} - Hm = 0 \dots (3.28)$$

$$c9: MDm = QDm \frac{Hm}{Vm} \dots (3.29) \quad c10: WDm = \left(QDm - \frac{MDm}{2.79} \right) \dots (3.30)$$

$$c8: \frac{dQDm}{dt} = -k1 QDm + k1 QFm \dots (3.31) \quad c7: QFm = \frac{MFm}{Rm} + \frac{WFm}{Rw} \dots (3.32)$$

$$c4: WFm = WFa + WDU \dots (3.33) \quad c68: QT1 = WFa \dots (3.34)$$

$$c43: MDO = MDs - MDU \dots (3.35) \quad c5: MFm = MFa + MDU \dots (3.36)$$

$$c71: MT = MFa \dots (3.37) \quad c103: MDs = QT \frac{(DT - 1)}{0.64157} \dots (3.38)$$

$$c24: \frac{dHmDi_{s1}}{dt} = MDm \frac{HmDi_{m1}}{Hm} - MDs \frac{HmDi_{s1}}{Hs} \dots (3.39)$$

$$c54: mDO1 = \frac{(1 - \left[\frac{a \left(\frac{x_1}{e^{10k_1Do - k_2Du + k_3Di + k_4 \left(\frac{100 * MDS}{MDS + WDS} \right) - k_5 QDs + k_6} \right) - 1}}{a \left(\frac{x_1}{e^{10k_1Do - k_2Du + k_3Di + k_4 \left(\frac{100 * MDS}{MDS + WDS} \right) - k_5 QDs + k_6} \right) + e^{\alpha - 2}} \right] \left(1 - k_7 \frac{Du}{WDS} + \frac{1}{WDS} - k_9 \right) + k_7 \frac{Du}{WDS} - k_8 \frac{1}{WDS} + k_9 \right) MDS * HmDi_{s1}}{MDO * Hs} \dots (3.40)$$

$$c101: MTO = MDO \dots (3.41) \quad c37: MDS = QDs \frac{Hs}{Vs} \dots (3.42)$$

$$c67: QT = QDs \dots (3.43) \quad c35: Vs = 19.6 H \dots (3.44)$$

$$c73: LT = H \dots (3.45) \quad c104: WDS = QT \frac{(2.79 - DT)}{1.79} \dots (3.46)$$

➤ **Residuo 5**

El residuo 5 está dado por la restricción c23, cuya expresión matemática es la siguiente:

$$c23: QFs - \frac{MDm}{2.79} - WFsa + WDM = 0 \dots (3.47)$$

$$c34: He = \frac{1}{19.6} (QFs - QDs) \dots (3.48) \quad d1: He = \frac{dH}{dt} \dots (3.49)$$

$$c73: LT = H \dots (3.50) \quad c69: QT2 = WFsa \dots (3.51)$$

➤ **Residuo 6**

El residuo 6 está dado por la restricción c36, cuya expresión matemática es la siguiente:

$$c36: HmDi_{s1} + HmDi_{s2} + \dots + HmDi_{s10} - Hs = 0 \dots (3.52)$$

Las ecuaciones que comprende este residuo se mostraron anteriormente.

➤ **Residuo 7**

El residuo 7 está dado por la restricción c40, cuya expresión matemática es la siguiente:

$$c40: WDU - \left(k_7 \frac{Du}{WDS} - k_8 \frac{1}{WDS} + k_9 \right) WDS = 0 \dots (3.53)$$

$$c41: WDO = WDS - WDU \dots (3.54)$$

➤ **Residuo 8**

El residuo 8 está dado por la restricción c42, cuya expresión matemática es la siguiente:

$$c42: MDU - MDU (mDU1 + mDU2 + \dots + mDU10) = 0 \dots (3.55)$$

$$c44: mDUk = \frac{\left[\frac{\alpha \left(\frac{x_1}{10^{(k_1 D_0 - k_2 D_u + k_3 D_i + k_4 (100 * \frac{MDS}{MDS + WDS}) - k_5 QDs + k_6)} \right)_{-1}}{e} \right]}{\left[\frac{\alpha \left(\frac{x_1}{10^{(k_1 D_0 - k_2 D_u + k_3 D_i + k_4 (100 * \frac{MDS}{MDS + WDS}) - k_5 QDs + k_6)} \right)_{+e^{\alpha-2}}}{e} \right]} \left(\left(1 - k_7 \frac{Du}{WDS} - k_8 \frac{1}{WDS} + k_9 \right) + k_7 \frac{Du}{WDS} - k_8 \frac{1}{WDS} + k_9 \right) * MDS * \frac{HmD_{isk}}{Hs} \right) \dots (3.56)$$

La ecuación anterior es la misma para c44, ... , c53 solo varía el orden k = 1,2,...,10.

$$c43: MDU = MDS - MDO \dots (3.57)$$

➤ **Residuo 9**

El residuo 9 está dado por la restricción c64, cuya expresión matemática es la siguiente:

$$c64: PS - 100 (mDO8 + mDO9 + mDO10) = 0 \dots (3.58)$$

$$c66: PST = PS \dots (3.59)$$

➤ **Residuo 10**

El residuo 10 está dado por la restricción c65, cuya expresión matemática es la siguiente:

$$c74: \frac{di_{s\alpha}}{dt} - \frac{V_{s\alpha} L_r - R_s i_{s\alpha} L_r - L_0 V_{r\alpha} + L_0 R_r i_{r\alpha} + L_0 \omega_r L_r i_{r\beta} + \omega_r L_0^2 i_{s\beta}}{L_s L_r - L_0^2} = 0 \dots (3.60)$$

$$c91: VS_\alpha = Va \dots (3.61)$$

$$c81: Ia = i_{s\alpha} \dots (3.62)$$

$$c94: IS_\alpha = Ia \dots (3.63)$$

$$c82: Ib = -\frac{1}{2} i_{s\alpha} + \frac{\sqrt{3}}{2} i_{s\beta} \dots (3.64) \quad c96: IS_c = Ic \dots (3.65)$$

➤ **Residuo 11**

El residuo 11 está dado por la restricción c75, cuya expresión matemática es la siguiente:

$$c75: \frac{di_{s\beta}}{dt} = \frac{V_{s\beta}L_r - R_s i_{s\beta}L_r - L_o V_{r\beta} + L_o R_r i_{r\beta} - L_o \omega_r L_r i_{r\alpha} - \omega_r L_o^2 i_{s\alpha}}{L_s L_r - L_o^2} \dots (3.66)$$

$$c92: VS_b = Vb \dots (3.67)$$

$$c93: VS_c = Vc \dots (3.68)$$

$$c95: IS_b = Ib \dots (3.69)$$

➤ **Residuo 12**

El residuo 12 está dado por la restricción c82, cuya expresión matemática es la siguiente:

$$c82: Ic + \frac{1}{2}i_{s\alpha} - \frac{\sqrt{3}}{2}i_{s\beta} = 0 \dots (3.70)$$

$$c95: IS_b = Ib \dots (3.71)$$

$$c94: IS_a = Ia \dots (3.72)$$

➤ **Residuo 13**

El residuo 13 está dado por la restricción c84, cuya expresión matemática es la siguiente:

$$c84: i_{sd} - i_{s\alpha} \cos(\theta_s) - i_{s\beta} \sin(\theta_s) = 0 \dots (3.73)$$

$$c88: T_e = \frac{3}{2} \left(\frac{p}{2}\right) L_o (i_{rd}i_{sq} - i_{sd}i_{rq}) \dots (3.74) \quad c89: N_e = \frac{T_e - T_m}{2\pi J} \dots (3.75)$$

$$d2: N_e = \frac{dN}{dt} \dots (3.76) \quad c97: NT = N \dots (3.78) \quad c90: T_m = \frac{P}{2\pi N} \dots (3.79)$$

$$c22: P = 0.238 \cdot 10^{-5} D^{2.5} L(100Phip) \cdot Dp \cdot (Jt - 1.065 \cdot 10^{-2} Jt^2) \sin\alpha \dots (3.80)$$

$$c21: Dp = \frac{MDm + WDM}{QDm} \dots (3.81) \quad c86: i_{rd} = i_{r\alpha} \cos(\theta_s) + i_{r\beta} \sin(\theta_s) \dots (3.82)$$

$$c85: i_{sq} = -i_{s\alpha} \sin(\theta_s) + i_{s\beta} \cos(\theta_s) \dots (3.83)$$

$$c87: i_{rq} = -i_{r\alpha} \sin(\theta_s) + i_{r\beta} \cos(\theta_s) \dots (3.84)$$

➤ **Residuo 14**

El residuo 14 está dado por la restricción c38, cuya expresión matemática es la siguiente:

$$c38: QDs - k1 Upid3 = 0 \dots (3.85)$$

$$c67: QT = QDs \dots (3.86)$$

➤ **Residuo 15**

El residuo 15 está dado por la restricción $c99$, cuya expresión matemática es la siguiente:

$$c99: SC_a - Va = 0 \dots (3.87)$$

$$c91: VS_a = Va \dots (3.88)$$

➤ **Residuo 16**

El residuo 16 está dado por la restricción $c100$, cuya expresión matemática es la siguiente:

$$c99: SC_b - Vb = 0 \dots (3.89)$$

$$c92: VS_b = Vb \dots (3.90)$$

➤ **Residuo 17**

El residuo 17 está dado por la restricción $c101$, cuya expresión matemática es la siguiente:

$$c100: SC_c - Vc = 0 \dots (3.91)$$

$$c93: VS_c = Vc \dots (3.92)$$

En la implementación y simulación de los residuos ante la ausencia de fallas, todos los residuos resultaron ser cero todo el tiempo, resultados que son correctos y demuestran su buena implementación.

3.4.10 Residuos con Ruido en los Sensores

El ruido se considera en general como señales indeseables; en el caso de los sensores, el ruido interfiere en la medición y en la transmisión de los datos. Es imposible eliminar la presencia del ruido totalmente en los sensores, sin embargo, existen técnicas para mitigar su efecto como:

- Proteger la red con Jaula Faraday, el cual reduce los efectos del ruido electrostático generando acoplamiento capacitivo entre los cables y la jaula.
- Usar driven shield para la eliminación de inductancias parásitas.
- Verificar que la resistencia medida entre los cables conductores, blindaje y tierra sea mayor a $10 k\Omega$.

- Aterrizar los instrumentos en el tablero del cuarto de control.

Además, los sensores cuentan con una etapa de acondicionamiento de señal, que contiene filtros que remueven componentes de frecuencia no deseadas en la señal (National Instruments 2006). Además, con la evolución de la tecnología, los nuevos sensores-transmisores permiten mitigar aún más el ruido, obteniendo señales de medición cada vez más limpias.

Para la simulación del ruido en los sensores-transmisores, se utiliza ruido blanco, que es una señal aleatoria y se caracteriza por no guardar correlación estadística en sus valores de señal tomados en dos tiempos diferentes. Por esto su densidad espectral de potencia DEP es constante (National Instruments, 2008). Lo que quiere decir que la señal contiene todas las frecuencias y muestra la misma potencia. El tiempo de correlación t_c debe ser muy pequeño con respecto a la constante de tiempo más pequeña t_{mp} del CPM. En la simulación se obtiene buenos resultados con la ecuación (3.93), donde f_{max} es la inversa de t_{mp} (help, Matlab):

$$t_c = \frac{1}{100} \frac{2\pi}{f_{max}} \quad (3.93)$$

Para determinar la intensidad del ruido (desviación estándar de la señal), se analizan los datos reales de los sensores del CPM y se determinó que el 1% del valor de la variable es adecuado para la simulación del ruido real. En la Figura 3.3, se muestra el ruido que afecta al sensor-transmisor de densidad.

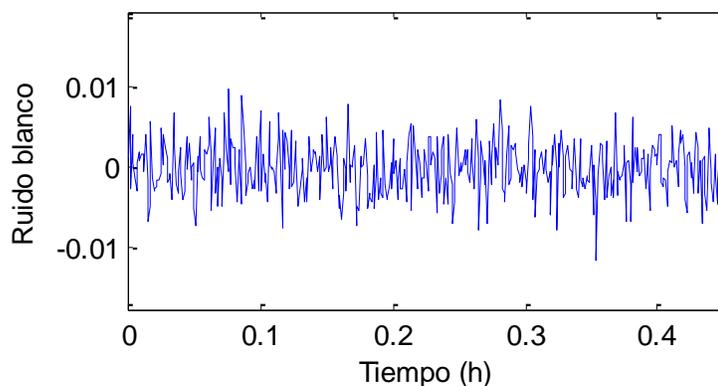


Figura 3.3. Ruido blanco que afecta al sensor-transmisor de densidad.

3.4.11 Matriz de Firma de Fallas MFF

La matriz de firma de fallas es la tabla que muestra información de la intervención del conjunto de fallas F en los residuos. Si una falla afecta al residuo se pone un 1 en la intersección de ambos y en otro caso se pone cero, como se muestra en la tabla 3.9.

Tabla 3.9. Matriz de firma de fallas del CMPM.

		f1	f2	f3	f4	f5	f6	f7	f8	f9	f10	f11	f12	f13	f14	f15	f16	f17	f18	f19	f20	f21	f22
R1	c1			1														1					
R2	c2				1														1				
R3	c3					1														1			
R4	c6		1	1		1	1	1	1	1								1	1	1	1		1
R5	c23		1	1	1	1	1	1	1	1								1	1	1	1		1
R6	c36		1				1		1									1	1	1	1		1
R7	c40		1				1			1													
R8	c42		1				1		1									1	1	1	1		1
R9	c64	1																1	1	1	1		1
R10	c74												1				1						
R11	c75													1	1		1						
R12	c82													1	1	1							
R13	c84		1	1		1			1	1	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1	1	1
R14	c38		1																			1	
R15	c99										1												
R16	c100											1											
R17	c101												1										

3.4.12 Aislabilidad de fallas

La aislabilidad de las fallas (Ubicación de las fallas) es uno de los puntos importantes del sistema de diagnóstico de fallas, porque permite ubicar donde ocurrió la falla o fallas. Las fallas tomadas en cuenta en el CMPM son aislables si sus firmas de falla son diferentes. La matriz de aislabilidad (MA) es una matriz cuadrada, donde filas y columnas corresponden a las fallas (Flores, 2006). En la matriz se pone un 1 en la intersección de las fallas que no se distinguen. A continuación se muestra la MA del CMPM.

Tabla 3.10. MA del CMPM.

	f1	f2	f3	f4	f5	f6	f7	f8	f9	f10	f11	f12	f13	f14	f15	f16	f17	f18	f19	f20	f21	f22
f1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f4	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f5	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f6	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f7	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f8	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f9	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
f15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
f16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
f17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
f18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
f19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
f20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
f21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
f22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1

En la tabla 3.10 se puede apreciar que todas las fallas aplicadas al CMPM son aislables unas de otras, dado que todas las firmas de fallas son diferentes entre si. Por esto el SDF será capaz de detectar las fallas y determinar su ubicación, pero por diseño detectará solo una falla a la vez.

3.4.13 Validación del SDF

3.4.13.1 Generalidades

El SDF es desarrollado para de detectar únicamente una falla a la vez. Para poder validar el SDF, se realizan pruebas de detección y ubicación de fallas, por medio de la inyección de fallas al CMPM según la MFF. Se analiza el comportamiento del SDF que tiene al momento en que ocurren las fallas. La Figura 3.26 muestra los diagramas de bloques de la aplicación de fallas.

3.4.13.2 Fallas en los Sensores

De acuerdo a la Tabla 3.5, se aplica las fallas a los sensores. Como se explicó en la Sección 3.2, las fallas en los sensores son del tipo aditivas (offset). Por motivo de análisis se introduce en todos los casos la falla del tipo pulso a las 0.5 h, con una

magnitud aproximada del 2% de la medición nominal y una duración razonable. Para todos los casos se analizará la respuesta de uno o dos residuos que detectan la falla según la MFF. Las fallas aditivas del tipo escalón son las que se dan mayormente en el CMPM, por esto la respuesta a estas fallas se muestran en el apéndice B.

➤ **Falla en sensor de tamaño de partícula PST**

La falla correspondiente al sensor PST es la falla f_1 . En la Figura 3.4 se muestra la respuesta del único residuo afectado por la falla según el MFF; se observa también que responde con amplitud y duración igual a la falla aplicada; lo que indica que la falla se replica de la misma forma en el residuo.

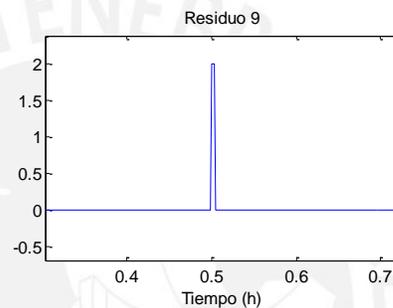


Figura 3.4. Comportamiento del residuo ante falla del sensor PST.

➤ **Falla en sensor de flujo QT**

La falla correspondiente al sensor QT es la falla f_2 . En la Figura 3.5 se puede observar que el residuo 7 responde con amplitud y duración igual a la falla aplicada; en el caso del residuo 5, la respuesta del residuo tiene un efecto de regulación ante una perturbación, esto debido a la dinámica del mismo.

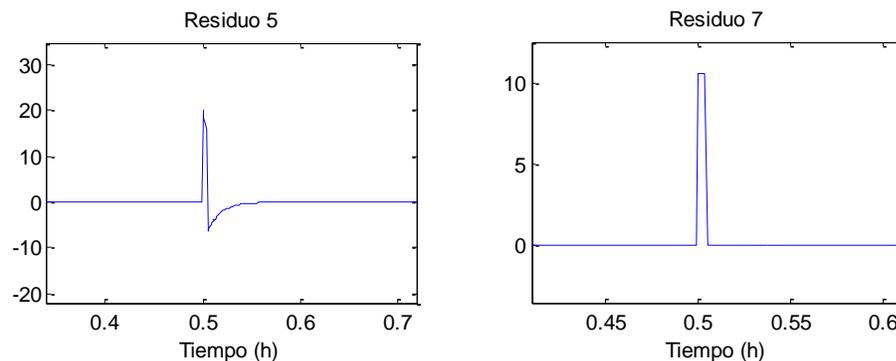


Figura 3.5. Comportamiento de los residuos ante falla del sensor QT.

➤ **Falla en sensor de flujo QT1**

La falla correspondiente al sensor QT1 es la falla f_3 . En la Figura 3.6 se puede observar que el residuo 1 tiene la forma de la falla aplicada, mientras que el residuo 5 responde con una dinámica de regulación ante una perturbación, además de presentar una amplitud diferente a la falla.

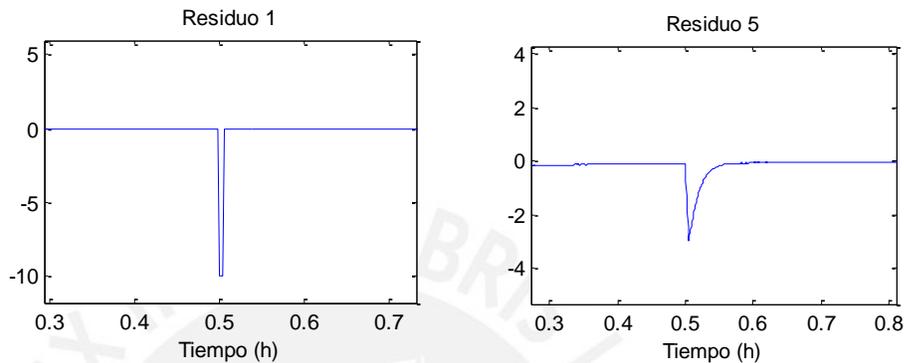


Figura 3.6. Comportamiento de los residuos ante falla del sensor QT1.

➤ **Falla en sensor de flujo QT2**

La falla correspondiente al sensor QT2 es la falla f_4 . En la Figura 3.7 se puede observar que el residuo 2 tiene la forma de la falla aplicada, mientras que el residuo 5 responde con una dinámica de regulación ante una perturbación.

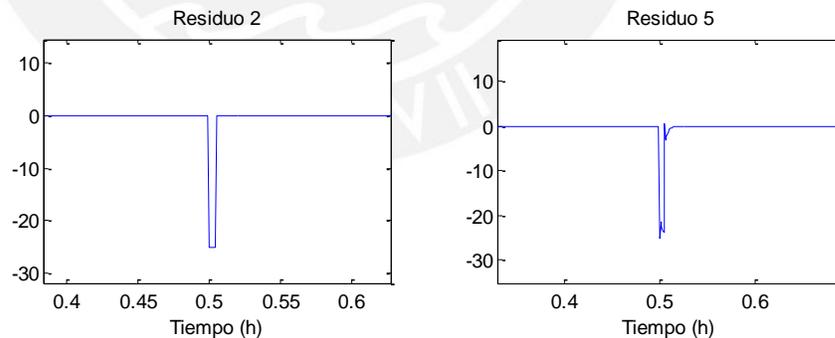


Figura 3.7. Comportamiento de los residuos ante falla del sensor QT2.

➤ **Falla en sensor de peso MT**

La falla correspondiente al sensor MT es la falla f_5 . En la Figura 3.8 se puede observar que los residuos 3 y 4 responden con una dinámica de regulación ante una perturbación.

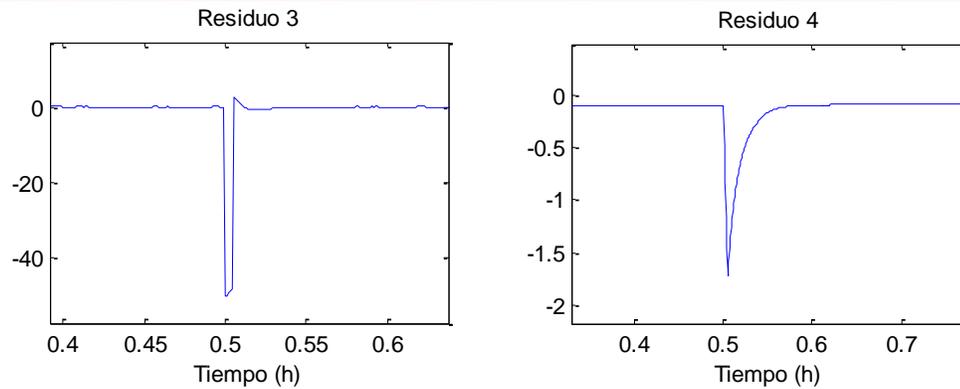


Figura 3.8. Comportamiento de los residuos ante falla del sensor MT.

➤ **Falla en sensor de densidad DT**

La falla correspondiente al sensor DT es la falla f_6 . En la Figura 3.9 se puede observar que el residuo 8 responde con amplitud 300 y dura igual que la falla, en el caso del residuo 4, la respuesta tiene un efecto de regulación ante una perturbación, esto debido a la dinámica del residuo.

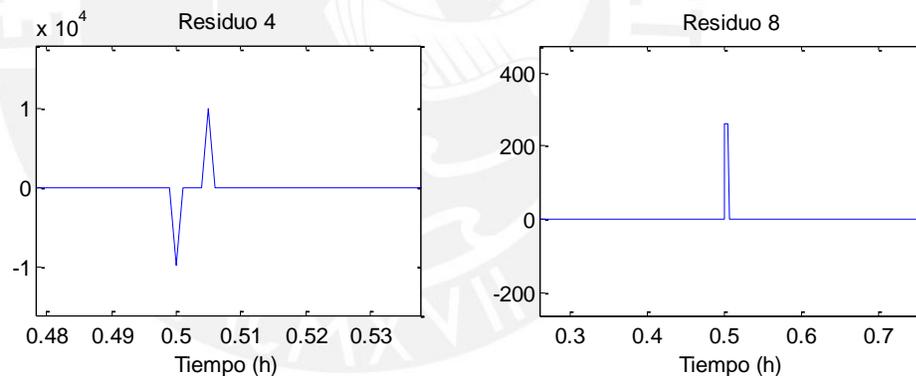


Figura 3.9. Comportamiento de los residuos ante falla del sensor DT.

➤ **Falla en sensor de nivel LT**

La falla correspondiente al sensor LT es la falla f_7 . En la Figura 3.10 se puede observar que ambos residuos tienen la misma respuesta en amplitud, que es mucho mayor que el de la falla aplicada, además los residuos tienen efecto de regulación ante una perturbación, todo esto debido a la dinámica del residuo.

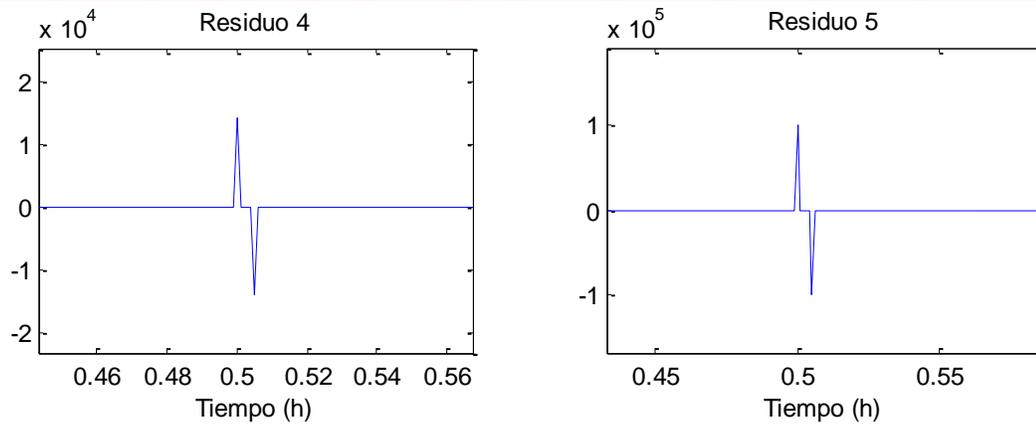


Figura 3.10. Comportamiento de los residuos ante falla del sensor LT.

➤ **Falla en sensor de masa MTO**

La falla correspondiente al sensor MTO es la falla f_8 . En la Figura 3.11 se puede observar que el residuo 6 responde con amplitud 90, que es mayor al de la falla; en el caso del residuo 4, la respuesta tiene un efecto de regulación ante una perturbación, esto debido a la dinámica del residuo.

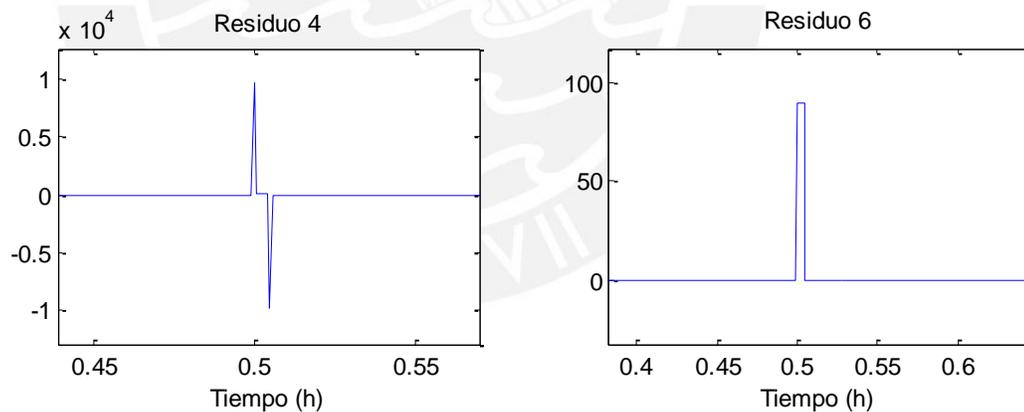


Figura 3.11. Comportamiento de los residuos ante falla del sensor MTO y.

➤ **Falla en sensor de masa WTO**

La falla correspondiente al sensor WTO es la falla f_9 . En la Figura 3.12 se observa que el residuo 4 tiene una amplitud menor al de la falla, y que presenta una dinámica de regulación ante una perturbación; el residuo 7 es la réplica de la falla aplicada.

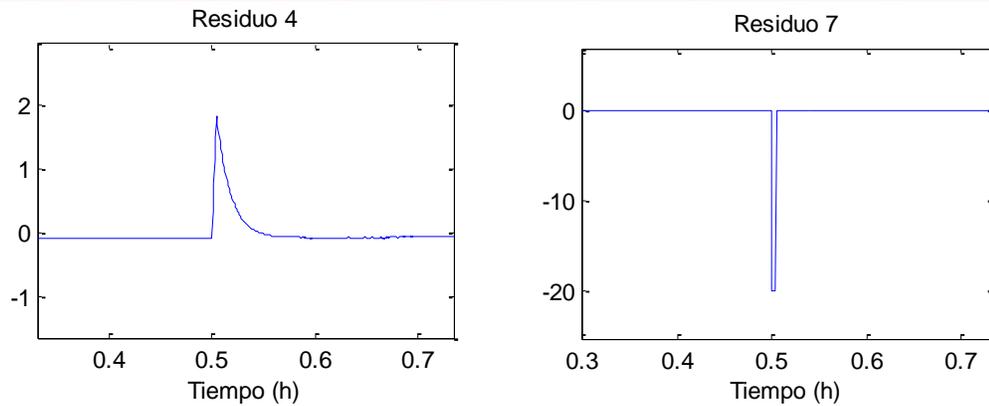


Figura 3.12 Comportamiento de los residuos ante falla por desviación del sensor WTO.

➤ **Falla en sensor de voltaje VSa**

La falla correspondiente al sensor VSa es la falla f_{10} . En la Figura 3.13 se puede observar que el residuo 15 tiene la forma de la falla. El residuo 13 presenta oscilación con una amplitud inicial mayor a 500 en el instante de la falla, esto debido a la dinámica del mismo.

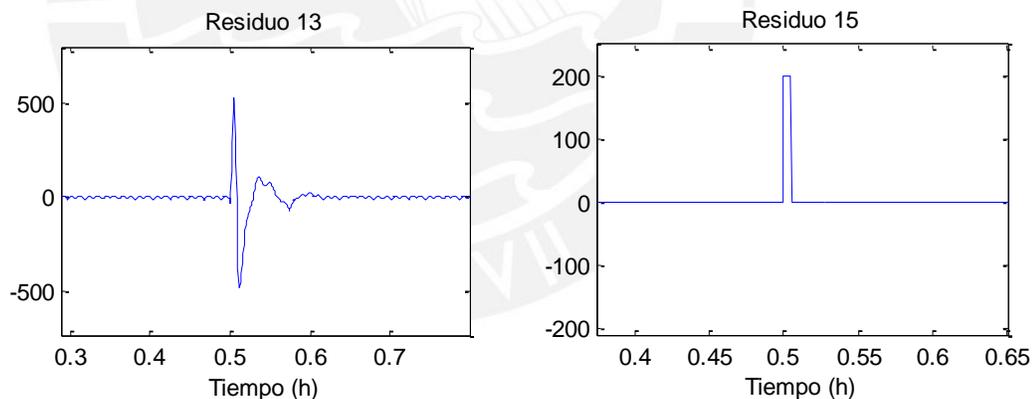


Figura 3.13. Comportamiento de los residuos ante falla del sensor VSa.

➤ **Falla en sensor de voltaje VSb**

La falla correspondiente al sensor VSb es la falla f_{11} . En la Figura 3.14 se puede observar que el residuo 16 tiene la forma de la falla. El residuo 13 presenta oscilación con una amplitud inicial mayor a 300 en el instante de la falla, esto debido a la dinámica del mismo.

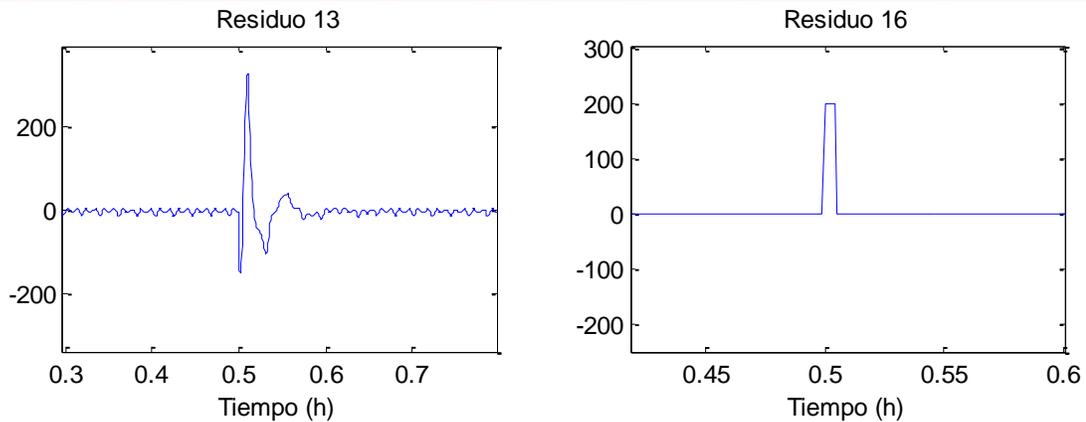


Figura 3.14. Comportamiento de los residuos ante falla del sensor VSb.

➤ **Falla en sensor de voltaje VSc**

La falla correspondiente al sensor VSc es la falla f_{12} . En la Figura 3.15 se puede observar que el residuo 17 tiene la forma de la falla. El residuo 13 presenta oscilación con una amplitud inicial igual a la falla aplicada, esto debido a la dinámica del mismo.

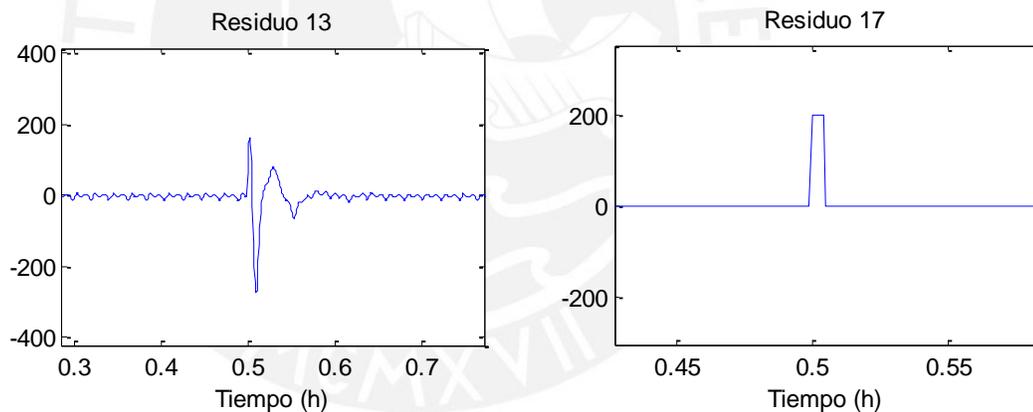


Figura 3.15. Comportamiento de los residuos ante falla del sensor VSc.

➤ **Falla en sensor de corriente ISa**

La falla correspondiente al sensor ISa es la falla f_{13} . En la Figura 3.16 se puede observar que ambos residuos tienen la forma de la falla, además reaccionan justo en el tiempo en el que ocurre la falla.

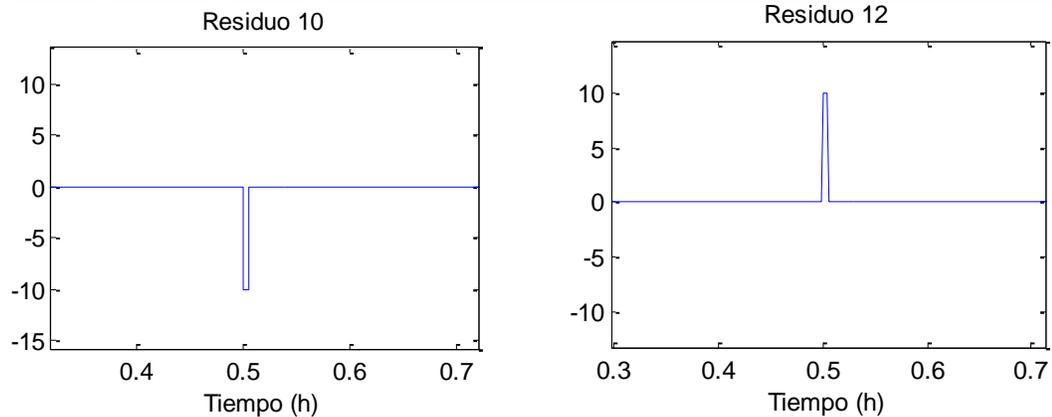


Figura 3.16. Comportamiento de los residuos ante falla del sensor ISa.

➤ **Falla en sensor de corriente ISb**

La falla correspondiente al sensor ISb es la falla f_{14} . En la Figura 3.17 se puede observar que ambos residuos tienen la forma de la falla, además reaccionan justo en el tiempo en el que ocurre la falla.

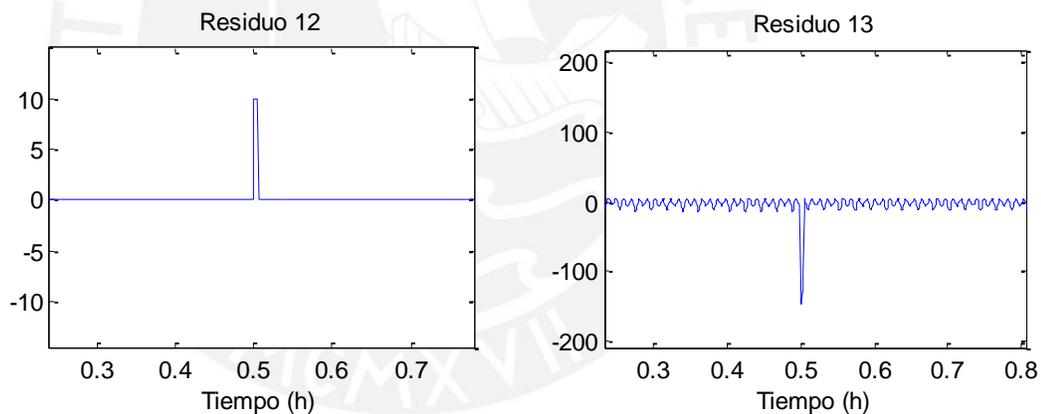


Figura 3.17. Falla por desviación del sensor ISb y comportamiento de los residuos.

➤ **Falla en sensor de corriente ISc**

La falla correspondiente al sensor ISc es la falla f_{15} . En la Figura 3.18 se puede observar que el residuo 12 tiene la forma de la falla y responde justo en el tiempo en el que ocurre la falla.

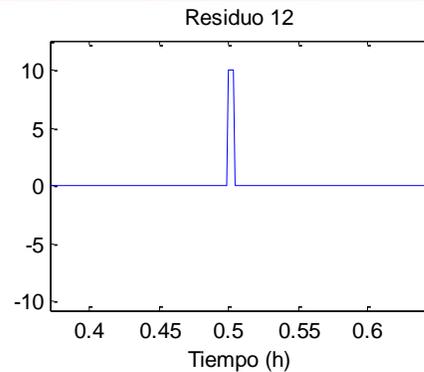


Figura 3.18. Comportamiento del residuo ante falla del sensor ISc.

➤ **Falla en sensor de velocidad NT**

La falla correspondiente al sensor de velocidad, también llamado encoder, es la falla f_{16} , en la Figura 3.19 se puede observar que el residuo 6 responde con amplitud variable oscilante, en el caso del residuo 13, la respuesta tiene un efecto de regulación ante una perturbación, esto debido a la dinámica del residuo.

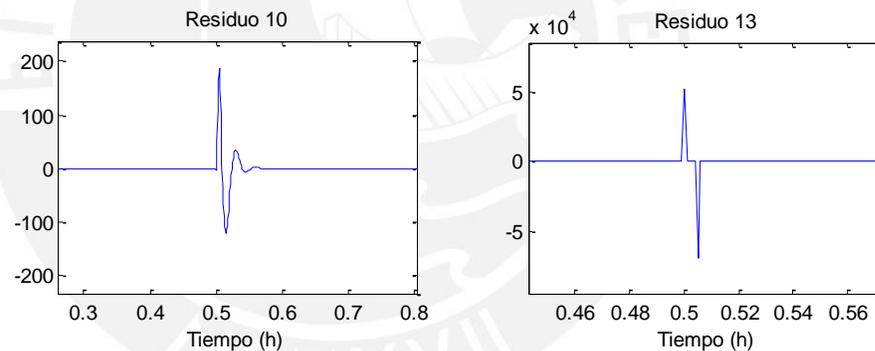


Figura 3.19. Comportamiento de los residuos ante falla del sensor NT.

3.4.13.3 Fallas en Actuadores

De acuerdo a la tabla 3.6, se aplica las fallas a los actuadores. Como se explicó en la Sección 3.2, las fallas en los actuadores son del tipo multiplicativas. Por motivo de análisis se aplica la falla del tipo pulso a las 0.5 h, simulando el bloqueo parcial de los actuadores en un aproximado del 50% del requerido y una duración razonable; la respuesta a las fallas de tipo escalón se muestran en el apéndice B. Cuando se produce la falla, el controlador dispara al máximo la señal de control al notar que el flujo o carga no es el requerido. Para todos los casos se analizará la respuesta de uno o dos

residuos que detectan la falla según la MFF. Se aplica también fallas multiplicativas tipo escalón porque es el que se da mayormente en la realidad y los resultados se muestra en el apéndice B.

➤ **Falla en válvula de alimentación de agua al molino**

La correspondiente falla es f_{17} . En la Figura 3.20 se muestra las respuestas en los residuos afectados según el MFF, donde el residuo 1 es la réplica de la falla; el residuo 5 tiene una dinámica de regulación ante una perturbación.

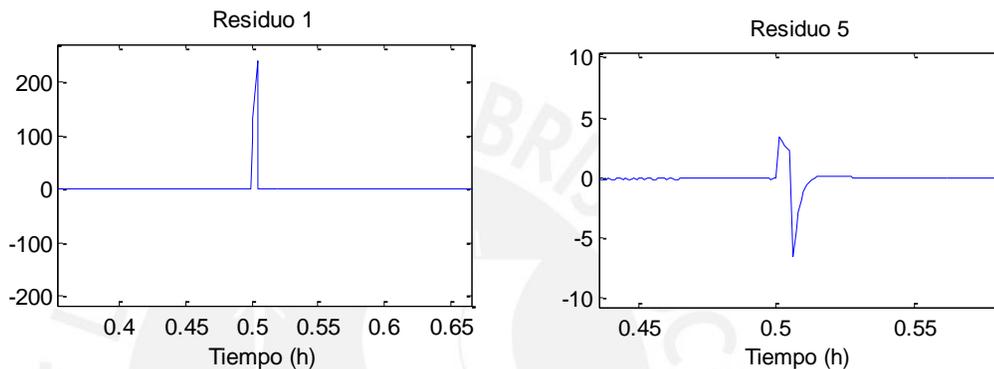


Figura 3.20. Comportamiento de los residuos con falla válvula de flujo WFa.

➤ **Falla en válvula de alimentación de agua al molino**

La correspondiente falla es f_{18} . En la Figura 3.21 se muestra las respuestas en los residuos afectados según el MFF, donde el residuo 2 tiene la forma de la falla y el residuo 5 tiene una dinámica de regulación ante una perturbación.

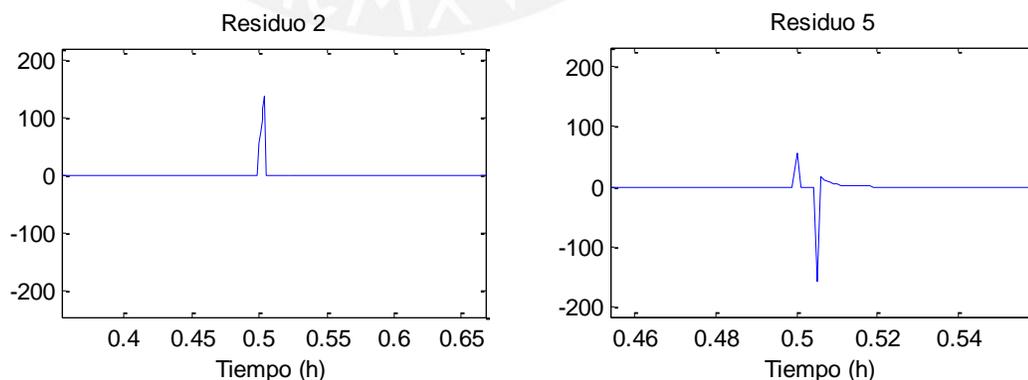


Figura 3.21. Comportamiento de los residuos ante falla válvula de flujo WFs.

➤ **Falla en faja transportadora**

La correspondiente falla es f_{19} . En la Figura 3.22 se muestra las respuestas en los residuos afectados según el MFF, donde el residuo 3 tiene la forma de la falla y el residuo 5 tiene una dinámica de regulación ante una perturbación.

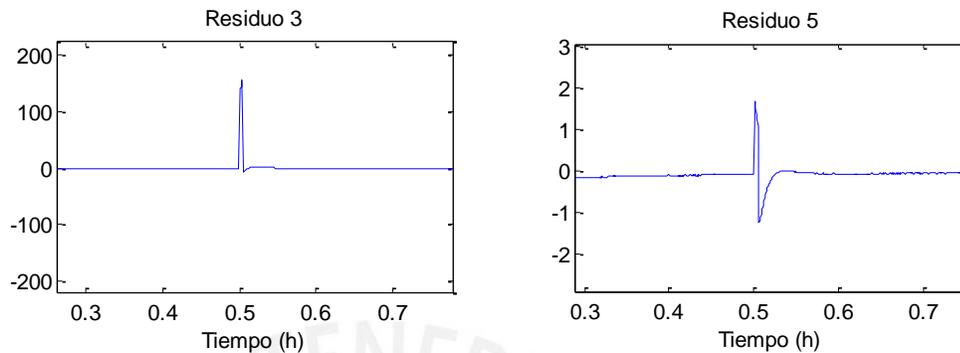


Figura 3.22. Comportamiento de los residuos ante falla en faja transportadora.

➤ Falla en bomba de pulpa

La correspondiente falla es f_{20} . En la Figura 3.23 se muestra las respuestas en los residuos afectados según el MFF, donde el residuo 6 tiene la forma de la falla y el residuo 4 presenta una dinámica de regulación ante una perturbación.

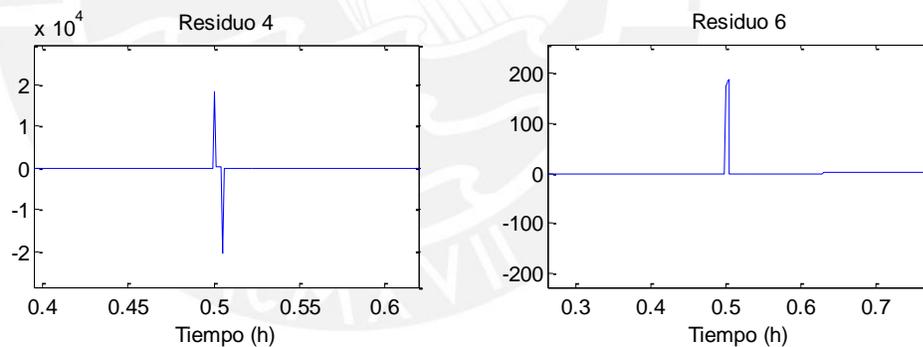


Figura 3.23. Comportamiento de los residuos ante falla en bomba de pulpa.

3.4.13.4 Fallas de Proceso

De acuerdo a la Tabla 3.6, se aplica fallas de proceso al CMPM. Se simulan las dos fallas de proceso que se dan en el CMPM tal como normalmente se dan en la realidad. Estas fallas son del tipo escalón multiplicativas.

➤ Falla de carga congelada

La correspondiente falla es f_{21} y ocurre en el arranque del motor, tal que para simular la falla de carga congelada se aplica la falla a la variable de torque mecánico. En la Figura 3.24 se muestra la respuesta del residuo afectado según el MFF. La respuesta a la falla es variable, con la característica que después de un tiempo corto llega a un punto en que se dispara la inconsistencia.

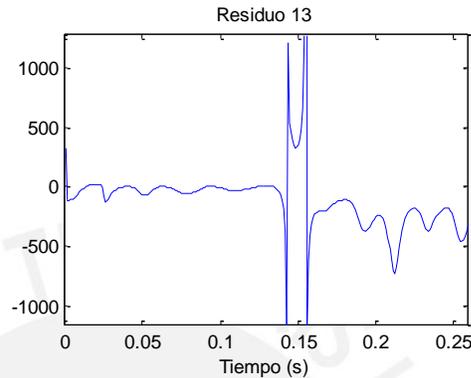


Figura 3.24. Comportamiento de residuo ante falla de carga congelada.

➤ Falla en descarga del hidrociclón

La correspondiente falla es f_{22} , con bloqueo del tipo parcial de la descarga del hidrociclón. Para simular la mencionada falla se aplica una falla multiplicativa tipo escalón a la variable de flujo de pulpa en la salida del hidrociclón a las 0.5 h. En la Figura 3.25 se muestra las respuestas en los residuos afectados según el MFF. Se introduce.

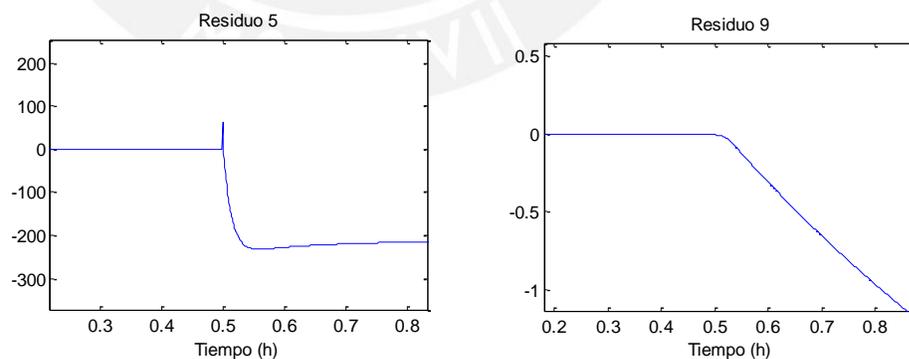


Figura 3.25. Comportamiento de los residuos ante falla de bloqueo en la descarga del hidrociclón.

Se llevó a cabo la validación del SDF aplicando las fallas más representativas al CPM, de acuerdo al MFF, de donde se obtuvieron las respuestas de los residuos,

que en general todas las fallas generaron respuestas tal como se encontró en la MFF. Se presenciaron respuestas variables y oscilatorias, todos debidos a la dinámica de los residuos y al tipo de falla aplicado, los tipos de falla son los más aproximados a la realidad. Ahora que se verificó la MFF, se puede afirmar que las fallas son todas aislables en la ausencia de ruido, por tener firmas de fallas distintas. La Figura 3.26 muestra el diagrama general de la aplicación de falla y ruido para todos los casos.

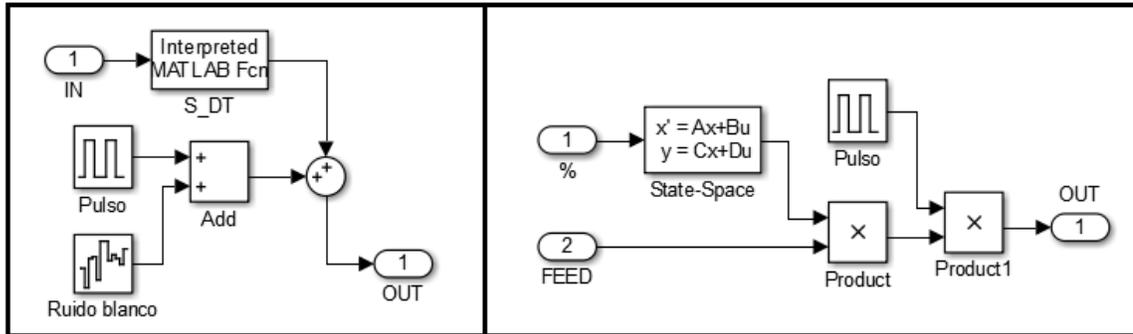


Figura 3.26. Diagrama de bloques de aplicación de fallas y ruido a sensores y solo fallas a actuadores.

3.4.13.5 Fallas en los sensores con Ruido

En estas pruebas se aplica las fallas según la MFF y se incluye también ruido a todos los sensores-transmisores para analizar el comportamiento del SDF, pero solo se presenta 2 sensores con el análisis de sus respectivos residuos. Las fallas son aplicadas con magnitud y duración igual que en la Sección 3.4.13.2, a las 0.5 h.

➤ Falla en sensor de densidad DT con ruido

La falla correspondiente al sensor DT es la falla f_6 . En la Figura 3.27 se puede observar que el residuo 6 responde con amplitud mayor a la falla aplicada; en el caso del residuo 4, la respuesta tiene un efecto de regulación ante una perturbación, esto debido a la dinámica del residuo. En ambos residuos el ruido no llega a distorsionar las respuestas a las fallas, por lo que el SDF será capaz de detectar estas fallas con umbrales que ignoren la magnitud del ruido.

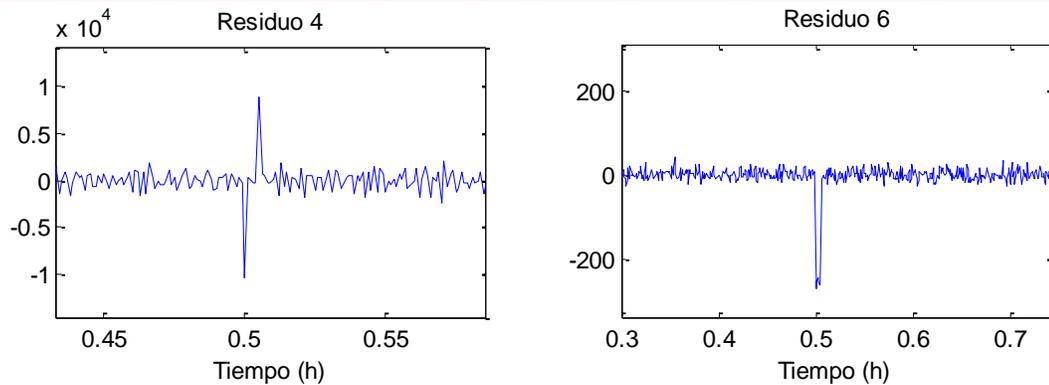


Figura 3.27. Comportamiento de los residuos ante falla del sensor DT.

➤ **Falla en sensor de flujo QT con ruido**

La falla correspondiente al sensor DT es la falla f_2 . En la Figura 3.28 se puede observar que el residuo 5 y 7 tienen la forma de la falla aplicada. En ambos residuos el ruido no llega a distorsionar las respuestas a las fallas, por lo que el SDF será capaz de detectar estas fallas con umbrales que ignoren la magnitud del ruido.

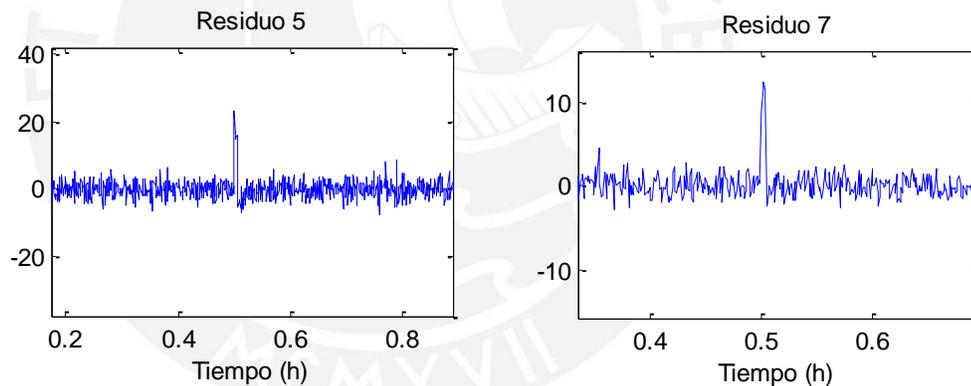


Figura 3.28. Comportamiento de los residuos ante falla del sensor QT.

Se realizó las simulaciones con ruido en los 16 sensores, simulaciones que demostraron que, los 16 sensores son capaces de detectar fallas pese a la existencia de ruido en los mismos y se concluye que todos los residuos utilizados son sensibles a fallas e insensibles al ruido.

3.4.14 Sensibilidad en la CMPM

La sensibilidad es una característica importante del SDF, pues el SDF debe ser sensible a las fallas, mas no debe ser sensible a perturbaciones, a errores de modelo y por último tampoco debe ser sensible al ruido. En un SDF se define sensibilidad, al poder de discriminación de las tres características externas del sistema frente a las fallas: perturbaciones, errores de modelo y ruido.

Cuando el SDF es sensible a perturbaciones, se puede mejorar la sensibilidad desacoplando las perturbaciones; cuando el SDF es sensible a error de modelo, se puede mejorar consiguiendo un modelo robusto a errores y por último, si el SDF es sensible a ruido, se puede mejorar aplicando filtros y pruebas estadísticas.

En el SDF del CMPM, se encontró que el sistema es insensible frente a acoplamiento de perturbaciones y frente al ruido, pero el SDF si es sensible a errores de modelo y a fallas en algunos residuos. La sensibilidad a errores de modelo, se superó obteniendo un modelo del CMPM muy aproximado al real. La insensibilidad a fallas se da cuando la falla no es suficientemente perturbable, es decir, que la magnitud de respuesta de los residuos ante la falla, es muy pequeña y la detección de la falla no se puede dar; esto se superó descartando los residuos insensibles a fallas del CMPM.

3.5 Análisis de Resultados del SDF en el CMPM

Para validar el SDF desarrollado para el CMPM de la concentradora Toquepala, se aplicaron dos tipos de fallas a los distintos componentes del CMPM, obteniendo los resultados que se muestran en la tabla 3.11. El SDF fue capaz de detectar las fallas aplicadas en cada elemento del CMPM por separado, es decir una falla a la vez. El tipo de fallas aplicadas a los sensores con ruido y sin ruido, fueron del tipo pulso y escalón, además se hicieron pruebas de FT y FD en todos los casos. Las fallas aplicadas a los actuadores fueron también del tipo pulso y escalón, además se hicieron pruebas de BT y BP en todos los casos. Finalmente se hicieron pruebas de fallas propias del proceso como son fallas de carga congelada y falla de atoramiento en la descarga del hidrociclón, en las cuales el SDF pudo detectar las fallas del tipo pulso y escalón, en los casos de BT y BP La tabla 3.11 se puede constatar con el análisis desarrollado en

la sección 3.4.13 y las figuras en el apéndice B, que muestran a los residuos que detectan las fallas.

En la sección 3.4.12 se determinó que todas las fallas aplicadas al CMPM son aislables, solo con el análisis de la MFF. De no ser así se puede realizar el análisis de las respuestas de las fallas en los residuos para alcanzar la aislabilidad de las mismas.

Se concluye que, de las 28 RRA determinadas solo 17 RRA permitieron la detetabilidad, aislabilidad y la sensibilidad de las fallas que se aplicaron al CMPM.

Tabla 3.11. Tabla de detección de fallas de cada elemento en el CMPM.

Detección y Ubicación de Fallas								
Sensores	Falla Tipo Pulso				Falla Tipo Escalón			
	Sin Ruido		Con Ruido		Sin Ruido		Con Ruido	
	FT	FD	FT	FD	FT	FD	FT	FD
Sensor de tamaño de partícula	x	x	x	x	x	x	x	x
Sensor de flujo de pulpa hacia los hidrociclones	x	x	x	x	x	x	x	x
Sensor de flujo de agua en la alimentación al molino	x	x	x	x	x	x	x	x
Sensor de flujo de agua en la alimentación al cajón	x	x	x	x	x	x	x	x
Sensor de peso de alimentación al molino	x	x	x	x	x	x	x	x
Sensor de densidad en la alimentación a hidrociclones	x	x	x	x	x	x	x	x
Sensor de nivel en cajón de pulpa	x	x	x	x	x	x	x	x
Sensor de peso integrado en el PST	x	x	x	x	x	x	x	x
Sensor de flujo de agua integrado en el PST	x	x	x	x	x	x	x	x
Sensor voltaje fase "a" motor del molino	x	x	x	x	x	x	x	x
Sensor voltaje fase "b" motor del molino	x	x	x	x	x	x	x	x
Sensor voltaje fase "c" motor del molino	x	x	x	x	x	x	x	x
Sensor voltaje fase "a" motor del molino	x	x	x	x	x	x	x	x
Sensor voltaje fase "b" motor del molino	x	x	x	x	x	x	x	x
Sensor voltaje fase "c" motor del molino	x	x	x	x	x	x	x	x
Sensor velocidad motor del molino	x	x	x	x	x	x	x	x
Actuadores y Otros	Tipo de Fallas							
	Falla Tipo Pulso				Falla Tipo Escalón			
	BT		BP		BT		BP	
Válvula de alimentación de agua al molino	x	x	x	x	x	x	x	x
Válvula de alimentación de agua al cajón de pulpa	x	x	x	x	x	x	x	x
Faja transportadora de material grueso al molino	x	x	x	x	x	x	x	x
Bomba de pulpa	x	x	x	x	x	x	x	x
Carga congelada detección de alta corriente	x	x	x	x	x	x	x	x
Atoramiento en la descarga del hidrociclón	x	x	x	x	x	x	x	x

En este capítulo, se desarrolló el SDF utilizando el método FDI con la técnica de análisis estructural, con el cual se obtuvieron los residuos, se probaron y analizaron los resultados de los residuos y finalmente se validó el SDF, por ende, el SDF ya está listo para implementarse, etapa que se verá en el siguiente capítulo.

CAPÍTULO IV. PROPUESTA DE IMPLEMENTACIÓN PRACTICA DEL SDF DEL CPM

4.1 Introducción

El presente capítulo presenta la propuesta de implementación práctica del sistema de diagnóstico de fallas del CPM desarrollado en el capítulo 3. Se describe el algoritmo utilizado para lograr el objetivo de predecir, detectar y localizar las fallas propuestas en la MFF, así mismo, se describe el hardware necesario para la implementación del SDF. Por último se desarrolla una interfaz gráfica que posibilitará la visualización de las variables del CPM, así como de la detección de fallas, online.

4.2 Algoritmo del SDF

En el capítulo anterior se desarrolló el sistema de diagnóstico de fallas para el CPM, a partir del cual se desarrolla el algoritmo del SDF, que será implementado en el sistema SCADA con el que cuenta el CPM real, Toquepala. A continuación se explica cada bloque del algoritmo de la Figura 4.1:

- El algoritmo inicia pidiendo introducir todos los parámetros de los modelos matemáticos del CPM que intervienen en los residuos, como ganancias, constantes de tiempo, dimensiones del molino, cajón de bomba, capacidad de la bomba y del hidrociclón, densidad del material grueso, dureza, etc.
- Luego se introduce los umbrales para cada residuo, los umbrales permitirán obviar inconsistencias debido a la aproximación del modelo matemático de la CPM, ruido en los sensores u otros, los umbrales se definen mediante pruebas en campo.
- El algoritmo empieza con la lectura de todas las variables conocidas, como la señal de los sensores, señales de control y señales estimadas u observadas.
- Luego, empieza a calcular todos los residuos,
- Si los residuos sobrepasan los umbrales, entonces el SDF detectó la falla, luego, de acuerdo a la MFF el SDF aísla la falla.
- El SDF clasifica la falla, como siguiente paso,

- el SDF diagnostica los eventos en los residuos y ubica la falla, obteniendo el elemento en falla.
- Como último paso, el SDF envía y muestra las alarmas en el interfaz gráfico con el correspondiente diagnóstico, que indica cómo afecta al sistema y las acciones a tomar.

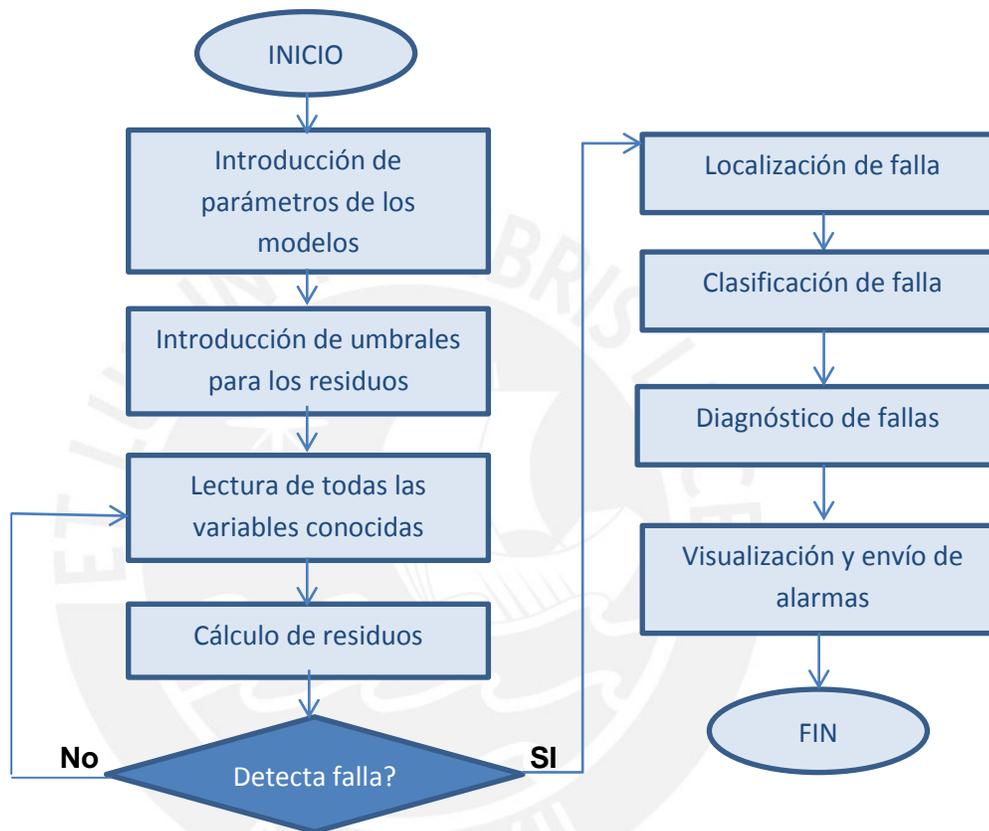


Figura 4.1. Algoritmo del SDF.

4.3 Hardware para SDF

4.3.1 Generalidades

Se utilizará el hardware con el que cuenta el CPM real, vale decir, sensores, actuadores y el controlador automático programable, aunque no se tiene conocimiento del último. El SDF es implementable en cualquier controlador moderno. Por esto, se propone un controlador de referencia que hará funcionar el SDF. Se propone además,

un sensor analizador de partículas, dado que el CPM en Toquepala no cuenta con este dispositivo, que es importante para el funcionamiento del SDF desarrollado.

En la Figura 4.2 se muestra el diagrama P&ID, que es muy importante para la ubicación de los instrumentos en campo. El diagrama muestra los instrumentos y sus lazos de control. Las abreviaciones obedecen al estándar ISA.

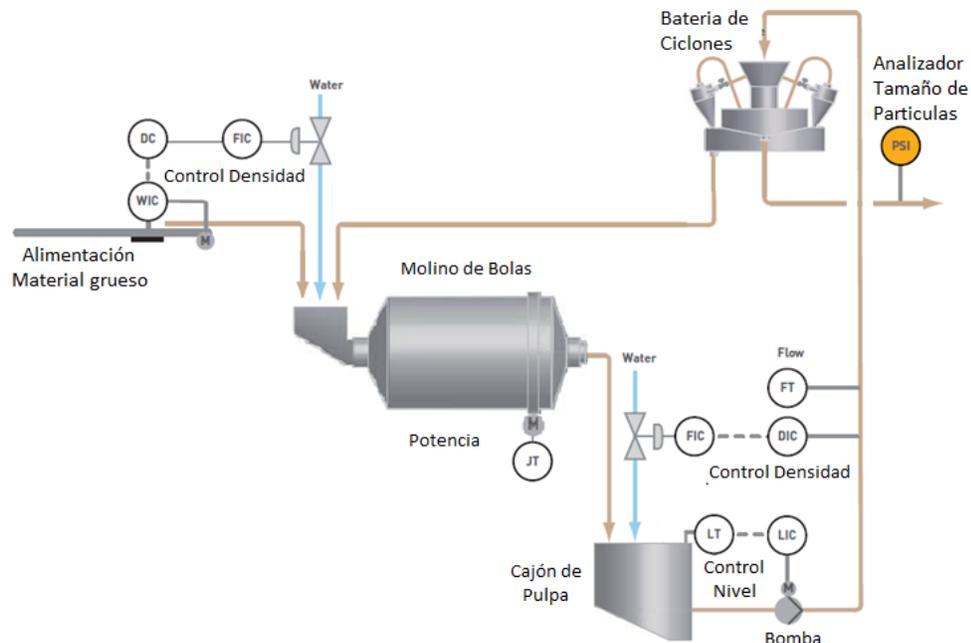


Figura 4.2 Diagrama P&ID del CPM (Outotec).

4.3.2 PAC Controllogix 5570

El Controlador automático programable (PAC), es una tecnología industrial orientada al control automatizado avanzado, al diseño de equipos para laboratorios y a la medición de magnitudes análogas. El PAC se refiere al conjunto formado por un controlador (una CPU típicamente), módulos de entradas y salidas, y uno o múltiples buses de datos que lo interconectan con dispositivo externos (Logicelectronic).

Este controlador combina eficientemente la fiabilidad de control de un autómatas o PLC, junto a la flexibilidad de monitorización, cálculo y desempeño de un computador industrial.

Características principales en los PAC:

- Funcionalidad de dominio múltiple, al menos dos de lógica, movimiento, control PID, y proceso en una sola plataforma.
- Plataforma de desarrollo sencillo de disciplina múltiple incorporando etiquetas comunes y una base de datos sencilla para tener acceso a todos los parámetros y funciones.
- Herramientas de software que permiten diseñar flujo del proceso a través de varias máquinas o unidades de proceso, junto con el IEC 61131-3, guía del usuario y administración de datos.
- Uso de estándares de la industria para interfaces de red, lenguajes, etc., como búsquedas TCP/IP, OPC y XML, y SQL (Logicelectronic).

El PAC que se propone es el Controllogix 5570, que se muestra en la Figura 4.3. Por sus características beneficiosas mencionadas anteriormente, este controlador es ideal para el control del CPM y para poner en funcionamiento el SDF.



Figura 4.3. PAC Controllogix 5570.

4.3.3 PSI 300 Analizador de Partículas

Como se mencionó anteriormente, el CPM de Toquepala no cuenta con un sensor de tamaño de partículas y las muestras de material se toman manualmente cada cierto tiempo para pasar por los test de granulometría. Para poder aplicar SDF desarrollado es de vital importancia incorporar al sistema el mencionado sensor u otro que sea capaz de dar información del tamaño de las partículas y el flujo de pulpa a la salida del CPM.

Se propone el analizador PSI 300. El Analizador de Tamaño de Partículas PSI 300™ es un sistema de medición en línea para pulpas de mineral. Este analizador es usado para el monitoreo y control de la molienda, clasificación y espesamiento en plantas de procesamiento de minerales. El PSI 300™ toma automáticamente las muestras que provienen de uno a tres flujos de proceso y mide el tamaño de las partículas en la pulpa en el rango de 25-600 μm (Outotec). Está particularmente optimizado para mediciones superiores al tamaño P40. El sistema analizador reporta los resultados de análisis al sistema de automatización de planta para el monitoreo y control del proceso en tiempo real. Una variedad de distribuciones características de tamaño de partículas pueden ser seleccionadas como salidas. Su principio de medición está basado en la difracción de rayos x.

La particularidad de este analizador es que también permite la medición de variables como la densidad o porcentaje de sólidos para cada línea de muestra. Así las variables WDO, MDO, y PS pueden ser medidas con uno solo dispositivo y se tiene los sensores WTO, MTO y PST en el PSI 300 que se muestra en la Figura 4.4.



Figura 4.4. Analizador de tamaño de partículas PSI 300.

4.4 Software

El software de programación del PAC es el RSLogix 5000, cuya interfaz se muestra en la Figura 4.5, la rutina Residuo_1 contendrá el algoritmo del SDF planteado que se muestra en la Figura 4.1 desarrollado como texto estructurado. La tarea desarrollada con nombre SDF, se debe descargar al PAC para poner en funcionamiento el SDF, en el siguiente punto se mostrará el interfaz de la CMPM.

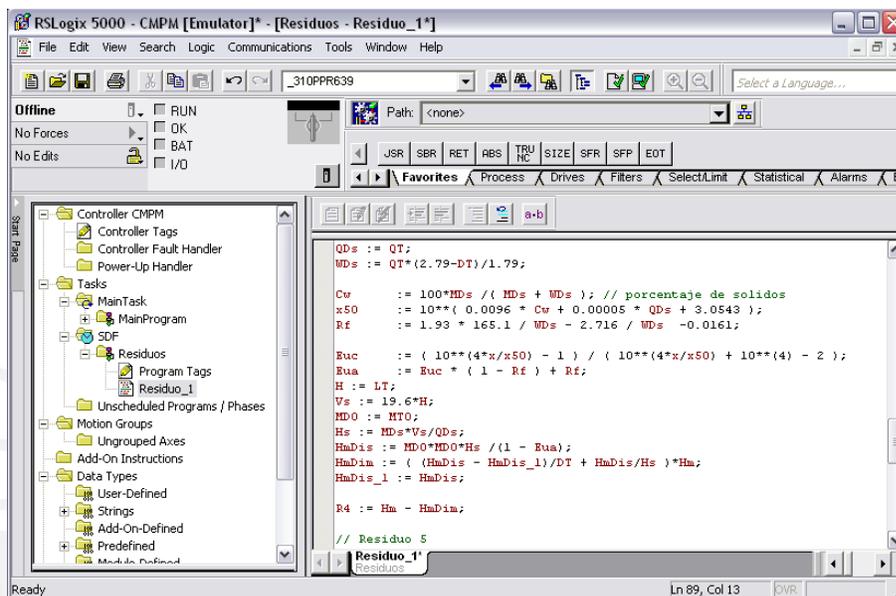


Figura 4.5. Interfaz de software RSLogix 5000.

A continuación se muestra el código de programa de dos de los diecisiete residuos.

```

% Residuo 4

WDU = QT*(2.79-DT)/1.79 - WTO;
MDU = QT*(DT-1)/0.64157 - MTO;
WFm = WFa + WDU;
MFm = MFa + MDU;
QFm = MFm/Rm + WFm;
QDm = (QDm_1 + 75.15*QFm*dt)/(1 + 75.15*dt);

QDm_1 = QDm;
MDm = Rm*(QDm - WDM);
Hm = MDm*Vm/QDm;
MDs = QT*(DT-1)/0.64157;
QDs = QT;
WDS = QT*(2.79-DT)/1.79;

Cw = 100*MDs / ( MDs + WDS );

```

```

x50      = 10^( k4 * Cw + k5 * QDs + k6 );
Rf       = k1 * 165.1 / WDs - k2 / WDs - k3;

Euc      = ( exp(4*x/x50) - 1 ) ./ ( exp(4*x/x50) + exp(4) - 2 );
Eua      = Euc(1:Ni) * ( 1 - Rf ) + Rf;
H        = LT;
Vs       = 19.6*H;
MDO      = MTO;
Hs       = MDs*Vs/QDs;
HmDis    = mDO*MDO*Hs / (1 - Eua);
HmDim    = ( (HmDis - HmDis_1)/dt + HmDis/Hs ) * Hm;
HmDis_1  = HmDis;
R4       = Hm - sum(HmDim);

% Residuo 5

dHmDim1  = (HmDim - HmDim_1)/dt;
HmDim_1  = HmDim;

R5       = dHmDim1 - MFa*0.1 + (MDm + 0.0515*Hm)*HmDim/Hm;

```

4.5 Interfaz gráfico del SDF con CMPM

Como medio fácil de visualización para el usuario se desarrolló la interfaz gráfica con el software FactoryTalk View Figura 4.6, el cual muestra en la pantalla HMI o SCADA la falla detectada, ubicada y diagnosticada. Como primera pantalla se muestra el CMPM, para mostrar directamente el elemento en falla, cada elemento cuenta con un indicador que muestra las medidas de los sensores, las señales de control en los actuadores, además se visualiza un cuadro contenedor del SDF, en el cual muestra el diagnóstico de la falla Figura 4.7. Una segunda pantalla dentro del cuadro contenedor del SDF como ventana, muestra todas las fallas en forma de lista, cada una de ellas con un indicador que alerta la presencia de una falla y además un cuadro que muestra el correspondiente diagnóstico, esta pantalla se muestra en la Figura 4.8.

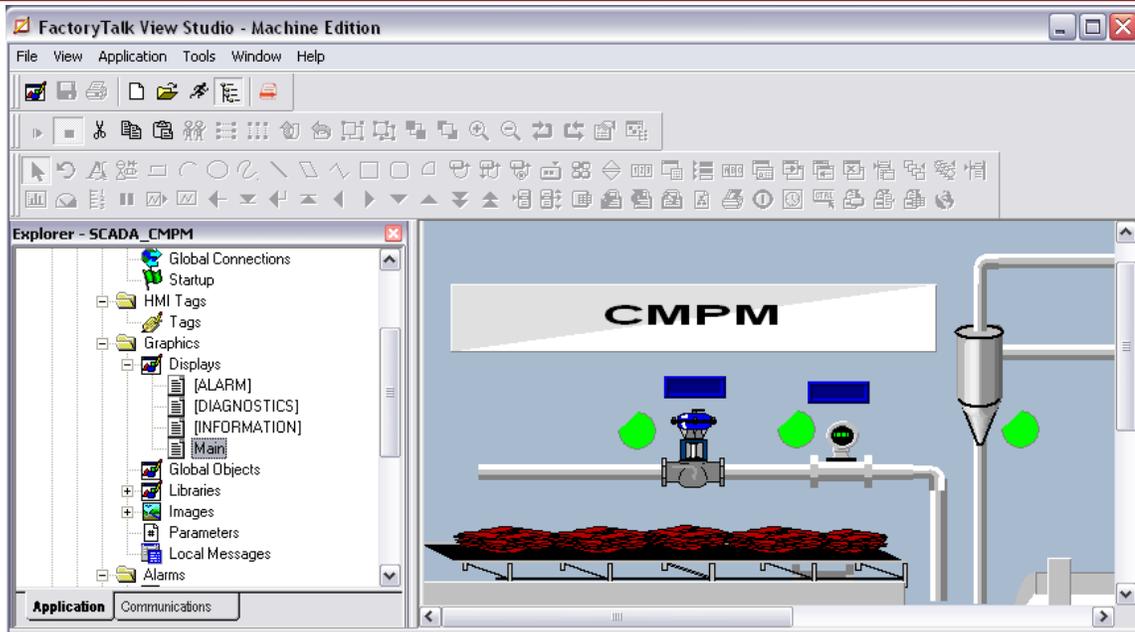


Figura 4.6. Interfaz de software RSLogix 5000.

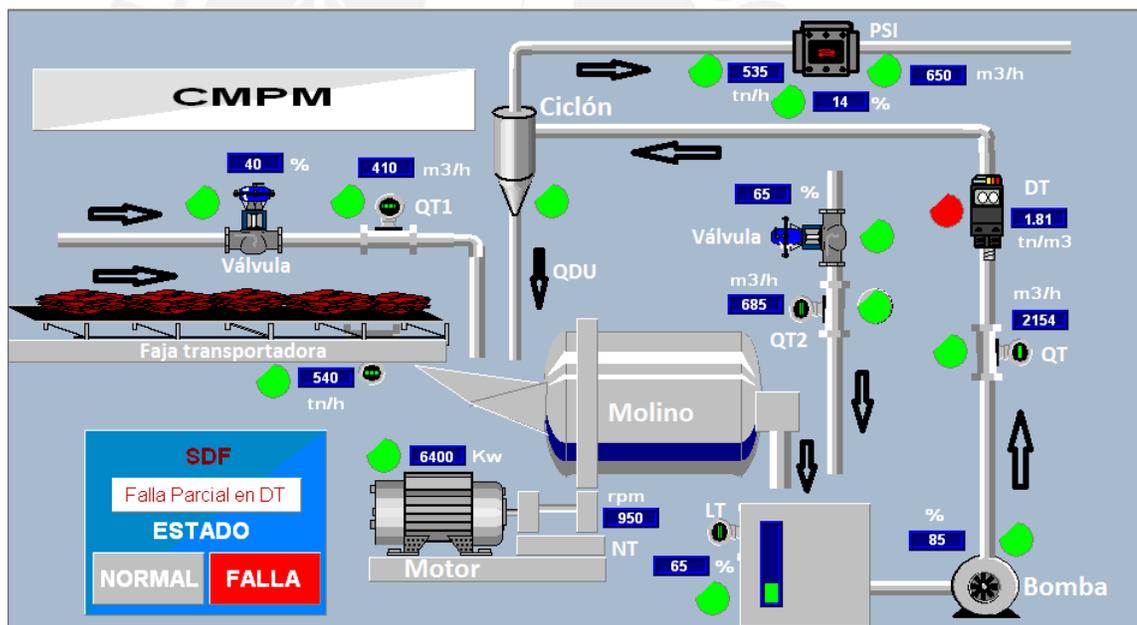


Figura 4.7. Interfaz de SDF de CMPM pantalla 1.



Figura 4.8. Interfaz de SDF de CMPM pantalla 2.

En este capítulo se plantearon los requerimientos de hardware y software necesarios para implementar el SDF. Se propone un analizador de tamaño de partículas, se desarrolla algoritmos y finalmente las interfaces gráficas del CMPM y del SDF,

CONCLUSIONES

Se obtuvo un modelo matemático basado en relaciones de redundancia analítica, que describe el comportamiento del CPM real de la concentradora de cobre Toquepala, operada por la compañía Southern Copper. Se usó parámetros reales y parámetros internos del CPM ajustados, lo que conllevó a la obtención de un modelo con una aproximación del 91% del real. Por lo tanto, se obtuvo un modelo del CPM confiable, que es paso principal para el desarrollo del SDF implementable.

Se desarrolló un emulador capaz de simular el CPM real, a partir del modelo matemático obtenido, con la finalidad de desarrollar un SDF implementable. El emulador está formado por módulos que representan a cada elemento en el CPM, módulos que son interconectados por el flujo del material, que contiene los atributos de flujo másico, flujo volumétrico de agua y distribución granulométrica. El software de simulación utilizado es Simulink de Matlab.

Se plantearon dieciséis fallas en sensores, cuatro fallas en actuadores y dos fallas de proceso, que conjuntamente con las relaciones de redundancia analítica (residuos) se determinó la matriz de firma de fallas MFF. Tanto las fallas en los sensores, actuadores como del proceso, son válidas para implementarse en el SDF del CPM, dado que las fallas que se simularon son de análisis y lo más aproximado a la realidad.

Se diseñó y desarrolló un SDF basado en modelos para el CPM de acuerdo a la metodología FDI utilizando la redundancia analítica y aplicando la técnica del análisis estructural, el cual es la herramienta que permitió determinar los residuos usando solo el conocimiento de las variables que intervienen en las ecuaciones matemáticas del CPM. El SDF tiene la capacidad de detectar y localizar fallas en los sensores, actuadores y fallas de proceso, una falla a la vez. Para el desarrollo del SDF, es necesario conocer adecuadamente el proceso, de forma que en el momento que se estudia una falla, se pueda identificar los efectos que esta falla provoca en las respuestas del sistema, ya que si no se identifica correctamente los efectos de las fallas se obtendrá un SDF ineficiente.

Para validar el diseño del SDF se aplicaron fallas de tipo pulso y escalón al CPM de acuerdo al MFF y se encontró que los 17 residuos seleccionados con el método de análisis estructural y análisis son capaces de detectar y aislar todas las

fallas. De la misma manera, se aplicó ruido a los sensores y se encontró que en todas las simulaciones, los diecisiete residuos son sensibles a fallas e insensibles al ruido, de donde se concluye que el SDF es totalmente sensible solo a fallas. Luego de la validación, se desarrolló un algoritmo para la implementación del SDF en el CPM real.

Se diseñó y desarrolló la interfaz gráfica del SDF en el software FactoryTalk View el cual se mostrará en el panel de operador HMI y en el sistema SCADA con los que cuenta el CPM. La interfaz gráfica que se proporcionará al operador y al supervisor será una gran herramienta para identificar rápidamente de manera visual los elementos en falla.



RECOMENDACIONES

- Se puede mejorar el SDF obteniendo un modelo matemático del CMPM, a partir de la identificación de sistemas no lineales, para obtener una mejor aproximación del CMPM real, lo que implica obtener los permisos correspondientes para el acceso y la obtención de datos.
- El SDF fue diseñado para detectar solo una falla a la vez, debido a que el CMPM es demasiado extenso en variables y restricciones, lo cual toma bastante tiempo. Para tener idea de lo extenso que se torna el diseño para detectar más de una falla a la vez, tomemos en cuenta que desarrollar el SDF para detectar dos fallas a la vez, sería demorar el tiempo utilizado en el desarrollo del SDF para una sola falla, al cuadrado.
- Se puede desarrollar el SDF para todas las etapas del proceso minero, siguiendo todos los pasos desarrollados en la tesis. Principalmente es necesario obtener los modelos matemáticos en ecuaciones diferenciales de todos los componentes de las etapas del proceso minero, que se quieran incluir al SDF, para poder desarrollar el SDF.

BIBLIOGRAFÍA

Blanke M., Kinnaert, M., Lunze, J. y Staroswiecki, M. (2003). Diagnosis and fault tolerant control, Berlin: Springer.

Chen, X.S., Li, Q. & Fei, S.M. (2008). Constrained model predictive control in ball mill grinding process. Powder Technology 186, p. 31-39. ScienceDirect, Elsevier.

Chow E. and Willsky A. (1984). Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems.

Coetzee, Craig, and Kerrigan (2010). Robust Nonlinear Model Predictive Control of a Run-of-Mine Ore Milling Circuit.

Cordier, Dague, montmain, Staroswickie, Trave (1999). A comparative analysis of the model based diagnosis approach from the Artificial Intelligence and Automatic Control perspectives.

C. G. Perez y J. Sotomayor (2014). Análisis de redundancia para diagnóstico de Fallas de una planta desalinizadora de agua de mar.

C. G. Pérez, L. Travé-Massuyès, E. Chanthery and J. Sotomayor. (2015) Decentralized diagnosis in a spacecraft attitude determination and control system. Journal of Phys.: Conf. Ser. 659 012054

Daniel Sbárbaro, René de Villar (2010). Advanced Control and Supervision of Mineral Processing Plants.

Dehong Liu and Dingguo Lu (2015). Off-the-Grid Compressive Sensing for Broken-Rotor-Bar Fault Detection in Squirrel-Cage Induction Motors.

Diaz Sanchez, Darío (2011). Diagnóstico de fallas en motores de inducción tipo jaula de ardilla mediante la aplicación de métodos híbridos.

Dustegor, Cocquempot and Staroswiecki (2006). Adaptive structural analysis for FDI design in evolving systems.

Elsevier. Chen, X.S., Li, Q. & Fei, S.M. (2008). Supervisory expert control for ball mill grinding circuits. Expert Systems with Applications 34, p. 1877-1885. ScienceDirect Elsevier.

Flores Abad, Angel (2006). Diagnóstico de fallas en el turbogenerador a vapor de una central de generación de ciclo combinado.

Gertler J (1993) Analytical redundancy methods in fault detection and isolation. International Conference on Fault Diagnosis Tooldiag'93, Toulouse, France.

- Hodouin, D. & Del Villar, R. (1994). Conduite des unités de broyage. Techniques de l'ingénieur, JP (J 3110):1-26.
- Hodouin, D., Jämsä-Jounela, S.L., Carvalho, M.T. & Bergh, L. (2001). State of the art and challenges in mineral processing control. Control Engineering Practice 9, p. 995-1005. Pergamon.
- Hulbert, D.G. (1989). The state of the art in the control of milling circuits. In Koppel, V., editor, Automation in Mining, Mineral and Metal Processing. IFAC Pergamon Press.
- Isermann, R. (2011). Fault diagnosis applications, model based condition monitoring, Berlin: Springer.
- Jaime Sepúlveda, Leonel Gutierrez (1986). Dimensionamiento y optimización plantas concentradoras mediante técnicas de modelación matemática.
- Jaime Sepúlveda (2004). Methodologies for the evaluation of grinding media consumption rates at full plant scale.
- Jämsä, S.-L., H. Melama and J. Penttinen (1983). Design and experimental evaluation of a multivariable grinding circuit control system. In: Proceedings IFAC Automation in Mining, Mineral and Metal Processing. Helsinki, Finland.
- King, R.P (2001). Modeling & simulation of mineral processing systems. Butterworth Heinemann.
- Krishnan R. (2001). Electric motor drives. Modeling, analysis and control. Prentice Hall.
- Krysander, Aslund and Nyberg (2008). An Efficient Algorithm for Finding minimal overconstrained subsystems for model based diagnosis.
- Krysander and Erik Frisk (2008). Sensor Placement for Fault Diagnosis.
- Lepore, R. (2006). Nonlinear optimization-based control techniques applied to cement grinding and polymerization processes. PhD thesis, Faculté Polytechnique de Mons.
- Liu, Y. & Spencer, S. (2004). Dynamic simulation of grinding circuits. Minerals Engineering, 17:1189-1198. ScienceDirect, Elsevier.
- Logicelectronic, BECKHOFF (2015). Tecnologías de automatización.
<http://www.logicelectronic.com/BECKHOFF/Que%20es%20un%20PAC.htm>
- López Alejandro (2013). Detección de Anomalías en Molino de Bolas Usando Modelos No-Paramétricos. Universidad de Chile.
- Loutjie C. Coetzee, Ian K. Craig, and Eric C. Kerrigan (2010); Robust Nonlinear Model Predictive Control of a Run-of-Mine Ore Milling Circuit

Lynch, A. J. and Rao, T. C., (1975), Modeling and scale-up of hydrocyclone classifiers. Proceedings of the 11th International Mineral Processing congress, Cagliari, pp. 245-269.

Lynch, A. (1977). Mineral Crushing and Grinding Circuits. Their Simulation, Optimisation, Design and Control. Elsevier Scientific Publishing Company.

Marzat J., Piet-Lahanier H. Damongeot F. and Walter E. (2009). Autonomous Fault Diagnosis: State of the Art and Aeronautical Benchmark. 3er European Conference for Aero-Space Sciences, EUCASS2009, Versailles: France.

Napier-Munn, T. J., Morrell, S., Morrison, R. D., Kojovic, T., (1999). Mineral comminution circuits: Their operation and optimisation, 2nd Edition. JKMRRC Monograph Series in Mining and Mineral Processing.

National Instrument (2006). Acondicionamiento de señales, <http://digital.ni.com/worldwide/latam.nsf/web/all/D864C2C25C7B5EE086256F490070432B>

National Instrument (2008). An introduction to noise signals, <http://www.ni.com/white-paper/3006/en/>

Outotec, Products and Services (2015). <http://www.outotec.com/en/Products--services/Analyzers-and-automation/Particle-size-analyzers/>

Ozkan, A., Yekeler, M. & Calkaya, M. (2009). Kinetics of fine wet grinding of zeolite in steel ball mill in comparison to dry grinding. International Journal of Mineral Processing, 90:67-73. ScienceDirect, Elsevier.

Paul M. Frank (1990). Fault Diagnosis in Dynamic Systems Using Analytical and Knowledge-based Redundancy. A Survey and Some New Results.

Patton R., Frank P., and Clark R. (1989). Fault diagnosis in dynamic systems, theory and applications, New York: Prentice Hall.

Pomerleau, A., Hodouin, D., Desbiens, A. & Gagnon, E. (2000). A survey of grinding circuit control methods: from decentralized PID controllers to multivariable predictive controllers. Powder Technology 108, p. 103-115. Elsevier.

Pothen A. and Fan Ch. (1990). Computing the block triangular form of a sparse matrix. ACM Trans on mathematical software, 16(4): 330-324.

Puig, V., Quevedo, J., Escobedo, T., Morcego, B. y Ocampo, C. (2004). Control tolerante a fallos (Parte I): Fundamentos y diagnóstico de fallos. Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial, Vol. 1, abril, pp. 15-31.

Rajamani and Herbst (1990). Optimal control of a ball mill grinding circuit-i. grinding circuit modeling and dynamic simulation.

Remes, Aaltonen, Koivo (2010). Grinding circuit modeling and simulation of particle size control at Siilinjärvi concentrator.

Roux, J., Padhi, R. and Craig I. (2015). Optimal control of grinding mill circuit using model predictive static programming: A new nonlinear MPC paradigm.

Shaowen Lu, Member, Ping Zhou, Member, Tianyou Chai, Fellow and Wei Dai Modeling and Wei Dai (2013). Simulation of Whole Ball Mill Grinding Plant for Integrated Control

Staroswiecki and Comtet (2000). Analytical redundancy relations for fault detection and isolation in algebraic dynamic systems.

Svard C. and Nyberg M. (2010). Residual generators for fault diagnosis using computational sequences with mixed causality applied to automotive systems.

Svard C., Nyberg M. and Frisk E. (2011). A Greedy Approach for Selection of Residual Generators.

Svard C. and Nyberg M. (2011). Automated design of an FDI System for the wind turbine benchmark.

Tavares and Carvalho (2009). Modeling breakage rates of coarse particles in ball mills.

Travé-Massuyès, Escobet, and Olive (2006). Diagnosability Analysis Based on Component-Supported Analytical Redundancy Relations.

Staroswiecki and Declerck (1989). Analytical Redundancy in Nonlinear Interconected systems by means of structural analysis

Verde Cristina and Sanchez Marino (2006). Monitorability Analysis for a Gas Turbine using Structural Analysis.

Wei, D., Craig, I.K. (2009). Grinding mill circuits – A survey of control and economic concerns. Int. J. Miner. Process. 90, p. 56-66. ScienceDirect, Elsevier.

APENDICE

A. Relación de variables.

Tabla A.1. Tabla de relación de variables y su descripción.

Relación	Variable	Descripción
x52	W _{Fa}	Flujo de alimentación de agua al molino
x53	W _{Fsa}	Flujo de alimentación de agua al cajón de pulpa
x54	M _{Fa}	Alimentación de material grueso al molino
x31	W _{Fm}	Alimentación de agua total al molino
x32	M _{Fm}	Alimentación de material total al molino
x33	Q _{Fm}	Flujo de pulpa de entrada al molino
x34	M _{Dm}	Flujo másico en la descarga del molino
x36	Q _{Dm}	Flujo de pulpa en la descarga del molino
x49	W _{DO}	Flujo de agua en el rebose del hidrociclón
x47	M _{DO}	Flujo másico en el rebose del hidrociclón
x57	Q _{DO}	Flujo de pulpa en el rebose del hidrociclón
x50	W _{DU}	Flujo de agua en la descarga del hidrociclón
x48	M _{DU}	Flujo másico en la descarga del hidrociclón
x51	Q _{DU}	Flujo de pulpa en la descarga del hidrociclón
x1-x10	H _{mDi_mi}	Distribución granulométrica dentro del molino
x11-x20	H _{mDi_si}	Distribución granulométrica dentro del cajón de pulpa
x21-x30	m _{DUi}	Distribución granulométrica en la descarga del hidrociclón
x39	CC	Carga circulante
x38	P	Potencia mecánica del motor
x37	D _p	Densidad de pulpa
x35	H _m	Retención total en el molino
x43	H _s	Retención total en el cajón de pulpa
x45	V _s	Volumen de operación en el cajón
x46	H	Nivel del cajón de pulpa
x59-x61	I _{abc}	Corrientes de estator del motor
x75-x77	V _{abc}	Voltajes de alimentación del motor
x70	N	Velocidad del motor

Tabla A.2. Tabla de relación complementaria de variables.

Relación	Variable	Relación	Variable	Relación	Variable
x62	i_sa	z1	Up1	z14	MT
x63	i_sb	z2	Up2	z15	DT
x64	i_sd	z3	Up3	z16	LT
x65	i_sq	z4	Up5	z17	WTO
x66	i_rd	z5	CSa	z18	MTO
x67	i_rq	z6	CSb	z19	VSa
x68	Te	z7	CSc	z20	VSb
x69	Tm	z8	WFF	z21	VSc
x71	Ne	z9	MFF	z22	ISa
x72	ψ_{as}	z10	PST	z23	ISb
x73	ψ_{bs}	z11	QT	z24	ISc
x74	θ_s	z12	QT1	z25	NT
		z13	QT2	z26-z35	mDOi

B. Respuesta del SDF ante la presencia de fallas del tipo escalón.

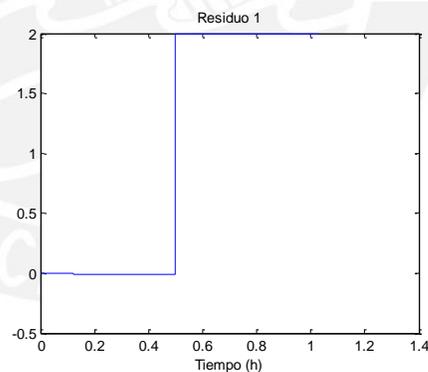


Figura B.1. Comportamiento del residuo 1 ante falla de sensor PST.

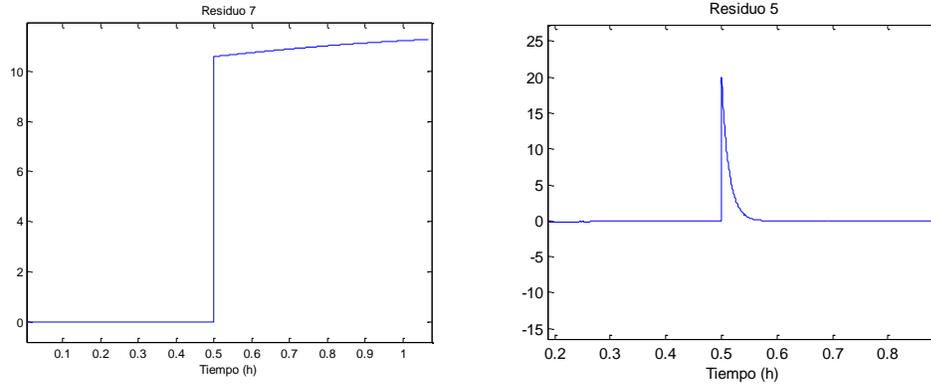


Figura B.2. Comportamiento de los residuos ante falla por desviación del sensor QT.

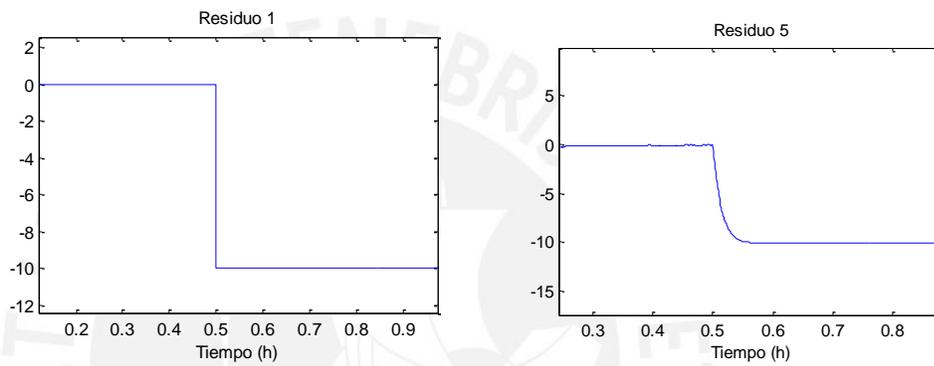


Figura B.3. Comportamiento de los residuos ante falla por desviación del sensor QT1.

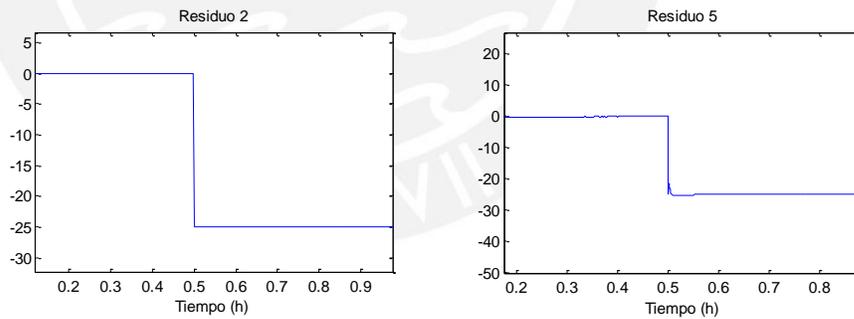


Figura B.4. Comportamiento de los residuos ante falla por desviación del sensor QT2.

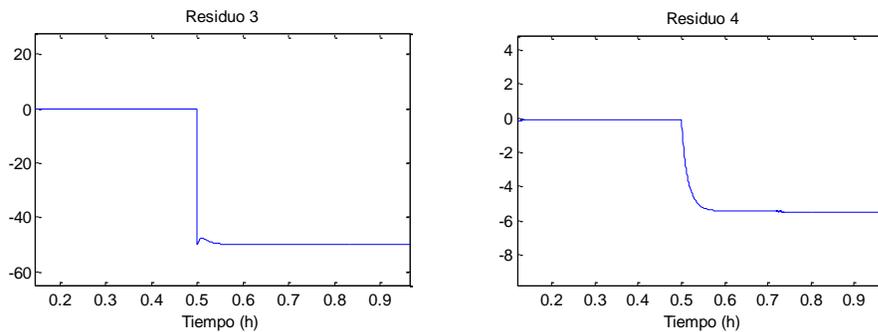


Figura B.5. Comportamiento de los residuos ante falla por desviación del sensor MT.

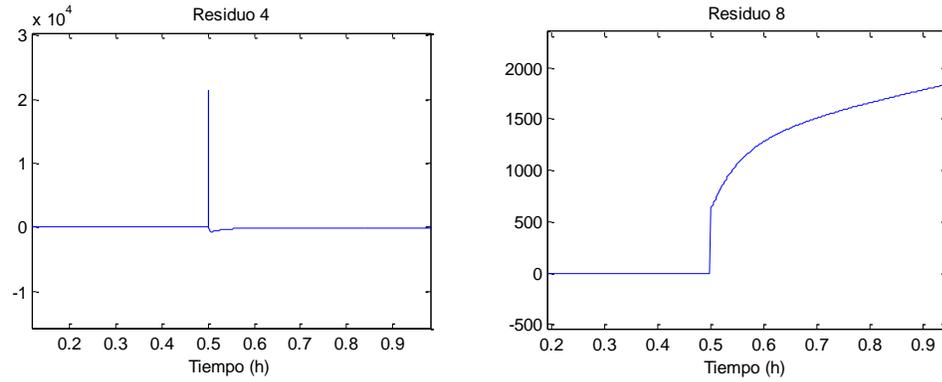


Figura B.6. Comportamiento de los residuos ante falla por desviación del sensor DT.

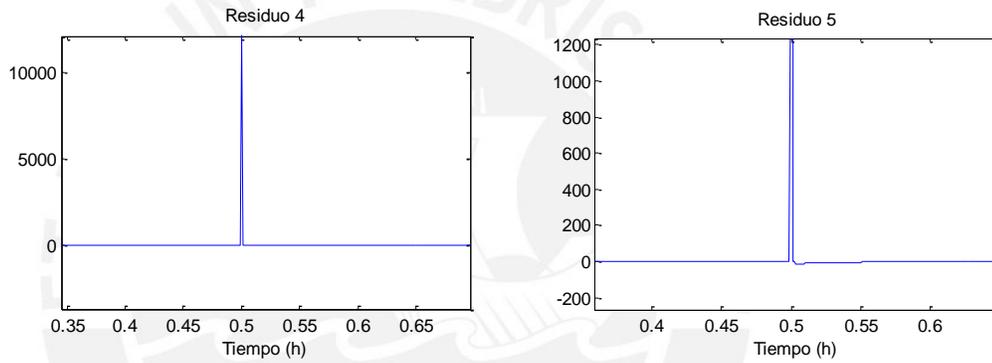


Figura B.7. Comportamiento de los residuos ante falla por desviación del sensor LT.

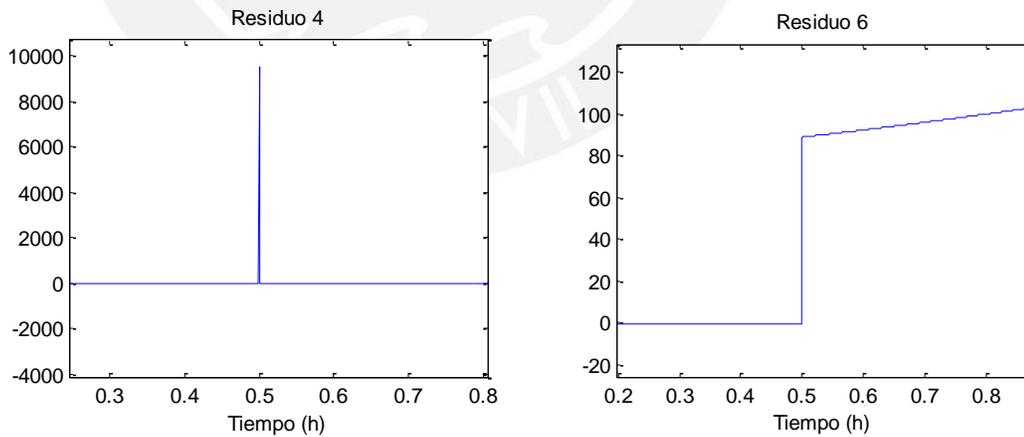


Figura B.8. Falla por desviación del sensor MTO y comportamiento de los residuos.

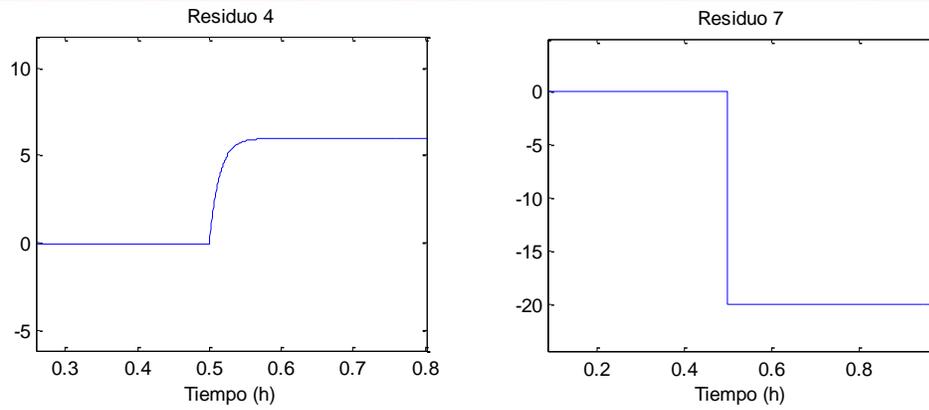


Figura B.9 Comportamiento de los residuos ante falla por desviación del sensor WTO.

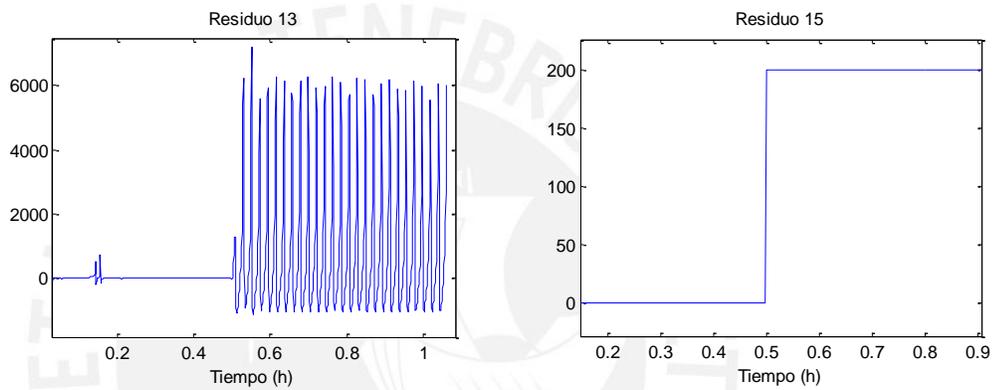


Figura B.10. Comportamiento de los residuos ante falla por desviación del sensor VSa.

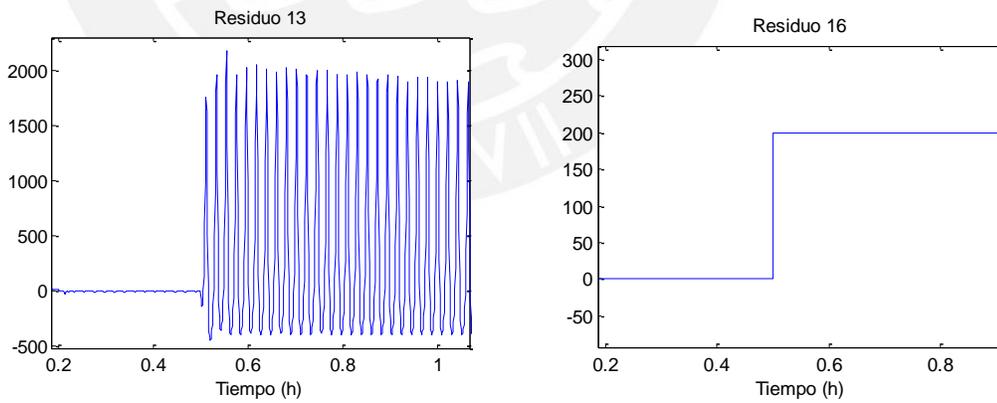


Figura B.11. Comportamiento de los residuos ante falla por desviación del sensor VSb.

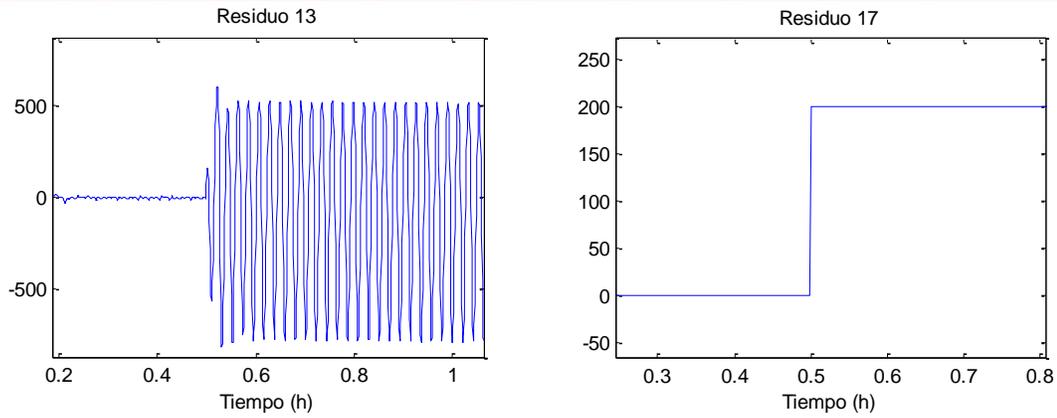


Figura B.12. Comportamiento de los residuos ante falla por desviación del sensor VSc.

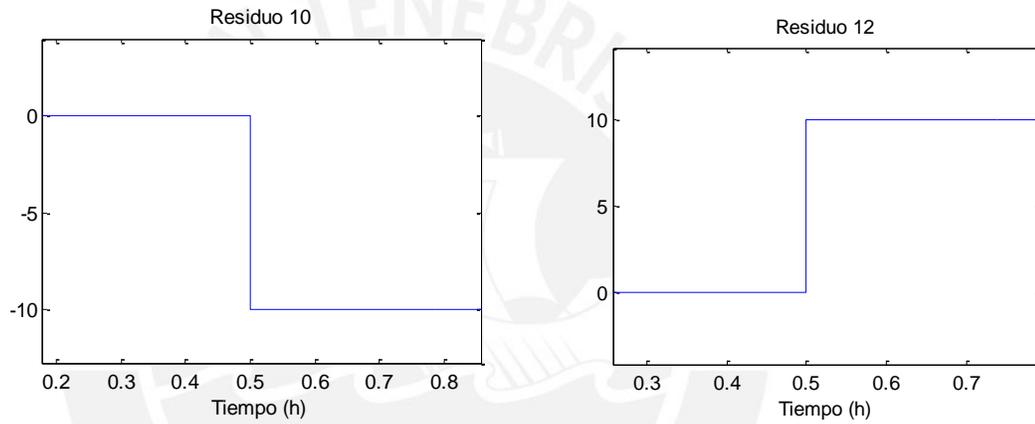


Figura B.13. Comportamiento de los residuos ante falla por desviación del sensor ISa.

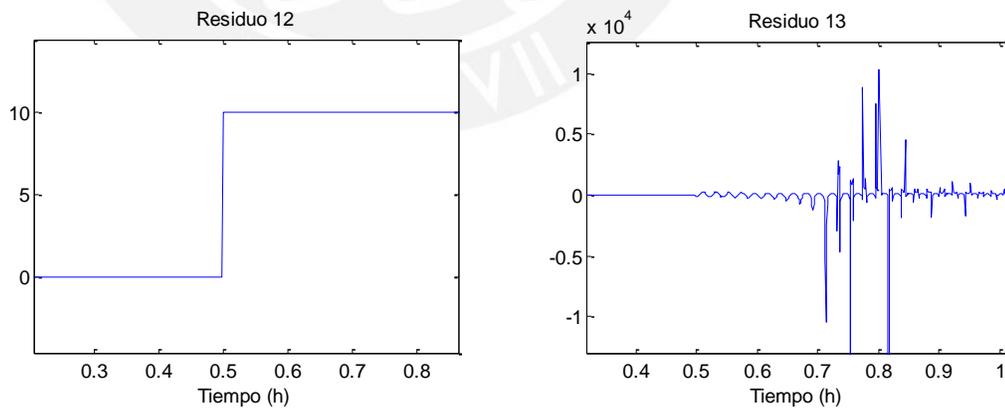


Figura B.14. Falla por desviación del sensor ISb y comportamiento de los residuos.

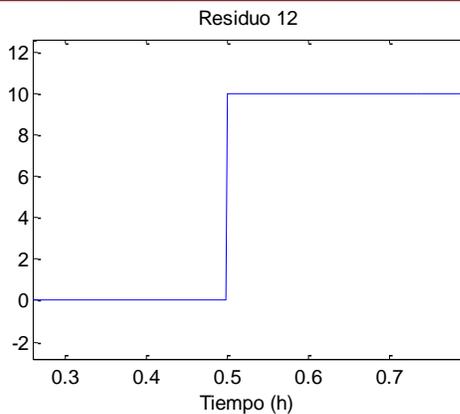


Figura B.15. Comportamiento del residuo ante falla por desviación del sensor ISc.

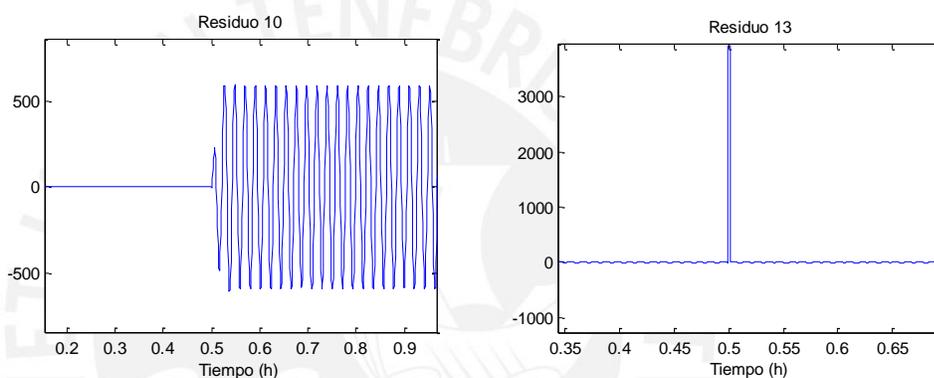


Figura B.16. Comportamiento de los residuos ante falla por desviación del sensor NT.

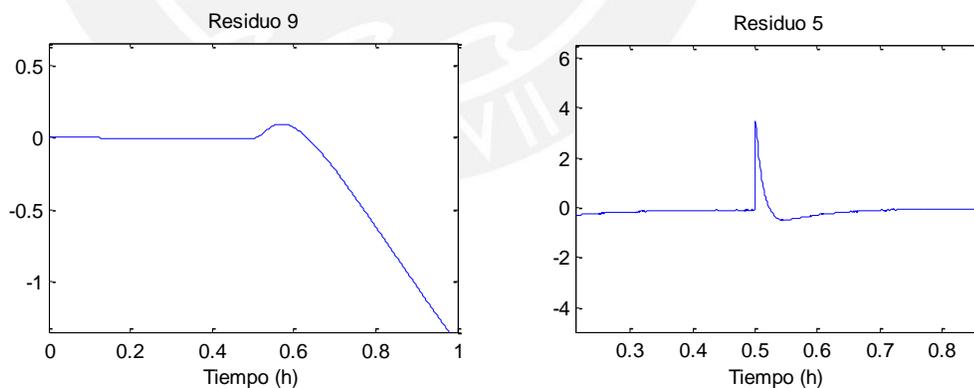


Figura B.17. Comportamiento de los residuos con falla en la válvula de flujo WFa.

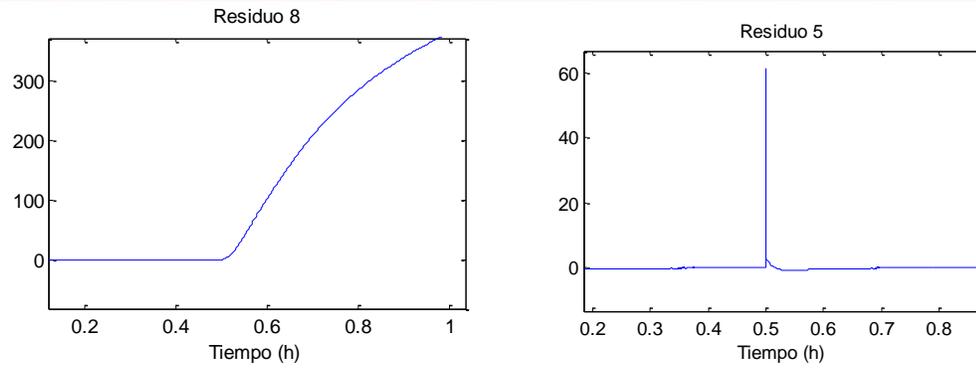


Figura B.18. Comportamiento de los residuos ante falla válvula de flujo WFsa.

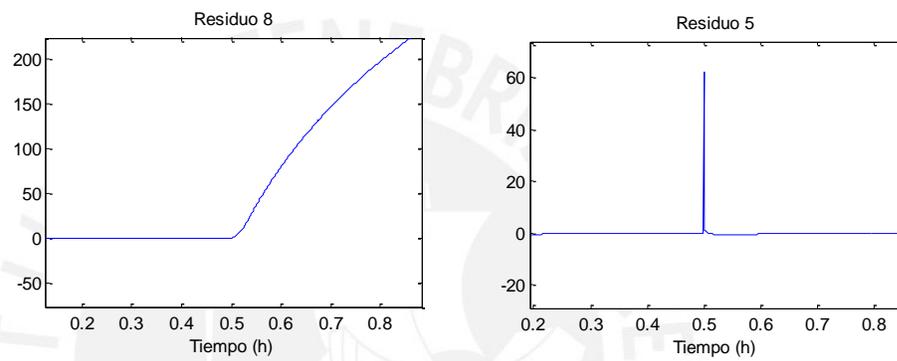


Figura B.19. Comportamiento de los residuos ante falla en faja transportadora.

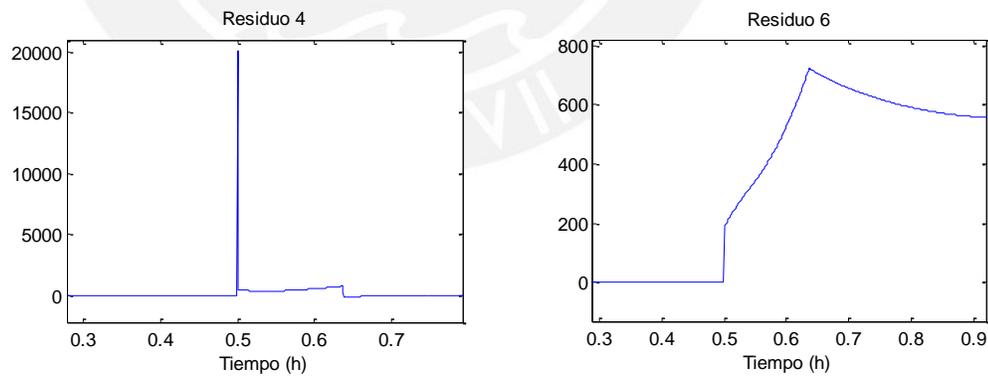


Figura B.20. Comportamiento de los residuos ante falla en bomba de pulpa.