



UNIVERSIDAD DE CHILE  
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS  
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA

DISEÑO DE UN ALGORITMO DE DIAGNÓSTICO DE FALLAS MONOFÁSICAS EN  
MÁQUINAS SINCRÓNICAS DE POLOS SALIENTES USANDO LA MÁQUINA DE  
SOPORTE VECTORIAL

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL ELÉCTRICO

MAURICIO ALEJANDRO VALDÉS ORTIZ

PROFESOR GUÍA:  
GUILLERMO JIMÉNEZ ESTÉVEZ

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:  
MARCOS ORCHARD CONCHA  
EDUARDO SALAMANCA HENRÍQUEZ

SANTIAGO DE CHILE

2014

**RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR  
AL TÍTULO DE:** Ingeniero Civil Eléctrico  
**POR:** Mauricio Alejandro Valdés Ortiz  
**FECHA:** 09/06/2014  
**PROFESOR GUÍA:** Guillermo Jiménez Estévez

## **DISEÑO DE UN ALGORITMO DE DIAGNÓSTICO DE FALLAS MONOFÁSICAS EN MÁQUINAS SINCRÓNICAS DE POLOS SALIENTES USANDO LA MÁQUINA DE SOPORTE VECTORIAL**

La energía eléctrica es una de las formas de energía más usadas por el ser humano. Sin ella muchas de las comodidades a las que se está habituado desaparecerían. Sin embargo uno de sus mayores consumidores es la industria, donde tan solo la idea de una mala calidad de suministro sostenida en el tiempo podría causar una gran conmoción. Es por eso que los sistemas de generación de esta energía deben ser monitoreados constantemente en búsqueda de posibles fallas o anomalías que pongan en peligro la disponibilidad de los equipos eléctricos ahí usados, en especial de las máquinas usadas para la generación.

Los generadores sincrónicos son las máquinas rotatorias más usadas en la industria de la generación de energía eléctrica, es por eso que el diagnóstico de fallas para estos equipos toma gran importancia a nivel mundial.

En el presente trabajo de título se diseña un algoritmo de diagnóstico de fallas orientado a detectar y clasificar fallas de tipo monofásicas para máquinas sincrónicas de polos salientes, monitoreando las corrientes de estator trifásicas y la corriente de campo. Está basado en el uso de una novedosa técnica de aprendizaje supervisado llamada Máquina de Vectores de Soporte (SVM), la cual, mediante su sistema de implementación “*uno contra el resto*” es capaz de clasificar el estado de la máquina en 4 clases distintas: “*sano*”, “*falla clase 1*”, “*falla clase 2*” y “*falla clase 3*”. La SVM recibe como entrada los llamados atributos de falla, variables que se obtienen a partir de las corrientes monitoreadas y se caracterizan por poseer la información suficiente para que la SVM pueda resolver el problema de clasificación planteado.

Los atributos son obtenidos a través del análisis de las corrientes de estator y de campo. Consisten en un conjunto formado por distintas frecuencias de falla (obtenidas mediante la Transformada de Fourier de las distintas señales de entrada) como también de amplitudes o características de las corrientes en el tiempo.

Los datos de operación de la máquina sincrónica que son usados para entrenar, probar y validar el algoritmo de diagnóstico se obtienen a partir de simulaciones del modelo basado en la representación del Voltaje detrás de la Reactancia, este modelo implementa una novedosa forma de subdividir los devanados de estator de la máquina con el fin de simular fallas internas.

El algoritmo es validado usando datos contaminados con ruido blanco Gaussiano en distintos niveles, logrando una tasa correcta de clasificación del 97.5 % para datos contaminados con ruido  $S/N = 30[dB]$ , lo que indica que el método propuesto es robusto ante perturbaciones y podría ser aplicado experimentalmente en el diagnóstico de fallas monofásicas en máquinas sincrónicas de polos salientes.

# Agradecimientos

Agradezco enormemente a mis padres, Jorge y Aida por su incansable empeño y energía para brindarme la excelente educación teórica y valórica que recibí tanto en la etapa del colegio como en la etapa universitaria. Por estar siempre presentes cuando lo necesité, por levantarme y animarme en aquellos momentos difíciles de desesperación y frustración. Por saber ponerme de vuelta cuando uno se desvía del camino correcto. A mi hermano Cristian, por su amabilidad y compañerismo, por su gran disponibilidad cuando necesité de su ayuda, cualquiera que fuese la situación. A mis tías Mary, Angélica y Lista por su incondicional cariño y motivación, por ser un ejemplo a seguir, por esas tardes de estudio de matemáticas cuando era pequeño, por esas conversaciones académicas que no siempre se tienen en la familia. A mis abuelos, por compartir con uno de la sabiduría que solo la vida puede dar. También agradecer a mi nana Ita, gracias por estar ahí, lidiar con mi desorden y personalidad, gracias!.

Un especial agradecimiento a mis amigos de toda la vida, en especial a Pancho, Nico y Gonza. Quienes me apoyaron siempre, sin importar la razón, quienes me levantaron en esa etapa más difícil del proceso de la memoria, por su amistad incondicional. A mis amigos de la U, en especial a Carito, Dany y Pepe, gracias por todo.

Como no agradecer a Don Mauricio Farías, quien supo enseñarme tan bonita filosofía de vida: vencerse a si mismo. Gracias por ser el guía espiritual que es.

Finalmente agradezco a mis profesores de la U, en especial a Guillermo Jiménez, Marcos Orchard y Manuel Duarte. Fueron ustedes quienes me guiaron por estos largos años de estudios, quienes supieron alimentar mis ansias de conocimiento, mis ganas de querer aprender tan linda disciplina como lo es la Ingeniería.

A todos ustedes, muchas gracias.

# Tabla de contenido

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Motivación . . . . .	1
1.2. Objetivos . . . . .	3
1.2.1. Objetivos Generales . . . . .	3
1.2.2. Objetivos Específicos . . . . .	3
1.3. Alcance . . . . .	3
1.4. Estructura de la Memoria . . . . .	4
<b>2. Fundamentos y Conceptos Básicos</b>	<b>6</b>
2.1. Centrales Hidroeléctricas . . . . .	6
2.2. Generadores Eléctricos . . . . .	8
2.2.1. Generador Asincrónico . . . . .	8
2.2.2. Generador Síncronico . . . . .	9
2.3. Fallas en Máquinas Eléctricas . . . . .	16
2.4. Monitoreo de Condición . . . . .	18
2.4.1. Conceptos básicos . . . . .	18
2.4.2. Técnicas de Diagnóstico de Fallas . . . . .	20
2.4.3. Diagnóstico de Fallas en Máquinas Eléctricas Rotatorias . . . . .	21
<b>3. Descripción del Problema, Antecedentes y Metodología</b>	<b>23</b>
3.1. Descripción del Problema . . . . .	23
3.2. Antecedentes . . . . .	24
3.2.1. Modelación de la Máquina Síncronica considerando Fallas Internas . . . . .	24
3.2.2. Modelo del Voltaje detrás de la Reactancia . . . . .	25
3.2.3. Máquina de Vectores de Soporte . . . . .	32
3.3. Metodología . . . . .	36
<b>4. Implementación del Modelo VBR</b>	<b>38</b>
4.1. Preparación: Parámetros y condiciones iniciales . . . . .	38
4.1.1. Determinación de los parámetros de la máquina a partir de los datos del fabricante . . . . .	39
4.1.2. Cálculo de condiciones iniciales . . . . .	41
4.2. Simulación . . . . .	42
4.2.1. Procedimiento . . . . .	43
4.2.2. Caso de comparación . . . . .	43

<b>5. Algoritmo de Diagnóstico de Fallas</b>	<b>45</b>
5.1. Definición del problema . . . . .	45
5.2. Selección de atributos . . . . .	46
5.2.1. Descripción de atributos seleccionados . . . . .	47
5.3. Construcción del Algoritmo . . . . .	52
5.3.1. Estrategia . . . . .	52
5.3.2. Entrenamiento y Prueba del Algoritmo . . . . .	54
5.3.3. Resultados para la etapa de prueba del algoritmo . . . . .	56
5.3.4. Optimización de las SVMs . . . . .	57
5.3.5. Segunda optimización de las SVMs . . . . .	58
5.4. Validación y análisis del algoritmo propuesto . . . . .	59
<b>6. Conclusiones y Trabajo Futuro</b>	<b>62</b>
6.1. Conclusiones . . . . .	62
6.2. Trabajo Futuro . . . . .	63
<b>Bibliografía</b>	<b>65</b>
<b>A. Figuras extras</b>	<b>70</b>
A.1. Figuras extras del Capitulo 4 . . . . .	70
A.1.1. FFT de corrientes de estator . . . . .	70
A.1.2. FFT de la Transformada de Hilbert de la corriente de campo y FFT de secuencia negativa de la corriente de estator . . . . .	70

# Índice de tablas

2.1. Clasificación de Centrales Hidráulicas en Chile . . . . .	7
5.1. Muestra los resultados para $m$ iteraciones del código de prueba propuesto . . . . .	56
5.2. Muestra los resultados para los parámetros <i>boxconstrain</i> y el <i>rbf_sigma</i> que producen el menor error de clasificación en cada SVM . . . . .	57
5.3. Muestra los resultados para $m$ iteraciones del código de prueba propuesto para los SVMs sin optimizar y para los SVMs optimizados . . . . .	57
5.4. Muestra los resultados para 300 iteraciones del código de la segunda optimización de las SVMs . . . . .	58
5.5. Muestra los niveles de ruido agregado a cada uno de los 12 conjuntos de 200 corrientes	59
5.6. Muestra los errores de clasificación para el algoritmo de detección y diagnóstico de fallas obtenidos usando el conjunto de datos de validación . . . . .	60

# Índice de figuras

2.1.	Diagrama de una central hidroeléctrica . . . . .	7
2.2.	Máquina asincrónica, rotor jaula de ardilla . . . . .	9
2.3.	Diagrama esquemático de una máquina síncrona trifásica . . . . .	10
2.4.	Construcción del rotor de polos salientes . . . . .	11
2.5.	Construcción del rotor cilíndrico . . . . .	12
2.6.	Caminos de corriente en un rotor cilíndrico . . . . .	12
2.7.	Formas de onda de la MMF producida por un bobina simple . . . . .	13
2.8.	Formas de onda de la MMF producida por un conjunto de bobinas . . . . .	13
2.9.	Onda espacial de la MMF de la fase $a$ . . . . .	14
2.10.	MMF de estator y rotor . . . . .	16
2.11.	Fallas asociadas al estator . . . . .	17
2.12.	Esquema de ciclo de diagnóstico de anomalías/fallas y recuperación (acomodación) del proceso . . . . .	19
2.13.	Métodos de diagnóstico de fallas . . . . .	21
3.1.	Esquema de la subdivisión de devanados . . . . .	25
3.2.	Distribución espacial de las MMF. (a) Distribución sinusoidal. (b) Subdevanado 1. (c) Subdevanado 2 . . . . .	26
3.3.	Descripción gráfica de la máquina de soporte vectorial . . . . .	32
4.1.	Datos de la máquina a estudiar . . . . .	39
4.2.	Comparación entre las simulaciones de [1] y la del presente trabajo de título . . . . .	44
5.1.	Comparación de las corrientes por fase en el dominio del tiempo en estado sano y en falla del 10 % . . . . .	47
5.2.	Corrientes en el tiempo que circulan por el subdevanado a1 al ocurrir una falla de distintos porcentajes de severidad al instante $t = 0.05$ [s] . . . . .	48
5.3.	Comparación de las FFT en escala logarítmica para el subdevanado a1 en estado sano y en falla del 10 % . . . . .	49
5.4.	Comparación de la corriente de campo en el dominio del tiempo en estado sano y en falla del 10 % . . . . .	50
5.5.	Comparación de la FFT de la corriente de campo entre máquina operando en estado sano y en falla del 10 % . . . . .	50
5.6.	Comparación entre la secuencia negativa de la corriente de estator en el dominio del tiempo en estado sano y en falla del 10 % . . . . .	51
5.7.	Diagrama de flujo del algoritmo de detección y diagnóstico de fallas . . . . .	53

5.8. Histograma que entrega la distribución de los tiempos que tardó cada iteración en encontrar los SVMs que dieran error nulo de clasificación. Se realizaron 300 iteraciones . . . . .	58
5.9. Comparación gráfica para las corrientes de estator en estado sano, con y sin ruido agregado . . . . .	60
A.1. FFT de la corriente de los subdevanados a1, b1 y c1 para la máquina en estado de falla monofásica del 10 % de los devanados. (a) Muestra todo el espectro de frecuencias analizado y (b) una ampliación a la tercera armónica . . . . .	70
A.2. FFT de la corriente de los subdevanados a1, b1 y c1 para la máquina en estado de falla monofásica del 25 % de los devanados. (a) Muestra todo el espectro de frecuencias analizado y (b) una ampliación a la tercera armónica . . . . .	71
A.3. FFT de la corriente de los subdevanados a1, b1 y c1 para la máquina en estado de falla monofásica del 50 % de los devanados. (a) Muestra todo el espectro de frecuencias analizado y (b) una ampliación a la tercera armónica . . . . .	71
A.4. FFT de la corriente de los subdevanados a1, b1 y c1 para la máquina en estado de falla monofásica del 85 % de los devanados. (a) Muestra todo el espectro de frecuencias analizado y (b) una ampliación a la tercera armónica . . . . .	72
A.5. FFT de las Transformada de Hilbert de la corriente de campo para distintos porcentajes de falla . . . . .	73
A.6. FFT de la secuencia negativa de la corriente de estator para distintos porcentajes de falla . . . . .	74



# Capítulo 1

## Introducción

En el presente trabajo de título se diseña un algoritmo de diagnóstico de fallas monofásicas para la máquina sincrónica de polos salientes, basado en el uso de la técnica de clasificación de datos llamada Máquina de Soporte Vectorial (SVM, del inglés: *Support Vector Machines*).

Los datos usados para construir, probar y validar el algoritmo son obtenidos mediante la simulación de la máquina sincrónica a través de la técnica de modelación llamada: Representación del Voltaje Detrás de la Reactancia (VBR, del inglés *Voltage Behind Reactance*).

### 1.1. Motivación

Los generadores sincrónicos son elementos muy importantes en los sistemas de energía, están encargados de proporcionar suministro ininterrumpido a los consumidores. Es por ello que su fiabilidad y buen funcionamiento son cruciales. Tanto los costos de oportunidad por no producir como los de mantenimiento son altos, dependen de la complejidad de las máquinas, de su tamaño, ubicación geográfica, etc. Por otra parte, las máquinas dañadas generalmente deben ser devueltas a los fabricantes o bien el usuario debe esperar extensos plazos de entrega de las piezas o partes a reemplazar. También es difícil que una empresa que disponga de una máquina sincrónica tenga todo el equipo requerido para su reparación.

El importante rol de los generadores en los sistemas de energía y el costo de reparación en caso de daños requieren un sistema de protección ante fallas, lo que significa que éstos deben ser protegidos ante cualquier daño causado por situaciones irregulares en la red eléctrica o dentro de la misma máquina.

Más aún, si el generador sincrónico abastece a una pequeña localidad aislada del sistema interconectado, su correcto funcionamiento se vuelve primordial. En Chile, muchas localidades aisladas consumen electricidad generada a partir de pequeñas centrales de paso con máquinas generadoras pequeñas, del orden de generación de los 10 [MVA] y sus sistemas de protección contra fallas son escasos o inexistentes.

Los sistemas de protección usados en generadores deben ser robustos y no deben interrumpir la operación en caso de fallas poco serias, sin embargo deben ser lo suficientemente sensibles para detectar varios tipos de fallas en los devanados del generador a diferentes grados de severidad.

En la búsqueda de este objetivo variados autores han estudiado diferentes tipos de fallas para la máquina sincrónica: en [2] usan métodos de tiempo y frecuencia, comparan los resultados con métodos de análisis de corriente de estator para detectar fallas en rodamientos; en [3] perturban la máquina con una señal binaria pseudo aleatoria y analizan la respuesta en frecuencia de la corriente de estator para detectar fallas de rodamientos. En [4] y en [5] aplican la técnica MWFA (del inglés *Modified Winding Function Approach*) para modelar las inductancias de la máquina y luego usarlas junto a elementos finitos (FE) para modelar la operación de la máquina, analizando nuevamente la repuesta en frecuencia de la corriente de estator para detectar fallas de excentricidad estática y dinámica. En [6] miden la corriente de campo para detectar fallas de excentricidad estática usando como herramienta el modelo de la máquina a través de MWFA. En [7] utilizan la WFA (del inglés *Winding Function Approach*) y la MWFA para detectar fallas de estator en una máquina sincrónica de polos salientes. En [8] usan el método de elementos finitos para identificar los parámetros de una máquina sincrónica de imanes permanentes y luego modelarla usando un modelo propuesto por ellos, buscando identificar fallas de estator. Otros autores investigan fallas en los devanados de rotor: en [9] y [10] usan redes neuronales en la detección de estas fallas, pero no logran buenos resultados. Otras fallas investigadas son rotura de barras amortiguadoras [11] para máquinas sincrónicas de polos salientes y fallas de desmagnetización [12] para máquinas de imanes permanentes.

En resumen, la cantidad de trabajos dedicados al estudio de fallas en éste tipo de máquinas es bastante amplio y los principales tipos de fallas investigadas son las fallas internas de estator, relacionadas con distintos tipos de corto circuito entre los devanados. Las causas son por pérdidas en la aislación de los enrollados a consecuencia de altas temperaturas y altas corrientes circulantes [13].

Las técnicas usadas para detectar fallas son, en la mayoría de los casos, análisis de las corrientes de estator o de campo. Aproximadamente desde el año 2000 en adelante se recurre mayormente al análisis en frecuencia de estas corrientes, identificándose ciertos patrones o frecuencias de fallas para cada tipo de éstas, pero, es en especial Ebrahimi y sus colaboradores [14] [15] [16] [17] (entre otros) quien centra la atención del autor de este trabajo de título.

Ebrahimi aplica distintos tipos de algoritmos avanzados de aprendizaje supervisado o reconocimiento de patrones tales como: Máquinas de Soporte Vectorial; Análisis de Componentes Principales; Vecino mas Cercano; Redes Neuronales y similares para el diagnóstico de distintos tipos de fallas en máquinas sincrónicas de imanes permanentes. Su estrategia se centra principalmente en estudiar matemáticamente ciertas variables de la máquina como los flujos magnéticos o las corrientes, buscando patrones en frecuencias específicas que puedan ser analizados, los cuales llama **indicadores de fallas**.

Usando estos indicadores en conjunto con algoritmos avanzados logra diagnosticar distintos tipos de fallas, evaluando la severidad de éstas automáticamente y en tiempo real. Para probar estos algoritmos se basa en algún modelo teórico de la máquina sincrónica de imanes permanentes, con el cual obtiene los datos para distintos tipos de falla, estos datos son usados para entrenar los algoritmos. Luego, valida los algoritmos tomando datos experimentales de máquinas en falla y

sanas. También valida los algoritmos de forma teórica agregando distintos niveles de ruido a los datos de entrada, con el propósito de analizar la robustez de las técnicas diseñadas.

Es así como en el presente trabajo de título se sigue una estrategia basada en los trabajos de Ebrahimi, en especial de [14] para diseñar un algoritmo de diagnóstico de fallas orientado a la detección y clasificación de éstas en generadores sincrónicos de polos salientes de baja potencia (10 [MVA] aproximadamente). Se implementa el modelo: Voltaje detrás de la Reactancia (VBR, del inglés *Voltage Behind Reactance*)[1] para simular este tipo de máquinas en estado de falla y sano. Luego se crea un sistema de validación teórico para el algoritmo de diagnóstico.

## **1.2. Objetivos**

En este contexto e intentando abordar la problemática planteada, los objetivos generales y específicos que se persiguen en este trabajo de título se detallan a continuación.

### **1.2.1. Objetivos Generales**

- Diseñar, entrenar, probar y validar un algoritmo de diagnóstico para fallas de corto circuito que afecten a la máquina sincrónica.
- Optimizar el algoritmo de diagnóstico de fallas con el fin de minimizar el error de clasificación y los tiempos computacionales de ejecución.

### **1.2.2. Objetivos Específicos**

- Implementar correctamente el modelo de la máquina sincrónica llamado Voltaje detrás de la Reactancia.
- Diseñar una estrategia para el diagnóstico de fallas monofásicas que tenga en consideración distintos niveles de severidad de la falla detectada.
- Entrenar y probar el algoritmo de diagnóstico de fallas usando datos teóricos de una o mas variables de la máquina sincrónica en estado sano y de falla tal que se minimice el error de clasificación.
- Validar el algoritmo de diagnóstico de fallas y analizar su robustez ante perturbaciones usando datos teóricos de una o mas variables de la máquina sincrónica en estado sano y de falla contaminados con distintos niveles de ruido.

## **1.3. Alcance**

En la búsqueda de los objetivos generales, el presente trabajo de título se enmarca en el diseño de un algoritmo de diagnóstico para fallas de cortocircuito del tipo monofásicas. Para la confección

de este algoritmo se usan datos de corriente de estator y de campo de la máquina sincrónica de polos salientes.

Al no contar experimentalmente con una máquina, los datos de operación de ésta son obtenidos a través de la implementación del modelo llamado Voltaje detrás de la Reactancia, el cual es capaz de modelar una máquina en estado sano o en algún tipo de falla de corto circuito de espiras en el estator, además de permitir ingresar el porcentaje de la falla en cuestión.

El algoritmo tiene como herramienta principal la Máquina de Soporte Vectorial, es diseñado para poder clasificar entre cuatro distintos estados de la máquina: sano; falla clase 1; falla clase 2 y falla clase 3. Estas clases de fallas corresponden a rangos de severidad de ésta, los límites concretos de estos rangos son escogidos según el uso que se le quiera dar al algoritmo y puedes ser modificados según mejor convenga.

Para la validación del algoritmo se usan los datos simulados de la máquina sincrónica contaminados con distintos niveles de ruido gaussiano, técnica usada en variadas fuentes [14] [15] [16] [17].

## **1.4. Estructura de la Memoria**

El desarrollo del presente documento se estructura en distintos capítulos, cuyo contenido se resume a continuación.

En el Capítulo 2 se presentan los conceptos básicos relacionados con máquinas eléctricas, aspectos constructivos y de funcionamiento de distintos tipos de éstas. Además de como son utilizadas en los sistemas de generación de energía eléctrica. Por otra parte se describen las fallas típicas a las cuales están sometidas las máquinas sincrónicas. Finalmente, se explica en que consiste el monitoreo de condición, dando las definiciones de sus conceptos básicos, las técnicas de diagnóstico de fallas en máquinas eléctricas.

En el Capítulo 3 se describe el problema a estudiar, además de entregar los antecedentes específicos para la solución de este problema: modelación de la máquina sincrónica en estado de falla y la descripción del algoritmo de Máquina de Soporte Vectorial. Por otro lado se explica la metodología propuesta para dar solución al problema planteado.

El Capítulo 4 está dedicado a la implementación del modelo Voltaje detrás de la Reactancia para una máquina sincrónica tipo. Para el cálculo de los diferentes parámetros que este modelo usa a partir de los datos de fabrica. También la obtención de las condiciones iniciales y su importancia en la simulación de máquinas eléctricas.

En el Capítulo 5 se diseña e implementa el algoritmo de diagnóstico de fallas. Se define el problema a solucionar y los pasos seguidos en la búsqueda de esta solución. Se detalla el como deben ser entrenadas las tres diferentes Máquinas de Soporte Vectoriales, ejes claves dentro del algoritmo. Una vez entrenadas, se describe como son optimizadas en la búsqueda del error de clasificación nulo para los datos de prueba. Por último se valida el algoritmo de diagnóstico de fallas usando datos contaminados con distintos niveles de ruido.

Finalmente en el Capítulo 6 se presentan las principales conclusiones obtenidas del trabajo realizado y se proponen temas de interés que no han sido abordados en su totalidad en este trabajo de título pero que pudieran llevar a interesantes resultados.

# Capítulo 2

## Fundamentos y Conceptos Básicos

Para contextualizar el tema del presente trabajo de título existen varios aspectos que es necesario abordar. En particular en este capítulo se define y describe una central hidroeléctrica, se explica el funcionamiento de una máquina sincrónica y los modos de falla importantes a considerar, así también se definen conceptos básicos asociados al monitoreo de condición y los principales métodos aplicados hoy en día en esta materia.

### 2.1. Centrales Hidroeléctricas

Las centrales hidroeléctricas son las encargadas de la conversión de energía de una fuente hidráulica en energía eléctrica. Esta está relacionada directamente con el caudal y la diferencia de altura del recurso hídrico utilizado. Así, los distintos elementos que componen una central hidráulica tienen como fin el convertir la energía cinética y potencial del agua en energía eléctrica.

Conceptualmente una central hidroeléctrica se puede describir según la Figura 2.1. Una válvula permite que el agua descienda desde la cámara de carga, a través de una tubería de presión, hasta una turbina hidráulica. Cuando una unidad de volumen de agua ha descendido desde la cámara de carga hasta la entrada de la turbina, toda su energía potencial se ha transformado en energía cinética y, eventualmente, en energía de presión. Estas formas de energía son transformadas por la turbina en energía mecánica en el eje de rotación, el cual impulsa al generador eléctrico. El generador transforma la energía mecánica en energía eléctrica que puede ser inyectada a un sistema interconectado o alimentar una carga aislada.

Dependiendo de su capacidad de almacenamiento del recurso hídrico, las centrales pueden clasificarse según [18] en:

- Centrales de embalse, son aquellas con capacidad de almacenar una cantidad de agua que posibilita una regulación mensual o anual.
- Centrales de pasada, en las que no es posible almacenar agua, la generación debe seguir las fluctuaciones de agua disponible. Solo pueden trabajar en la base de la demanda.
- Centrales mixtas, que poseen pequeños estanques, que se llenan en pocas horas y solo per-

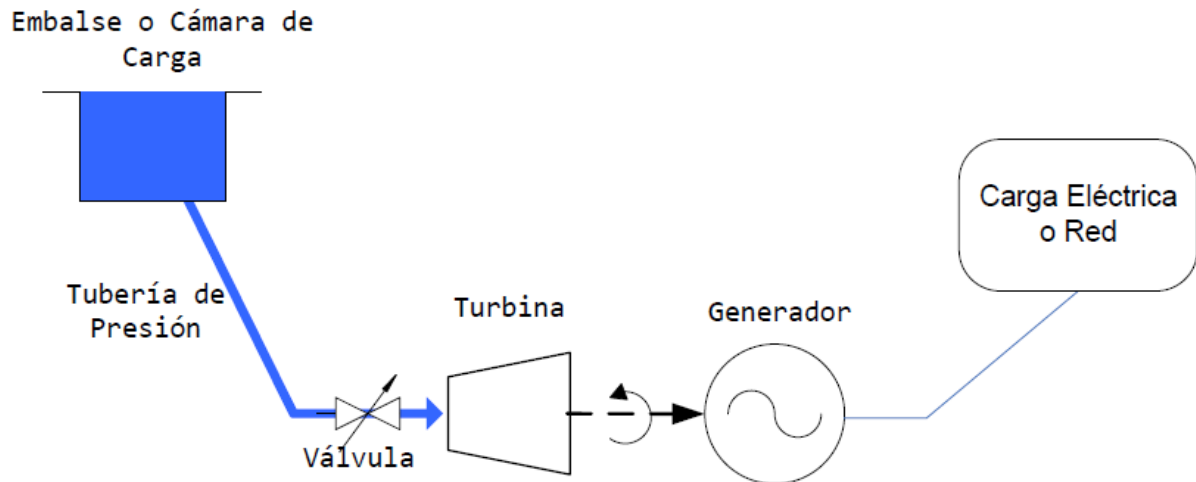


Figura 2.1: Diagrama de una central hidroeléctrica

miten una regulación diaria.

- Centrales de bombeo, en las que el agua que sale de la central es embalsada en un estanque inferior, para ser bombeada en horas de bajo consumo y precios bajos a un embalse superior, desde donde volverá a caer en horarios de alta demanda.
- Centrales mareomotrices, en las que se genera aprovechando el desnivel producido por los flujos de agua desde el mar hacia un embalse, o desde este hacia el mar. Exigen condiciones muy especiales de ubicación (bahía apropiada para crear embalse) y de niveles de las mareas, que no se dan con frecuencia. El ejemplo típico de este tipo de centrales es *La Rance*, en Francia.
- Centrales marinas, en las que la presión de las olas marinas o de fuertes corrientes submarinas es usada para mover cilindros de motores o aspas de turbinas. Solo operan de manera experimental.

En Chile, dependiendo de su capacidad de generación, las centrales hidroeléctricas se clasifican según lo mostrado en la Tabla 2.1:

Grandes Centrales	Potencia superior a 5 MW
Pequeñas Centrales	Potencia superior a 1 MW e inferior a 5 MW
Mini Centrales	Potencia superior a 100 kW e inferior a 1 MW
Micro Centrales	Potencia superior a 1.5 kW e inferior a 100 kW
Hidrogeneradores	Potencia inferior a 1.5 kW, generación en CC

Tabla 2.1: Clasificación de Centrales Hidráulicas en Chile

## 2.2. Generadores Eléctricos

Los generadores de energía eléctrica son dispositivos que convierten la energía mecánica en energía eléctrica. El más común de estos dispositivos usa el principio de inducción electromagnética para conversión de energía. Estos dispositivos contienen una o más bobinas rodeando un campo magnético, típicamente suministrado a través de imanes permanentes o un electroimán. En un generador de corriente continua (CC), un *switch* mecánico (o conmutador) realiza el trabajo de invertir la corriente del rotor cada medio ciclo eléctrico, de manera que la corriente de salida siga siendo unidireccional. En un generador de corriente alterna (AC), el rotor se hace girar a través de una turbina, induciendo corrientes eléctricas en el devanado del estator. Gran cantidad de este tipo de generadores están presentes en las estaciones de energía modernas, proporcionando la energía eléctrica para la distribución y transmisión general [19].

A continuación se describen algunos tipos de generadores, poniendo énfasis en el generador sincrónico, ya que es el estudiado en el presente trabajo de título.

### 2.2.1. Generador Asincrónico

El motor asincrónicos es la máquina eléctrica de mayor aplicación industrial. Por contraste, los generadores asincrónicos constituyeron durante largo tiempo una curiosidad dentro de los sistemas eléctricos de potencia (SEP), hasta que comenzaron a ser empleados como generadores de pequeño tamaño en centrales eólicas.

La principal desventaja del generador asincrónico es su elevado consumo de potencia reactiva (que además es variable con la carga) que debe ser suministrada desde el sistema eléctrico al cual se conecta.

Como toda máquina eléctrica, la asincrónica consta de estator y rotor, ambos con devanados para la creación de campos electromagnéticos. Los devanados dispuestos en la periferia del estator están reunidos en tres grupos o fases, que son alimentadas trifásicamente desde el sistema eléctrico (la tensión y frecuencia en los bornes de la máquina son impuestas por el sistema que el generador va a alimentar).

El rotor posee dos configuraciones típicas. En la primera, se compone de tres devanados desfasados en  $120^\circ$  eléctricos, por lo que se le denomina **máquina de rotor bobinado**. En la segunda, el rotor está conformado por barras conductoras, dispuestas en paralelo y sujetas en sus extremos mediante anillos, como se muestra esquemáticamente en la Figura 2.2.

Por su apariencia, este rotor (y también la máquina) suele ser denominado como de **jaula de ardilla**. Dado que en general no existe una conexión física entre los enrollados de estator y rotor, el único fenómeno que gobierna la relación entre ellos es la inducción electromagnética (Ley de Faraday-Lenz). De ahí el nombre de **máquina de inducción** con el que también se suele denominar a este tipo de máquinas.

En principio, no hay grandes diferencias en cuanto a características constructivas y rangos de operación entre un motor y un generador asincrónico. No obstante, el control y los esquemas de



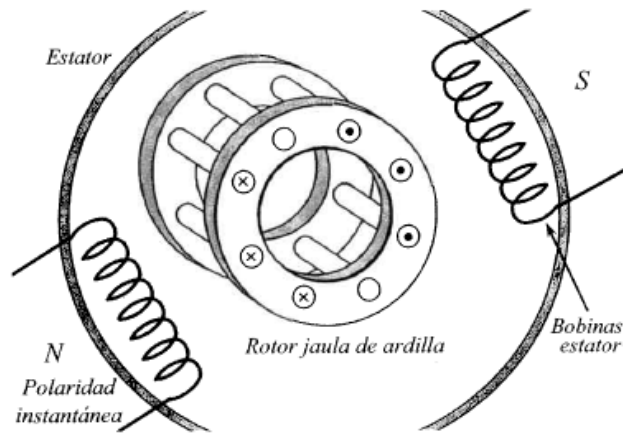


Figura 2.2: Máquina asincrónica, rotor jaula de ardilla

protección son más complejos en un generador. Un concepto particular en relación con los generadores es que ellos solo entregan potencia activa y no generan potencia reactiva, por lo que su capacidad nominal se expresa en MW y no en MVA (como ocurre con el resto de los equipos). Incluso, la potencia reactiva requerida para la conformación de los campos electromagnéticos internos es tomada desde el sistema [18].

La información dada a continuación ha sido obtenida de [20], libro que es muy usado en el estudio de máquinas eléctricas.

## 2.2.2. Generador Sincrónico

Los generadores sincrónicos forman la principal fuente de energía eléctrica en sistemas de potencia. En estudios de estabilidad, es común encontrar redes compuestas por una gran cantidad de máquinas sincrónicas interconectadas en sincronismo. Por lo tanto, el entendimiento de sus características y un preciso modelamiento de su desempeño dinámico son de fundamental importancia.

El modelamiento y análisis de la máquina sincrónica ha sido siempre un desafío. El problema fue intensamente abordado en los 1920s y 1930s y he incluso hoy en día está siendo motivo de estudio. Por ejemplo en el presente trabajo de título se usa un modelo recientemente desarrollado, enfocado a modelar la máquina sincrónica en estado de falla.

La Figura 2.3 muestra un esquemático de la sección transversal de una máquina sincrónica trifásica con un par de polos. La máquina consiste en dos elementos esenciales: el campo y la armadura. El devanado de campo conduce corriente continua y produce un campo magnético que induce un voltaje alterno en los devanados de armadura.

### Estructura de la Armadura y del Campo

Los devanados de armadura usualmente operan a un voltaje considerablemente alto comparado con el de campo y por ello requiere un mayor espacio para su aislamiento. Estos devanados también

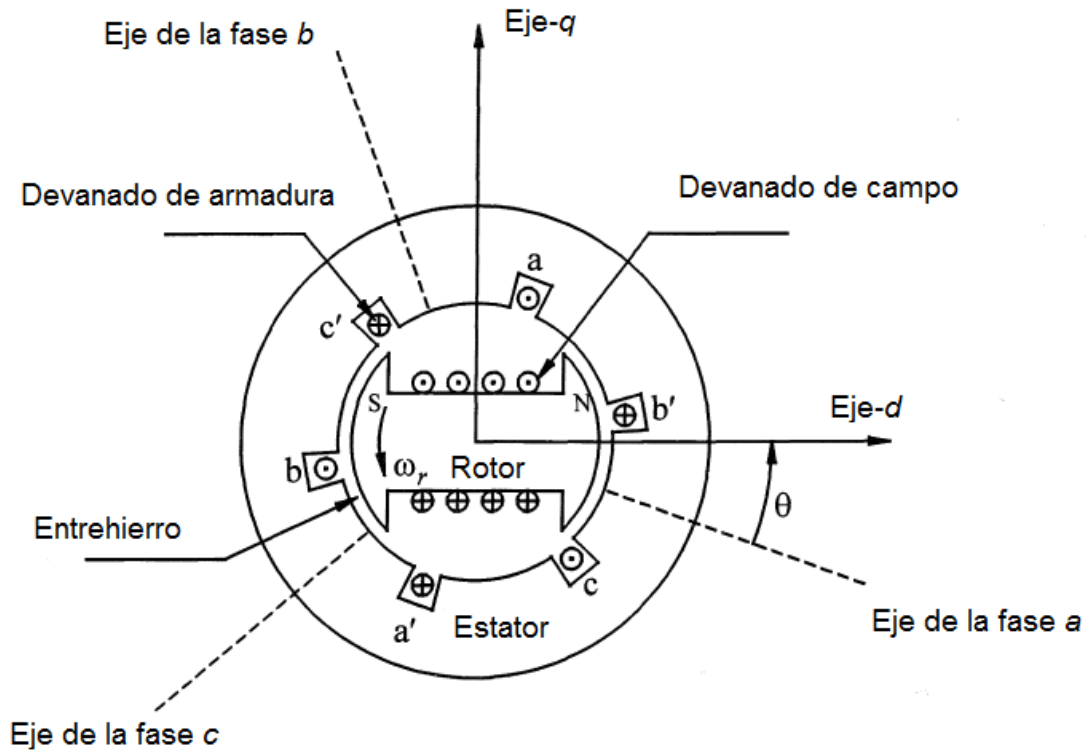


Figura 2.3: Diagrama esquemático de una máquina síncrona trifásica

están sujetos a altas corrientes transientes por lo que deben tener una adecuada resistencia mecánica. Por lo tanto, una práctica normal es tener la armadura en el estator. Los tres devanados de armadura están distribuidos a  $120^\circ$  en el espacio, así, con una rotación uniforme del campo magnético, se obtienen voltajes desplazados por  $120^\circ$  en el tiempo por fase. Ya que la armadura esta sujeta a variaciones de flujo magnético, el hierro del estator es construido de delgadas láminas con tal de reducir las pérdidas por corrientes de Foucault.

Cuando se tienen corrientes trifásicas balanceadas, la armadura induce un campo magnético en el entrehierro que gira a velocidad síncrona. El campo inducido por la corriente continua en los devanados del rotor, gira con éste. Para producir torque estable, los campos de estator y rotor deben rotar a la misma velocidad. Así, el rotor debe girar precisamente a la velocidad síncrona.

El número de polos se puede determinar por la velocidad mecánica del rotor y la frecuencia eléctrica de las corrientes de estator. Así, la velocidad síncrona está definida por

$$n = \frac{120f}{p_f} \quad (2.1)$$

donde  $n$  es la velocidad en rpm,  $f$  es la frecuencia en Hz, y  $p_f$  es el número de polos.

Existen dos estructuras básicas usadas, dependiendo de la velocidad. Turbinas hidráulicas operan a bajas velocidades acopladas a máquinas con gran número de polos. Un rotor con polos salientes y devanados concentrados es más adecuado mecánicamente para esta situación. Algunos

rotors a menudo tienen devanados amortiguadores en forma de varillas de cobre o plata en la cara de los polos. Estas varas están conectadas a *end rings* (anillos finales) para formar devanados cortocircuitados similares a la jaula de ardilla de la máquina de inducción mencionada anteriormente. Estos devanados amortiguan las variaciones de velocidad. Los devanados amortiguadores pueden ser continuos o no continuos, como se muestra en la Figura 2.4. Las armónicas espaciales de la fuerza magnetomotriz de la armadura contribuyen a las pérdidas por corrientes de Foucault; por lo tanto, las caras de los polos de las máquinas de polos salientes son usualmente laminadas.

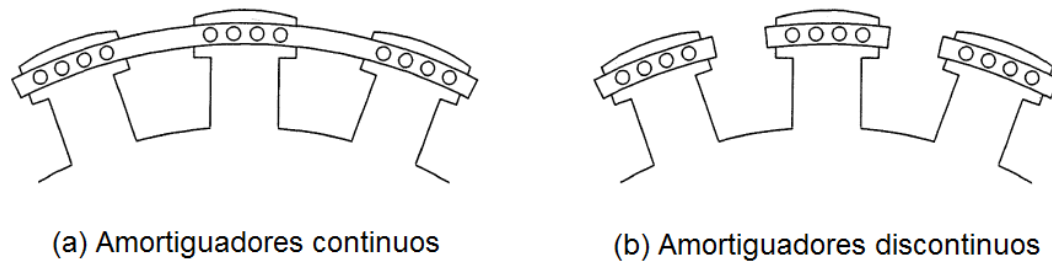


Figura 2.4: Construcción del rotor de polos salientes

Turbinas a vapor o gas, por otra parte, operan a altas velocidades. Sus generadores tienen rotors cilíndricos contruidos de hierro forjado. Ellos tienen dos o cuatro polos, formados por devanados distribuidos en ranuras dentro del rotor solido, compuestas por cuñas de acero. Estos usualmente no tienen devanados amortiguadores, pero el acero sólido ofrece camino para las corrientes de Foucault que tienen un efecto equivalente a las corrientes amortiguadoras. Algunos fabricantes proveen amortiguadores adicionales y capacidad para corrientes de secuencias negativas a través de cuñas en las ranuras de los devanados de campo como barras amortiguadoras, interconectadas entre ellas con el fin de proveer una caja amortiguadora. La Figura 2.5 ilustra esta estructura de rotor.

Bajo condiciones estables, la única corriente de rotor existente es la corriente continua de campo. Sin embargo, bajo condiciones dinámicas corrientes de Foucault son inducidas en la superficie del rotor, en las ranuras y en los devanados amortiguadores (si se está considerando amortiguación adicional). La Figura 2.6 muestra los caminos de corriente de un generador de rotor cilíndrico.

### Máquinas con Múltiples Pares de Polos

Máquinas con más de un par de polos tienen devanados de estator contruidos con correspondientes múltiples conjuntos de bobinas. Por propósitos de análisis, es conveniente considerar solo un par de polos y reconocer que esas condiciones asociadas a un par de polos son idénticas a aquellas donde se consideren más. Así, los ángulos son normalmente considerados en radianes o ángulos eléctricos. El ángulo cubierto por un par de polos es  $2\pi$  radianes o 360 grados eléctricos. La relación entre el ángulo  $\theta$  en unidades eléctricas y el correspondiente ángulo  $\theta_m$  en unidades mecánicas es

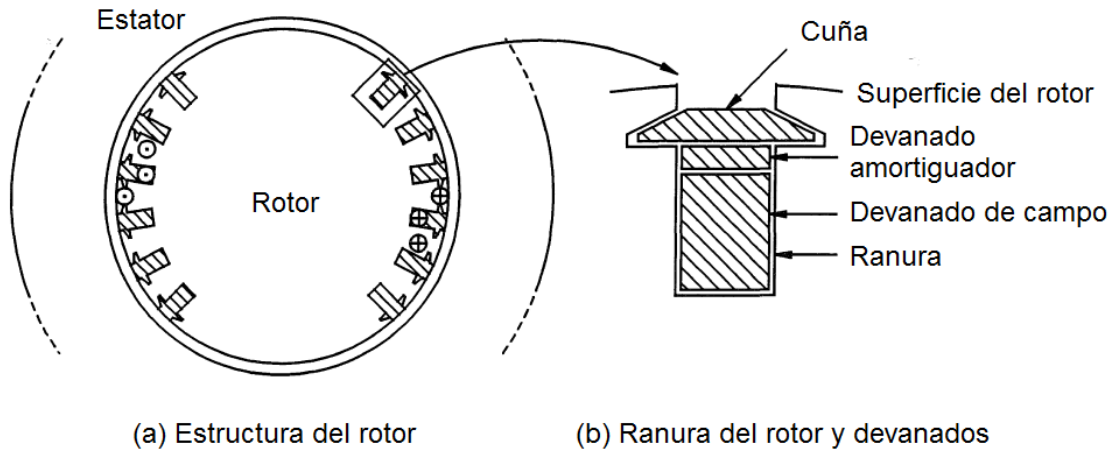


Figura 2.5: Construcción del rotor cilíndrico

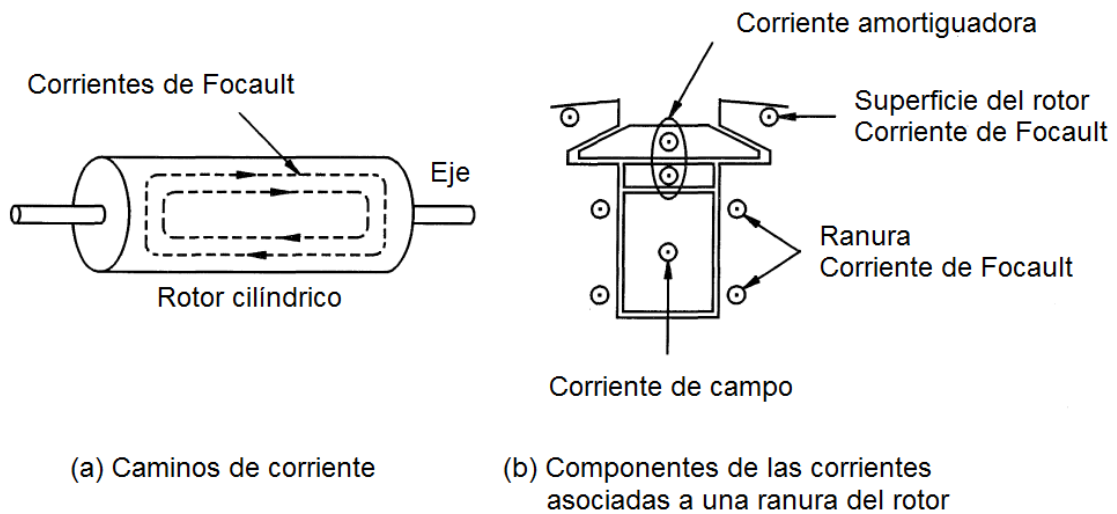


Figura 2.6: Caminos de corriente en un rotor cilíndrico

$$\theta = \frac{p_f}{2} \theta_m \quad (2.2)$$

### Formas de Onda de las Fuerzas Magnetomotrices (MMF)

En la práctica, los devanados de armadura y los devanados de campo de un rotor cilíndrico están distribuidos en varias ranuras, es por eso que la MMF resultante y las formas de onda de los flujos tienen distribución espacial sinusoidal. En el caso de un rotor de polos salientes, que tiene devanados de campo concentrados en los polos, la conformación de las caras de los polos es usada para minimizar los armónicos en el flujo producido.

Primero, considere una forma de onda de las MMF asociada solo a los devanados de armadura.

La MMF producida por la corriente fluyendo en una sola bobina en la fase  $a$  es ilustrada en la Figura 2.7, en la cual la sección transversal del estator ha sido cortada y desplegada con el fin de desarrollar una visión de la forma de onda de la MMF.

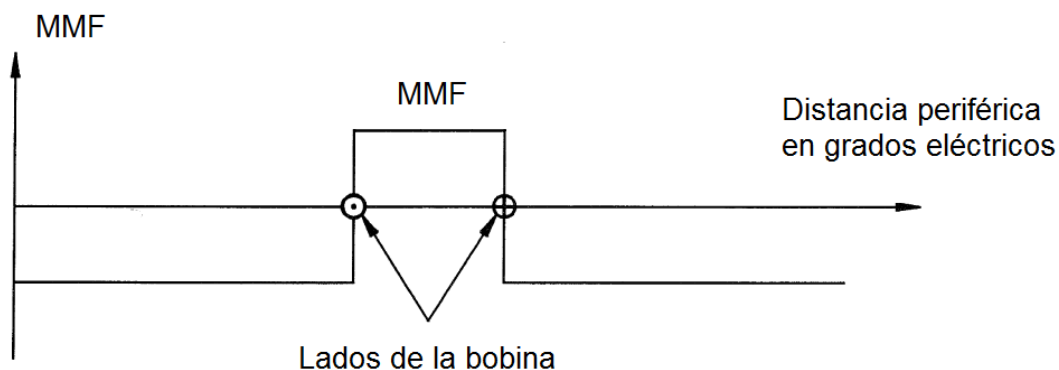


Figura 2.7: Formas de onda de la MMF producida por un bobina simple

Añadiendo más bobinas, la distribución mostrada en la Figura 2.8 puede ser obtenida. Se puede observar que la forma de onda de la MMF tiende desde una onda cuadrada a una senoidal mientras más bobinas son añadidas. Al diseñar una máquina se busca que las armónicas sean minimizadas y se asume razonablemente que cada devanado en cada fase produce unas MMF distribuida sinusoidalmente. Las armónicas deben ser consideradas de forma secundaria, desde el punto de vista del rendimiento de la máquina. Estas producen pérdidas por corrientes de Foucault en la superficie del rotor y contribuyen a las fugas en la reactancia de armadura.

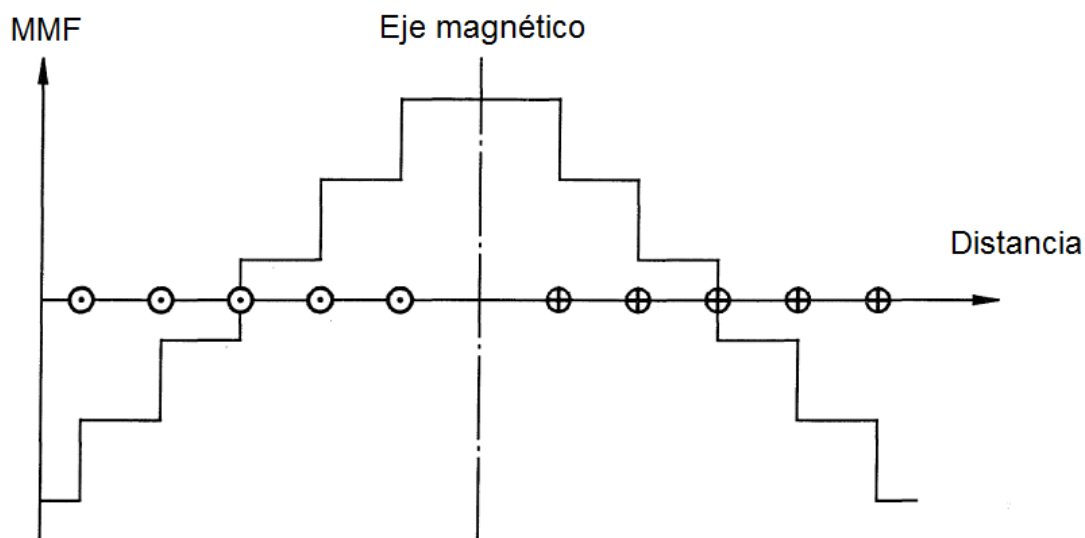


Figura 2.8: Formas de onda de la MMF producida por un conjunto de bobinas

## Campo Magnético Rotatorio

Para determinar la MMF neta relacionada con los devanados de las tres fases, primero se debe tener en cuenta la forma de onda de la MMF de la fase  $a$ , la cual es mostrada en la Figura 2.10.

Con  $\gamma$  representando el ángulo a lo largo del periferio del estator con respecto al centro de la fase  $a$ , la onda MMF relacionada con las tres fases puede ser descrita como:

$$\begin{aligned} MMF_a &= Ki_a \cos(\gamma) \\ MMF_b &= Ki_b \cos(\gamma - \frac{2\pi}{3}) \\ MMF_c &= Ki_c \cos(\gamma + \frac{2\pi}{3}) \end{aligned} \quad (2.3)$$

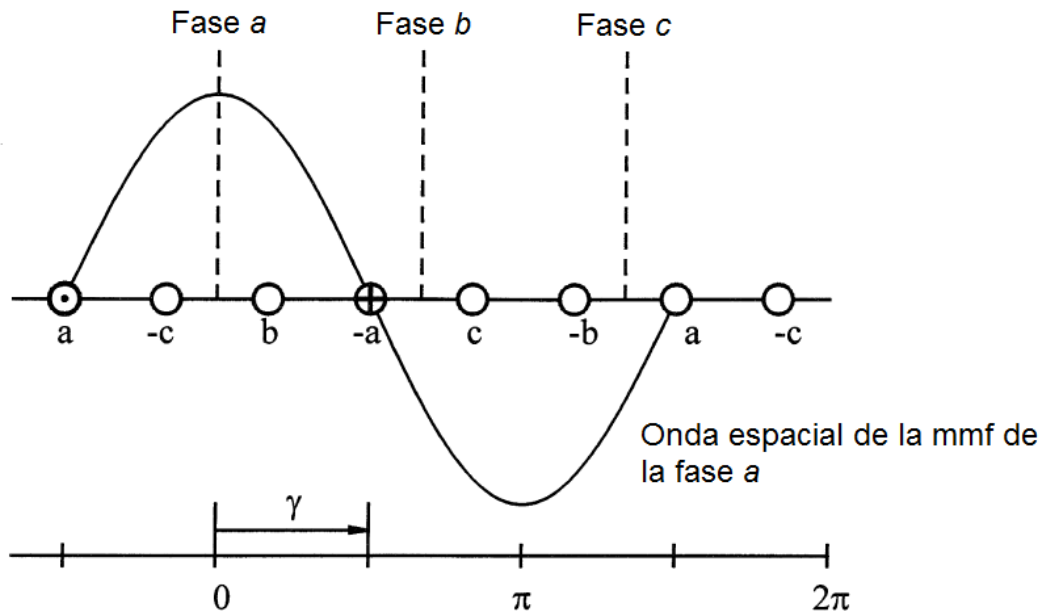


Figura 2.9: Onda espacial de la MMF de la fase  $a$

donde  $i_a$ ,  $i_b$  e  $i_c$  son los valores instantáneos de las corrientes de fase y  $K$  es una constante. Cada devanado produce una onda MMF estacionaria cuya magnitud cambia en el mismo instante en que lo hace su correspondiente corriente. Las tres ondas MMF relacionadas con las tres fases están desplazadas 120 grados eléctricos en el espacio.

Con corrientes balanceadas por fase y eligiendo como origen del tiempo arbitrario cuando  $i_a$  es máxima, se tiene

$$\begin{aligned}
i_a &= I_m \cos(\omega_s t) \\
i_b &= I_m \cos(\omega_s t - \frac{2\pi}{3}) \\
i_c &= I_m \cos(\omega_s t + \frac{2\pi}{3})
\end{aligned} \tag{2.4}$$

donde  $\omega_s = 2\pi f$  es frecuencia angular de las corrientes de estator en rad/s electricos.

La MMF total relacionada con las tres fases esta dada por

$$\begin{aligned}
MMF_{total} &= MMF_a + MMF_b + MMF_c \\
&= KI_m [\cos(\omega_s t) \cos(\gamma) + \cos(\omega_s t - \frac{2\pi}{3}) \cos(\gamma - \frac{2\pi}{3}) + \\
&\quad \cos(\omega_s t + \frac{2\pi}{3}) \cos(\gamma + \frac{2\pi}{3})] \\
&= \frac{3}{2} KI_m \cos(\gamma - \omega_s t)
\end{aligned} \tag{2.5}$$

Esta es la ecuación de una *onda viajera*. En cualquier instante de tiempo, la MMF total tiene una distribución espacial sinusoidal. Ésta tiene una amplitud constante y un ángulo espacial por fase de  $\omega_s t$ , función del tiempo. Así, la MMF se mueve a velocidad angular constante  $\omega_s$  medida en rad/s electricos. Para una máquina con  $p_f$  polos, la velocidad de rotación del campo de estator es

$$\theta_{sm} = \frac{2}{p_f} \omega_s \quad \text{rad/s mecánicos} \tag{2.6a}$$

o bien

$$n_s = \frac{60 \omega_{sm}}{2\pi} = \frac{120f}{p_f} \quad \text{r/min} \tag{2.6b}$$

Ésta es la misma velocidad sincrónica del rotor dada por la Ecuación 2.1. Así, para una operación balanceada, la onda de la MMF relacionada con las corrientes de estator es estacionaria con respecto al rotor.

Las ondas de la MMF del estator y campo son mostradas en la Figura 2.10 relativas con la estructura del rotor.

La magnitud de la MMF del estator y su posición angular relativa con respecto a la MMF del rotor depende de la carga de la máquina sincrónica. El torque electromagnético en el rotor actúa en una dirección tal que se alinea con el campo magnético. Si el campo del rotor adelanta al de armadura, el torque actúa es oposición a la rotación con la máquina actuando como un generador. Por otra parte, si el campo del rotor atrasa al de armadura, el torque actúa en la dirección de rotación de la máquina actuando ésta como motor. En otras palabras, para generacion, el campo del rotor adelanta al de armadura gracias al torque del primer instante; Para funcionamiento de motor, el campo del rotor retrasa al de armadura lo que produce un retraso en el torque mecánico.

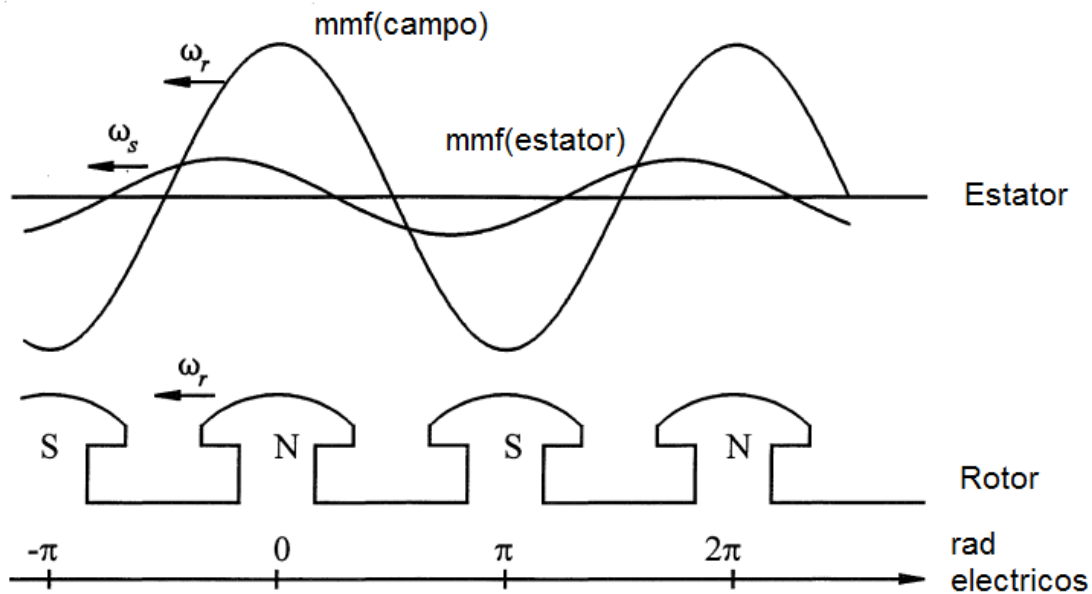


Figura 2.10: MMF de estator y rotor

### Eje Directo y de Cuadratura

Se vio que los circuitos magnéticos y todos los devanados del rotor son simétricos con respecto al eje polar y al interpolar. Gracias a ello y para identificar algunas características de la máquina síncrona es que se definen los dos ejes mostrados en la Figura 2.3:

- El eje directo ( $d$ ), magnéticamente centrado en el centro del polo norte;
- El eje de cuadratura ( $q$ ), a 90 grados eléctricos por delante del eje- $d$ .

La posición relativa del rotor con respecto al estator es medida por el ángulo  $\theta$  formado entre el eje- $d$  y el eje magnético del devanado de la fase  $a$ .

La elección para el eje- $q$  es puramente arbitraria y puede ser elegida también retrasando al eje- $d$  en 90 grados.

## 2.3. Fallas en Máquinas Eléctricas

Las máquinas eléctricas están sujetas a fallas que pueden redundar en fallas secundarias. Las fuentes de estas fallas pueden ser internas, externas o debido a condiciones ambientales, las fallas internas pueden ser clasificadas según su origen: estator o rotor.

Las fallas comunes de rotor de acuerdo a [21] son:

- Fallas en rodamientos
- Roturas en barras de rotor



- Fallas en el cuerpo del rotor
- Desalineamiento en rodamientos
- Desalineamiento de rotor
- Perdidas de lubricación en rodamientos
- Desbalances mecánicos o térmicos de rotor

Contextualizando para el presente trabajo de título, se analizan las fallas de estator, específicamente las que conciernen a los devanados de éste. Ya que según [22] las llamadas *Stator Inter-Turn Faults* en conjunto son una de las fallas mas comunes en la máquina síncrona. Estas son producidas por variadas perturbaciones eléctricas, mecánicas, térmicas y medioambientales. Según [23] se distinguen:

- Falla de circuito abierto
- Corto circuito entre espiras de la misma fase
- Corto circuito entre devanados de distintas fases
- Corto circuito entre una o mas fases y tierra

Las cuales son esquematizadas en la Figura 2.11.

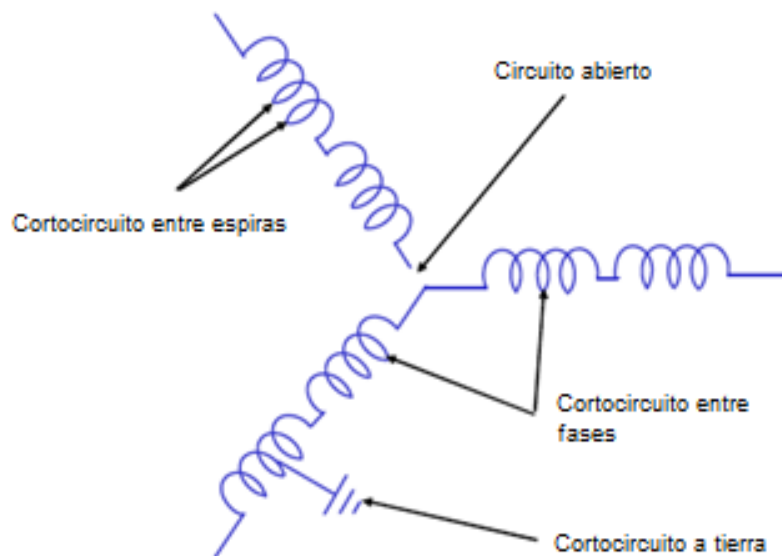


Figura 2.11: Fallas asociadas al estator

El efecto principal que trae consigo una falla interna en la máquina es la disminución de la MMF cercana a los devanados de la falla. Recordar que bajo condiciones ideales, la máquina posee una fuerza magnetomotriz en el entre hierro que varía sinusoidalmente en el espacio y el tiempo. Si se opera en falla, esta causará una distorsión en la distribución de la fuerza magnetomotriz en el entre hierro de la máquina debida a la circulación de grandes corrientes en el lugar de la falla. Esta alteración en la fuerza magnetomotriz es de tipo asimétrica, lo que facilita las cosas, ya que siendo así es posible detectarla y tomar acción al respecto.

## 2.4. Monitoreo de Condición

El monitoreo de condición consiste en la medición de varios parámetros relacionados con la condición mecánica de una máquina o sistema (por ejemplo corriente eléctrica, vibraciones, temperatura de rodamientos, presión de aceite, rendimiento), estas mediciones permiten que sea posible determinar el estado actual de la máquina, así, si el estado de ésta es malo, entonces el monitoreo de condición permite diagnosticar la causa del problema y/o tomar acción a causa de ello.

El monitoreo de condición es usado en conjunto con el **mantenimiento Predictivo**, i.e., mantenimiento de una máquina basado en indicadores que informan si un problema está a punto de ocurrir. Hoy en día en muchas plantas el mantenimiento predictivo está reemplazando el mantenimiento **correctivo** o el **mantenimiento preventivo** (en el que las partes mecánicas son reemplazadas periódicamente a intervalos fijos de tiempo, independiente de las condiciones de la maquinaria). Entre las cualidades del mantenimiento predictivo destacan [24]:

- Evita averías catastróficas inesperadas con consecuencias costosas o peligrosas.
- Reduce el número de reparaciones en la máquina al mínimo, reduciendo así los costes de mantenimiento.
- Elimina intervenciones innecesarias con el consiguiente riesgo de introducir errores en las máquinas que funcionan sin problemas.
- Permite que las piezas que serán utilizadas como repuestos sean pedidas con anticipación, eliminando costos por inventarios.
- Reduce el tiempo de intervención, minimizando así las pérdidas de producción debido a que se conoce específicamente lo que se debe reparar. De esta forma se pueden programar las intervenciones en los tiempos que mas convenga.

### 2.4.1. Conceptos básicos

Para definir un vocabulario común, se presenta a continuación una serie de definiciones generadas en consenso por académicos e investigadores a nivel internacional y las cuales pueden ser encontradas en forma concisa en [25], [26] y [27].

- **Anomalía.** Son patrones en los datos medidos en un proceso que no se ajustan a un concepto bien definido de comportamiento normal. Estos patrones no conformes se denominan como anomalías, valores atípicos, observaciones discordantes, excepciones, aberraciones, sorpresas, peculiaridades o contaminantes en los diferentes dominios de aplicación.
- **Falla (*fault*).** Desviación no permitida, con respecto a lo aceptable, usual o condición nominal, de a los menos una propiedad característica o parámetro de un sistema.
- **Evento Crítico (*failure*).** Interrupción permanente de la capacidad de un sistema para realizar una función requerida, bajo condiciones de operación específicas.
- **Mal función.** Irregularidad intermitente en la realización de una función deseada de un sistema.
- **Falla abrupta.** Caracterizada como una función escalón. Corresponde a una falla severa que ocurre instantáneamente, por ejemplo pérdida de un sensor, bloqueo de un actuador o

desconexión de una componente. Puede representar el *âsesgo* en una seãl medida.

- **Falla incipiente.** Caracterizada por una función rampa. De lenta evolución, por ejemplo envejecimiento o filtración. Puede representar una tendencia creciente o decreciente en una seãl medida.
- **Síntoma.** Cambio en una variable observada, respecto al valor nominal.
- **Perturbación.** Una entrada que actúa sobre un sistema, la que resulta en una desviación temporal de una condición actual.
- **Residuo.** Indicador de anomalía, basado en la desviación entre valor medido y valor calculado (generalmente empleando un modelo).

El principal objetivo de las técnicas de monitoreo de condición es asegurar la operatividad del proceso, reconociendo en forma anticipada, anomalías en el comportamiento observado [28].

A medida que los sistemas industriales se vuelven más integrados y complejos, la detección de anomalías que se presentan resultan ser desafíos aún más difíciles de superar si se utilizan las técnicas univariantes como Shewhart Chart [29], suma acumulada (CUSUM, del inglés: *Cumulative Sum*) [30] y media móvil con ponderación exponencial (EWMA, del inglés: *Exponentially Weighted Moving Average*) [31], [32]. Los cuales se han diseñado para sistemas de menor escala. La debilidad de las técnicas univariantes en procesos multivariantes ha obligado a realizar un gran esfuerzo en la comunidad académica e industrial en la investigación y desarrollo de técnicas de monitoreo multivariante [28]. El crecimiento en la investigación de esta índole se debe a que las industrias modernas se diseñan con una mayor cantidad de instrumentos que, naturalmente, producen una gran cantidad de información disponible. Además, el desarrollo de la tecnología ha permitido utilizar computadores cada vez más poderosos en procesamiento y superiores en capacidad de almacenamiento, permitiendo guardar un mayor cantidad de datos durante condiciones normales y anormales de los procesos.

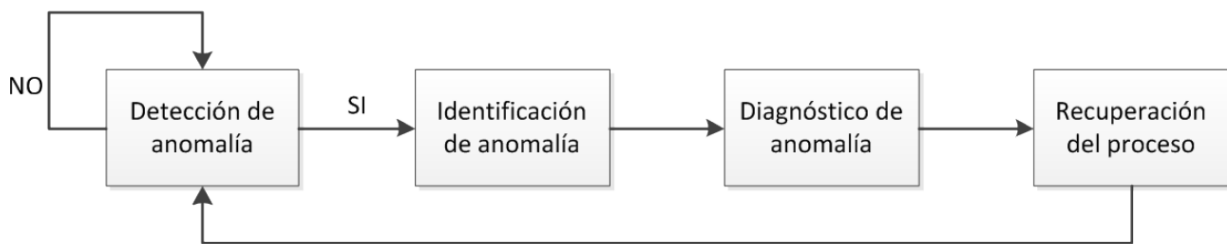


Figura 2.12: Esquema de ciclo de diagnóstico de anomalías/fallas y recuperación (acomodación) del proceso

Existen tres procedimientos asociados al diagnóstico de una anomalía/falla: Detección de anomalía, aislamiento de anomalía e identificación de anomalía, todos enfocados a realizar una posterior recuperación (acomodación) del proceso (ver Figura 2.12) [33]. En la primera etapa se determina cuándo se ha producido una anomalía, es decir, se realiza la tarea de encontrar patrones en los datos que no se ajustan a la conducta que se espera. La segunda etapa define el tipo, localización e instante de detección de la anomalía, el propósito principal de esta fase es dirigir la atención del operario y/o ingeniero del proceso en la zona particular que merece observación. La tercera fase precisa el tamaño y (si corresponde) el comportamiento variante en el tiempo de la anomalía. En términos generales, el diagnóstico de anomalías consta de los primeros tres puntos mencionados, es

así como se determina: el tipo, ubicación, magnitud y tiempo de la anomalía. Por último, la cuarta etapa tiene que ver con la intervención del proceso con el objetivo de remover la anomalía y con este último se cierra el ciclo.

El objetivo del presente trabajo de título se centra mayormente en la primera etapa y segunda etapa de este ciclo. La literatura ofrece diversos métodos que proveen una manera de medir y tratar los datos disponibles del proceso, de tal forma de obtener información valiosa que permita guiar al operador sobre el estado del mismo. El mecanismo a usar es el algoritmo: Máquina de Vectores de Soporte (SVM, del inglés: *Support Vector Machines*), detallado en la Sección 3.2.3.

## 2.4.2. Técnicas de Diagnóstico de Fallas

Existen diversos métodos de diagnóstico de anomalías, comúnmente enfocados a análisis en línea de la información disponible. La mayoría de ellos se basan en definir una región que representa un comportamiento normal y declarar cualquier observación de los datos que no pertenecen a esta región normal como anormal; sin embargo, varios factores hacen de esta tarea aparentemente sencilla en un interesante desafío [27], entre estos:

- Definir una región normal, que abarque todos los comportamientos normales posibles es difícil. Además, la frontera entre el comportamiento normal y anormal a menudo no es precisa.
- En muchos ámbitos el comportamiento normal sigue evolucionando y un concepto actual de la conducta normal podría no ser suficientemente representativo en el futuro.
- Por lo general, es difícil disponer de datos correctamente etiquetados y válidos para entrenamiento / validación de los modelos utilizados por las técnicas de diagnóstico de anomalías.
- Frecuentemente, los datos contienen ruido que tiende a ser similar a las anomalías reales y por lo tanto es complicado distinguir y eliminarlos.

Debido a los problemas mencionados, el diagnóstico de anomalías es por lo general, un problema difícil de resolver. De hecho, la mayoría de las técnicas de diagnóstico de anomalías existentes resuelven una formulación específica del problema. La formulación es inducida por diversos factores como la naturaleza de los datos y por ende del proceso; la disponibilidad de los datos y el tipo de anomalías a detectar. Es así como, por un lado existen métodos que hacen énfasis en la detección y clasificación de patrones, utilizando técnicas estadísticas multivariadas como el análisis de componentes principales (PCA, del inglés: *Principal Component Analysis*), análisis basado en el discriminante de Fisher (FDA, del inglés: *Fisher's Discriminant Analysis*), máquina de vectores de soporte (SVM, del inglés: *Support Vector Machines* los cuales permiten detectar, de forma oportuna, anomalías en procesos industriales basados en patrones estadísticos obtenidos de las variables del proceso [34], [35], [36] y [14]. El uso de la transformada de Fourier o la transformada Wavelet permiten también, extraer características de las variables del proceso los cuales desembocan en técnicas exitosas de diagnóstico de anomalías [37], [33] y [14]. Otro tipo de enfoques de diagnóstico es la utilización de sistemas expertos, los cuales tienen como objetivo imitar el razonamiento humano en el diagnóstico y posterior clasificación de una anomalía. Los sistemas expertos están diseñados para capturar las decisiones y asociaciones que los humanos realizan, las cuales son difíciles de llevar a modelos matemáticos o causales. En la industria actual existen diversos sistemas de detección y diagnóstico de anomalías basado en sistemas expertos, desarrollados la mayor parte

de ellos, por los mismos ingenieros y técnicos a cargo, los cuales han generado buenos resultados [38], [39], [40] y [41].

### 2.4.3. Diagnóstico de Fallas en Máquinas Eléctricas Rotatorias

Para poder usar el método SVM descrito en la Sección 3.2.3 es necesario disponer de los datos de entrenamiento adecuados, estos datos llamados indicadores o atributos son variables que deben tener la suficiente información para que se pueda distinguir entre las distintos tipos de clases en las que se quiera clasificar.

Existen variados indicadores de condiciones de falla que ayudan a distinguir el estado actual de una máquina eléctrica, cada uno de ellos son obtenidos mediante diferentes métodos. Según [21] los distintos métodos de análisis de pueden separar en cuatro grandes grupos, estos son presentados en la Figura 2.13.

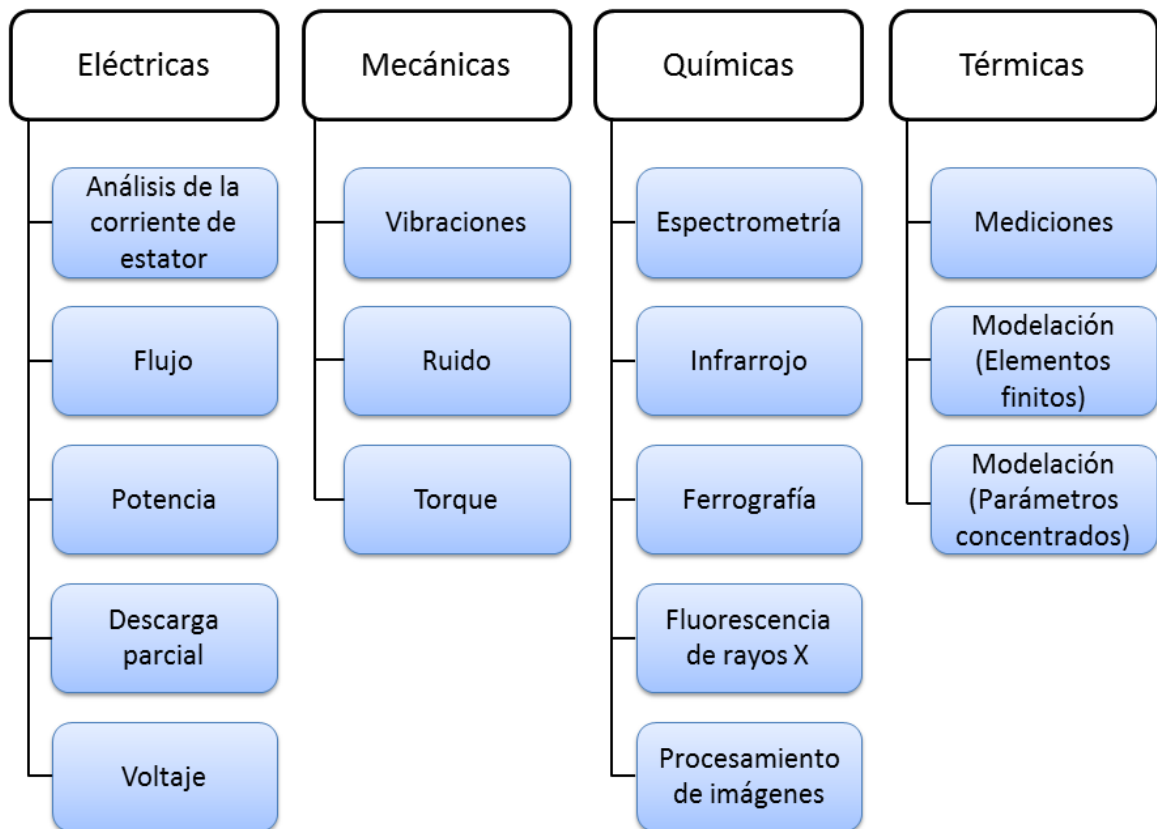


Figura 2.13: Métodos de diagnóstico de fallas

El método a utilizar en este trabajo de título será el MCSA (*Motor Current Signal Analysis*). MCSA es una técnica basada en el monitoreo de las corrientes de estado de una máquina eléctrica. La máquina, actúa como un transductor bilateral, convirtiendo las vibraciones mecánicas en per-

turbaciones a las señales eléctricas. Una particularidad de este método es que no es invasivo, por lo que puede usarse por sí solo o en conjunto con otros métodos de diagnóstico de fallas.

MCSA opera sobre el principio de que los circuitos de la máquina sincrónica pueden verse como un transductor. Así, al usar un sensor de corriente de efecto Hall<sup>1</sup> en el circuito primario o en el secundario, pueden ser observadas fluctuaciones. Investigaciones han demostrado que al ocurrir una falla en el rotor, se producen armónicas de flujo en el entre hierro. Estos flujos crean componentes armónicas en las corrientes inducidas de los devanados del estator. Luego, si se analizan las corrientes de estator mediante técnicas avanzadas de análisis de señales es posible extraer información de estos armónicos y relacionarlos con la presencia de una falla. De esta forma es posible estimar si la máquina esta en condiciones para seguir operando o no.

---

<sup>1</sup>Se conoce como efecto Hall a la aparición en el interior de un conductor, por el que circula una corriente en presencia de un campo magnético perpendicular al movimiento de las cargas, de un campo eléctrico por separación de cargas que también es perpendicular al movimiento de las cargas y al campo magnético aplicado y que se denomina campo Hall. Lleva el nombre de su primer modelador, el físico estadounidense Edwin Herbert Hall (1855-1938).

## Capítulo 3

# Descripción del Problema, Antecedentes y Metodología

A continuación se describe explícitamente el problema a trabajar en el presente trabajo de título, explicando de esta forma que es lo que se quiere responder y cuales serán las herramientas a utilizar para llevar a cabo los objetivos planteados.

Por otra parte se detallan los principales métodos a usar en la investigación, estos son la técnica de modelación de la máquina sincrónica en estado de falla basada en la representación del Voltaje detrás de la Reactancia (VBR por su nombre en inglés: *Model Based on the Voltage-Behind-Reactance Representation*) y el algoritmo de Máquinas de Vectores de Soporte (SVM por su nombre en inglés: *Support Vector Machines*).

Finalmente se entrega la metodología propuesta para conseguir los resultados finales, cuales fueron los pasos necesarios y a que puntos del trabajo se le dió mayor énfasis.

### 3.1. Descripción del Problema

Como se vió en la Sección 2.3, existen diferentes tipos de fallas que pueden afectar a una máquina sincrónica, donde las más comunes son las fallas internas que afectan a los devanados de estator. Éstas pueden ocasionar fallas de tipo catastróficas causando un gran daño al entorno de la máquina dañada, es por eso que la detección temprana de este evento es necesaria.

Al iniciarse una falla en los devanados de estator de la máquina sincrónica, se producen diferencias en el funcionamiento de la máquina con respecto a su estado sano. Entre las distintas variables de estado que se pueden monitorear es posible detectar ciertos patrones o comportamientos que ayudan a distinguir el tipo de falla, la severidad de ésta e incluso más. El tipo de falla a estudiar es la falla de cortocircuito entre una fase y neutro (monofásica).

Entre las variables con mayor facilidad de acceso se encuentran las corrientes de estator y de campo, la técnica MCSA descrita en la Sección 2.4.3 es usada para extraer información en el

dominio de la frecuencia y el tiempo. Esta información debe ser usada para seleccionar distintos atributos o indicadores que permitan, mediante algún tipo de técnica clasificador, distinguir si la máquina está en estado sano o en falla, además del grado de severidad de ésta.

Como en la realidad las señales están sometidas a perturbaciones, el algoritmo de diagnóstico debe ser capaz de asegurar que en condiciones ruidosas es posible distinguir si una máquina está o no en condiciones de ser operada. Para ello se debe someter al algoritmo a pruebas que permitan evaluar su eficiencia en condiciones adversas.

## 3.2. Antecedentes

Para poder trabajar sobre el problema descrito anteriormente es necesario contar con dos herramientas principales: un modelo teórico que entregue datos de simulación fiables y representativos de la operación de una máquina sincrónica de polos salientes y un algoritmo de clasificación eficiente que pueda distinguir entre dos o más clases un conjunto de datos de entrada.

### 3.2.1. Modelación de la Máquina Sincrónica considerando Fallas Internas

Al no tener acceso a una máquina real se decidió optar por la simulación de una. Así, después de una investigación bibliográfica de los métodos actuales de simulación de máquinas sincrónicas, se encontraron mayormente las siguientes técnicas:

- Modelo  $qd$
- Modelo en el dominio de la fase (PD)
- Modelo del Voltaje detrás de la reactancia (VBR)
- Modelo circuital basado en múltiples bucles (*Multi-loop circuit model*)
- Modelo de la teoría de los devanados (*Winding Function Model*)

Las tres primeras técnicas de modelación son descritas y comparadas en [42], donde se usan para simular fallas internas de corto circuito entre una fase y tierra. Los resultados de esta investigación muestran que tanto el modelo  $qd$ , el modelo PD, y el modelo VBR son equivalentes en el dominio del tiempo, pueden ser usados en el estudio de transientes en la operación de sistemas de potencia (balanceados y no), además, es posible usar pasos de tiempo  $\Delta t$  suficientemente pequeños (del orden de los  $\mu s$ ). Sin embargo, el modelo VBR mostró además buenas propiedades de estabilidad y permitió resultados más precisos. Por otra parte, en [43] se utiliza el modelo circuital basado en múltiples bucles, en éste se aprecia lo complejo que se vuelve la matemática del modelo, lo que trae consigo que a la hora de implementarlo en un programa computacional su costo computacional de simulación sea bastante grande e ineficiente. Por último, la teoría de los devanados y su hermana: la teoría de los devanados modificada, parecen ser la mejor opción si se quiere hacer posteriormente un análisis en el dominio de la frecuencia, sin embargo, éstas necesitan de un detallado conocimiento de la estructura interna de la máquina, lo que dificulta grandemente la implementación de esta técnica en el presente. Basándose en lo anterior, se eligió el modelo VBR, por su alta eficiencia



computacional, su mínimo margen de error con respecto a otras técnicas de modelación y por su simple y efectiva forma de simular las inductancias de la máquina.

### 3.2.2. Modelo del Voltaje detrás de la Reactancia

El modelo VBR descrito a continuación es una modificación del modelo original VBR descrito en [44]. Fue desarrollado por Damian S. Vilchis-Rodriguez y Enrique Acha Fue publicado en el año 2009 en la *IEEE* bajo el título: *A Synchronous Generator Internal Fault Model on the -Behind-Reactance Representation*[1].

Una de las principales características este modelo y que lo diferencia con el modelo VBR original es la particular forma de caracterizar los devanados de estator de la máquina síncrona, los cuales son divididos en dos subdevanados por cada fase. Esta idea fue inicialmente desarrollada en [23] y aplicada en la modelación de la máquina síncrona a través del modelo PD en [45] y en [46]. Así, este modelo VBR combina la subdivisión de devanados con la eficiencia computacional.

#### Subdivisión de Devanados

Los devanados de estator de una máquina síncrona consisten en bobinas de  $N$  espiras aisladas, distribuidas en ranuras tal como se vió en la Sección 2.2. Se dijo que la distribución espacial correspondiente a la MMF es sinusoidal, aunque esto es una suposición, ya que en la realidad nunca es verdaderamente así. Otra forma de ver el problema es asumir que las armónicas espaciales son despreciables y que el devanado es reemplazado por una estructura sinusoidal distribuida simétricamente en un arreglo de  $p$ -polos y  $n$ -fases, donde generalmente  $n = 3$  y  $p$  cualquier entero par positivo.

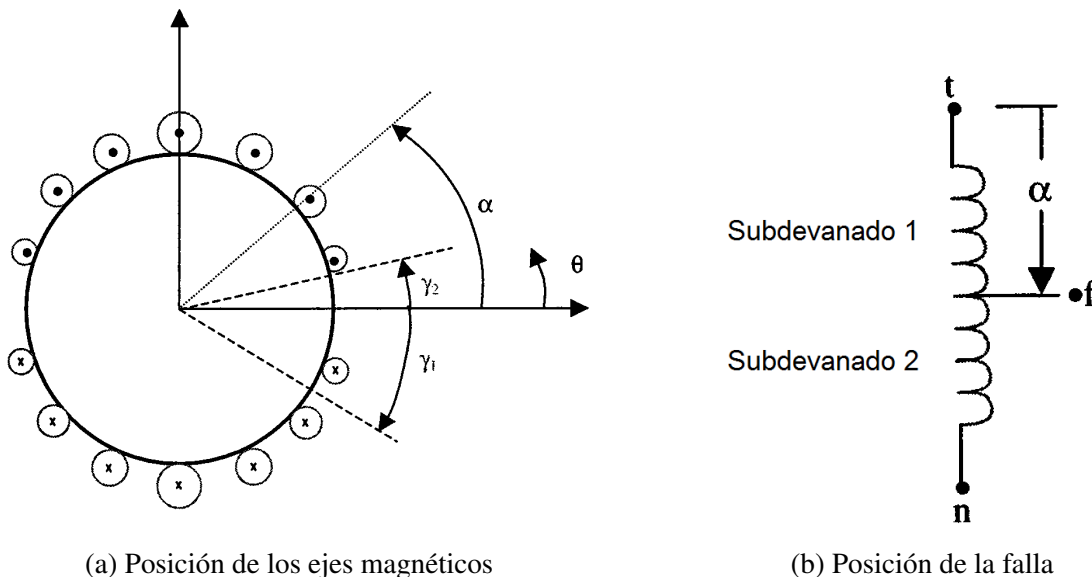


Figura 3.1: Esquema de la subdivisión de devanados

Considere la Figura 3.1a que representa un devanado de estator distribuido sinusoidalmente (cada ángulo está representado por radianes eléctricos). El ángulo  $\alpha$  representa la posición angular del nodo interno que separa el devanado en el subdevanado 1 (exterior, desde  $t$  a  $f$ ) y el subdevanado 2 (interior, desde  $f$  a  $n$ ), este nodo además representa la posición de la falla en el devanado con un valor entre  $0 < \alpha < \pi$ . Los ángulos  $\gamma_1$  y  $\gamma_2$  representan la posición angular de los ejes magnéticos de los subdevanados 1 y 2, respectivamente.

Las MMF de cada subdevanado son obtenidas en [23] a través de la descomposición de la MMF original en el espacio de armónicas de Fourier; luego, se usa la magnitud de la componente fundamental para representar el número de espiras sinusoidales en cada subdevanado. Este enfoque trata a cada subdevanado como uno equivalente sinusoidal. La posición de los ejes magnéticos ( $\gamma_1$  y  $\gamma_2$ ) se ubican donde cada componente fundamental posee su máximo valor.

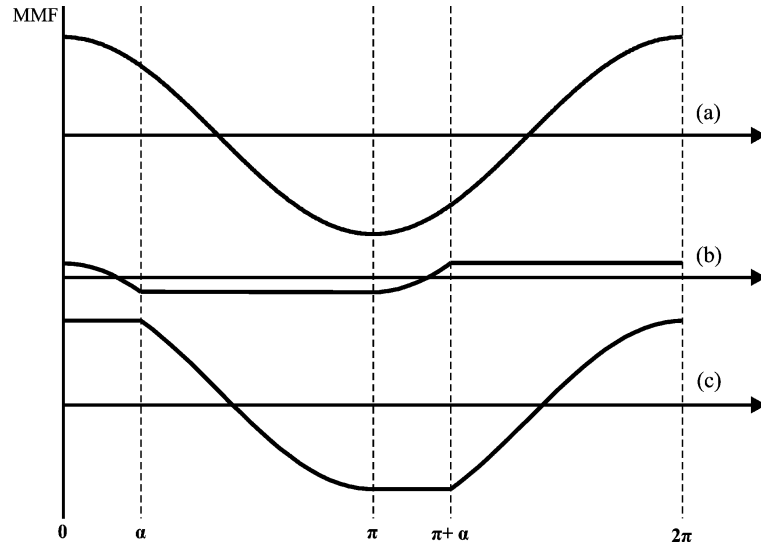


Figura 3.2: Distribución espacial de las MMF. (a) Distribución sinusoidal. (b) Subdevanado 1. (c) Subdevanado 2

Luego de asumir distribución sinusoidal de los devanados de la máquina, se tiene que las espiras de ésta están distribuidas según:

$$N(\theta) = N_e \sin(\theta) \quad (3.1)$$

donde  $N_e$  es el número de espiras del devanado original, y al representar cada MMF de cada subdevanado como una serie de Fourier, cuya gráfica puede verse en la Figura 3.2 se obtiene finalmente que:

$$N_1 = \frac{N_e}{\pi} \sqrt{\alpha^2 - 2\alpha \sin(\alpha) \cos(\alpha) + \sin^2(\alpha)} \quad (3.2)$$

$$\gamma_1 = -\tan^{-1} \left( \frac{\sin^2(\alpha)}{\alpha - \frac{1}{2} \sin(2\alpha)} \right) \quad (3.3)$$

para el subdevanado exterior y:

$$N_2 = \frac{N_e}{\pi} \sqrt{(\pi - \alpha)^2 + 2(\pi - \alpha)\sin(\alpha)\cos(\alpha) + \sin^2(\alpha)} \quad (3.4)$$

$$\gamma_2 = -\tan^{-1} \left( \frac{-\sin^2(\alpha)}{\pi - \alpha + \frac{1}{2}\sin(2\alpha)} \right) \quad (3.5)$$

para el subdevanado interior.

Se debe dejar claro que para la aplicación del modelo VBR, deben usarse  $\gamma_1$  y  $\gamma_2$  iguales para cada fase.

### Representación del Generador Síncrono con Subdivisión de Devanados

Las ecuaciones de voltaje referidas al marco de fase para un generador síncrono trifásico con subdivisión de devanados pueden ser expresadas como:

$$\mathbf{V}_{abcs} = -p\boldsymbol{\psi}_{abcs} - \mathbf{R}_s \mathbf{I}_{abcs} \quad (3.6)$$

$$\mathbf{V}_{dqr} = -p\boldsymbol{\psi}_{dqr} - \mathbf{R}_r \mathbf{I}_{dqr} \quad (3.7)$$

donde

$$\mathbf{V}_{abcs} = [V_{a1} V_{b1} V_{c1} V_{a2} V_{b2} V_{c2}]^T$$

$$\mathbf{I}_{abcs} = [I_{a1} I_{b1} I_{c1} I_{a2} I_{b2} I_{c2}]^T$$

$$\boldsymbol{\psi}_{abcs} = [\psi_{a1} \psi_{b1} \psi_{c1} \psi_{a2} \psi_{b2} \psi_{c2}]^T$$

$$\mathbf{V}_{dqr} = [V_F V_D V_{Q1} V_{Q2}]^T$$

$$\mathbf{I}_{dqr} = [I_F I_D I_{Q1} I_{Q2}]^T$$

$$\boldsymbol{\psi}_{dqr} = [\psi_F \psi_D \psi_{Q1} \psi_{Q2}]^T$$

aquí,  $\mathbf{V}_{abcs}$ ,  $\mathbf{I}_{abcs}$  y  $\boldsymbol{\psi}_{abcs}$  son vectores para los voltajes, flujos y corrientes de estator; los subíndices 1 y 2 indican que estos vectores están referidos al extremo del terminal y al del neutro, respectivamente, como se muestra la Figura 3.1;  $p$  es el operador  $d/dt$ .  $\mathbf{V}_{dqr}$ ,  $\boldsymbol{\psi}_{dqr}$  y  $\mathbf{I}_{dqr}$  son vectores para los voltajes, flujos y corrientes de rotor;  $\mathbf{R}_s$  y  $\mathbf{R}_r$  son matrices diagonales construidas con las resistencias de estator y rotor. Los flujos para los circuitos de rotor y estator son:

$$\boldsymbol{\psi}_{abcs} = \mathbf{L}_{abcss}(\theta) \mathbf{I}_{abcs} + \mathbf{L}_{abcsr}(\theta) \mathbf{I}_{dqr} \quad (3.8)$$

$$\boldsymbol{\psi}_{dqr} = \mathbf{L}_{abcrs}(\theta)\mathbf{I}_{abcs} + \mathbf{L}_{rr}(\theta)\mathbf{I}_{dqr} \quad (3.9)$$

donde  $\mathbf{L}_{abcss}(\theta)$ ,  $\mathbf{L}_{abcsr}(\theta)$  y  $\mathbf{L}_{abcrs}(\theta)$  son matrices que varían con el tiempo y  $\mathbf{L}_{rr}$  es la matriz de inductancias del rotor, dadas en su totalidad en [1].

El modelo VBR requiere la transformación de las variables de fase al marco de referencia del rotor [44]. Esta transformación debe tener en cuenta el desplazamiento efectivo de los ejes magnéticos de cada subdevanado. Así, si se divide cada devanado en dos partes tal como lo muestra la Figura 3.1, la matriz de transformación, la cual es una modificación de la matriz de transformación Park, puede expresarse como:

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} \mathbf{T}_{3 \times 3} & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{T}_{3 \times 3}(\theta - \gamma_2) & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{U} \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

con

$$\mathbf{T}_{3 \times 3}(\theta) = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \sin(\theta) & \sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \sin(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

En (3.10),  $\mathbf{U}$  es la matriz identidad y tanto  $\gamma_1$  como  $\gamma_2$  son el resultado de las ecuaciones 3.3 y 3.5.

Aplicando (3.10) a (3.6)-(3.9) se obtienen las ecuaciones en el marco de referencia del rotor, las cuales están dadas por:

$$\mathbf{V}_{dq0s} = -p\boldsymbol{\psi}_{dq0s} - \omega_r\boldsymbol{\psi}_{dq0s} - \mathbf{R}_s\mathbf{I}_{dq0s} \quad (3.12)$$

$$\mathbf{V}_{dqr} = -p\boldsymbol{\psi}_{dqr} - \mathbf{R}_r\mathbf{I}_{dqr} \quad (3.13)$$

con

$$\begin{aligned} \mathbf{V}_{dq0s} &= [V_{d1}V_{q1}V_{01}V_{d2}V_{q2}V_{02}]^T \\ \mathbf{I}_{dq0s} &= [I_{d1}I_{q1}I_{01}I_{d2}I_{q2}I_{02}]^T \\ \boldsymbol{\psi}_{dq0s} &= [\psi_{d1}\psi_{q1}\psi_{01}\psi_{d2}\psi_{q2}\psi_{02}]^T \end{aligned}$$

donde  $\boldsymbol{\psi}_{dq0s}$ ,  $\boldsymbol{\psi}_{dqr}$ ,  $\mathbf{I}_{dq0s}$  e  $\mathbf{I}_{dqr}$  son vectores correspondientes a los flujos y corrientes de los circuitos del estator y rotor, respectivamente.  $\omega_r$  relaciona los flujos con la velocidad angular del rotor, así, ésta está definida por:

$$\boldsymbol{\omega}_r = \begin{bmatrix} 0 & \omega_r & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\omega_r & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \omega_r & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\omega_r & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

Las ecuaciones de los flujos en el marco de referencia  $dq0$  pueden ser expresadas por:

$$\boldsymbol{\psi}_{dq0s} = \mathbf{L}_{ss}\mathbf{I}_{dq0s} + \mathbf{L}_{sr}\mathbf{I}_{dqr} \quad (3.15)$$

$$\boldsymbol{\psi}_{dqr} = \mathbf{L}_{rs}\mathbf{I}_{dq0s} + \mathbf{L}_{rr}\mathbf{I}_{dqr} \quad (3.16)$$

Las matrices  $\mathbf{L}_{ss}$ ,  $\mathbf{L}_{sr}$ ,  $\mathbf{L}_{rs}$  y  $\mathbf{L}_{rr}$  para el estator con devanado dividido son dadas en su totalidad en [1]. Notar que estas son constantes gracias a la transformación hecha.

La clave detrás de la representación del modelo VBR es expresar los circuitos del rotor en la forma  $qd$  y los circuitos de estator en la forma  $abc$ . Así, luego de manejar adecuadamente las ecuaciones anteriores se llega a:

$$\mathbf{V}_{abc} = -\mathbf{R}_s\mathbf{I}_{abc} - p[\mathbf{L}_{eqabc}(\theta)\mathbf{I}_{abc}] - \mathbf{e}'_{abc} \quad (3.17)$$

donde

$$\mathbf{L}_{eqabc}(\theta) = \mathbf{T}(\theta)^{-1}\mathbf{L}_{eq}\mathbf{T}(\theta) \quad (3.18)$$

$$\mathbf{e}'_{abc} = \mathbf{T}(\theta)^{-1}\mathbf{e}'_{dq0} \quad (3.19)$$

$$\mathbf{e}'_{dq0} = \mathbf{L}_4\mathbf{I}_{dq0s} - \mathbf{L}_1\mathbf{V}_{dqr} - (\mathbf{L}_2 - \omega_r\mathbf{L}_1)\boldsymbol{\psi}_{dqr}. \quad (3.20)$$

Además en (3.20)  $\mathbf{L}_1$ ,  $\mathbf{L}_2$  y  $\mathbf{L}_4$  son matrices constantes dadas en su totalidad en [1].

## Parte mecánica de la máquina

Para la parte mecánica de la máquina el modelo VBR la describe según:

$$p\theta_r = \omega_r \quad (3.21)$$

$$p\omega_r J = \mathbf{T}_{mec} - \mathbf{T}_e \quad (3.22)$$

donde  $J$  es la inercia del rotor,  $\mathbf{T}_{mec}$  es el torque mecánico,  $\mathbf{T}_e$  es el torque eléctrico y  $\theta_r$  es el ángulo mecánico.

### Torque Electromagnético

La expresión desarrollada para el torque electromagnético en variables de fase es:

$$\mathbf{T}_e = \frac{1}{2} \mathbf{I}_{abcs}^T \frac{\partial \mathbf{L}_{ss}(\theta)}{\partial \theta_r} \mathbf{I}_{abcs} + \mathbf{I}^T \frac{\partial \mathbf{L}_{sr}(\theta)}{\partial \theta_r} \mathbf{I}_{dqr} \quad (3.23)$$

Al aplicar la matriz de transformación (3.10) a (3.23) se obtiene:

$$\mathbf{T}_e = \mathbf{I}_{q12} \mathbf{L}_{ad} (\mathbf{I}_{d12} + \mathbf{I}_{fb} + \mathbf{I}_{kd}) - \mathbf{I}_{d12} \mathbf{L}_{aq} (\mathbf{I}_{q12} + \mathbf{I}_{kq1} + \mathbf{I}_{kq2}) \quad (3.24)$$

con

$$\mathbf{I}_{d12} = \mathbf{I}_{d1} \mathbf{N}_1 + \mathbf{I}_{d2} \mathbf{N}_2 \quad (3.25)$$

$$\mathbf{I}_{d12} = \mathbf{I}_{q1} \mathbf{N}_1 + \mathbf{I}_{q2} \mathbf{N}_2 \quad (3.26)$$

donde  $\mathbf{N}_1$  y  $\mathbf{N}_2$  representan las relaciones entre el número total de espiras del devanado equivalente sinusoidal y el devanado original, para los extremos del terminal  $t$  y del neutro  $n$ , respectivamente, como se ilustra en la Figura 3.1b.

### Representación en Tiempo Discreto

Para poder conectar el modelo VBR a una red externa, es necesario discretizar las ecuaciones (3.16) y (3.17). Ésto se lleva acabo mediante la aplicación de la regla trapezoidal implícita, así, el modelo VBR en tiempo discreto está dado por:

$$\mathbf{V}_{abcs} = -\mathbf{R}_{equ}(t) \mathbf{I}_{abcs}(t) + \mathbf{E}_{equ}(t) \quad (3.27)$$

donde

$$\mathbf{R}_{equ}(t) = \left( \frac{2}{\Delta t} \mathbf{L}_{eqabc}(t) + \mathbf{R}_s + \mathbf{k}(t) \right) \quad (3.28)$$

$$\mathbf{k}(t) = \mathbf{T}^{-1}(t)(\mathbf{L}_1 \mathbf{V}_{dqr}(t) + \mathbf{L}_5(\omega_r) \mathbf{E}_{his}) \quad (3.29)$$

$$\mathbf{E}_{equ}(t) = \mathbf{e}_{shis} + \mathbf{e}_{rhis} \quad (3.30)$$

$$\mathbf{e}_{shis}(t) = \left( \frac{2}{\Delta t} \mathbf{L}_{eqabc}(t - \Delta t - \mathbf{R}_s) \right) \mathbf{I}_{abc}(t - \Delta t) - \mathbf{V}_{abc}(t - \Delta t) - \mathbf{e}'_{abc}(t - \Delta t) \quad (3.31)$$

$$\mathbf{e}_{rhis}(t) = \mathbf{T}^{-1}(t)(\mathbf{L}_1 \mathbf{V}_{dqr}(t) + \mathbf{L}_5(\omega_r) \mathbf{E}_{his}) \quad (3.32)$$

con

$$\mathbf{L}_5(\omega_r) = \mathbf{L}_2 - \omega_r \mathbf{L}_1 \quad (3.33)$$

$$\mathbf{L}_6(\omega_r) = \mathbf{L}_4 - \mathbf{L}_5(\omega_r) \mathbf{E}_2. \quad (3.34)$$

Por otro lado la Ecuación (3.16) en tiempo discreto está dada por:

$$\boldsymbol{\psi}_{dqr} = \mathbf{E}_2 \mathbf{I}_{dq0s}(t) + \mathbf{E}_{his} \quad (3.35)$$

Además para las ecuaciones (3.29), (3.32) y (3.35)

$$\mathbf{E}_{his} = \mathbf{E}_2 \mathbf{I}_{dq0s}(t - \Delta t) - \mathbf{E}_1 (\mathbf{V}_{dqr}(t) + \mathbf{V}_{dqr}(t - \Delta t) + \mathbf{E}_{1C} \boldsymbol{\psi}_{dqr}(t - \Delta t)) \quad (3.36)$$

en ésta  $\mathbf{E}_1$ ,  $\mathbf{E}_{1C}$  y  $\mathbf{E}_2$  son matrices constantes obtenidas luego de la transformación al tiempo discreto dadas en su totalidad en [1].

### Fallas Internas de Estator

Para simular una de las fallas de la Sección 2.3 a una máquina, solo se deben usar las correctas condiciones de borde para cada tipo de falla, además de especificar el valor de  $\alpha$  para representar la magnitud de la falla en cuestión.

Las condiciones de borde a utilizar para simular los distintos estados de la máquina son:

- **Máquina sana.** En ausencia de fallas internas no existen corrientes de fuga por cada una de las fases, de esta forma, por cada subdevanado circulan corrientes iguales, esto es:

$$I_{a1} = I_{a2} \quad I_{b1} = I_{b2} \quad I_{c1} = I_{c2} \quad (3.37)$$

- **Corto circuito entre una fase y tierra.** Al existir este tipo de falla, las devanados afectados estarán en corto circuito a tierra, o mejor dicho al neutro, en caso de despreciar la impedancia de neutro y asumiendo que el voltaje entre la fase  $a$  y neutro  $V_{an}$  es nulo, las condiciones de borde son:

$$V_{a2} = V_n \quad I_{b1} = I_{b2} \quad I_{c1} = I_{c2} \quad (3.38)$$

- **Corto circuito entre dos fases.** Cuando ocurre esta falla, los devanados de las fases involucradas quedan en corto circuito, por ejemplo, si la falla ocurre entre las fases  $a$  y  $b$  las condiciones de borde serían:

$$I_{c1} = I_{c2} \quad V_{a2} = V_{b2} \quad I_{a1} - I_{a2} = I_{b1} - I_{b2} \quad (3.39)$$

- **Corto circuito entre dos fases y tierra.** Combinando las situaciones anteriores y ejemplificando un corto circuito entre las fase  $a$ , fase  $b$  y tierra, se tiene:

$$V_{a2} + V_{an} = 0 \quad V_{b2} + V_{bn} = 0 \quad I_{c1} = I_{c2} \quad (3.40)$$

- **Corto circuito entre las tres fases y tierra.** generalizando se tiene:

$$V_{a2} + V_{an} = 0 \quad V_{b2} + V_{bn} = 0 \quad V_{c2} + V_{cn} = 0 \quad (3.41)$$

Para todo otro caso se pueden determinar las condiciones de borde de manera similar a las dadas anteriormente.

### 3.2.3. Máquina de Vectores de Soporte

Como se mencionó anteriormente, es necesario contar con un algoritmo de clasificación. En el presente trabajo de título se ha elegido como tal a la Máquina de Soporte Vectorial (SVM, del inglés: *Support Vector Machine*), una poderosa y relativamente nueva técnica para resolver problemas de clasificación supervisada, muy útil debido a su capacidad de generalización. Su idea principal es maximizar el margen entre los datos de entrenamiento y la frontera de decisión, el cual puede estar formado por hiperplanos. En otras palabras, los datos de entrada son vistos desde un espacio de mayor dimensión, donde puede ser encontrado un hiperplano tal que éste maximice la distancia entre la frontera de decisión y los patrones a distinguir. El hiperplano es construido en base a los vectores de soporte. Gráficamente la idea de este algoritmo puede verse en la Figura 3.3.

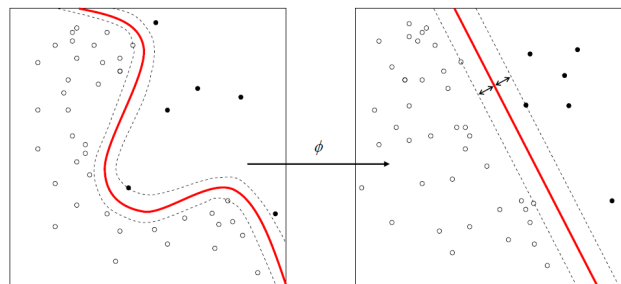


Figura 3.3: Descripción gráfica de la máquina de soporte vectorial



La máquina de vectores soporte es un método de aprendizaje basado en muestras para la realización de clasificadores y regresores. Este algoritmo generaliza el método *generalized portrait*, propuesto por Vapnik y Lerner [47] para la resolución de problemas de clasificación linealmente separables mediante lo que se denomina hiperplano óptimo de separación (OHDR, del inglés: *optimal hyperplane decision rule*). La máquina de vectores soporte propuesta originalmente por Vapnik y sus colaboradores amplió su ámbito de trabajo a la resolución de problemas de clasificación no separables mediante algoritmos no lineales [48]. Posteriormente se extendió para su uso en problemas de regresión. La formulación de la SVM parte del concepto clásico de hiperplano óptimo de separación, cuyo vector director queda expresado en función de las muestras de entrenamiento.

Así mismo, incorpora una serie de aspectos derivados de la teoría del aprendizaje estadístico que confieren a la Máquina de Vectores de Soporte una capacidad de generalización superior a la de otros métodos de aprendizaje. Esta mayor capacidad de generalización es consecuencia principalmente de la maximización del margen. El resultado es un método de aprendizaje que ha proporcionado excelentes resultados en una gran diversidad de problemas prácticos.

### Formulación para el Problema de Clasificación

La SVM como clasificador es binaria, asigna una etiqueta  $y \in [+1, -1]$  al vector de entrada  $x$  conforme al signo de la siguiente expresión:

$$f(x) = \mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}) + b \quad (3.42)$$

donde  $\phi : \mathcal{R}^d \mapsto \mathcal{H}$  es una transformación del espacio de entrada a un espacio de características de igual o mayor dimensión (incluso infinita), en el que se supone una mayor separación entre las clases. El vector  $\mathbf{w}$  define el hiperplano de decisión en dicho espacio y  $b$  representa el sesgo respecto al origen de coordenadas. El vector  $x$  representa la información disponible a partir de los datos que se utilizan para separar la muestra entre dos clases distintas, es llamado el vector de indicadores o atributos.

La máquina de vectores de soporte es una generalización no lineal del hiperplano óptimo de decisión para problemas no separables, por lo que la SVM queda formulada como el siguiente problema de minimización cuadrática:

$$\min_{\mathbf{w}, b, \xi_i} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (3.43)$$

$$\text{sujeto a } y_i (\mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_i) + b) \geq 1 - \xi_i; \quad \forall i = 1, \dots, n \quad (3.44)$$

$$\xi_i \geq 0; \quad \forall i = 1, \dots, n \quad (3.45)$$

donde  $\mathbf{x}_i \in \mathcal{R}^d$  ( $i = 1, \dots, n$ ) son los datos de entrenamiento con las etiquetas  $y \in +1, -1$ , y  $C$  es el factor de ponderación entre el riesgo empírico<sup>1</sup> y el riesgo estructural<sup>2</sup>.

<sup>1</sup>Error asociado a la base de datos de entrenamiento al compararlo con la base de datos de validación.

<sup>2</sup>Error asociado al costo de encontrar una función  $f'$  que sea la aproximación a otra función  $f$  tal que  $f'$  acierte a

El funcional 3.43 se transforma, introduciendo los multiplicadores de Lagrange  $\alpha_i, \mu_i \geq 0$ , en:

$$L_P = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i (\mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_i) + b) - 1 + \xi_i] - \sum_{i=1}^n \mu_i \xi_i \quad (3.46)$$

que debe ser minimizado respecto a  $\mathbf{w}$ ,  $b$ ,  $\xi_i$  y maximizado respecto a  $\alpha_i$  y  $\mu_i$ .

En la solución, las derivadas de  $L_P$  respecto a las variables  $\mathbf{w}$ ,  $b$ ,  $\xi_i$  deben anularse<sup>3</sup>:

$$\frac{\partial L_P}{\partial \mathbf{w}} = 0 \Rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \phi(\mathbf{x}_i) \quad (3.47)$$

$$\frac{\partial L_P}{\partial b} = 0 \Rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad (3.48)$$

$$\frac{\partial L_P}{\partial \xi_i} = 0 \Rightarrow C - \alpha_i \mu_i = 0; \forall i = 1, \dots, n \quad (3.49)$$

Además de las restricciones lineales (3.44) y (3.45), la solución debe cumplir con las condiciones KKT (Karush-Kuhn-Tucker):

$$\alpha_i, \mu_i; \forall i = 1, \dots, n \quad (3.50)$$

$$\alpha_i \{y_i (\mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_i) + b) - 1 + \xi_i\} = 0; \forall i = 1, \dots, n \quad (3.51)$$

$$\mu_i \xi_i = 0; \forall i = 1, \dots, n \quad (3.52)$$

Sustituyendo (3.47), (3.48) y (3.49) en (3.46) se llega al problema dual de Wolfe [49], que debe ser expresado respecto a los multiplicadores de Lagrange  $\alpha_i$ . Así, la SVM queda formulada como el siguiente problema de maximización:

$$\max_{\alpha_i} L_D = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \phi^T(\mathbf{x}_i) \phi(\mathbf{x}_j) \quad (3.53)$$

$$\text{sujeto a } \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0; \quad (3.54)$$

---

todo el conjunto de entrenamiento y falle en **todos** los demás puntos (sobre-ajuste).

<sup>3</sup>Nótese que se sabe de antemano que el extremo es único y se corresponde con un mínimo, al tratarse de una función cuadrática y convexa.

$$0 \leq \alpha_i \leq C; \quad \forall i = 1, \dots, n \quad (3.55)$$

Este es un problema cuadrático y convexo, por lo que la convergencia al mínimo global está garantizada usando técnicas de programación cuadrática. El vector director del hiperplano de separación, dado por (3.47), admite una expansión en términos de los vectores de entrenamiento transformados. Solo aquellas muestras cuyo multiplicador asociado a  $\alpha_i$  es distinto de 0 contribuyen a la definición de la frontera de decisión, razón por la que reciben el nombre de **vectores de soporte**. Las condiciones (3.49), (3.51) y (3.52) permiten asociar la interpretación geométrica de las muestras respecto a la frontera con sus correspondientes multiplicadores, distinguiéndose los siguientes casos:

- Muestras bien clasificadas, fuera del margen.

$$y_i (\mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_i) + b) > 1 \Rightarrow \xi_i = 0 \Rightarrow \alpha_i = 0.$$

- Muestras bien clasificadas, sobre el margen.

$$y_i (\mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_i) + b) = 1 \Rightarrow \xi_i = 0 \Rightarrow \alpha_i \in (0, C).$$

- Muestras bien clasificadas, dentro el margen.

$$0 \leq y_i (\mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_i) + b) < 1 \Rightarrow 0 < \xi_i \leq 1 \Rightarrow \alpha_i = C.$$

- Muestras mal clasificadas

$$y_i (\mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_i) + b) < 0 \Rightarrow \xi_i > 1 \Rightarrow \alpha_i = C.$$

Normalmente para la función  $\phi(\cdot)$  se desconoce su forma explícita o es imposible de evaluar. No obstante, el problema de optimización (3.53) únicamente precisa calcular los productos escalares  $\phi^T(\mathbf{x}_i)\phi(\mathbf{x}_j)$ , los cuales pueden ser evaluados mediante la función *kernel*  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ , la cual para este trabajo de título, será la función de base radial (RBF, del inglés: *Radial-Basis Function*) dada por:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.56)$$

Aunque en general el vector de pesos  $\mathbf{w}$  no podrá calcularse, sustituyendo su expresión (3.47) en (3.42) se llega a la salida blanda de la SVM:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b \quad (3.57)$$

## SVM Multiclase

Se ha visto y descrito la SVM para un problema de clasificación binario, pero, para el problema de diagnóstico de fallas no siempre se tendrán solo dos clases de datos. Por ejemplo, en los siguientes capítulos se verá que se quiere clasificar el estado de la máquina entre estado sano y en falla, para luego evaluar la severidad de la falla en cuestión. Es decir, una vez que se ha diagnosticado un estado anómalo, se quiere ver que tan grave es éste, un paso lógico si lo que se quiere es evitar una falla crítica y a su vez sacar el máximo provecho a la operación de la máquina. Así, se definen a priori 4 estados o clases distintos:

- Estado sano
- Estado en falla
  - Falla clase 1
  - Falla clase 2
  - Falla clase 3

De esta forma, se debe buscar un algoritmo que sea capaz de clasificar datos en mas de dos clases, pero a su vez, conserve las buenas propiedades de SVM. Este algoritmo es la misma SVM pero usada desde un punto de vista particular: SVM multiclase.

Para poder utilizar la SVM en un problema que se quiera determinar la clase correcta entre  $k > 2$  posibilidades distintas Vapnik [50] propone entrenar  $k - 1$  SVMs binarias de forma independiente. Cada clasificador separa una clase respecto al resto, determinando de esta forma si una muestra pertenece a dicha clase. Ante un vector de entrada nuevo, se evalúan todas las SVMs binarias y se le asigna la etiqueta correspondiente a la que proporciona una mayor salida. Esta SVM multiclase se denomina **uno contra el resto** (*one-versus-all*) y se emplea, por ejemplo en [14].

### 3.3. Metodología

El primer paso para diseñar el algoritmo de diagnóstico de fallas es la obtención de los datos de la máquina sincrónica de polos salientes que representen su operación en estado sano y en falla. Al no disponer físicamente de esta máquina para hacer pruebas experimentales, se decide implementar el modelo Voltaje detrás de la Reactancia y con ello simular una máquina tipo con el fin de obtener los datos de operación de la máquina en estado sano y en falla. Este modelo necesita de las condiciones iniciales adecuadas y de parámetros específicos de la máquina sincrónica, los que son calculados a partir de los datos dados por el fabricante de la máquina tipo elegida y mediante técnicas usuales en estudios de simulación de máquinas eléctricas.

El modelo es validado comparando los resultados del trabajo de investigación donde fue ideado y los resultados obtenidos en el presente trabajo de título, además de contar con la aprobación del autor de [1].

Con el modelo correctamente programado es posible obtener datos de operación en estado sano y en falla. El siguiente paso es el diseño del algoritmo de diagnóstico. Para ello se decide utilizar

como herramienta principal la técnica de aprendizaje supervisado SVM, la cuál debe ser implementada en la forma *uno contra el resto*. SVM permite clasificar un conjunto de datos de entrada en diferentes clases, para este caso se decide separar el problema en cuatro clases distintas: estado de la máquina sano; falla clase 1; falla clase 2 y falla clase 3. Los tres tipos de falla corresponden a distintos grados de severidad de la falla.

SVM usa como elementos de entrada los llamados indicadores o atributos. Estos se estudian a partir de la bibliografía disponible, seleccionandose finalmente un conjunto total de 25 indicadores, los cuales deben ser extraídos mediante técnicas de MCSA a las corrientes de estator y de campo.

Posteriormente se diseña el algoritmo como tal, donde para poder distinguir entre las cuatro clases de estados de la máquina es necesario el uso de cuatro estructuras SVM en cascada. Cada una de ellas debe ser entrenada y probada independientemente. El criterio de decisión que permite decidir si una SVM es mejor que otra es el error de clasificación, es decir, como a priori se sabe si un conjunto de datos corresponde a una máquina sana o en falla (incluyendo su severidad), se puede evaluar si porcentaje de datos correctamente clasificados, conociendo de esta forma el error de clasificación.

El algoritmo es optimizado siguiendo las recomendaciones de expertos en el uso de SVM, para luego implementar una particular forma de optimización que obtuvo buenos resultados, logrando un error de clasificación del 0 % para el conjunto de prueba.

La validación del algoritmo se realiza usando datos de corrientes de estator y de campo contaminadas con ruido gaussiano en distintos niveles. La idea es evaluar la eficiencia del algoritmo para 12 distintos niveles de ruido resultando correctas clasificaciones para mas de un 90 % de los datos ante un nivel elevado de ruido en las señales de entrada.

Se comprueba la utilidad del modelo Voltaje detrás de la Reactancia para simular máquinas sincrónicas de polos salientes en estado de falla, quedando pendiente su validación para datos experimentales.

Se demuestra también la eficiencia computacional de la máquina de Soporte Vectorial, logrando tiempos de ejecución lo suficientemente pequeños para pensar que su aplicación en algoritmos de diagnóstico de fallas en línea es completamente viable. Es más, el algoritmo diseñado en el presente trabajo de título podría servir como base para crear un algoritmo de diagnóstico en línea, capaz de detectar y clasificar fallas monofásicas u otros tipos de falla de manera oportuna, evitando así eventos críticos que pongan en peligro la integridad completa de la máquina y su entorno.

Para la confección de los códigos se usó el *software* Matlab. Las simulaciones se realizaron en un PC Core i7 de 2.40 GHz con 6 GB de RAM.

# Capítulo 4

## Implementación del Modelo VBR

En este capítulo se describe la implementación del modelo VBR para una máquina sincrónica de polos salientes. Se presenta también los pasos necesarios para conocer los parámetros de la máquina a partir de los parámetros dados por los fabricantes. Además se indica como calcular las condiciones iniciales para realizar una simulación en estado estacionario.

### 4.1. Preparación: Parámetros y condiciones iniciales

Antes de aplicar las ecuaciones del modelo VBR, se deben tener en cuenta algunas consideraciones prácticas, como la determinación de las condiciones iniciales, la determinación de los parámetros a partir de los datos disponibles de la máquina, entre otras.

La máquina a estudiar en el presente Trabajo de Título es la misma usada en [1] y en [46]. Ésta fue elegida por:

- Al ser la misma máquina usada en el trabajo de investigación que presenta el modelo VBR, es fácil comparar los resultados al implementar el modelo, revisar si la programación del código es la correcta y si los resultados arrojados corresponden a los resultados observados ahí.
- Si bien, es una máquina de gran escala, es posible hacer el símil con la máquina sincrónica de menor capacidad de generación, por ejemplo una microhidro, ya que según [1], [14] y [23] generalizan sus trabajos a cualquier escala de máquinas.

En definitiva, la máquina a estudiar posee los datos de conexiones y valores de parámetros mostrados en la Figura 4.1, obtenida de [46].

En todo estudio dinámico se necesitan las condiciones iniciales del sistema. Estas incluyen corrientes, flujos y EMF para los diferentes circuitos de la máquina. También es necesario conocer la posición inicial del rotor con respecto al eje de referencia del sistema. Estos valores son calculados a partir de los datos conocidos en los terminales de la máquina y de distintos parámetros de esta, los cuales no siempre son entregados explícitamente por los fabricantes. Es por ello que uno de los

```

===== MACHINE RATINGS =====
3ph S rating 100 MVA;   Freq   60 Hz
Line voltage 13.8 kV;   Ifag  313.2 A
=====
MANUFACTURER'S Data. Data in pu, or sec
=====
Xd = 2.039      Xd' = 0.217      Xd" = 0.150
Xq = 1.944      Xq' = 0.446      Xq" = 0.147
Xl = 0.128      ra = 0.004      Ta = 0.09846
Xo = 0.096      X2 = 0.1485
Td' = 0.59757   Td" = 0.01521
Tq' = 0.10485   Tdo" = 0.02200
Tdo' = 5.61500  Tqo' = 0.45700
Tq" = 0.01507   Tqo" = 0.04600

```

Figura 4.1: Datos de la máquina a estudiar

primeros pasos a seguir, si se quiere simular esta máquina sincrónica a través del modelo VBR es la obtención de los parámetros necesarios, lo cual es descrito en la siguiente sección.

#### 4.1.1. Determinación de los parámetros de la máquina a partir de los datos del fabricante

Típicamente la información dada por los fabricantes relacionada con las conexiones de la máquina sincrónica incluye:

- Potencia trifásica en MVA
- Frecuencia y velocidad
- Voltaje de línea
- Corriente de línea
- Factor de potencia

Por otro lado, son entregados un conjunto de parámetros que se dividen en tres clases, parámetros subtransitorios, parámetros transitorios y parámetros sincrónicos. Estos están relacionados con la velocidad de decaimiento de las corrientes que son inducidas en el rotor luego de una perturbación, es así como la influencia de los parámetros subtransientes en estas corrientes decae rápidamente, por otro lado, para los parámetros transientes, su influencia decae lentamente para terminar con los parámetros sincrónicos, cuya influencia se mantiene en el tiempo.

Las características de interés de la máquina sincrónica son las inductancias efectivas (o reactancias) vistas desde los terminales de la máquina y que están asociadas con la frecuencia fundamental durante los eventos subtransientes, transientes y sostenidos. En adición a estas inductancias, las correspondientes constantes de tiempo que determinan la tasa de decaimiento de las corrientes y voltajes forman los parámetros estándar usados en específicas características de la máquina sincrónica.

Para obtener los parámetros necesarios para la aplicación del modelo VBR se siguieron los pasos descritos en [20].

Lo primero a tener en cuenta es que los valores de las reactancias y de las inductancias en por unidad ([pu]) son idénticos, con esto en cuenta se procede a calcular las inductancias no saturadas según:

$$L_{ad} = L_d - L_l \quad (4.1a)$$

$$L_{aq} = L_q - L_l \quad (4.1b)$$

Luego se deben calcular las inductancias de rotor en el siguiente orden:

$$L_{fd} = \frac{L_{ad}L'_d - L_{ad}L_l}{L_{ad} - L'_d + L_l} \quad (4.2a)$$

$$L_{Q1} = -\frac{L_{aq}L_l - L_{aq}L'_q}{L_{aq} + L_l - L'_q} \quad (4.2b)$$

$$L_D = -\frac{L''_d - L_l}{\left(\frac{(L'_d - L_l)(L_{ad} + L_{fd})}{L_{ad}L_{fd}} - 1\right)} \quad (4.2c)$$

$$L_{Q2} = -\frac{L_l - L''_q}{\left(\frac{(L_l - L''_q)(L_{Q1} + L_{aq})}{L_{Q1}L_{aq}} + 1\right)} \quad (4.2d)$$

Por otro lado, para obtener los valores de las resistencias de rotor se procede a calcular:

$$R_{fd} = \frac{L_{ad} + L_{fd}}{T'_{d0} 2\pi f_s} \quad (4.3a)$$

$$R_D = \frac{\left(L_D + \frac{L_{ad}L_{fd}}{L_{ad} + L_{fd}}\right)}{T''_{d0} 2\pi f_s} \quad (4.3b)$$

$$R_{Q1} = \frac{L_{aq} + L_{Q1}}{T'_{d0} 2\pi f_s} \quad (4.3c)$$

$$R_{Q2} = \frac{\left(L_{Q2} + \frac{L_{aq}L_{Q1}}{L_{aq} + L_{Q1}}\right)}{T''_{d0} 2\pi f_s} \quad (4.3d)$$

donde  $f_s$  es la frecuencia de la red.



## 4.1.2. Cálculo de condiciones iniciales

Las ecuaciones de la máquina sincrónica dadas en la Sección 3.2.2 son ecuaciones diferenciales que representan el comportamiento de la máquina en el tiempo. Sin embargo, cuando una máquina opera en estado estacionario, las ecuaciones diferenciales no son necesarias ya que todas las variables o son constantes o varían sinusoidalmente con el tiempo. En el presente estudio e igual que en otros, es común asumir que la máquina opera condición de estado estacionario antes de ocurrir una perturbación, en este caso una falla monofásica. Así, este tipo de estudios son los llamados “estudios de estabilidad”.

A continuación, se presenta como calcular las condiciones iniciales para el modelo VBR (basado en [51]):

- Todas las corrientes en estado estacionario luego de la transformación Park son constantes, lo que implica que:

$$\dot{\mathbf{I}}_{dq0s} = \dot{\mathbf{I}}_{dqr} = 0. \quad (4.4)$$

Lo anterior trae como consecuencia que las corrientes de los circuitos amortiguadores del rotor sean nulas o, matemáticamente:

$$I_D = I_{Q1} = I_{Q2} = 0 \quad (4.5)$$

- Normalmente son especificados la potencia aparente ( $S$ ) y el factor de potencia ( $PF$ ), por lo que el ángulo  $\phi$  del fasor de  $S$ , la potencia real  $P$ , la potencia reactiva  $Q$  y la correspondiente corriente en los terminales  $I_t$  son:

$$\phi = \cos^{-1}(PF) \quad (4.6)$$

$$Q = S \sin(\phi) \quad (4.7)$$

$$P = S \cos(\phi) \quad (4.8)$$

$$I_t = \frac{P - jQ}{E_t} \quad (4.9)$$

Considerar que en las ecuaciones anteriores la potencia aparente  $S$  el voltaje de línea  $E_t$  están en por unidad.

- El voltaje en el eje- $Q$   $E_q$  en notación compleja y su correspondiente ángulo de adelanto con respecto a  $E_t$  son:

$$E_q = E_t + (R_a + jL_q)I_t \quad (4.10)$$

$$\phi_i = \tan^{-1} \left( \frac{\text{Imag}(E_q)}{\text{Real}(E_q)} \right) \quad (4.11)$$

- Los voltajes, corrientes y flujos de estator se pueden obtener a partir de:

$$V_d = -E_t \sin(\phi_i) \quad (4.12)$$

$$V_q = E_t \cos(\phi_i) \quad (4.13)$$

$$I_d = -|I_t| \sin(\phi_i - \phi) \quad (4.14)$$

$$I_q = |I_t| \cos(\phi_i - \phi) \quad (4.15)$$

$$\psi_d = V_q + R_a I_q \quad (4.16)$$

$$\psi_q = -V_d - R_a I_d \quad (4.17)$$

- Los valores del voltaje y corrientes de campo además de los flujos de rotor son:

$$I_F = \frac{V_q + R_a I_q - L_d I_d}{L_{ad}} \quad (4.18)$$

$$V_F = R_{fd} I_F \quad (4.19)$$

$$\psi_F = (L_{ad} + L_{fd}) I_F + L_{ad} I_d \quad (4.20)$$

$$\psi_D = L_{ad} (I_F + I_d) \quad (4.21)$$

$$\psi_{Q1} = L_{aq} I_q \quad (4.22)$$

$$\psi_{Q2} = L_{aq} I_q \quad (4.23)$$

- Por último, el torque eléctrico es:

$$\mathbf{T}_e = \psi_d I_q - \psi_q I_d \quad (4.24)$$

## 4.2. Simulación

Para implementar el modelo VBR descrito en la Sección 3.2.2 usando la máquina descrita en la Figura 4.1 se utilizó el programa computacional MATLAB, la programación de éste fue apoyada por uno de los autores de [1], el Dr. Damian S. Vilchis-Rodriguez.

### 4.2.1. Procedimiento

El procedimiento para formar las interconexiones del modelo consistió en asumir que la máquina está conectada a la red externa como un circuito equivalente de Thevenin trifásico. Los devanados de la máquina se asumen en conexión **Y**, con el neutro a tierra. La secuencia de cálculo se describe a continuación, asumiendo que la solución en cada paso del tiempo  $t - \Delta t$  es conocida y se quiere la solución para el tiempo  $t$ :

1. *Predicción de las variables mecánicas*: Como las ecuaciones mecánicas (Ángulo de giro y velocidad de giro) del modelo son no lineales, la solución exacta y simultánea de las variables eléctricas y mecánicas requiere de iteraciones. Sin embargo, como las variables mecánicas cambian relativamente poco comparadas con las variables eléctricas, se puede usar la extrapolación lineal [52]:

$$\theta_r = 2\theta_r(t - \Delta t) - \theta_r(t - \Delta t) \quad (4.25)$$

$$\omega_r = 2\omega_r(t - \Delta t) - \omega_r(t - \Delta t) \quad (4.26)$$

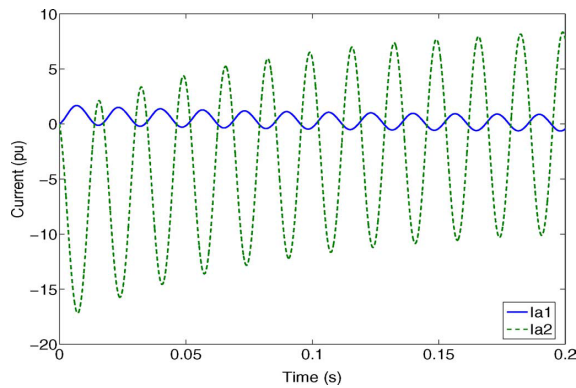
2. *Cálculo de 3.30 3.33 usando las variables predichas*: Se resuelven estas ecuaciones usando los valores obtenidos en 4.25 y 4.26
3. *Reducción de variables basándose en las condiciones de borde*: Dependiendo cual sea la falla simulada, se reducen las ecuaciones 3.30 3.33 siguiendo las condiciones de borde dichas en la Sección 3.2.2.
4. *Construcción del Equivalente de Thevenin*: Usando reducción de matrices, se construyen los equivalentes de Thevenin.
5. *Resolver ecuaciones de red*: Se resuelven las ecuaciones relacionadas con la red, es decir el sistema de ecuaciones resultante a partir de la Ecuación 3.27.
6. *Actualización de variables eléctricas*: Se actualizan las variables tales como las corrientes de estator (teniendo en cuenta las condiciones de borde) y se calculan los flujos y las corrientes de rotor.
7. *Actualización de variables mecánicas*: Se calcula el torque electromagnético  $T_e$ , luego el ángulo del rotor  $\theta_r$  y la velocidad  $\omega_r$ .

### 4.2.2. Caso de comparación

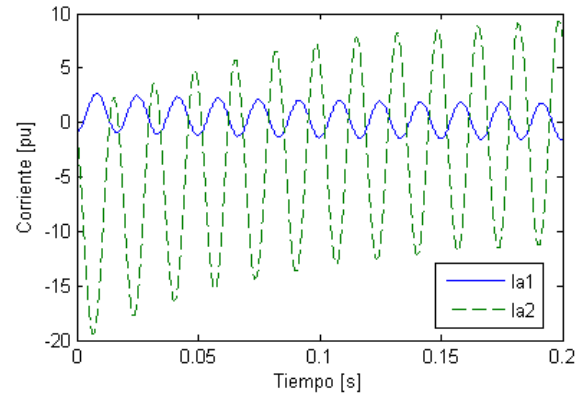
Para comprobar que el código programado para el modelo VBR esté correctamente escrito se eligieron condiciones similares para la máquina sincrónica descrita en la Figura 4.1 a las simuladas en [1]. La Figura 4.2 muestra dos gráficos donde se pueden comparar los resultados entre el código programado y las simulaciones del modelo VBR original. En estos se simula la máquina funcionando como generador, con un factor de potencia de 0.866 en atraso, conectada a una barra infinita de  $13.8[kV]$ . Esta máquina se somete a una falla de corto circuito entre la fase *A* y tierra que involucra el 10% de los devanados de esta fase. El porcentaje de devanados es medido desde el neutro hasta el terminal de la fase. La simulación se tomó para un tiempo total de  $200ms$  y para un pequeño paso de tiempo ( $\Delta t = 0.1\mu s$ ). Se puede apreciar la similitud de ambos modelos, con

la distinción que en el presente trabajo de título se despreciaron las impedancias del neutro y de la línea.

Se realizaron variadas pruebas y en todas los resultados fueron similares a los mostrados en la Figura 4.2. Con esto, se puede concluir que el modelo programado en el presente trabajo de título representa fielmente al modelo VBR diseñado en [1], con lo que es posible usar los resultados entregados por éste en el estudio de diagnóstico de fallas internas para generadores sincrónicos.



(a) Figura 5 de [1]



(b) Resultado de la simulación

Figura 4.2: Comparación entre las simulaciones de [1] y la del presente trabajo de título

# Capítulo 5

## Algoritmo de Diagnóstico de Fallas

En este capítulo se diseña un algoritmo de detección y diagnóstico de fallas aplicado a una máquina sincrónica de polos salientes, la cual está sometida a una falla de cortocircuito monofásica en distintos porcentajes de severidad. Este algoritmo está basado en el modelo de aprendizaje supervisado llamado **Máquina de Vectores de Soporte** (SVM, del inglés: *Support Vector Machines*) descrito en la Sección 3.2.3.

En la primera sección se delimita el caso a analizar, dejando claro las características de éste y lo que se pretende estudiar.

En la segunda sección se seleccionan los atributos para la SVM, estos atributos se escogen a partir de los resultados de la simulación del modelo VBR y contienen la información suficiente para caracterizar el estado de operación de la máquina analizada.

En la tercera sección se describe el algoritmo de diagnóstico de fallas, como se implementa la SVM y como ésta es usada para clasificar la severidad de la falla. Además se explica el método de optimización del algoritmo que busca una tasa de error de detección lo mas baja posible.

Finalmente en la cuarta sección, se validan el algoritmo optimizado, usando para ello atributos de la máquina sincrónica obtenidos a partir de datos contaminados con distintos niveles de ruido. Así, es posible conocer el porcentaje de error de clasificación ante perturbaciones comunes y comprobar la robustez del algoritmo propuesto.

### 5.1. Definición del problema

Para construir el algoritmo de detección y diagnóstico de fallas orientado a diagnosticar el estado de operación de una máquina sincrónica de polos salientes es necesario darse un caso particular de prueba. Así, para el presente trabajo de título el caso es el siguiente:

- Dada la máquina sincrónica descrita en la Figura 4.1, se quiere diagnosticar la condición actual de ésta a partir de los datos de corriente de estator y de campo obtenidos por distintas

simulaciones del modelo VBR de la máquina.

- Las simulaciones se realizan usando un paso del tiempo (*time step*) de  $\Delta t = 0.1[\mu s]$  y con un tiempo total de simulación de 5[s].
- La máquina puede encontrarse en estado sano o en falla. Se analizará solo la falla de tipo corto circuito entre la fase-a y tierra, la cual es llamada falla monofásica. Se escoge ésta por ser la más frecuente dentro de las fallas internas para una máquina sincrónica y que puede causar un evento crítico en caso de no ser diagnosticada a tiempo [53].
- Con respecto a la severidad de la falla, se escogen tres tipos de categorías, los límites de éstas han sido escogidos arbitrariamente y podrían ser modificados según el uso que se le quiera dar al algoritmo. Estos tres límites dividen según el porcentaje de devanados involucrados en el corto circuito, medidos desde el neutro hasta el punto terminal (ver Figura 3.1b). Los límites son:
  - Falla Clase 1, para un porcentaje de devanados involucrado entre el 1 % y 15 %.
  - Falla Clase 2, para un porcentaje de devanados involucrado entre el 16 % y 25 %.
  - Falla Clase 3, para un porcentaje de devanados involucrado entre el 26 % y 85 %.

Según lo anterior, se quiere diagnosticar si la máquina se encuentra en estado sano o en falla, para luego, en caso de falla, clasificar la severidad de ésta en alguna de las tres clases minimizando el error de clasificación.

## 5.2. Selección de atributos

Escoger los atributos o indicadores a utilizar para el entrenamiento de las SVMs en el problema de clasificación es un problema no menor y ha sido estudiado por variados autores [54], [55], [56], por nombrar algunos. Estos trabajos buscan la eficiencia computacional de estos algoritmos y la minimización de la tasa de error en aplicaciones financieras y económicas de las SVMs, donde los modelos fenomenológicos son desconocidos y el problema se trata como caja negra. Sin embargo, para el problema de diagnóstico de fallas y en particular para el algoritmo a diseñar en el presente trabajo de título se utilizan fuentes de información obtenidas de diferentes trabajos donde aplican MCSA para la detección de fallas en máquinas sincrónicas, en estos trabajos se indica, por ejemplo, que el uso de las llamadas *triplen harmonics*, o múltiplos impares del tercer armónico pueden ser utilizados como indicadores de fallas monofásicas [7]. En otros, se indica que el monitoreo de la secuencia negativa de la corriente de estator y de la segunda armónica de la corriente de campo podrían dar información acerca de fallas monofásicas en este tipo de máquinas [13].

Por lo anterior, es que la selección de atributos para el diseño del algoritmo de detección y en particular para el entrenamiento de las SVMs se realizó de dos formas: a partir de la información extraída de distintos trabajos de investigación en esta materia o en base a la observación de los resultados simulados. Se deja como problema propuesto la reducción del número de atributos en búsqueda de eficiencia computacional, en el caso de querer implementar este algoritmo o uno similar de forma *online* en una aplicación real.

## 5.2.1. Descripción de atributos seleccionados

El conjunto de atributos seleccionados como indicadores de falla, para el caso de falla monofásica fue:

- **Amplitudes de las corrientes de estator.** Se observaron los resultados simulados, notando gran diferencia en las amplitudes de las corrientes de la máquina en estado sano a las de la máquina en estado de falla, incluso cuando ésta es del 10 %. Esta observación es respaldada por los resultados de [1].

En la Figura 5.1 en color azul se aprecia la corriente del subdevanado a1 para la máquina en estado sano, notar que la amplitud en estado de falla (verde) para los últimos 0.02 [s] de la simulación corresponde a casi un 200 % de la amplitud en estado sano. También se entregan las corrientes de las fases b y c en estado de falla.

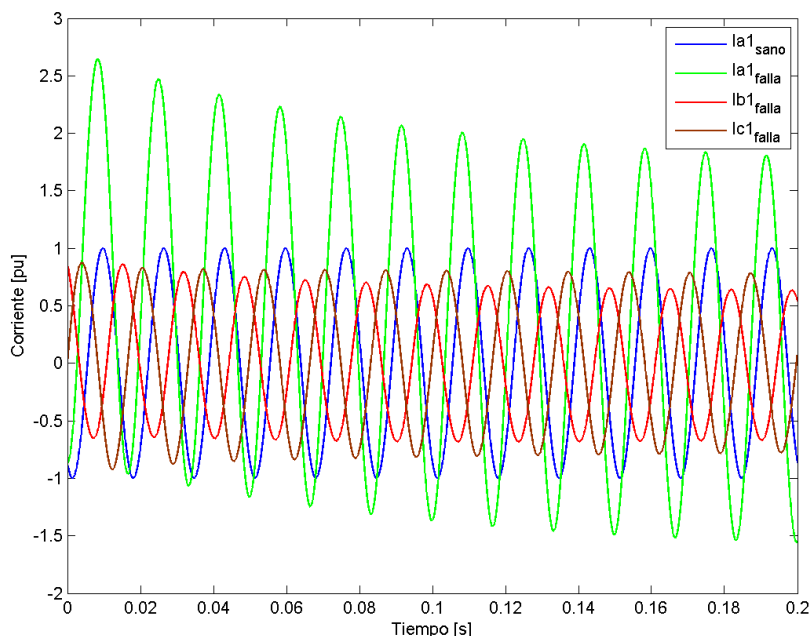


Figura 5.1: Comparación de las corrientes por fase en el dominio del tiempo en estado sano y en falla del 10 %

Para ver si éste atributo distingue también la severidad de la falla se realizaron 4 simulaciones que entregan las corrientes del subdevanado a1 en el tiempo para una simulación de 200 [ms]. En estas simulaciones ocurre una falla monofásica a los 0.05 [s] y los resultados se observan en la Figura 5.2. En ella se observa como para distintos porcentajes de falla la amplitud de la corriente del subdevanado a1 es distinta, donde a mayor severidad de la falla, mayor es la amplitud de la corriente, esto podría indicar que el uso de este atributo serviría también para evaluar la severidad de la falla, en caso de presentarse.

De esta forma se toman como atributos las amplitudes promedio de las corrientes circulantes por los devanados a1, b1 y c1 para el último 10 % del tiempo de simulación.

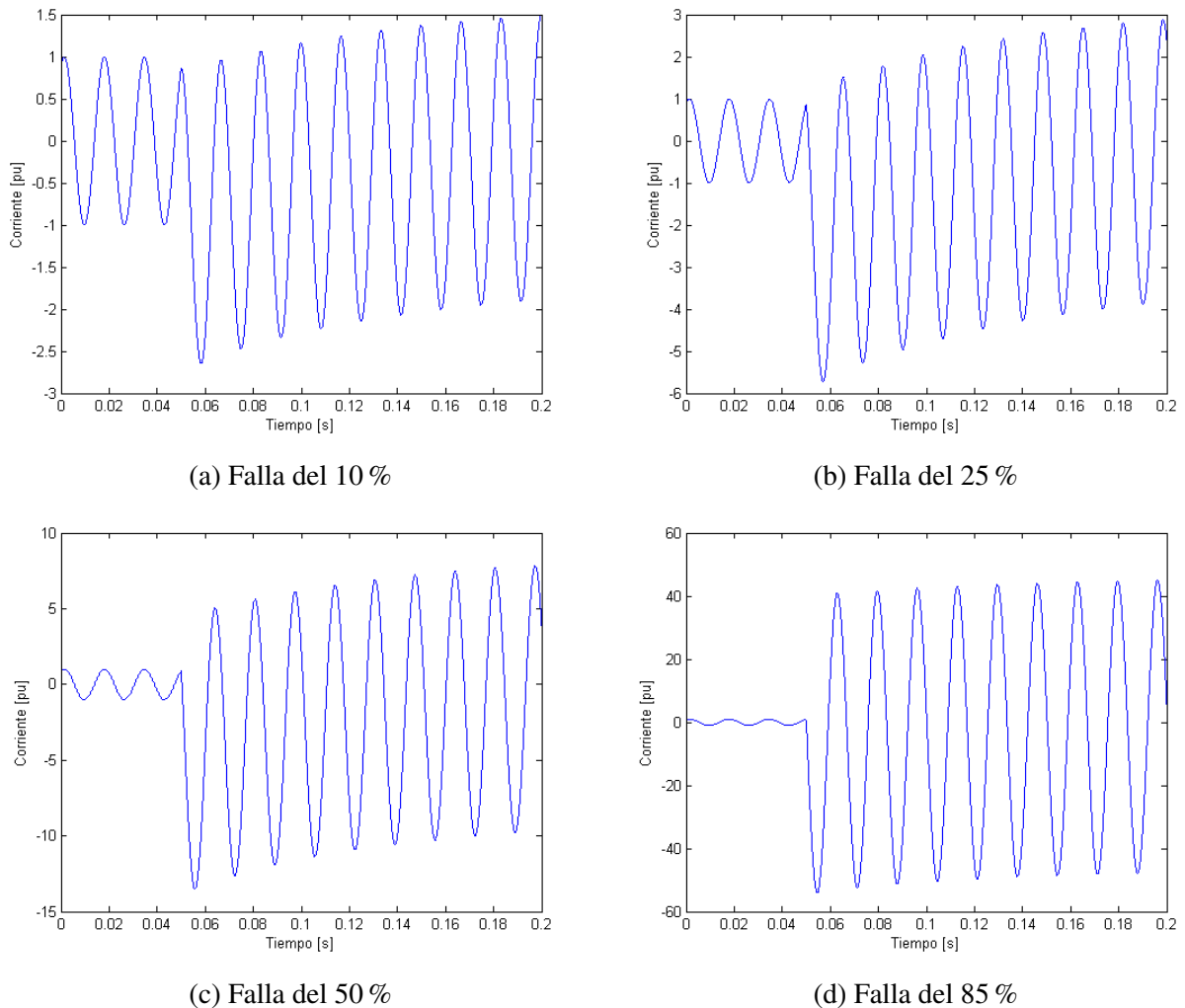


Figura 5.2: Corrientes en el tiempo que circulan por el subdevanado a1 al ocurrir una falla de distintos porcentajes de severidad al instante  $t = 0.05$  [s]

- Armónicas de la corriente de estator de la fase-a.** A partir de los resultados de [7], donde se usa la técnica MCSA para el monitoreo de condición sobre la corriente de estator con el fin de analizar el comportamiento de una máquina síncrona en estado de falla, surge la idea de usar como atributos las llamadas *triplen harmonics*, o múltiplos impares del tercer armónico. Para ello se debe aplicar la Transformada Rápida de Fourier (FFT, del inglés *Fast Fourier Transform*) a la señal sobre la cual se quiere realizar el monitoreo, en este caso a la corriente de estator del subdevanado a1, en búsqueda de cambios en la amplitud de estas según aumenta la magnitud de la falla. Según [1], el modelo VBR entrega esta información para las armónicas 3 y 5, sin embargo solo pudieron observarse cambios en la tercera armónica.

La Figura 5.3 muestra las FFT de las corrientes del subdevanado a1 en escala logarítmica para la máquina en estado sano (azul) y en falla monofásica del 10 % (verde), se aprecia como se incrementa la amplitud para la tercera armónica en un 73 %.

En las figuras A.1, A.2, A.3 y A.4 del Apéndice A se muestran las FFT para los subdevanados a1, b1 y c1 en todo el espectro y además con una ampliación en la tercera armónica para diferentes magnitudes de la falla monofásica. En estas figuras se puede apreciar a simple



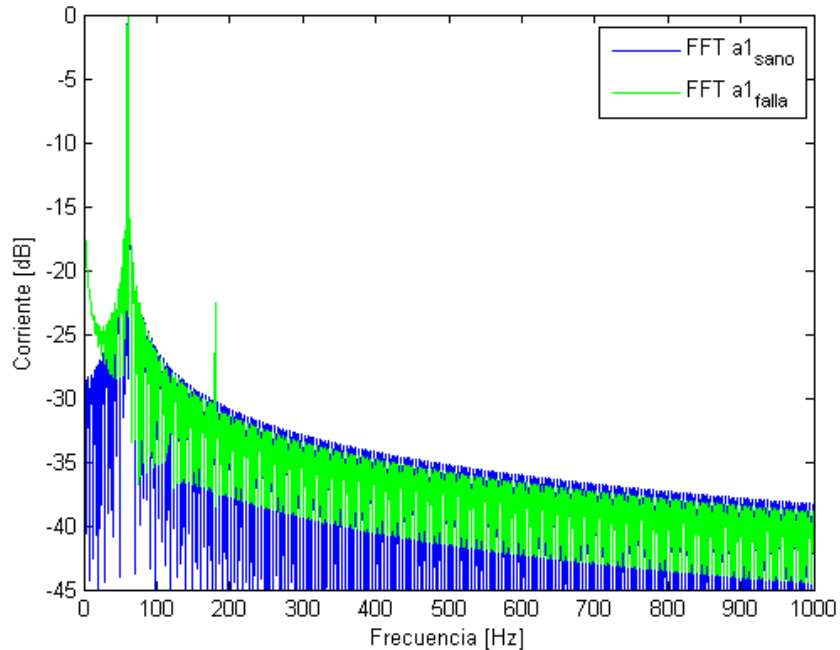


Figura 5.3: Comparación de las FFT en escala logarítmica para el subdevanado a1 en estado sano y en falla del 10 %

vista como la amplitud de la tercera armónica varía según el porcentaje de falla simulado, pero esta variación no es incremental a medida que aumenta la severidad de la falla. De esta forma, este atributo podría ayudar a diagnosticar entre estado sano o falla, pero su utilidad para informar acerca de la magnitud de ésta no es clara, por lo que se necesitaría de mayor análisis para asegurarlo.

- **Armónicas de la corriente de campo.** De [13]: “Es bien conocido que, en el caso de una falla interna, se producen cambios en la componente fundamental y/o en la segunda armónica presentes en la corriente de campo”. Así, esto puede ser usado para mejorar la fiabilidad de la detección y diagnóstico de fallas.

Basándose en los resultados del trabajo anteriormente mencionado, se estudia el comportamiento de la corriente de campo al ocurrir una falla monofásica, se debe tener en consideración que la corriente de campo es una señal constante para la máquina operando en estado estacionario, sin embargo comienza a oscilar en presencia de una falla interna. Esto se puede observar en la Figura 5.4 donde se compara la corriente de campo en estado sano y al ocurrir este tipo de falla (comprometiendo un 10 % de los devanados). De esta forma, al observar este comportamiento oscilatorio se considera también observar la FFT de la corriente de campo.

En la Figura 5.5 se observa como la segunda armónica se distingue en el caso de falla, por lo que se comprueba lo dicho por [13]. Más aún, en [57] se estudia el uso de la Transformada de Hilbert para obtener la envolvente de señales con el fin de extraer información y así poder diagnosticar fallas. Aplicando esta transformada a la corriente de campo y luego tomando la FFT de ésta se logra observar un número mayor de atributos. Al observar la Figura A.5 del Apéndice A se observa lo dicho anteriormente. Notar como a medida que se incrementa el porcentaje de falla, las amplitudes de las armónicas pares se incrementan. De esta forma, son

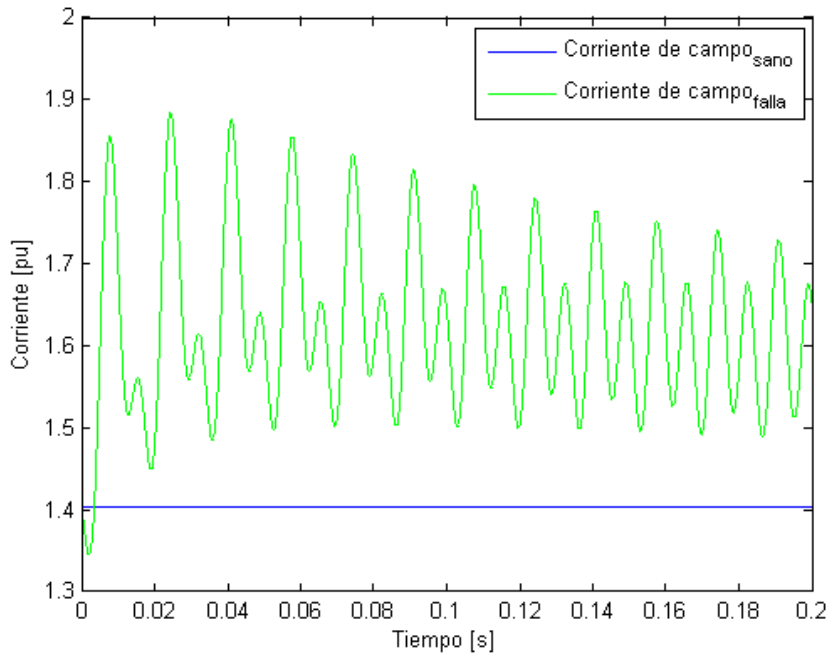
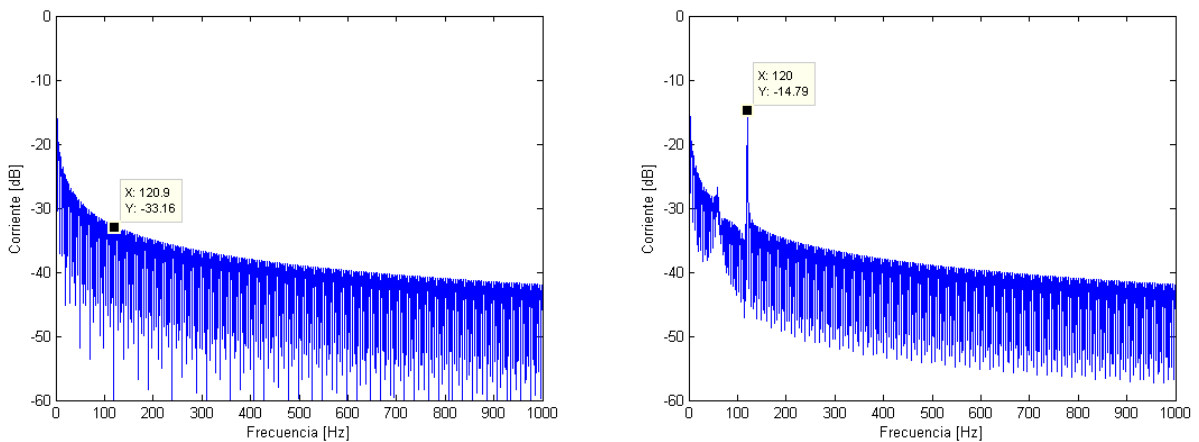


Figura 5.4: Comparación de la corriente de campo en el dominio del tiempo en estado sano y en falla del 10 %

éstas las que se usan como atributos en las SVMs, ya que aportan información orientada al diagnóstico del estado de la máquina y a la severidad de la falla (en caso de existir).



(a) FFT de la corriente de campo para máquina en estado sano (b) FFT de la corriente de campo para máquina en falla del 10 %

Figura 5.5: Comparación de la FFT de la corriente de campo entre máquina operando en estado sano y en falla del 10 %

- **Secuencia negativa de la corriente de estator.** En [13] se menciona que al ocurrir una falla de cortocircuito entre una fase y tierra se produce un desbalance en el generador sincrónico, de esta forma, los devanados desbalanceados inyectan corriente de secuencia negativa en la

máquina. Para calcular la secuencia negativa se entrega la Ecuación 5.1:

$$I_{sn} = \frac{1}{3}(I_a + \alpha I_b + \alpha I_c) \quad (5.1)$$

donde  $\alpha = -\frac{1}{2} + j\frac{\sqrt{3}}{2}$ .

Se hicieron simulaciones con el fin de observar la secuencia negativa de la corriente de estator para la máquina en estado sano y en falla, los resultados se muestran en la Figura 5.6. En ella se puede observar como para la máquina sana la secuencia negativa es constante, sin embargo ésta comienza a oscilar en caso de ocurrir una falla monofásica del 10 %.

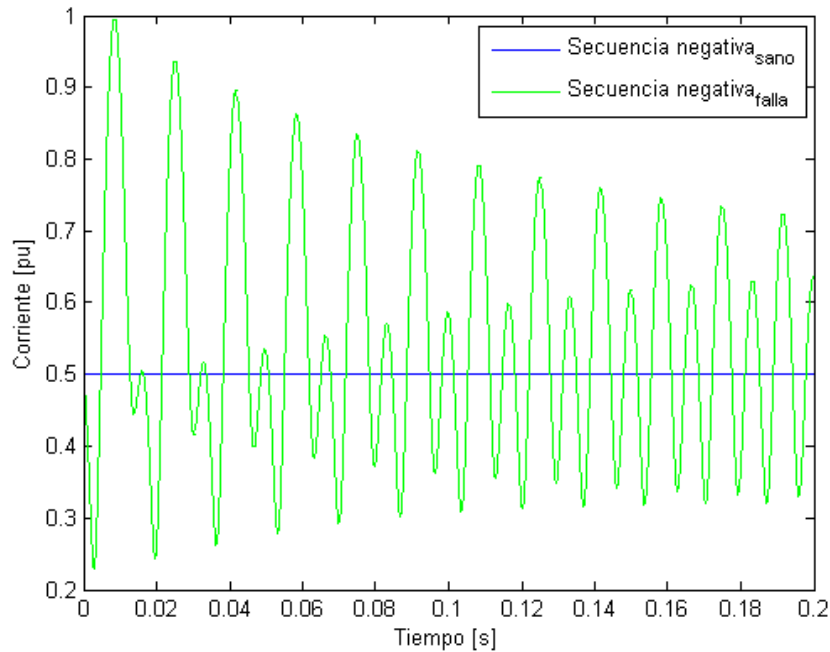


Figura 5.6: Comparación entre la secuencia negativa de la corriente de estator en el dominio del tiempo en estado sano y en falla del 10 %

Así, se eligió como atributo un indicador *boolean* que indica si la secuencia negativa oscila o no. Con este indicador se busca aportar la información tal que las SVMs puedan realizar el diagnóstico entre estado sano y en falla.

- **Armónicas de la secuencia negativa de la corriente de estator.** El siguiente paso es calcular la FFT de la secuencia negativa de la corriente de estator y observar las amplitudes de las frecuencia de falla. Esto se muestra en la Figura A.6 del Apéndice A, en ella se observa como a medida que aumenta el porcentaje de falla también lo hacen las amplitudes de los múltiplos de la frecuencia de la red (60 [Hz]), distinguiéndose los pares de los impares. De esta forma, fueron elegidos como indicadores todos estos múltiplos de la frecuencia de red, esperando que estos indicadores informen a la SVM la severidad de la falla monofásica.

Así se ha elegido un conjunto total de 25 atributos, seleccionados a partir de trabajos de investigación y/o en base a la observación de los resultados del modelo VBR. Se debe dejar claro que

estos atributos deben ser escalados o normalizados antes de ser usados por las SVMs.

## 5.3. Construcción del Algoritmo

### 5.3.1. Estrategia

Para implementar el método de aprendizaje supervisado *Support Vector Machines* en la detección y diagnóstico de fallas monofásicas, es necesario disponer de tres conjuntos de datos diferentes: conjunto de entrenamiento; conjunto de prueba y conjunto de validación. El uso de estos tres conjuntos es recomendado por variados autores ([34] y [58] entre otros) para la creación de modelos predictivos o reconocimiento de patrones. En [34] se recomienda que, dado un conjunto suficientemente grande de datos, escoger como conjunto de entrenamiento el 50 % de ellos, como prueba un 25 % y el 25 % restante como validación. En [14] se usa un 70 % como conjunto de entrenamiento y un 30 % como prueba, los datos de validación se toman de forma aparte. Se ha decidido usar estos los mismos por similitudes en el trabajo realizado.

Para evaluar si una SVM es mejor que otra, se usó como criterio el error de clasificación. De esta forma, al usar una SVM para clasificar un conjunto de datos entre dos clases, se debe conocer a priori las etiquetas reales de cada uno de los datos de entrada. Entonces, al recibir las etiquetas de clasificación resultado de la SVM usada se pueden comparar las etiquetas reales a las estimadas y obtener un porcentaje de error de clasificación según:

$$error_{class}[\%] = 100 \frac{\#etiquetas_{reales} - \#etiquetas_{bien\ clasificadas}}{\#etiquetas_{reales}} \quad (5.2)$$

Por otra parte, se debe tener un plan o diagrama de flujo a seguir para el algoritmo de detección y diagnóstico de fallas, el cuál se muestra en la Figura 5.7. Este diagrama de flujo es la idea central del algoritmo, en él se explican los pasos que se deben realizar para clasificar los datos de entrada en alguno de las cuatro clases:

- Datos correspondientes a una máquina sana
- Datos correspondientes a una máquina en estado de falla de clase 1
- Datos correspondientes a una máquina en estado de falla de clase 2
- Datos correspondientes a una máquina en estado de falla de clase 3

El diagrama de flujo de la Figura 5.7 se basa en el método SVM Multiclase **uno contra el resto**, descrito en la Sección 3.2.3, se observa que se necesitan tres SVMs distintos, cada uno de ellos debe ser entrenado y probado de forma independiente. Estos SVMs se especializan en dividir los datos para dos clases distintas y su uso en conjunto forma el algoritmo final, el cual es validado posteriormente.

La descripción del diagrama de flujo es la siguiente:

- Se reciben las variables de entrada correspondientes a  $k$  sets de corrientes de estator (tres

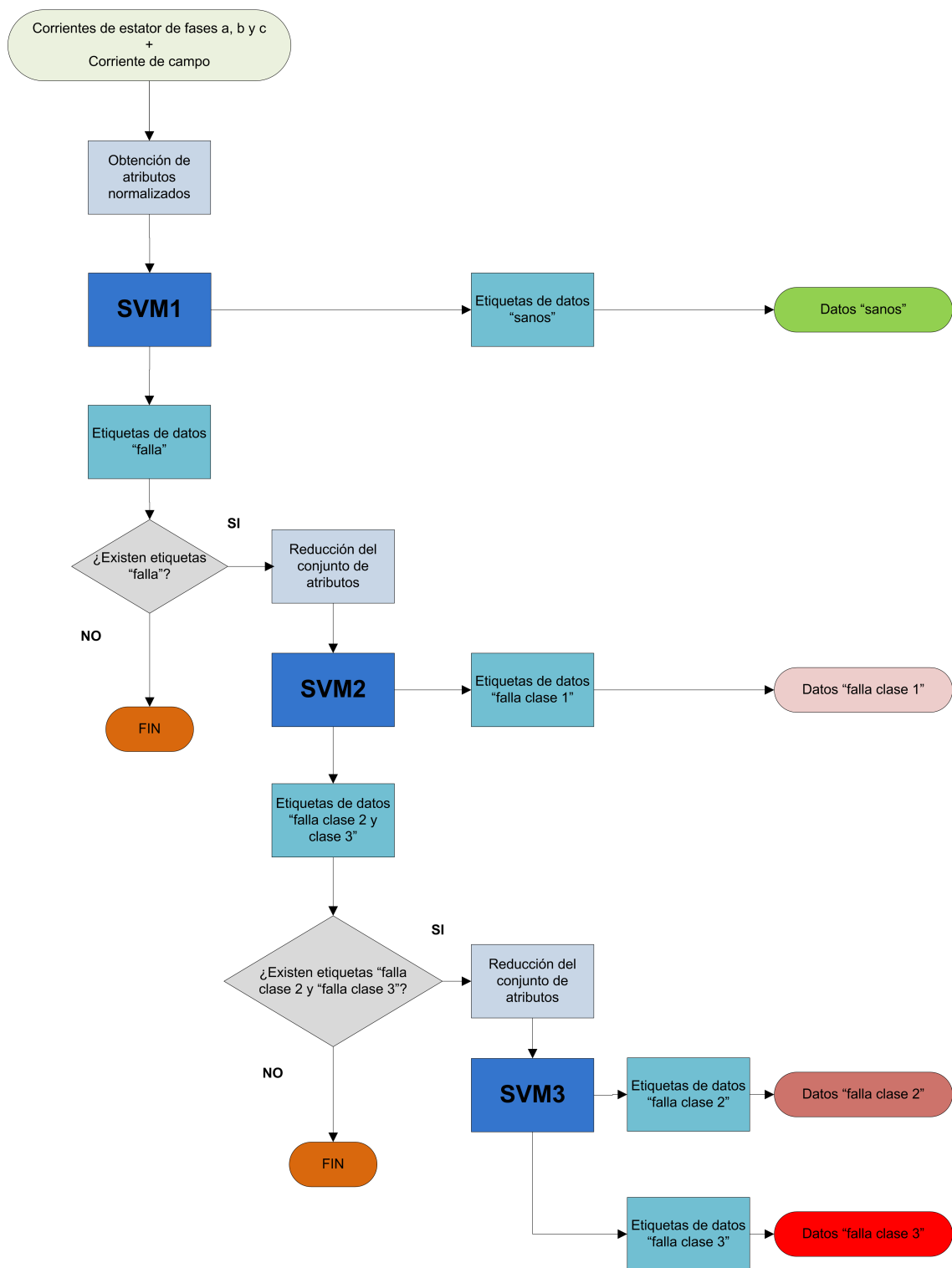


Figura 5.7: Diagrama de flujo del algoritmo de detección y diagnóstico de fallas

fases) y de campo. Cada *set* se compone de 4 vectores de largo  $n$ , el largo de cada vector debe ser suficientemente tal que se acumule la información en frecuencia necesaria para clasificar el estado de la máquina.

- Por cada *set* de corrientes se obtiene un conjunto de 25 atributos, los cuales son ordenados

en una matriz  $\mathbf{X}$  de  $k$  filas y 25 columnas.

- La matriz de atributos  $\mathbf{X}$  es ingresada a la SVM1, obteniéndose las etiquetas correspondientes para cada una de las filas de  $\mathbf{X}$ .
- A partir de las etiquetas “sanos” se clasifican los *sets* de corrientes de correspondan.
- Con las etiquetas “falla” se reduce la matriz  $\mathbf{X}$ , dejando solo aquellas filas correspondientes a las etiquetas “falla”. Esta nueva matriz es llamada  $\mathbf{X}_{falla}$ .
- Si  $\mathbf{X}_{falla}$  está vacía, entonces se han clasificados todos los *sets* de corrientes, de otro modo se prosigue la clasificación.
- La matriz  $\mathbf{X}_{falla}$  es ingresada a la SVM2, obteniéndose las etiquetas correspondientes para cada una de sus filas.
- Análogo que para SVM1, se usan las etiquetas “falla clase 1” para clasificar los *sets* de corrientes de correspondan.
- Con las etiquetas “falla clase 2” se reduce la matriz  $\mathbf{X}_{falla}$ , dejando solo aquellas filas correspondientes a las etiquetas “falla clase 2 y clase 3”. Esta nueva matriz es llamada  $\mathbf{X}_{fallas23}$ .
- Si  $\mathbf{X}_{fallas23}$  está vacía, entonces se han clasificados todos los *sets* de corrientes, de otro modo se prosigue la clasificación.
- Por último, la matriz  $\mathbf{X}_{fallas23}$  es ingresada a la SVM3, donde se obtienen las etiquetas para cada una de sus filas.
- A partir de las etiquetas “falla clase 2” y “falla clase 3” se clasifican los *sets* de corrientes según corresponda.
- Obteniéndose como resultado la clasificación de todos los *sets* de corrientes entre 4 clases.

### 5.3.2. Entrenamiento y Prueba del Algoritmo

Para entrenar y probar el algoritmo se debe realizar este proceso por cada SVM independientemente. La obtención de los conjuntos de entrenamiento y prueba para cada SVM se obtuvo mediante  $n = 500$  simulaciones distintas del modelo VBR de la máquina sincrónica, rescatando en cada una de ellas las corrientes de estator para cada fase y la corriente de campo. Estas simulaciones cumplen con los requerimientos enunciados en la Sección 5.1 y se realizaron tal que:

- La simulación  $n = 1$  represente a una máquina en estado sano
- Las simulaciones  $n = 2$  a la  $n = 500$  representen a una máquina en estado de falla con porcentaje de falla linealmente creciente entre 10 % y 85 %

Luego, este conjunto de 500 *sets* de corrientes se procesaron y se obtuvieron 500 *sets* con los respectivos 25 atributos en cada uno. Por lo que se dispone entonces del gran conjunto de datos y sus atributos para las etapas de entrenamiento y prueba de las SVM1, SVM2 y la SVM3.

En la programación de los códigos se usaron las funciones de Matlab *svmtrain* y *svmclassify*, las cuales se describen a continuación:

- *svmtrain*, función que construye una SVM a partir de datos de entrenamiento y sus respectivas etiquetas.

- *svmclassify*: función que clasifica los datos de entrada usando una SVM entrenada y construida por *svmtrain*.

## Entrenamiento y prueba de la SVM1

Para entrenar y probar la SVM1, la cual debe ser capaz de clasificar entre estado “sano” o en “falla” se siguieron los siguientes pasos:

1. Se etiquetaron los 500 datos y atributos según corresponda entre “sano” y “falla”.
2. Se separaron los datos en dos conjuntos: entrenamiento y prueba, donde el conjunto de entrenamiento corresponde al 70 % de los 499 datos en “falla” mas el dato “sano” y el conjunto de prueba al 30 % de los 499 datos restantes en “falla” mas el dato “sano”. La selección de los datos se hizo de manera uniformemente aleatoria.
3. Con el conjunto de entrenamiento y sus respectivas etiquetas se entrenó la SVM1 usando la función *svmtrain* de Matlab.
4. Con el conjunto de prueba, se probó la SVM1 utilizando la función *svmclassify*.
5. Se calculó el error de clasificación usando la Ecuación 5.2.

## Entrenamiento y prueba de la SVM2

Para entrenar y probar la SVM2, la cual debe ser capaz de clasificar entre los estados de falla “clase 1” o “clases 2 y 3” se siguieron los siguientes pasos:

1. Se re-etiquetaron los 499 datos del conjunto “falla” de la SVM1 y sus atributos según corresponda entre “clase 1” y “clases 2 y 3” tomando en cuenta los porcentajes de falla con los que fueron simulados.
2. Se separaron los datos en dos conjuntos: entrenamiento y prueba, donde el conjunto de entrenamiento corresponde a la unión del 70 % de los datos “clase 1” y al 70 % de los datos “clases 2 y 3”. El conjunto de prueba corresponde a la unión de los 30 % restantes. La selección de los datos se hizo de manera uniformemente aleatoria.
3. Con el conjunto de entrenamiento y sus respectivas etiquetas se entrenó la SVM2 usando la función *svmtrain* de Matlab.
4. Con el conjunto de prueba, se probó la SVM2 utilizando la función *svmclassify* de Matlab.
5. Se calculó el error de clasificación usando la Ecuación 5.2.

## Entrenamiento y prueba de la SVM3

Para entrenar y probar la SVM3, la cual debe ser capaz de clasificar entre los estados de falla “clase 2” o “clase 3” se siguieron los siguientes pasos:

1. Se re-etiquetaron los datos del conjunto “clases 2 y 3” de la SVM2 y sus atributos según corresponda entre “clase 2” y “clase 3” tomando en cuenta los porcentajes de falla con los que fueron simulados.
2. Se separaron los datos en dos conjuntos: entrenamiento y prueba, donde el conjunto de entrenamiento corresponde a la unión del 70 % de los datos “clase 2” y al 70 % de los datos “clase 3”. El conjunto de prueba corresponde a la unión de los 30 % restantes. La selección de los datos se hizo de manera uniformemente aleatoria.
3. Con el conjunto de entrenamiento y sus respectivas etiquetas se entrenó la SVM2 usando la función *svmtrain* de Matlab.
4. Con el conjunto de prueba, se probó la SVM2 utilizando la función *svmclassify* de Matlab.
5. Se calculó el error de clasificación usando la Ecuación 5.2.

### 5.3.3. Resultados para la etapa de prueba del algoritmo

Para observar de manera tangible los resultados hasta la etapa de prueba del algoritmo, se ideó un código que realizara  $m$  iteraciones para las etapas de entrenamiento y prueba de las SVMs, para luego evaluar el algoritmo usando la unión de los conjuntos de prueba. De esta forma, para la base de datos de  $n = 500$  muestras mencionada anteriormente, cuya unión de conjuntos de prueba suma un total de  $n_{prueba} = 150$  muestras, se realizaron  $m = 300$  iteraciones del código. En cada iteración se calculó el error de clasificación y una vez terminadas las  $m$  iteraciones se calculó el promedio de los errores y su desviación estándar, además del tiempo total de programación. Los resultados se muestran en la Tabla 5.1.

$m$	300
$\overline{error}_{class}$	4.08 %
$\sigma_{\overline{error}_{class}}$	2.47 %
Tiempo total	53.26 [s]

Tabla 5.1: Muestra los resultados para  $m$  iteraciones del código de prueba propuesto

Con estos resultados en mano, se procede a la etapa de optimización de las SVMs, buscando con ello la reducción del error de clasificación promedio.



### 5.3.4. Optimización de las SVMs

Según uno de los documentos de la bibliografía del *Menu Help* del *software Matlab* [59], si se quiere optimizar de manera simple una SVM en la cual se ha elegido como función kernel la función RBF (ver Ecuación 3.56), se deberán variar dos parámetros de entrada a la función de Matlab *svmtrain*. Estos parámetros son el *boxconstrain* y el *rbf\_sigma*, tomando por ejemplo 11 valores que vayan desde  $1^{-5}$  a  $1^5$  aumentando en un factor de 10 por vez.

El parámetro *boxconstrain* corresponde a la constante  $C$  de la Ecuación 3.43 y representa el *tradeoff* entre el error de clasificación y la complejidad del modelo. El parámetro *rbf\_sigma* corresponde a la constante  $\sigma$  de la Ecuación 3.56, el cual, al ser modificado permite realizar ajustes sobre la curvatura de los datos.

Se siguió el consejo del *Help* de Matlab, buscando los valores de *boxconstrain* y el *rbf\_sigma* que dieran el menor error de clasificación para cada SVM usando valores posibles para estos parámetros los 11 valores sugeridos. Así, se formaron 121 permutaciones distintas, con cada una de ellas se realizaron 20 entrenamientos y pruebas por cada SVM, escogiendo aquella permutación que arrojara el menor error de clasificación.

De esta forma, los valores escogidos para estos dos parámetros correspondiente a cada SVM se muestran en la Tabla 5.2.

	SVM1	SVM2	SVM3
<i>rbf_sigma</i>	1	1	10
<i>boxconstrain</i>	1	1	0.01

Tabla 5.2: Muestra los resultados para los parámetros *boxconstrain* y el *rbf\_sigma* que producen el menor error de clasificación en cada SVM

Con estos nuevos SVMs optimizados, se procedió a repetir el proceso realizado para los SVM sin optimizar. Se usó el mismo código y se realizaron  $m = 300$  iteraciones. Los resultados para los SVMs optimizados en comparación con los sin optimizar se muestran en la Tabla 5.3.

	SVMs sin optimizar	SVMs optimizados	% de mejora
$m$	300	300	
$\overline{error}_{class}$	4.08 %	3.68 %	9.8 %
$\sigma_{error_{class}}$	2.47 %	2.17 %	12.15 %
Tiempo total	53.26 [s]	53.26 [s]	

Tabla 5.3: Muestra los resultados para  $m$  iteraciones del código de prueba propuesto para los SVMs sin optimizar y para los SVMs optimizados

Dada la escasa reducción entre los errores de clasificación usando los SVMs optimizados y los no optimizados, se propone un nuevo sistema de optimización.

### 5.3.5. Segunda optimización de las SVMs

Del proceso que arrojó los resultados mostrados en la Tabla 5.3, se pudo notar que para ciertas iteraciones el error de clasificación es nulo, de hecho, esto se repite un mayor número de veces cuando se usan los SVMs optimizados. Lo anterior tiene lógica: al entrenar una SVM, se escogen aleatoriamente datos de entrenamiento de entre un conjunto más grande de datos, es decir, por cada iteración  $m$  que realizaba el código usado en las secciones anteriores se crea un SVM distinto, por lo que no es extraño que algunos de estos SVMs arrojaran error de clasificación nulos al ser probados con el conjunto de prueba.

Con lo anterior en mente, se creó un nuevo código, en el cual se usan los parámetros *boxconstraint* y *rbf\_sigma* de los SVMs optimizados. Por cada iteración de este código se buscan los SVM1, SVM2 y SVM3 que den **error de clasificación nulo**, midiendo el tiempo sobre el cual se logre este objetivo.

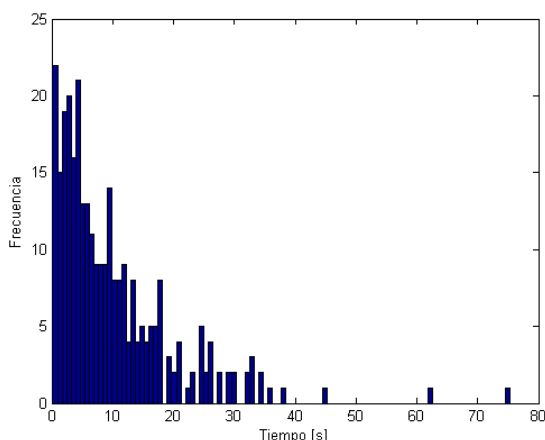


Figura 5.8: Histograma que entrega la distribución de los tiempos que tardó cada iteración en encontrar los SVMs que dieran error nulo de clasificación. Se realizaron 300 iteraciones

En la Figura 5.8 se muestra un histograma que entrega la distribución de los tiempos que tardó cada iteración en encontrar los SVMs que dieran error nulo de clasificación, se realizaron 300 iteraciones para obtener 300 tiempos distintos. Para construir el histograma se usaron 100 contenedores (parámetro *nbins* de la función *hist* de Matlab). En la Tabla 5.4 se indica el tiempo promedio y la desviación estándar de esta prueba.

Número de iteraciones	300
Tiempo promedio de cada iteración	9.8626 [s]
Desviación estándar de los tiempos	9.7643 [s]
$\sigma_{error_{class}}$	0 %

Tabla 5.4: Muestra los resultados para 300 iteraciones del código de la segunda optimización de las SVMs

Por lo tanto, a través de esta segunda optimización se obtuvieron SVMs con errores de clasificación nulos al utilizar como datos de entrada los conjuntos de entrenamiento y prueba. Además

los tiempos que tarda este código en lograrlo son en promedio pequeños (no más de 20[s] aproximadamente), con lo que se vuelve una solución viable al problema de optimización de las SVMs.

## 5.4. Validación y análisis del algoritmo propuesto

Para validar el algoritmo de diagnóstico de fallas monofásicas diseñado se debe usar un conjunto de datos nuevo, distinto a los usados como entrenamiento y prueba. Para ello, dado que el modelo VBR de la máquina sincrónica es determinístico, se decidió agregar ruido a los datos de salida, calculando el error de clasificación para distintos niveles de ruido.

Por lo tanto, para crear el *set* de validación se realizaron los siguientes pasos:

- Se usó el modelo VBR de la máquina sincrónica para construir 12 conjuntos de datos, cada uno de estos contiene 200 *sets* de corrientes (de estator por cada fase y de campo) con tiempos de simulación  $t_{total} = 5[s]$  y *time step* de  $\Delta t = 0.1[\mu s]$ . Estas 200 corrientes deben estar compuestas por 1 *set* de datos sanos y 199 *sets* de datos en falla, cuyo severidad aumente linealmente entre 10 % y 85 %.
- A cada uno de estos 12 conjuntos de 200 corrientes se les agregó un nivel distinto de ruido, aplicando la función *awgn(s,snr,'measured')* de Matlab, la cual agrega ruido Gaussiano a un vector  $x$ . El parámetro *snr* especifica el nivel de ruido *signal-to-noise ratio per sample (S/N)*, en [dB]. El comando *measured* se utiliza para que Matlab: primero mida la potencia de  $x$  y luego agregue el nivel de ruido correspondiente.
- Para los 12 conjuntos de corrientes, los niveles de ruido se agregaron de acuerdo a la Tabla 5.5, donde se debe dejar claro que el nivel de ruido aumenta de acorde disminuye el parámetro  $S/N$ . En la Figura 5.9 se muestra una comparación gráfica para datos de corriente de la máquina en estado sano agregando distintos niveles de ruido.

Conjunto N°	Nivel de ruido
1	Sin ruido
2	S/N=100 [dB]
3	S/N=90 [dB]
4	S/N=80 [dB]
5	S/N=70 [dB]
6	S/N=60 [dB]
7	S/N=50 [dB]
8	S/N=40 [dB]
9	S/N=30 [dB]
10	S/N=20 [dB]
11	S/N=10 [dB]
12	S/N=0 [dB]

Tabla 5.5: Muestra los niveles de ruido agregado a cada uno de los 12 conjuntos de 200 corrientes

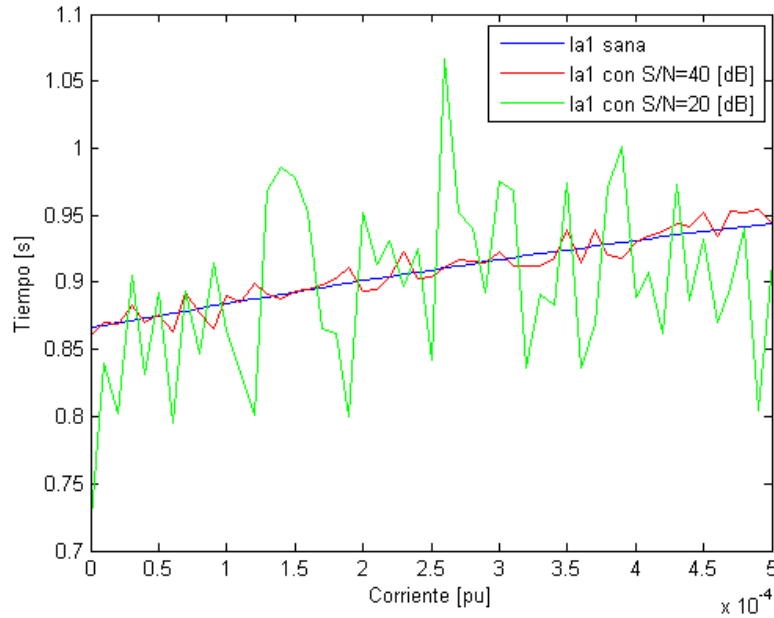


Figura 5.9: Comparación gráfica para las corrientes de estator en estado sano, con y sin ruido agregado

Este *set* de validación, compuesto por estos 12 conjuntos de 200 corrientes cada uno, se usó como entrada al algoritmo de diagnóstico de fallas. Se obtuvieron 200 etiquetas para cada uno de los 12 conjuntos, estas se compararon con las etiquetas verdaderas de cada uno de los *sets* de corrientes. Resultando entonces 12 errores de clasificación, los cuales se observan en la Tabla 5.6.

Conjunto N°	Nivel de ruido	Error de clasificación: $error_{class}$ [%]
1	Sin ruido	2.00 %
2	S/N=100 [dB]	2.00 %
3	S/N=90 [dB]	2.00 %
4	S/N=80 [dB]	2.00 %
5	S/N=70 [dB]	2.00 %
6	S/N=60 [dB]	1.50 %
7	S/N=50 [dB]	2.00 %
8	S/N=40 [dB]	1.50 %
9	S/N=30 [dB]	2.50 %
10	S/N=20 [dB]	7.50 %
11	S/N=10 [dB]	20.50 %
12	S/N=0 [dB]	20.50 %

Tabla 5.6: Muestra los errores de clasificación para el algoritmo de detección y diagnóstico de fallas obtenidos usando el conjunto de datos de validación

Los datos de la Tabla 5.6 corresponden a los resultados finales para el algoritmo de detección y diagnóstico de fallas. En ella se muestra como a distintos niveles de ruido este algoritmo es capaz de diagnosticar el estado de la máquina sincrónica logrando identificar correctamente hasta con un alto nivel de ruido  $S/N = 20$ [dB] en más del 90 % de los datos de entrada. Por otra parte, éste código

tardó  $0.302970[s]$  en ser ejecutado y teniendo en cuenta que se evaluaron  $200 \cdot 12 = 2400$  *sets* de corrientes se tiene entonces un promedio de ejecución de cada *set* de  $0.00012625[s]$ . Por todo lo anterior, el algoritmo diseñado es robusto ante perturbaciones ruidosas y puede ser usado como herramienta en el diagnóstico de fallas monofásicas de máquinas sincrónicas con gran eficiencia computacional.

# Capítulo 6

## Conclusiones y Trabajo Futuro

En este capítulo se exponen las principales conclusiones que se desprenden del trabajo desarrollado, y además se sugieren futuras líneas de investigación que dan continuidad a los aportes aquí realizados, complementando los resultados ya obtenidos.

### 6.1. Conclusiones

Se diseñó un algoritmo capaz de diagnosticar fallas de cortocircuito monofásicas en máquinas sincrónicas de polos salientes. Este algoritmo fue entrenado y probado usando datos de operación obtenidos mediante simulaciones. Para validar el algoritmo se usaron datos (simulados) contaminados con distintos niveles de ruido gaussiano, logrando diagnosticar correctamente hasta en un 97.5 % de los datos para un nivel de ruido  $S/N = 30[\text{dB}]$ . Con estos resultados se rescatan las siguientes conclusiones:

- La aplicación del modelo de la máquina sincrónica basado en la representación del Voltaje detrás de la Reactancia (VBR) resultó uno de los puntos claves dentro del trabajo realizado. Se pudo comprobar que, en la búsqueda de un modelo capaz emular una máquina en estado de falla, muchos autores de trabajos de investigación publican sus desarrollos de manera incompleta, fue difícil encontrar un modelo que reuniese las características para ser implementado adecuadamente. De todas formas se pudo implementar el modelo VBR, cuya complejidad sirvió para aumentar los conocimientos relacionados con fallas internas en la máquina sincrónica y así lograr diseñar un algoritmo de diagnóstico de una manera mas simple.
- La implementación del modelo VBR implica entender de manera clara el sistema de devanados de estator de la máquina sincrónica. En este modelo se aplica una subdivisión por fase de cada uno de los devanados de estator, resultando 6 devanados, 2 por cada fase. Se pudo comprobar que esta división simplifica la modelación para las distintas fallas internas de la máquina. Logrando simular máquinas sujetas a distintos tipos de fallas, hecho que ayuda al diseño de algoritmos de diagnóstico, permitiendo la obtención de distintas clases de datos

que pueden ser usados para entrenar estos algoritmos sin tener que dañar máquinas inopuntamente.

- Para diseñar el algoritmo de diagnóstico fue necesaria la búsqueda de un método inteligente de clasificación de datos. Luego de investigar distintos tipos de algoritmos de reconocimiento de patrones y aprendizaje supervisado se llegó a la elección del uso de la Máquina de Vectores de Soporte (SVM). Este método resultó ser una novedosa pero potente herramienta de clasificación. Su principal desventaja es que por si sola no es capaz de clasificar datos entre 3 o más clases, sin embargo, existen estrategias para solucionar este problema. Se decidió utilizar el esquema *uno contra el resto* por su facilidad de aplicación, si bien existen mejores esquemas para SVM multiclase su implementación resultó satisfactoria, logrando buenos resultados para los porcentajes de clasificación y pequeños tiempos de ejecución computacionalmente.
- Con respecto a la optimización de las distintas SVMs usadas en el algoritmo de diagnóstico de fallas, se lograron errores de clasificación nulos en la etapa de prueba de ellas, en tiempos relativamente cortos (menos de 20 [s]). Estas optimizaciones sirvieron para alcanzar errores de clasificación en la etapa de validación del algoritmo completo de a lo menos 2 % de los datos sin ruido y del 7.5 % para datos ruidosos. Estos porcentajes satisfacen los criterios usualmente usados para algoritmos de diagnósticos de fallas por lo que se verifica que la estrategia de optimización fue aplicada con éxito.

A modo general se puede decir que se logró cumplir con los objetivos propuestos, diseñando un algoritmo de diagnóstico de fallas eficiente y con bajo error de clasificación. Este puede ser usado para diagnosticar fallas monofásicas en máquinas sincrónicas de polos salientes y puede ser adaptado sin dificultad para otros tipos de fallas y/o para implementaciones en línea. Por otro lado se logró demostrar la versatilidad del uso de la Máquina de Vectores de Soporte y su fácil implementación en problemas de clasificación multiclase, lo que indica que puede ser utilizada como eje central en otros algoritmos de diagnósticos de fallas, no tan solo para máquinas sincrónicas, si no para todo tipo de máquinas eléctricas rotatorias y aún más. Pudiendo ahorrar costos de mantención y evitando fallas críticas que pongan en peligro grandes operaciones o personas.

## 6.2. Trabajo Futuro

La aplicación realizada en el presente trabajo de título, abre varios caminos en el diseño de algoritmos de diagnóstico y pronóstico de fallas orientados principalmente a sistemas de potencia y energía, específicamente para la línea de investigación desarrollada, se proponen los siguientes enfoques para investigaciones futuras:

- Validar experimentalmente el algoritmo propuesto, lo que requeriría la modelación de la máquina sincrónica a examinar. El uso del modelo del Voltaje detrás de la Reactancia es una opción completamente viable pero si se quiere hilar más fino se propone la modelación de las inductancias de la máquina a través de la MWFA (del inglés *Modified Winding Function Approach*) complementando esto con el método de elementos finitos (FEM). De esta forma se obtendrán datos lo suficientemente ricos en información y válidos para entrenar y probar el algoritmo de forma empírica, con lo que luego se podrá examinar la máquina real diag-

nosticando posibles fallas internas y clasificando su severidad. Asegurando también que éste funcione para distintos niveles de carga de la máquina.

- Otro tema a mejorar es la forma de elegir los distintos atributos o indicadores que sirven como datos de entrada a la Máquina de Soporte Vectorial. Actualmente se investigan novedosas técnicas que minimizan el número de atributos y el error de clasificación. Con ello, el algoritmo diseñado en el presente trabajo de título aumentaría su eficiencia pensando en su implementación en máquinas reales.
- Aumentar el número de tipos de falla a diagnosticar, hasta ahora el algoritmo está creado para fallas monofásicas pudiendo extenderse para otros tipos de fallas internas de estator, pero debería desarrollarse toda una nueva investigación para agregar fallas del tipo excentricidades y fallas de rotor o rodamientos. El objetivo final es la obtención de algoritmos de diagnósticos capaces de detectar y clasificar la mayoría de las fallas que afectan a este tipo de máquinas.
- Otro tema interesante a tratar es el pronóstico de fallas en máquinas sincrónicas. Es decir, estimar el tiempo restante tal que ocurra un determinado evento crítico. Este debe ser calculado lo antes posible de manera que se maximice el tiempo disponible para tomar acciones y prevenir daños prolongando de esta forma la vida útil de la máquina. Ahorrando valiosos costos desde el punto de vista industrial.



# Bibliografía

- [1] D. Vilchis-Rodriguez and E. Acha, “A synchronous generator internal fault model based on the voltage-behind-reactance representation,” *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 24, pp. 184–194, March 2009.
- [2] J. Rosero, J. Cusido, A. Espinosa, J. Ortega, and L. Romeral, “Broken bearings fault detection for a permanent magnet synchronous motor under non-constant working conditions by means of a joint time frequency analysis,” in *Industrial Electronics, 2007. ISIE 2007. IEEE International Symposium on*, pp. 3415–3419, June 2007.
- [3] M. Pacas, S. Villwock, and R. Dietrich, “Bearing damage detection in permanent magnet synchronous machines,” in *Energy Conversion Congress and Exposition, 2009. ECCE 2009. IEEE*, pp. 1098–1103, Sept 2009.
- [4] N. Al-Nuaim and H. Toliyat, “A method for dynamic simulation and detection of dynamic air-gap eccentricity in synchronous machines,” in *Electric Machines and Drives Conference Record, 1997. IEEE International*, pp. MA2/5.1–MA2/5.3, May 1997.
- [5] H. Toliyat and N. Al-Nuaim, “Simulation and detection of dynamic air-gap eccentricity in salient-pole synchronous machines,” *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 35, pp. 86–93, Jan 1999.
- [6] P. Neti and S. Nandi, “Analysis and modeling of a synchronous machine with structural asymmetries,” in *Electrical and Computer Engineering, 2006. CCECE '06. Canadian Conference on*, pp. 1236–1239, May 2006.
- [7] P. Neti and S. Nandi, “Stator inter-turn fault analysis of reluctance synchronous motor,” in *Electrical and Computer Engineering, 2005. Canadian Conference on*, pp. 1283–1286, May 2005.
- [8] B. Vaseghi, B. Nahid-Mobarakeh, N. Takorabet, and F. Meibody-Tabar, “Modeling of non-salient pm synchronous machines under stator winding inter-turn fault condition: Dynamic model - fem model,” in *Vehicle Power and Propulsion Conference, 2007. VPPC 2007. IEEE*, pp. 635–640, Sept 2007.
- [9] R. Streifel, I. Marks, R.J., M. El-Sharkawi, and I. Kerszenbaum, “Detection of shorted-turns in the field winding of turbine-generator rotors using novelty detectors-development and field test,” *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 11, pp. 312–317, Jun 1996.

- [10] N. Elkasabgy, A. R. Eastham, and G. E. Dawson, "Detection of broken bars in the cage rotor on an induction machine," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 28, pp. 165–171, Jan 1992.
- [11] H. Karmaker, "Broken damper bar detection studies using flux probe measurements and time-stepping finite element analysis for salient-pole synchronous machines," in *Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, 2003. SDEMPED 2003. 4th IEEE International Symposium on*, pp. 193–197, Aug 2003.
- [12] A. Khoobroo and B. Fahimi, "A novel method for permanent magnet demagnetization fault detection and treatment in permanent magnet synchronous machines," in *Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC), 2010 Twenty-Fifth Annual IEEE*, pp. 2231–2237, Feb 2010.
- [13] H. Fang and C. Xia, "A fuzzy neural network based fault detection scheme for synchronous generator with internal fault," in *Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, 2009. FSKD '09. Sixth International Conference on*, vol. 4, pp. 433–437, Aug 2009.
- [14] B.-M. Ebrahimi and J. Faiz, "Feature extraction for short-circuit fault detection in permanent-magnet synchronous motors using stator-current monitoring," *Power Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 25, pp. 2673–2682, Oct 2010.
- [15] B. Ebrahimi and J. Faiz, "Demagnetization fault diagnosis in surface mounted permanent magnet synchronous motors," *Magnetics, IEEE Transactions on*, vol. 49, pp. 1185–1192, March 2013.
- [16] B.-M. Ebrahimi, J. Faiz, and M. Roshtkhari, "Static-, dynamic-, and mixed-eccentricity fault diagnoses in permanent-magnet synchronous motors," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 56, pp. 4727–4739, Nov 2009.
- [17] B. Ebrahimi, M. Javan Roshtkhari, J. Faiz, and S. Khatami, "Advanced eccentricity fault recognition in permanent magnet synchronous motors using stator current signature analysis," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 61, pp. 2041–2052, April 2014.
- [18] W. Christie, R. Behnke, and L. Díaz, *Ñom lijfke (el rayo domado) o*. Pearson Educación, 2008.
- [19] J. Gieras, *Permanent Magnet Motor Technology: Design and Applications, Third Edition*. Electrical and Computer Engineering, Taylor & Francis, 2011.
- [20] P. Kundur, N. Balu, and M. Lauby, *Power system stability and control*. EPRI power system engineering series, McGraw-Hill, 1994.
- [21] S. G. M. S. A. Mortazavizadeh, "A review on condition monitoring and diagnostic techniques of rotating electrical machines," *Physical Science International*, vol. 4, pp. 310–338, November 2013.
- [22] H. Toliyat, S. Nandi, S. Choi, and H. Meshgin-Kelk, *Electric Machines: Modeling, Condition Monitoring, and Fault Diagnosis*. Taylor & Francis, 2012.

- [23] P. Reichmeider, D. Querrey, C. Gross, D. Novosel, and S. Salon, "Partitioning of synchronous machine windings for internal fault analysis," *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 15, pp. 372–375, Dec 2000.
- [24] A. Piersol and T. Paez, *Harris' Shock and Vibration Handbook*. McGraw-Hill handbooks, McGraw-Hill Education, 2009.
- [25] R. Isermann, *Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance*. Springer, 2006.
- [26] R. Isermann and P. Ballé, "Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical processes," *Control Engineering Practice*, vol. 5, no. 5, pp. 709 – 719, 1997.
- [27] V. Chandola, A. Banerjee, and V. Kumar, "Anomaly detection: A survey," *ACM Comput. Surv.*, vol. 41, pp. 15:1–15:58, July 2009.
- [28] L. Chiang, R. Braatz, and E. Russell, *Fault Detection and Diagnosis in Industrial Systems*. Advanced Textbooks in Control and Signal Processing, Springer London, 2001.
- [29] A. Chen and E. Elsayed, "Mean estimate for shewhart-chart-monitored processes subject to random shifts," in *Systems, Man, and Cybernetics, 1998. 1998 IEEE International Conference on*, vol. 5, pp. 4687–4692 vol.5, Oct 1998.
- [30] K. Senouci, A. Bendaoud, K. Medles, A. Tilmatine, and L. Dascalescu, "Comparative study between the shewhart and cusum charts for the statistic control of electrostatic separation processes," in *Industry Applications Society Annual Meeting, 2008. IAS '08. IEEE*, pp. 1–5, Oct 2008.
- [31] Z. Liang, J. Cao, and J. Zhou, "A statistical method for health diagnosis of concrete bridge based on ewma control chart and reliability analysis," in *Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD), 2010 Seventh International Conference on*, vol. 6, pp. 2584–2588, Aug 2010.
- [32] J.-M. Fan, R.-S. Guo, S.-C. Chang, and J.-H. Lee, "Abnormal trend detection of sequence-disordered data using ewma method [wafer fabrication]," in *Advanced Semiconductor Manufacturing Conference and Workshop, 1996. ASMC 96 Proceedings. IEEE/SEMI 1996*, pp. 169–174, Nov 1996.
- [33] G. Gonzalez, R. Paut, A. Cipriano, D. R. Miranda, and G. E. Ceballos, "Fault detection and isolation using concatenated wavelet transform variances and discriminant analysis," *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 54, pp. 1727–1736, May 2006.
- [34] R. Duda, P. Hart, and D. Stork, *Pattern classification*. Pattern Classification and Scene Analysis: Pattern Classification, Wiley, 2001.
- [35] G. O. Beale and J. Kim, "Fisher discriminant analysis and the t2 statistic for process fault detection and classification," in *IECON 02 [Industrial Electronics Society, IEEE 2002 28th Annual Conference of the]*, vol. 3, pp. 1995–2000 vol.3, Nov 2002.

- [36] M. Fuente, D. Garcia-Alvarez, G. I. Sainz-Palmero, and T. Villegas, "Fault detection and identification method based on multivariate statistical techniques," in *Emerging Technologies Factory Automation, 2009. ETFA 2009. IEEE Conference on*, pp. 1–6, Sept 2009.
- [37] E. Strangas, S. Aviyente, and S. Zaidi, "Time x2013;frequency analysis for efficient fault diagnosis and failure prognosis for interior permanent-magnet ac motors," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 55, pp. 4191–4199, Dec 2008.
- [38] L. Gong and D. Schonfeld, "Space kernel analysis," in *Acoustics, Speech and Signal Processing, 2009. ICASSP 2009. IEEE International Conference on*, pp. 1577–1580, April 2009.
- [39] H. Long and X. Wang, "Aircraft fuel system diagnostic fault detection through expert system," in *Intelligent Control and Automation, 2008. WCICA 2008. 7th World Congress on*, pp. 7104–7107, June 2008.
- [40] S. El-Shal and A. Morris, "A fuzzy expert system for fault detection in statistical process control of industrial processes," *Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on*, vol. 30, pp. 281–289, May 2000.
- [41] V. Todorovic, P. Tadic, and Z. Djurovic, "Expert system for fault detection and isolation of coal-shortage in thermal power plants," in *Control and Fault-Tolerant Systems (SysTol), 2010 Conference on*, pp. 666–671, Oct 2010.
- [42] L. Wang, J. Jatskevich, and H. Dommel, "Re-examination of synchronous machine modeling techniques for electromagnetic transient simulations," *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 22, pp. 1221–1230, Aug 2007.
- [43] X. Wang, Y. Sun, B. Ouyang, W. Wang, Z. Zhu, and D. Howe, "Transient behaviour of salient-pole synchronous machines with internal stator winding faults," *Electric Power Applications, IEE Proceedings -*, vol. 149, pp. 143–151, Mar 2002.
- [44] S. Pekarek, O. Wasynczuk, and H. Hegner, "An efficient and accurate model for the simulation and analysis of synchronous machine/converter systems," *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 13, pp. 42–48, Mar 1998.
- [45] P. Reichmeider, C. Gross, D. Querrey, D. Novosel, and S. Salon, "Internal faults in synchronous machines. i. the machine model," *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 15, pp. 376–379, Dec 2000.
- [46] P. Reichmeider, D. Querrey, C. Gross, D. Novosel, and S. Salon, "Internal faults in synchronous machines. ii. model performance," *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 15, pp. 380–383, Dec 2000.
- [47] V. Vapnik and A. Lerner, "Pattern Recognition using Generalized Portrait Method," *Automation and Remote Control*, vol. 24, pp. 774–780, 1963.
- [48] B. E. Boser, I. M. Guyon, and V. N. Vapnik in *Proceedings of the 5th Annual Workshop on Computational Learning Theory (COLT'92)* (D. Haussler, ed.), (Pittsburgh, PA, USA), pp. 144–152, ACM Press, July 1992.

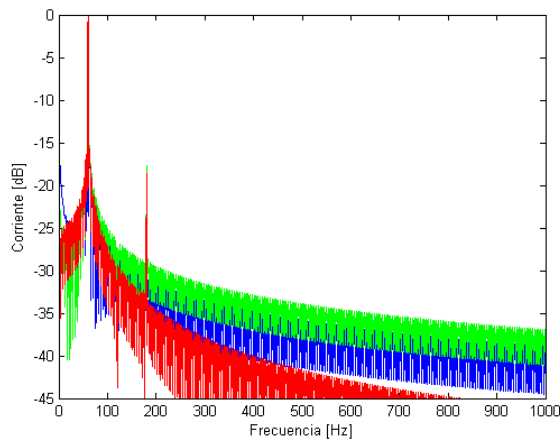
- [49] J. Nocedal and S. Wright, *Numerical Optimization*. Springer Series in Operations Research and Financial Engineering, Springer, 2006.
- [50] V. Vapnik, *The Nature of Statistical Learning Theory*. Information Science and Statistics, Springer, 2000.
- [51] P. Anderson, A. Fouad, I. of Electrical, and E. Engineers, *Power system control and stability*. IEEE Press power engineering series, IEEE Press, 2003.
- [52] L. Wang and J. Jatskevich, “A voltage-behind-reactance synchronous machine model for the empty-type solution,” *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 21, pp. 1539–1549, Nov 2006.
- [53] C. de Operación Económica del Sistema Interconectado Nacional, “Requisitos mínimos para los sistemas de protección del seín,” Marzo 2008.
- [54] S. Ali and K. A. Smith-Miles, “A meta-learning approach to automatic kernel selection for support vector machines,” *Neurocomputing*, vol. 70, no. 1â3, pp. 173 – 186, 2006. Neural Networks Selected Papers from the 7th Brazilian Symposium on Neural Networks (SBRN '04) 7th Brazilian Symposium on Neural Networks.
- [55] A. L. Blum and P. Langley, “Selection of relevant features and examples in machine learning,” *Artificial Intelligence*, vol. 97, no. 1â2, pp. 245 – 271, 1997. Relevance.
- [56] S. Maldonado and R. Weber, “Modelos de selección de atributos para support vector machines,” *Revista Ingeniería de Sistemas*, vol. 26, pp. 49 – 70, 2012.
- [57] G. J. Estévez, “Diagnóstico de fallas incipientes en motores de inducción con base en el análisis de envolvente,” Master’s thesis, Universidad de Chile, 2003.
- [58] T. Hastie, R. Tibshirani, and J. Friedman, *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction, Second Edition*. Springer Series in Statistics, Springer, 2009.
- [59] C.-W. Hsu, C.-C. Chang, and C.-J. Lin, “A practical guide to support vector classification,” tech. rep., Department of Computer Science, National Taiwan University, 2003.
- [60] N. Kwak and C.-H. Choi, “Input feature selection by mutual information based on parzen window,” *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 24, pp. 1667–1671, Dec 2002.
- [61] H. W. Kuhn and A. W. Tucker, “Nonlinear programming,” in *Proceedings of the Second Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, (Berkeley, Calif.), pp. 481–492, University of California Press, 1951.

# Apéndice A

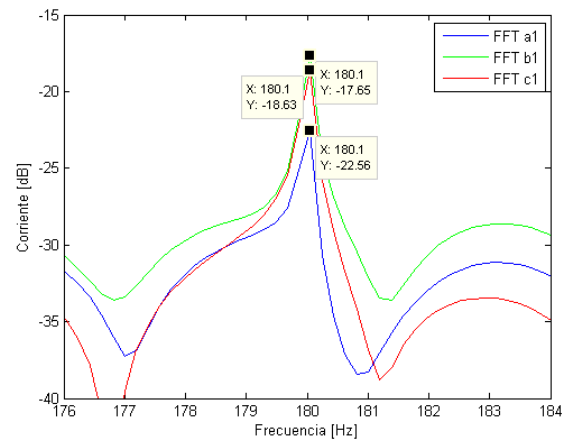
## Figuras extras

### A.1. Figuras extras del Capítulo 4

#### A.1.1. FFT de corrientes de estator



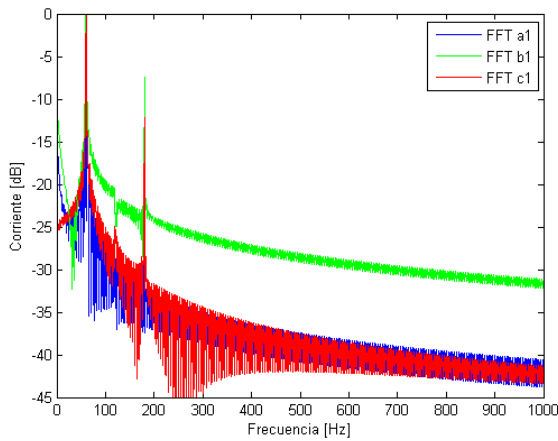
(a) FFT a1, b1 y c1



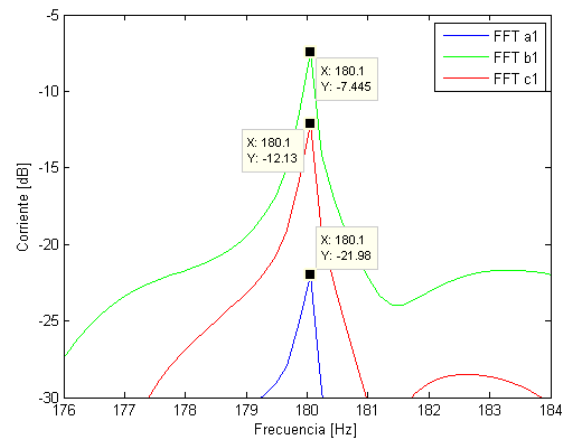
(b) Ampliación en la tercera armónica

Figura A.1: FFT de la corriente de los subdevanados a1, b1 y c1 para la máquina en estado de falla monofásica del 10 % de los devanados. (a) Muestra todo el espectro de frecuencias analizado y (b) una ampliación a la tercera armónica

#### A.1.2. FFT de la Transformada de Hilbert de la corriente de campo y FFT de secuencia negativa de la corriente de estator

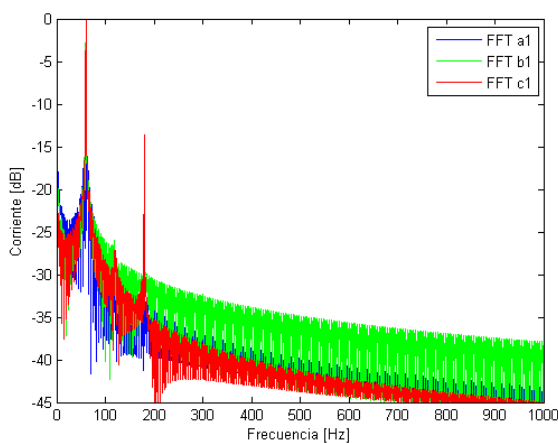


(a) FFT a1, b1 y c1

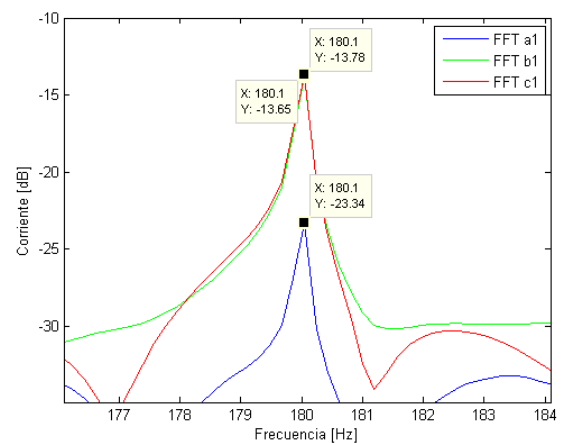


(b) Ampliación en la tercera armónica

Figura A.2: FFT de la corriente de los subdevanados a1, b1 y c1 para la máquina en estado de falla monofásica del 25 % de los devanados. (a) Muestra todo el espectro de frecuencias analizado y (b) una ampliación a la tercera armónica

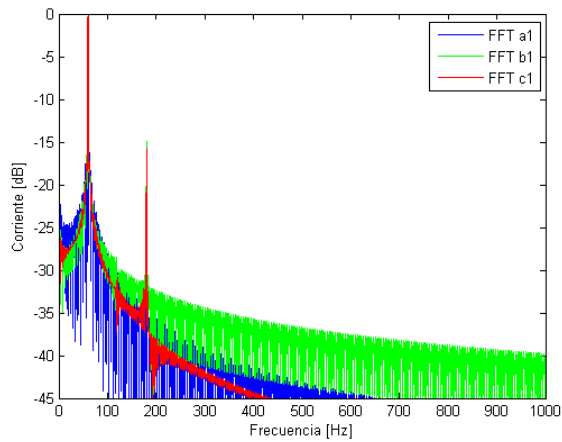


(a) FFT a1, b1 y c1

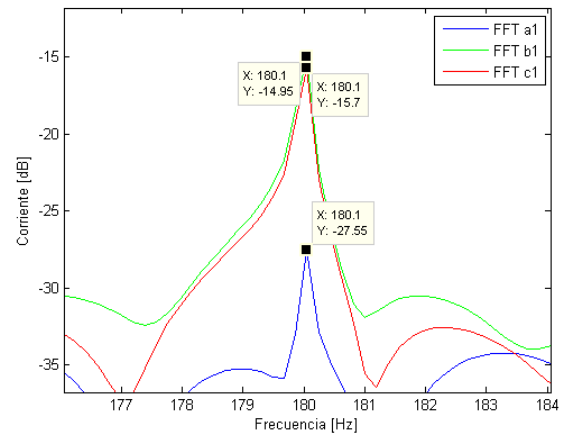


(b) Ampliación en la tercera armónica

Figura A.3: FFT de la corriente de los subdevanados a1, b1 y c1 para la máquina en estado de falla monofásica del 50 % de los devanados. (a) Muestra todo el espectro de frecuencias analizado y (b) una ampliación a la tercera armónica



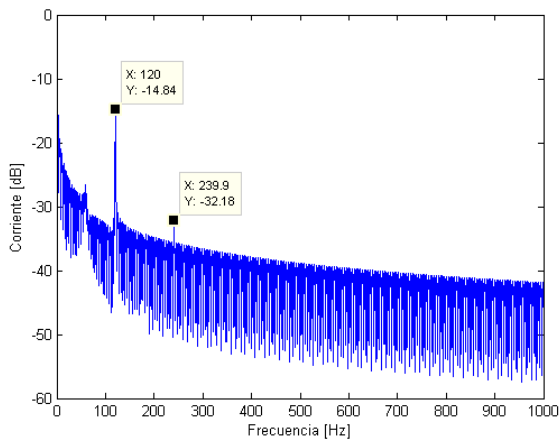
(a) FFT a1, b1 y c1



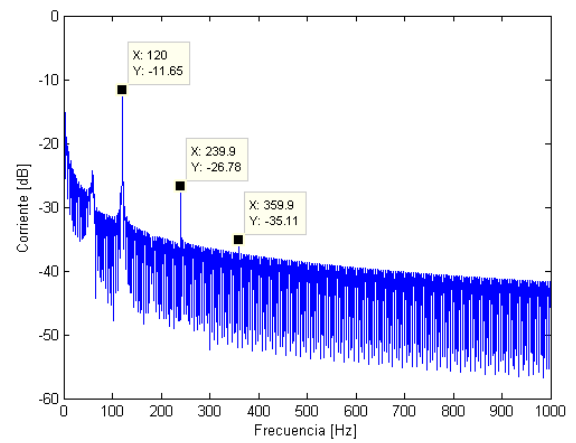
(b) Ampliación en la tercera armónica

Figura A.4: FFT de la corriente de los subdevanados a1, b1 y c1 para la máquina en estado de falla monofásica del 85 % de los devanados. (a) Muestra todo el espectro de frecuencias analizado y (b) una ampliación a la tercera armónica

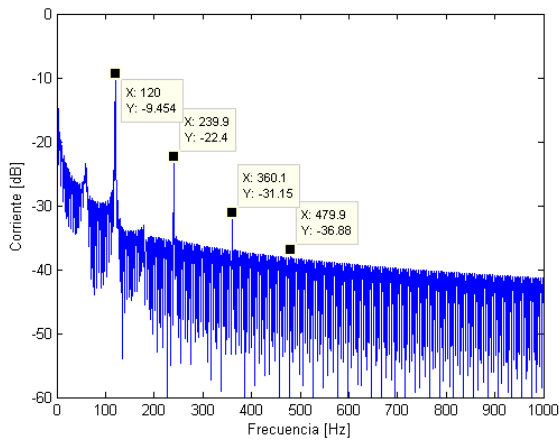




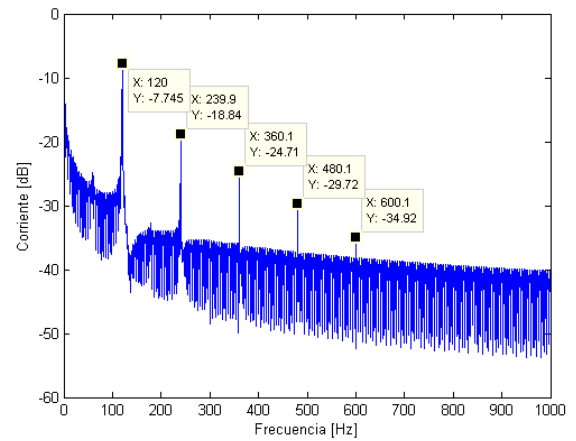
(a) Falla del 10 %



(b) Falla del 25 %

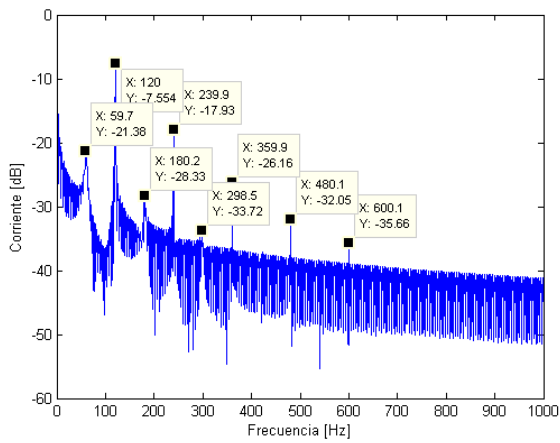


(c) Falla del 50 %

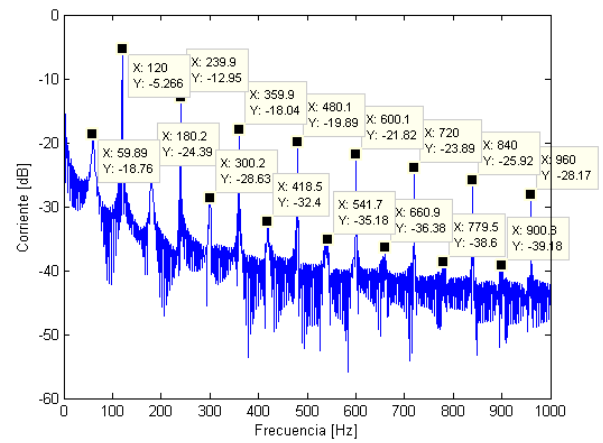


(d) Falla del 85 %

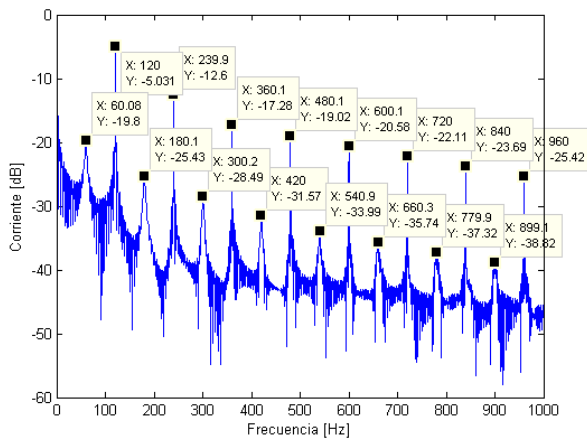
Figura A.5: FFT de las Transformada de Hilbert de la corriente de campo para distintos porcentajes de falla



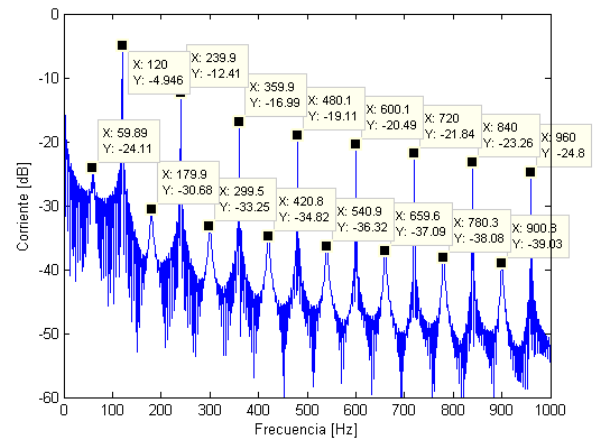
(a) Falla del 10 %



(b) Falla del 25 %



(c) Falla del 50 %



(d) Falla del 85 %

Figura A.6: FFT de la secuencia negativa de la corriente de estator para distintos porcentajes de falla