

UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA



Informe de Memoria de Título para optar al título de:

Ingeniero Civil Eléctrico

Detección de fallas de rotor en máquinas de inducción
comerciales usando técnicas avanzadas de análisis de
corriente en régimen transitorio.

Martín Nicolas Fernández Rebolledo

Profesor Guía

Dr. Carlos Felipe Ignacio Madariaga Cifuentes

Concepción, Abril de 2026

Agradecimientos

A mi familia, por ser el pilar fundamental en cada etapa de mi formación. Su apoyo incondicional y sus sacrificios me permitieron llegar a este momento; este logro es tanto de ellos como mío.

A mis amigos, por acompañarme durante todos estos años de carrera. Hicieron que este camino, además de ser un constante aprendizaje, fuera una etapa realmente divertida y gratificante.

A los miembros del Laboratorio de Ensayo de Máquinas Eléctricas (LEME), por brindarme un gran espacio para trabajar y la constante voluntad para ayudar.

Al profesor Juan Tapia, por su valiosa colaboración y por brindar siempre el espacio necesario para trabajar y desarrollar mi proyecto con total disposición.

Al profesor Carlos Madariaga, por su gran voluntad y por generar un excelente ambiente de trabajo. Quisiera agradecer especialmente su ayuda fundamental otorgando su apoyo no solo técnico sino también en cada etapa de experimentos y sobre todo su calidad humana a lo largo tanto de la PMT como la MT.

Tabla de Contenidos

ABREVIACIONES.....	V
1 INTRODUCCIÓN	6
1.1 CONTEXTO DE MÁQUINAS ELÉCTRICAS EN LA ACTUALIDAD	6
1.1.1 Importancia de las máquinas de inducción	7
1.1.2 Influencia de fallas en máquinas industriales	7
1.2 FALLAS EN MÁQUINAS DE INDUCCIÓN	8
1.2.1 Fallas típicas	8
1.2.2 Generalidades de la detección de fallas en motores de inducción	10
1.3 TÉCNICAS DE DETECCIÓN DE FALLAS DE MI EN LA LITERATURA	11
1.3.1 Detección de fallas en MI utilizando MCSA	11
1.3.2 Detección de fallas en MI utilizando ATCSA	14
1.3.3 Discusión	20
1.4 OBJETIVO GENERAL	22
1.4.1 Objetivos específicos	22
1.5 ALCANCES Y LIMITACIONES	23
2 METODOLOGÍA.....	24
2.1 INTRODUCCIÓN	24
2.2 PAQUETE METODOLÓGICO 1	24
2.3 PAQUETE METODOLÓGICO 2	24
2.4 PAQUETE METODOLÓGICO 3	26
2.5 RECURSOS DISPONIBLES	27
3 ALGORITMO DESARROLLADO	28
3.1 INTRODUCCIÓN	28
3.2 ALGORITMO	28
3.2.1 Obtención de información y entrada de parámetros.	28
3.2.2 Preprocesamiento de la señal.....	29
3.2.3 Análisis tiempo-frecuencia (STFT).....	29
3.2.4 Cálculo de indicadores	31
3.2.5 Visualización gráfica	33
4 VALIDACIÓN USANDO FE	35
4.1 INTRODUCCIÓN	35
4.2 ESPECIFICACIONES DE LOS MOTORES	35
4.2.1 Motor 1 Cantoni 1.5HP	35

4.2.2	<i>Motor 2</i>	36
4.3	CONFIGURACIÓN DEL SET DE SIMULACIONES Y METODOLOGÍA.	36
4.3.1	<i>Motor 1</i>	36
4.3.2	<i>Motor 2</i>	38
4.4	RESULTADOS.	39
4.4.1	<i>Motor 1</i>	39
4.4.2	<i>Motor 2</i>	44
4.4.3	<i>Discusión</i>	46
5	VALIDACIÓN EXPERIMENTAL Y RECOMENDACIONES DE USO.	48
5.1	INTRODUCCIÓN	48
5.2	ESPECIFICACIONES DE LOS MOTORES.	48
5.2.1	<i>Motor 1 Cantoni 1.5HP.</i>	48
5.2.2	<i>Motor 3 Cantoni 10HP</i>	49
5.3	SETUP EXPERIMENTAL	49
5.3.1	<i>Motor 1 Cantoni 1.5HP</i>	49
5.3.2	<i>Motor 3 Cantoni 10HP</i>	52
5.4	RESULTADOS	53
5.4.1	<i>Motor 1 Cantoni 1.5HP</i>	53
5.4.2	<i>Motor 1 Cantoni 1.5HP con transitorio prolongado</i>	57
5.4.3	<i>Motor 3 Cantoni 10HP</i>	63
5.5	DISCUSIÓN Y RECOMENDACIONES DE USO	65
5.5.1	<i>Diferencias entre Espectrogramas experimentales y generados con FE.</i>	65
5.5.2	<i>Inercia Mecánica.</i>	66
5.5.3	<i>Indicadores de falla.</i>	66
5.5.4	<i>Ventajas del diagnóstico y flexibilidad de ATCSA.</i>	67
6	CONCLUSIONES	68
6.1	SUMARIO	68
6.2	CONCLUSIONES	69
6.3	TRABAJO FUTURO	70
	BIBLIOGRAFÍA	71
7	ANEXOS	75
7.1	ANEXOS A	75

Abreviaciones

Mayúsculas

A.C	: Corriente alterna.
D.C	: Corriente directa.
ATCSA	: Análisis avanzado de la firma de corriente transitoria.
M.I	: Motor de inducción.
FE	: Elementos finitos.
MCSA	: Motor current signature analysis.
CM	: Monitoreo de condiciones.
FMM	: Fuerza magnetomotriz.
VSD	: Variadores de velocidad.
EE	: Excentricidad estática.
ED	: Excentricidad dinámica.
PID	: Proporcional-integral-derivativo.
STFT	: Short-time fourier transform.
WT	: Wavelet transform.
WVT	: Wigner-ville transform.
ST	: S-transform.
DCIM	: Motor de inducción de jaula doble.



1 Introducción

Hoy en día, el uso de tecnologías eléctricas ha transformado profundamente la vida cotidiana, desde la iluminación eléctrica hasta la computación moderna [1]. Estos avances tienen como base un desarrollo histórico con hitos fundamentales. A finales del siglo XIX, la industria eléctrica experimentó una transición crítica hacia la modernidad, impulsada por las innovaciones y la competencia técnica entre referentes como Thomas Edison y Nikola Tesla [2], quienes impulsaron la generación y distribución masiva de energía eléctrica.

Posteriormente, los avances en la robótica han estado estrechamente vinculados a las necesidades de la industria, especialmente en el contexto de la automatización y la manufactura moderna [3] comenzando así un gran desarrollo exponencial de la tecnología.

La mayoría de las actividades industriales dependen en gran medida de la energía eléctrica, siendo esta esencial para el funcionamiento de maquinaria, sistemas de control y procesos productivos. El sector industrial continúa siendo el mayor consumidor de electricidad, superando incluso al sector residencial y comercial en muchas economías desarrolladas. Esto evidencia no solo la importancia de la electricidad como recurso técnico, sino también su rol estratégico en el sostenimiento de la productividad y la competitividad industrial [4].

No obstante, el aumento constante en la demanda de energía y el desarrollo de los sistemas industriales han evidenciado diversos problemas relacionados con el mantenimiento, la confiabilidad y la continuidad del suministro eléctrico. Las fallas imprevistas en equipos eléctricos, especialmente en máquinas eléctricas rotativas, pueden provocar detenciones en los procesos de producción, pérdidas económicas considerables y una disminución en la calidad del servicio entregado.

En esta memoria de título se enfrentará la problemática industrial relacionada con el diagnóstico de máquinas de inducción. Para esto, se utilizará una estrategia de diagnóstico que se basa en el análisis transitorio de las corrientes de estator.

1.1 Contexto de máquinas eléctricas en la actualidad

Las máquinas eléctricas son dispositivos que permiten la transformación de energía eléctrica en energía mecánica y viceversa, siendo esenciales en la operación de sistemas de potencia y en la conversión de energía [5]. Están conformadas por elementos esenciales como el estator y el rotor, que, mediante principios electromagnéticos, llevan a cabo esta conversión energética de manera eficiente [6].

Actualmente, el empleo de las máquinas eléctricas, como los generadores, motores, transformadores, así como las máquinas síncronas y asíncronas, se desarrolla en múltiples aplicaciones industriales [7], abarcando desde la generación y distribución de energía hasta sistemas de automatización y transporte eléctrico.

Existen diversos tipos de máquinas eléctricas, como las de corriente continua, de inducción y síncronas, cada una con propiedades debidas a su diseño. Estas propiedades les otorgan ventajas y limitaciones concretas que se examinarán más adelante. Específicamente, en esta memoria se hará énfasis en la máquina de inducción, justificando su elección como base para el desarrollo de esta investigación.

1.1.1 Importancia de las máquinas de inducción

Las máquinas de inducción, especialmente en operación modo motor, han sido fundamentales a nivel mundial [8]. Cuentan con ventajas tales como construcción sencilla y menor frecuencia entre mantenimientos [9]. Sus características las hacen fundamentales en muchos sectores, contando con gran eficiencia y un control preciso [10].

Otro aspecto destacado de las máquinas de inducción es su versatilidad, en una amplia gama de aplicaciones industriales, adaptándose a diversas condiciones de operación, hasta su uso en sistemas de ventilación y transport. Estos motores se adaptan fácilmente a diversas necesidades operativas. Su capacidad para manejar diferentes cargas y condiciones de trabajo sin comprometer el rendimiento los hace indispensables en sectores como la manufactura, la minería y la energía. Esta adaptabilidad no solo mejora la eficiencia operativa, sino que también contribuye a la reducción de costos y al aumento de la productividad en las industrias que los implementan [11].

1.1.2 Influencia de fallas en máquinas industriales

En industrias donde siempre se busca la mayor productividad, la aparición de fallas afecta directamente este objetivo, debido a que cualquier interrupción en su sistema eléctrico puede detener las líneas de producción o la maquinaria, provocando retrasos y pérdida de producción [12].

Al tener un gran impacto las fallas, es importante sistematizar el proceso de documentación y análisis de fallas, no solo para resolver los problemas presentes sino tener la capacidad predictiva para poder anticiparse a futuras problemáticas [13]. Esta tarea tiene un alto grado de complejidad, debido a que, en general, los equipos poseen varios modos de falla. Como las fallas tienen distintas formas y condiciones en las que ocurren, resulta difícil predecir y controlar esta condición que es multivariable.

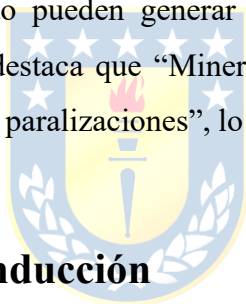
Más adelante se definirán los distintos tipos de falla y específicamente uno, que resultará el objeto de estudio en esta memoria.

Costos asociados a fallas

Los costos asociados a fallas no solamente tienen relación con la reparación, mantenimiento o a comprar el equipo nuevamente, sino que también tiene relación con el período en que la máquina estará fuera de operación. Por ello, una falla puede desencadenar un efecto en cadena que detenga toda la planta, generando así pérdidas económicas que pueden ser significativas [14].

Las fallas en los sistemas eléctricos son un problema en las industrias europeas, causando un estimado de 150 mil millones de euros en costos de inactividad anuales [15]. En promedio, cada planta industrial de gran escala sufre alrededor de 323 horas de tiempo inactivo anualmente, lo que se traduce en 172 millones de dólares pérdidas por planta [16]. Es evidente que las pérdidas económicas aumentan conforme crece la escala de la planta industrial.

En el contexto de la industria minera, las fallas en equipos críticos como las de correas transportadoras y sistemas de chancado pueden generar costos operacionales significativos. Un estudio de caso en Minera Escondida destaca que “Minera Escondida habría perdido más de 100 millones de dólares en ingresos debido a paralizaciones”, lo que subraya el impacto económico de las interrupciones en la producción [17].



1.2 Fallas en máquinas de inducción

1.2.1 Fallas típicas

- ❖ **Falla en los rodamientos:** Los rodamientos son componentes mecánicos que permiten el giro suave del rotor dentro del estator, reduciendo la fricción entre partes móviles. En un motor de inducción, los rodamientos soportan el eje del rotor y se utilizan para un funcionamiento estable y eficiente. Una falla de rodamientos ocurre cuando estos elementos sufren daños físicos o por desgaste, lo cual puede ser causado por factores como lubricación deficiente, sobrecarga, contaminación, vibraciones excesivas o incluso el paso de corriente eléctrica a través de ellos. Estas fallas pueden provocar un aumento en el ruido, vibración, temperatura o llevar a una detención total del motor si no se detectan a tiempo. La lubricación inadecuada es una de las principales causas de fallo de los rodamientos y representa el 80% de todos los fallos de este tipo [18].

- ❖ **Excentricidad:** La excentricidad es una falla asociada a cuando el rotor no se encuentra alineado en el centro magnético del estator, esta puede ocasionar incremento en la corriente operativa, sobrecalentamiento, pérdidas de energía y sobrecalentamiento de los rodamientos [19]. En particular, la excentricidad se define como una distribución no uniforme del entrehierro entre el rotor y el estator. Esta puede ser de dos tipos principales [20]:
 - **Excentricidad Estática (EE):** El centro geométrico del rotor está desplazado permanentemente del centro geométrico del estator. Este desplazamiento permanece fijo en el espacio, generalmente es provocado por problemas en el montaje del motor.
 - **Excentricidad Dinámica (ED):** El centro de rotación del rotor no coincide con su centro geométrico, o el rotor no es perfectamente cilíndrico, lo que provoca que el entrehierro varíe con la rotación del eje. Puede ser causada por ejes doblados, desequilibrio del rotor, o rodamientos desgastados.
- ❖ **Rotura de barras:** Esta falla ocurre cuando una o más barras conductoras del rotor se agrieta o se rompen, interrumpiendo el flujo de corriente necesario para generar el campo magnético rotatorio, la rotura de barras puede llevar a un desequilibrio en el rotor, aumentando las vibraciones, el consumo de corriente y el calentamiento, lo que puede ocasionar gran daño a la máquina y a los alrededores. Una barra rota es la falla más común relacionada con el rotor, constituye el 10% del total de las fallas en los motores de inducción [21].

Fallas comunes de estator

- ❖ **Cortocircuito entre espiras:** Ocurre cuando el aislamiento entre las vueltas de una misma fase se deteriora, permitiendo el paso de corriente entre ellas.
- ❖ **Cortocircuito entre fases:** Se produce cuando el aislamiento entre diferentes fases falla, causando un contacto directo entre ellas.
- ❖ **Falla a tierra:** Sucede cuando el aislamiento entre los devanados y la carcasa del motor se rompe, permitiendo que la corriente fluya hacia tierra.
- ❖ **Desbalance de voltaje:** Diferencia en las tensiones de las fases pueden causar corrientes desequilibradas, generando otras fallas como sobrecalentamiento y daños de aislamiento.
- ❖ **Sobrecalentamiento:** Provocado por sobrecargas, ventilación inadecuada o condiciones ambientales adversas, puede deteriorar el aislamiento de los devanados [20].

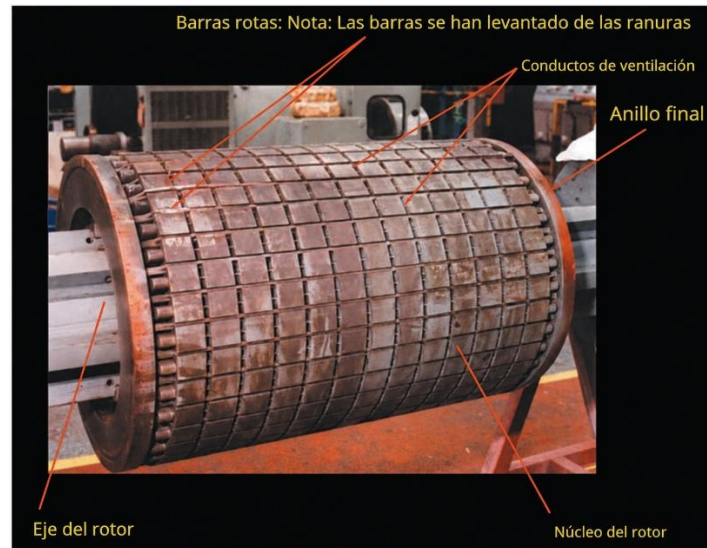


Fig. 1.1 Motor de inducción con barras rotas [20].

1.2.2 Generalidades de la detección de fallas en motores de inducción

Para poder evitar o sobrellevar los costos asociados a las fallas, se han desarrollado distintas formas de detectar fallas.

- ❖ Detección correctiva, se realiza una vez que la falla ya se ha manifestado y el equipo ha quedado fuera de servicio. Es la estrategia que genera mayores costos debido a las paradas no programadas y los posibles daños colaterales en la máquina [13].
- ❖ Detección preventiva, se basa en intervenciones programadas de forma periódica, con el fin de reducir la probabilidad de falla. Su limitación principal es que no considera el estado real del equipo, lo que puede derivar en mantenimientos innecesarios [22].
- ❖ Detección predictiva, consiste en el monitoreo constante para identificar síntomas de falla. Permite intervenir el motor de manera oportuna, maximizando su disponibilidad y vida útil [26].

Hay distintos tipos de diagnóstico, tales como métodos basados en modelos, métodos basados en datos, métodos híbridos, estos son los más comunes y el método en el que se trabajará en esta memoria: ATCSA (análisis de transitorio de corrientes de estator).

- ❖ Métodos basados en modelos, realizan una comparación activa entre una simulación y los valores reales, de tal forma de detectar falla cuando existe una discrepancia entre ambas versiones [22].
- ❖ Métodos basados en datos donde se emplean algoritmos de aprendizaje automático de tal forma de detectar fallas comparando el comportamiento de la máquina con los datos históricos

de cuando las máquinas hayan presentado falla, de tal forma de determinar cuándo ocurrirá una falla comparándola con datos anteriores [23].

- ❖ Métodos híbridos donde se realiza una combinación entre el método basado en modelos y datos, que no solo compara situación real del modelo, sino que simultáneamente relaciona los datos como el método basado en datos, tratando de extraer los beneficios de ambas formas de diagnóstico [24].

Un método ampliamente útil en el diagnóstico predictivo es MCSA, que en 1.3.1 se describirá de forma detallada su funcionamiento y en que situaciones se debería utilizar.

Además, un método de diagnóstico que se empleará en esta memoria, ATCSA, el cual permite encontrar patrones característicos en el plano frecuencial que permiten facilitar un diagnóstico preciso. Esto se logra realizando un análisis de las corrientes de estator [25]. En 1.3.2 se realizará un análisis más detallado de la literatura, y como se experimenta con esta metodología.

1.3 Técnicas de detección de fallas de MI en la literatura

1.3.1 Detección de fallas en MI utilizando MCSA

Dentro de las diversas técnicas de monitoreo de condiciones (CM), el análisis del espectro de corriente del motor, MCSA, se ha consolidado como una herramienta potente y no invasiva para el diagnóstico de fallas en máquinas eléctricas rotatorias, particularmente motores de inducción [26]. Esta técnica se basa en el principio de que diversas anomalías en la máquina alteran las características electromagnéticas, lo que a su vez se refleja en cambios específicos en el espectro de la corriente de estator.

El MCSA es una técnica de diagnóstico que utiliza la interacción entre el rotor y el estator en máquinas eléctricas. Las fallas mecánicas o eléctricas en el motor, o en la carga acoplada, modulan la impedancia o la fuerza magnetomotriz de la máquina. Esta modulación se traduce en componentes de frecuencia específicos que aparecen en el espectro de la corriente de estator, superpuestos a la frecuencia fundamental de la línea [20].

La corriente de estator de un motor de inducción idealmente balanceado y sin fallas contiene una componente de frecuencia igual a la frecuencia de la red, además de armónicos específicos de esta componente fundamental que surgen a partir de la distribución de bobinados en las ranuras de estator. Adicionalmente, en la práctica, la corriente de estator contiene armónicos debido a la no

linealidad del circuito magnético y otros factores [4]. Sumado a lo anterior, la presencia de fallas introduce componentes de frecuencia adicionales.

La ecuación 1.1 muestra la corriente de estator y sus armónicos, se pueden expresar como una suma de senoides:

$$i_s(t) = \sum_{k=1}^N A_k \sin(2\pi f_k t + \phi_k) \quad (1.1)$$

donde:

- ❖ A_k es la amplitud de la k -ésima componente de la frecuencia.
- ❖ f_k es la k -ésima frecuencia [Hz].
- ❖ ϕ_k es la fase de la k -ésima componente.

Para el análisis MCSA, el procedimiento de diagnóstico se basa en dos pilares fundamentales: Primero, es necesario identificar las componentes frecuenciales que se desvían de la frecuencia fundamental f_s . Una vez localizadas, la cuantificación de su amplitud es el parámetro determinante para establecer la severidad de la condición del rotor, permitiendo distinguir entre una máquina sana y una con rotura de barras [20].

Rotura de barras en MCSA.

Las barras rotas o grietas en los anillos de cortocircuito del rotor son fallas comunes que afectan la simetría del circuito del rotor. Cuando una o más barras están rotas, la corriente de rotor no puede fluir uniformemente, lo que introduce un campo magnético inverso en el entrehierro. Este campo inverso rota a una velocidad diferente a la del rotor, induciendo corrientes en el estator a frecuencias específicas.

La ecuación 1.2 muestra las frecuencias denominadas sidebands (bandas laterales) que se asocian a barras rotas, en el MCSA [20]:

$$f_{BRB} = f_s(1 \pm 2s) \quad (1.2)$$

donde:

- ❖ f_s es la frecuencia de la línea de suministro [Hz].
- ❖ s es el deslizamiento del motor, una cantidad adimensional que representa la diferencia relativa entre la velocidad síncrona y la velocidad real del rotor.

La ecuación 1.3 corresponde a la del deslizamiento de una máquina eléctrica.

$$s = \frac{n_s - n_r}{n_s} \quad (1.3)$$

donde:

- ❖ n_s es la velocidad síncrona [RPM].
- ❖ n_r es la velocidad del motor [RPM].

De esta forma, la ubicación de la sidebands no solo depende de la frecuencia de suministro, sino también de su deslizamiento, es decir, la velocidad en la que está operando el motor. La figura 1.2 ejemplifica la aparición de estas sidebands en el espectro de la corriente de un motor de inducción.

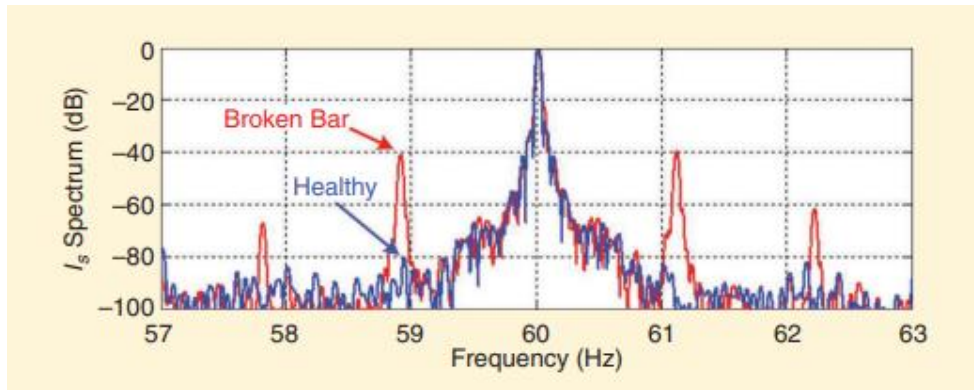


Fig. 1.2 Espectro de corrientes de estator en un motor de inducción con y sin barra rota [26].

Excentricidad en MCSA

Tanto la excentricidad estática como la dinámica modulan la reluctancia del circuito magnético del motor, lo que a su vez afecta el flujo magnético y la corriente de estator, generando componentes de frecuencia específicas en el espectro [20].

La ecuación 1.4 muestra las frecuencias de las bandas laterales asociadas a ED, que aparecen en el espectro de corriente del estator:

$$f_{ecc} = f_s \pm k f_r \quad (1.4)$$

donde:

- ❖ f_r es la frecuencia de rotor [Hz].
- ❖ k es un número entero positivo (1, 2, 3 ,...).

Thomson y Fenger [20] señalan que la EE puede provocar un incremento en armónicos impares de la corriente, como el tercer armónico, en sistemas trifásicos tales como muestra la ecuación 1.5:

$$f_{eccs} = nf_s \quad (1.5)$$

donde:

- ❖ n es un entero impar.

Sin embargo, la excentricidad estática no se puede diagnosticar únicamente por MCSA sin información adicional, ya que otros factores también pueden generar estos armónicos y, en consecuencia, falsos positivos.

1.3.2 Detección de fallas en MI utilizando ATCSA

Mientras que el MCSA se ha establecido como una técnica eficaz para el diagnóstico de fallas en motores de inducción que operan en condiciones de régimen permanente, su aplicabilidad se ve limitada cuando el motor funciona en regímenes transitorios [20]. Reconociendo la complejidad y los desafíos persistentes en el diagnóstico de fallas y el pronóstico de motores eléctricos, especialmente en cuanto a la necesidad de datos y modelos precisos [27], para solucionar las problemáticas en condiciones transitorias, como los arranques, las paradas, los cambios bruscos de carga o las operaciones con variadores de velocidad que introducen variaciones frecuentes de velocidad, se ha desarrollado el Análisis de Corriente Transitoria del Estator (ATCSA), también conocido como Advanced Transient Current Signature Analysis (ATCSA) [28]. Esta técnica avanzada busca superar estas barreras, siendo también explorada para condiciones de operación dinámicas y ambientes desafiantes [29].

El ATCSA se basa en la premisa de que las fallas en un motor inducen firmas distintivas en la corriente de estator durante los regímenes transitorios [28]. A diferencia del MCSA, que busca componentes de frecuencia fijas en un espectro estático, el ATCSA se enfoca en la evolución dinámica de las componentes de frecuencia a lo largo del tiempo durante un evento transitorio [29].

En la literatura hay trabajos recientes que abordan la sensibilidad, implementación y factibilidad de esta metodología, por esto se realizará un resumen de todas las referencias que se utilizaran en este estado del arte.

En [26], se ofrece una visión exhaustiva del monitoreo de condición de máquinas eléctricas industriales, destacando el "estado del arte y los desafíos futuros". Los autores discuten las limitaciones de los métodos tradicionales y enfatizan la necesidad de nuevas técnicas para mejorar la confiabilidad y la interpretación de fallas, incluyendo el análisis transitorio. Indirectamente, este trabajo establece la necesidad teórica y el espacio para el desarrollo de metodologías como el ATCSA, que buscan una mayor sensibilidad y robustez ante la complejidad inherente al comportamiento de las máquinas. Esta investigación no utiliza un motor propio, sino que analiza las tendencias industriales.

En [27] este artículo de revisión aborda las "preguntas abiertas, desafíos y perspectivas" en el diagnóstico de fallas y pronóstico de motores eléctricos. Señala limitaciones de las metodologías existentes, como la necesidad de grandes volúmenes de datos o modelos altamente precisos, y la incertidumbre en los resultados. Subraya la relevancia de nuevas técnicas, incluyendo el análisis transitorio de la corriente, para superar estas barreras y mejorar la confiabilidad del monitoreo. Este trabajo establece la necesidad teórica y el espacio para el desarrollo de metodologías como el ATCSA, que buscan una mayor sensibilidad y robustez ante la complejidad inherente al comportamiento de las máquinas. Este artículo discute la teoría y el futuro del diagnóstico sin reportar experimentación propia del artículo.

En [28] este estudio se enfoca en la "factibilidad y sensibilidad" del ATCSA para la detección de barras rotas en máquinas de inducción de flujo axial, un tipo de motor menos estudiado con esta metodología. A través de simulaciones detalladas de elementos finitos, los autores demuestran que el ATCSA es una herramienta capaz de proporcionar un diagnóstico fiable de la condición del rotor, incluso en configuraciones de máquina no estándar, validando así su aplicabilidad y eficacia para identificar fallas incipientes bajo regímenes transitorios.

En [29] este estudio se centra en el "impacto del control en lazo cerrado PID" en la detección de barras rotas en motores de inducción alimentados por inversor. Revela que las acciones correctivas constantes del controlador PID aumentan el nivel de ruido y la fuga espectral alrededor del primer armónico en el espectro de corriente del estator, lo que dificulta la detección de fallas. Concluye que es "necesario utilizar técnicas de análisis tiempo-frecuencia con excelente resolución espectral, como la Transformada Dragon o la técnica Min-Norm", para mitigar estos efectos y asegurar un diagnóstico

preciso. Se utiliza un motor con los siguientes parámetros nominales: Potencia de 1.5 HP, voltaje 230/400 V, corriente 4.5/2.6 A, frecuencia 50 Hz, velocidad 1415 RPM, 4 polos y 28 barras del rotor.

En [30] este artículo presenta una "técnica de demodulación novedosa" para la detección de barras rotas en motores de inducción alimentados por inversor bajo condiciones no estacionarias. Aborda la dificultad de distinguir patrones de falla de baja amplitud cercanos a la frecuencia de suministro en el análisis transitorio. La técnica propuesta "puede concentrar el armónico de falla en un ancho de banda específico y evitar la fuga espectral", reduciendo la amplitud de la frecuencia de suministro. La metodología fue validada experimentalmente, demostrando su eficacia en la detección de barras rotas durante el arranque con un inversor de fuente de voltaje, en esta publicación se utilizó un motor de inducción de jaula de ardilla con los siguientes parámetros nominales: Potencia de 1 HP, voltaje 230/460 V, corriente 2.9/1.4 A, frecuencia 60 Hz, velocidad 3355 RPM, 2 polos y 28 barras del rotor.

En [31] esta es una revisión completa y actualizada de las metodologías avanzadas para el diagnóstico y pronóstico de motores de inducción (IM) específicamente en "aplicaciones de tracción ferroviaria". Se centra explícitamente en el análisis no estacionario y transitorio de las corrientes del estator (ATCSA). Cubre las técnicas de procesamiento de señales subyacentes (análisis tiempo-frecuencia, estimación espectral, machine learning y deep learning) y discute desafíos y tendencias futuras en el campo, factibilidad y sensibilidad de ATCSA. Este artículo compara métodos de otros autores, no definiendo un motor de banco de pruebas único, sino enfocado en revisión de artículos y sus aplicaciones en la tracción ferroviaria.

En [32] este artículo presenta un estudio sobre la detección de barras rotas externas en motores de inducción de jaula doble (DCIM) utilizando el análisis avanzado de la corriente transitoria y un indicador numérico de fallas automatizado. La investigación evaluó un DCIM de 45 kW mediante análisis detallados de elementos finitos en 2D para demostrar la eficacia de la técnica propuesta en diversas condiciones operativas y con diferentes materiales de barras del rotor. Los resultados obtenidos indican que el método de análisis transitorio propuesto es capaz de detectar correctamente las barras externas rotas, mostrando una respuesta robusta y variaciones insignificantes generadas por la condición de operación y los materiales de las barras del rotor. El estudio aborda el desafío de detectar fallas en las barras exteriores de los DCIM, que son difíciles de identificar con técnicas convencionales como el MCSA debido a que estas barras están mayormente inactivas en estado estacionario. Se utiliza un motor con los siguientes parámetros nominales: Potencia de 45 kW, corriente 60.4 A, frecuencia 60 Hz, velocidad 1800 RPM, 4 polos y 28 barras del rotor (doble jaula).

De forma similar a MCSA en régimen estacionario, las ecuaciones 1.6 y 1.7 muestran las frecuencias de las componentes de falla en el estator en un motor de inducción, están relacionadas con la frecuencia de la red y el deslizamiento.

$$f_{BRB} = f_s(1 \pm 2s(t)) \quad (1.6)$$

$$f_{BRB2} = f_s \left[\frac{k_2}{p} (1 - s(t)) \pm s(t) \right], \frac{k_2}{p} = 1, 3, 5, \dots \quad (1.7)$$

Sin embargo, la aplicabilidad de esta metodología se ve significativamente limitada cuando el motor funciona en regímenes transitorios, donde las frecuencias de las componentes de falla no son constantes, sino que varían continuamente con la velocidad del rotor.

La ecuación (1.6) corresponde a las trayectorias que toman las curvas V en el espectrograma, la figura 1.3 muestra con líneas las curvas V.

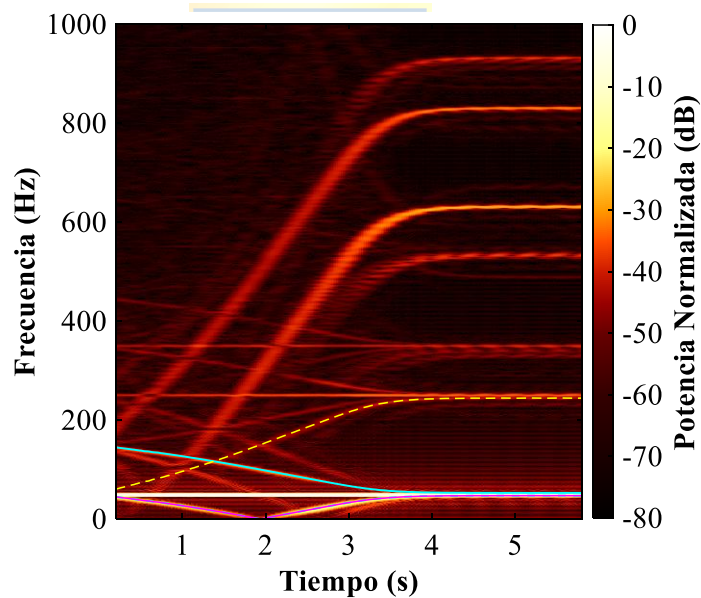


Fig. 1.3 Espectrograma con líneas de las curvas V.

En los espectrogramas también se puede observar las PSH (Principal Slot Harmonic), que son componentes armónicos presentes en la corriente de estator de una máquina de inducción. En el análisis de transitorios, estos armónicos son visibles en los mapas de tiempo-frecuencia como trayectorias de alta amplitud. Su identificación es crucial porque permite distinguir las señales naturales del diseño de la máquina de aquellas trayectorias curvas V que aparecen únicamente cuando

existe una falla, como una barra rota en el rotor [26]. La ecuación 1.8 muestra el comportamiento de las PSH según la velocidad.

$$f_{PSH} = \left[\frac{R}{p} (1 - s(t) \pm v) \right] f_s \quad (1.8)$$

donde:

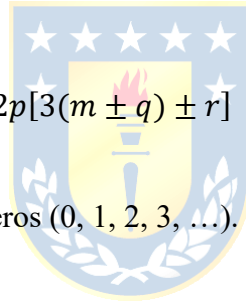
- ❖ R es el número de ranuras del rotor.
- ❖ p es el número de pares de polos.
- ❖ v es el orden de los armónicos de los dientes de estator ($v = 1, 3, 5, \dots$)

Los armónicos pueden resultar útiles para poder determinar el comportamiento de la velocidad, sin embargo, no se encuentran en todos los motores: las PSH solo son visibles en el espectro cuando el número de pares de polos (p) y las ranuras de rotor (R) cumplen con la relación matemática-empírica de la ecuación 1.9.

$$R = 2p[3(m \pm q) \pm r] \quad (1.9)$$

donde:

- ❖ $m \pm q$: Puede tomar valores enteros (0, 1, 2, 3, ...).
- ❖ r : Puede ser 0 o 1.



Las fallas de excentricidad en máquinas de inducción, tanto estática como dinámica generan componentes característicos en el espectro de corriente del estator, por lo que ATCSA también puede resultar útil al detectar esta falla, las frecuencias donde se evidencian estas fallas están dadas por la ecuación 1.10.

$$f_{ecc} = f_s \pm k f_R \quad (1.10)$$

donde:

- ❖ k es un número entero positivo (1,2,3...).

Estas frecuencias varían en el tiempo, lo que dificulta su detección con técnicas convencionales, el ATCSA supera esta limitación a través de las transformadas anteriores.

Para superar esta limitación, [28] enfatiza en la necesidad de emplear herramientas de análisis tiempo-frecuencia (TFA, Time-Frequency Analysis). Estas técnicas permiten analizar cómo el contenido de frecuencia de una señal cambia a lo largo del tiempo, proporcionando una representación bidimensional (tiempo vs. frecuencia) de la energía de la señal. Las ecuaciones 1.11, 1.12, 1.13 y 1.14 muestran algunas de las herramientas de Fourier adaptadas o avanzadas mencionadas en la literatura para el ATCSA.

Transformada de Fourier de Tiempo Corto (STFT – Short-Time Fourier Transform)

- ❖ **Funcionamiento:** La STFT opera segmentando la señal en pequeños intervalos de tiempo, o "ventanas", a los cuales se aplica la Transformada Rápida de Fourier (STFT) de manera individual. Este proceso permite analizar el contenido frecuencial de la señal en diferentes momentos.

Limitaciones: La STFT sufre incertidumbre, que impone un problema entre la resolución temporal y frecuencial. Además, al usar un tamaño de ventana fijo para todas las frecuencias, no es óptima para señales con componentes muy variables y es susceptible a la fuga espectral si las frecuencias no son múltiplos exactos de la resolución de la ventana. [33]

$$STFT\{x(t)\}(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)w(t - \tau)e^{-j2\pi ft} dt \quad (1.11)$$

Transformada Wavelet (WT – Wavelet Transform)

- ❖ **Funcionamiento:** Emplea "ventanas" que varían en duración y frecuencia, en contraste con la duración fija de la STFT. Utiliza ventanas cortas para analizar fenómenos rápidos (altas frecuencias), y ventanas largas para eventos lentos (bajas frecuencias), adaptando así su análisis a diferentes escalas.

Limitaciones: Intenta solucionar las limitaciones de STFT, pero requiere determinar una "ventana inicial" adecuada, para que se adapte y se autorregule de forma eficiente, esta depende netamente del funcionamiento de la máquina, una mala ventana inicial podría ocasionar pérdida de información o interpretar mal los resultados [33].

$$CWT_x(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\psi\left(\frac{t - b}{a}\right) dt \quad (1.12)$$

Transformada de Wigner-Ville (WVT – Wigner-Ville Transform)

- ❖ Funcionamiento: La WVT busca ofrecer la representación tiempo-frecuencia más nítida y precisa posible. En lugar de usar “ventanas” para analizar la señal, utiliza cada punto. Se compara la señal en un instante dado con versiones anteriores.

Limitaciones: Su mayor limitación es la aparición de “términos cruzados”, al comparar los puntos con versiones anteriores, es muy sensible a cambios en la señal, generando estos términos cruzados cuando hay múltiples frecuencias presentes [33].

$$W_x(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (1.13)$$

Transformada S (ST – S-Transform)

- ❖ Funcionamiento: Combina las ventajas de la WT y la STFT, ofreciendo una resolución de frecuencia que es inversamente proporcional a la frecuencia, y una resolución de tiempo que es constante, incorporando adaptabilidad.

Limitaciones: Aunque mejora significativamente el compromiso de la STFT y no produce términos cruzados como la WVT, la S-Transform aún puede presentar cierta fuga espectral residual. Esto ocurre especialmente si las componentes de frecuencia de la señal están muy cercanas entre sí, lo que puede dificultar su clara separación en el espectrograma [33].

$$(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t-\tau)^2 f^2}{2}} e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (1.14)$$

La elección de la técnica de análisis tiempo-frecuencia más adecuada depende de las características específicas del transitorio, del tipo de falla que se desea detectar y de la disponibilidad de poder informático. La clave es que estas herramientas permiten rastrear la trayectoria de la frecuencia de las componentes de falla a medida que el motor cambia de velocidad y deslizamiento, lo que hace posible su detección en condiciones operativas dinámicas.

1.3.3 Discusión

A lo largo de la revisión bibliográfica se han analizado los funcionamientos de estas técnicas. A continuación, contrastaremos las limitaciones y fortalezas de cada una.

Confiabilidad: La confiabilidad del diagnóstico es un pilar fundamental en el mantenimiento predictivo. El MCSA tradicional, al basarse en el análisis espectral en régimen estacionario, ofrece una confiabilidad aceptable bajo condiciones de operación ideales (carga y velocidad constantes). Sin embargo, su fiabilidad disminuye drásticamente en entornos industriales complejos, donde la presencia de transitorios, cargas variables o la alimentación mediante inversores puede enmascarar las componentes de falla, generando falsos positivos o interpretaciones erróneas. [30]

Las firmas de falla de bajo nivel son particularmente vulnerables a ser ocultadas por el ruido o la fuga espectral [29]. En contraste, la ATCSA demuestra una confiabilidad superior al explotar la información dinámica de los transitorios y emplear técnicas tiempo-frecuencia avanzadas [28]. Estas herramientas permiten una mayor concentración de la energía de falla y una mitigación efectiva de los ruidos e interferencias, lo que resulta en un diagnóstico más robusto y preciso, incluso en las condiciones más desafiantes [29]. Por tanto, en términos de fiabilidad diagnóstica, la ATCSA tiene gran potencial.

Flexibilidad y adaptabilidad: El MCSA es una técnica rígida que asume una operación en estado estacionario; su ventana de análisis de tamaño fijo la hace ineficaz para capturar la naturaleza evolutiva de las fallas bajo cargas variables o transitorios. Esto limita su aplicabilidad a un subconjunto específico de operaciones del motor [30].

Por el contrario, la ATCSA exhibe una gran flexibilidad y adaptabilidad al utilizar transformadas con resolución adaptable o al explotar la dinámica del transitorio de arranque. Esto le permite analizar la señal de manera óptima para diferentes escalas de tiempo y frecuencia, ajustándose a la variación de las firmas de falla en condiciones no estacionarias [29]. Por consiguiente, la ATCSA demuestra un futuro alentador en la mejora de la detección de fallas.

Sensibilidad: La sensibilidad al ruido y a las interferencias afecta la calidad del diagnóstico en entornos industriales ruidosos [29]. El MCSA es susceptible al ruido y a las interferencias eléctricas, [30] ya que estas pueden enmascarar las componentes de falla de baja amplitud en el espectro de frecuencia. Los armónicos de conmutación de los inversores son un ejemplo claro de interferencias que pueden dificultar seriamente la detección con MCSA [28]. En contraste, las técnicas avanzadas de ATCSA están inherentemente diseñadas para mitigar el impacto del ruido y las interferencias. Métodos como las transformadas tiempo-frecuencia o las técnicas de demodulación [30] buscan concentrar la energía de las componentes de falla en bandas de frecuencia específicas y suprimir las componentes de interferencia o ruido, logrando una mejor relación señal-ruido. De esta manera, la ATCSA sugiere expectativas elevadas para un diagnóstico más robusto y preciso.

Inversión: La inversión informática y los requerimientos de procesamiento son un factor clave en la adopción de nuevas tecnologías. El MCSA, al utilizar la Transformada Rápida de Fourier (FFT), es relativamente económico en términos computacionales y puede implementarse con hardware y software básicos [29]. Esto ha contribuido a su amplia adopción histórica. El ATCSA, por otro lado, demanda una mayor inversión informática. Las técnicas avanzadas de análisis tiempo-frecuencia y los algoritmos de procesamiento de señal asociados requieren mayor capacidad y a veces software especializado [27]. Esta complejidad computacional puede traducirse en un costo inicial más elevado y en la necesidad de personal con conocimientos más avanzados en procesamiento digital de señales. Los requerimientos de procesamiento de la ATCSA, aunque superiores, en esta memoria se investigará si efectivamente justifica el contraste de inversión.

Si bien el ATCSA cuenta con una sólida base teórica y diversos estudios experimentales en la literatura, aún existe el desafío de validar su fiabilidad frente a las diversas complejidades operativas de la industria. En este contexto, el aporte principal de esta memoria no se basa únicamente en la experimentación aislada, sino en la relación entre los modelos de elementos finitos y la validación experimental. Al integrar ambos enfoques, este trabajo busca fortalecer el estado del arte proporcionando una metodología de validación cruzada; este análisis conjunto permite identificar con mayor precisión las limitaciones del algoritmo en entornos reales y su comportamiento bajo condiciones controladas de simulación, contribuyendo así a una implementación más robusta de estas técnicas de diagnóstico.

1.4 Objetivo general

Desarrollar e implementar un algoritmo de análisis basado en la técnica de ATCSA, para la detección y diagnóstico de fallas típicas en el rotor de máquinas de inducción de jaula de ardilla, evaluando su sensibilidad y factibilidad de aplicación en un entorno experimental.

1.4.1 Objetivos específicos

- ❖ OE1: Identificar las características de la forma de onda de corriente de estator que estén relacionadas con fallas usuales en el rotor de una máquina de inducción de jaula de ardilla (rotura de barras o anillos).
- ❖ OE2: Implementar un algoritmo de detección de fallas basado en la técnica industrial ATCSA en ambiente computacional.

- ❖ OE3: Determinar la sensibilidad y aplicabilidad del algoritmo implementado en entorno del laboratorio, usando plataforma de hardware-in-the-loop (MicroLabBox) y resultados experimentales directos.

1.5 Alcances y limitaciones

La presente memoria de título se enmarca en la investigación de técnicas avanzadas de diagnóstico de fallas en máquinas de inducción, específicamente enfocadas en fallas de rotor (barras rotas, anillos de cortocircuito y excentricidad) mediante el ATCSA.

- ❖ **Tipos de Falla:** El estudio se centrará en la detección y caracterización de barras rotas.
- ❖ **Condiciones de Operación:** La investigación se enfocará en el análisis de transitorios accionados con variac, a distintas cargas e inercias mecánicas.
- ❖ **Validación:** La validación del algoritmo se realizará mediante un enfoque multietapa, incluyendo:
 - Pruebas con señales con curvas típicas para validación del algoritmo.
 - Simulaciones detalladas por el método de elementos finitos para generar datos de corriente ideales bajo condiciones de falla controladas.
 - Experimentación en un banco de pruebas de laboratorio, utilizando motores con fallas inducidas, para validar la aplicabilidad de un diagnóstico en un entorno real.

2 Metodología

2.1 Introducción

Cada paquete metodológico contiene actividades que se realizan para dar cumplimiento a cada uno de los objetivos específicos descritos en la sección 1.4.1.

2.2 Paquete metodológico 1

Actividad 1.1: Búsqueda en literatura y sistematización de información.

Investigar sobre las frecuencias características y patrones en la corriente del estator de la máquina de inducción, asociados a fallas de rotor, para barras rotas y excentricidad, se hará énfasis en cómo estas firmas se manifiestan bajo alimentación directa. Para esto, se revisa la literatura digital disponible en IEEE Xplore y libros disponibles en el Laboratorio de Ensayo de Máquinas Eléctricas, se da mayor atención en artículos y publicaciones recientes que aborden técnicas de diagnóstico.

2.3 Paquete metodológico 2

Actividad 2.1: Selección de técnica de análisis tiempo-frecuencia.

Evaluar las transformadas tiempo-frecuencia más adecuadas para el ATCSA basándose en la literatura, limitaciones y fortalezas. La elección se justificará en 3.2.3.

Actividad 2.2: Codificación del algoritmo.

Para la creación del algoritmo se utiliza como entorno de programación Matlab de Mathworks, se desarrolla el algoritmo principal de detección de fallas, incluyendo la implementación de la transformada tiempo-frecuencia seleccionada en la **Actividad 2.1** y el desarrollo de lógicas para el seguimiento de las componentes de falla relevantes del **paquete metodológico 1**.

Para comenzar el código, se creará una función en MATLAB encargada de extraer los datos de corriente del estator desde archivos de excel (.csv) y texto (.txt), para luego utilizar la transformada tiempo-frecuencia elegida en la **Actividad 2.1**.

El preprocesado comienza ejecutándose la mitigación de la componente continua mediante la sustracción del valor medio de la señal de corriente lo que permite garantizar que la energía detectada en el espectrograma corresponda únicamente a variaciones alternas y no a niveles de DC que distorsionen las bajas frecuencias. Posteriormente, se establece una lógica de sincronización para resolver las diferencias de longitud entre los registros de corriente y velocidad. Finalmente, una vez

que las señales presentan una longitud compatible, se aplica el tratamiento de bordes mediante el uso de una ventana de Hamming en los segmentos de datos. Esta operación se realiza con el fin de suavizar las discontinuidades abruptas en los extremos de las muestras de duración finita

Luego del preprocesado se implementa la transformada elegida en la **Actividad 2.1** la cual permite la generación del espectrograma, en esta etapa se configura la longitud de la ventana, solapamiento, frecuencia de muestreo, rango de frecuencia de análisis y a la cantidad de puntos por fft.

Finalmente, se integra la lógica para el cálculo de indicadores de falla, para poder cuantificar la amplitud en las trayectorias de falla.

Actividad 2.3: Validación preliminar.

Antes de la aplicación a datos experimentales reales, el algoritmo desarrollado es sometido a una validación preliminar utilizando señales provenientes de elementos finitos que fueron obtenidas de pruebas anteriormente realizadas en el LEME. Esto permitirá verificar el correcto funcionamiento de las transformadas tiempo-frecuencia y validar la lógica de seguimiento de componentes en un entorno predecible. Esta etapa es para asegurar que los componentes de la falla son correctamente extraídos y visualizados antes de enfrentar las complejidades de los datos experimentales que serán datos reales y menos predecibles, en caso de error o resultados no esperados se deberá volver a la **Actividad 2.2**, para poder arreglar los errores o cambiar el enfoque de forma iterativa, hasta llegar a un funcionamiento esperado.

Actividad 2.4: Validación con elementos finitos.

Para una validación más rigurosa del algoritmo en un entorno simulado, se utilizan datos de corriente generados por simulaciones de elementos finitos. Se emplea el software ANSYS Electronics Desktop para modelar el motor de inducción en condiciones normales y con las diferentes fallas de rotor. Estas simulaciones permitirán obtener firmas de corriente con un alto nivel de detalle y sin la influencia del ruido experimental.

Al igual que la **Actividad 2.3**, si se presenta error o funcionamiento no esperado se vuelve a la **Actividad 2.2**, para poder arreglar los errores o cambiar el enfoque de forma iterativa, hasta llegar a un funcionamiento esperado en ambas actividades.

2.4 Paquete metodológico 3

Actividad 3.1: Diseño y configuración de set experimental.

Se definen los escenarios de prueba para motores en estado sano y con rotura de barras. La representatividad y validez de este montaje en el LEME se fundamenta en la revisión bibliográfica de casos de severidad ya establecidos en la literatura técnica [20], [26], [28]. Esto permite asegurar que las fallas provocadas (número de barras rotas) y las condiciones de carga seleccionadas emulen con precisión las condiciones críticas reportadas en la industria, validando así el set experimental como un entorno de prueba controlado pero realista.

Actividad 3.2: Obtención de datos experimentales.

La adquisición de datos se realiza mediante un osciloscopio y un Notebook, capturando las señales de corriente de estator y el perfil de velocidad.

Actividad 3.3: Análisis de sensibilidad y aplicabilidad del algoritmo.

Se evaluará el desempeño del algoritmo mediante un estudio comparativo entre los resultados obtenidos experimentalmente y las simulaciones previas realizadas en elementos finitos.

Carta Gantt.

La figura 2.1 muestra la Carta Gantt que detalla los periodos en los que se realizaron las actividades de los paquetes metodológicos.

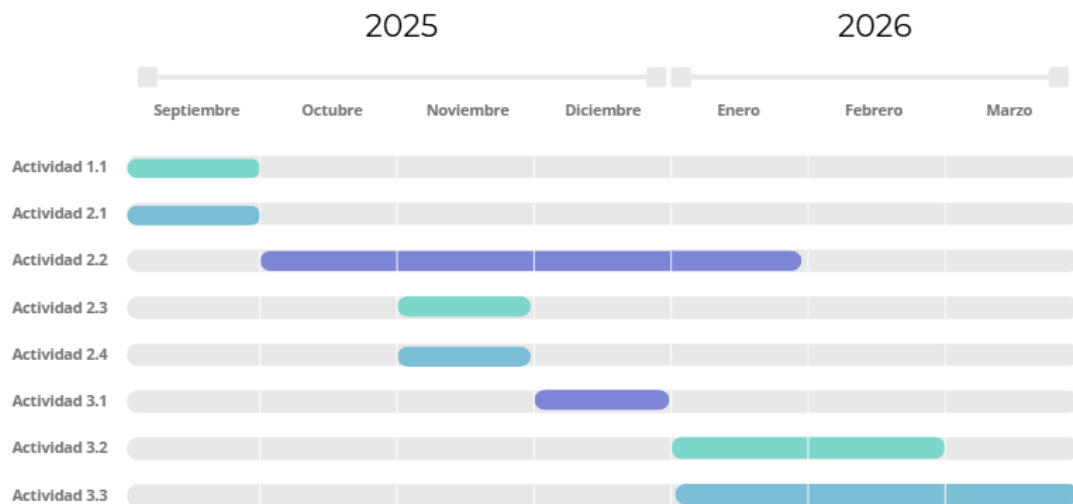


Fig. 2.1 Carta Gantt.

2.5 Recursos disponibles

- ❖ Motores de inducción sanos, motores de inducción con una y tres barras rotas de 1.1 kW y 7.5 kW.
- ❖ Variac trifásico Ruhstrat 19,8 KVA.
- ❖ Control manual de setup experimental, con posibilidad de desarrollar 0%, 25%, 50%, 75%, 100% de la carga nominal de cada motor disponible.
- ❖ Osciloscopio Yokogawa DL850.
- ❖ Sensores de corriente Tektronix A621.
- ❖ Multímetro Digital Yokogawa TY720.
- ❖ Notebook con MATLAB de Mathworks.



3 Algoritmo desarrollado

3.1 Introducción

En esta sección se presenta el desarrollo e implementación de un algoritmo para el análisis de frecuencias características de falla en motores de inducción mediante técnicas avanzadas de procesamiento de señales. El enfoque utiliza el análisis temporal y espectral de señales de corriente junto con mediciones de velocidad para identificar patrones asociados a posibles fallos en el motor, este algoritmo es de desarrollo propio, utiliza la teoría del ATCSA en la literatura.

3.2 Algoritmo

3.2.1 Obtención de información y entrada de parámetros.

El algoritmo inicia con la solicitud interactiva de parámetros al usuario. Mediante un cuadro de diálogo, se ingresa la velocidad nominal del motor en RPM, que constituye el valor de referencia para calcular el deslizamiento y sirve para el procesamiento.

Posteriormente, se implementa la función “uigetfile” para seleccionar y cargar los archivos experimentales correspondientes a las mediciones de corriente de estator y velocidad del rotor. Ambos archivos son leídos con “readmatrix”, extrayendo la columna relevante de cada señal.

Dado que los registros de corriente y velocidad pueden diferir en su longitud, se implementa un procedimiento de ajuste dimensional:

- ❖ Si la velocidad contiene más muestras que la corriente, se trunca.
- ❖ Si ocurre lo contrario, se interpola linealmente la señal de velocidad al vector temporal de la corriente.

De esta manera, se asegura una correspondencia temporal exacta entre ambas variables, condición indispensable para la coherencia del análisis tiempo-frecuencia.

Al inicializar el código se abre una entrada para ingresar la velocidad nominal del motor, también de forma seleccionable para la corriente y velocidad del motor se abren ventanas para buscar en el dispositivo archivos de formato csv y txt.

La figura 3.1 muestra el despliegue del cuadro para la obtención de información.

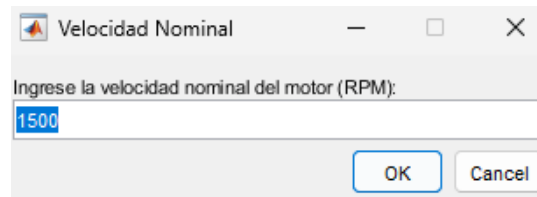


Fig. 3.1 Cuadro de entrada de velocidad nominal.

3.2.2 Preprocesamiento de la señal

Antes del análisis espectral, la señal de corriente se somete a un proceso de limpieza para garantizar que la señal tenga nula componente continua.

La presencia de DC puede generar energía artificial en bajas frecuencias, distorsionando el espectrograma y afectando la correcta detección.

Posteriormente, el algoritmo desarrollado en esta memoria de título ejecuta un protocolo de ajuste y sincronización dimensional entre los registros de corriente y velocidad. Dado que estas señales pueden presentar incongruencias en su longitud debido a las tasas de muestreo diferentes, implementa un proceso en el cual el vector tiempo asociado a la corriente tiene distinta frecuencia de muestreo en comparación con el vector tiempo de la velocidad, para solucionar esto se realiza una interpolación de la columna de tiempo y velocidad respecto a la frecuencia de muestreo de la corriente. Si el registro de velocidad excede en muestras al de corriente, se realiza un truncamiento de los datos sobrantes; en caso contrario, se aplica una interpolación lineal de la señal de velocidad respecto al vector de tiempo de la corriente.

Una vez finalizado el ajuste y truncamiento de la señal de corriente para que coincida con el registro de velocidad, el algoritmo aplica una ventana de Hanning a los datos antes de ejecutar la STFT. Dado que las señales experimentales son de duración finita puede generar discontinuidades abruptas en los extremos de la muestra, el uso de esta ventana es fundamental para realizar un suavizado de los bordes. Este proceso reduce el fenómeno de leakage espectral (filtrado de energía), agrupando la potencia de cada componente de frecuencia a sus contenedores (bins) correspondientes [33].

3.2.3 Análisis tiempo-frecuencia (STFT)

Parte importante del algoritmo está en la generación del espectrograma, para esto se utilizará la STFT, esta transformada fue elegida debido a que es ampliamente utilizada para ATCSA en la

literatura, se podrían implementar otras transformadas para trabajos futuros. La tabla 3.1 muestra la configuración de la STFT.

TABLA 3.1. Configuración STFT.

Parámetro	Configuración
Longitud de ventana	2000
Solapamiento	95% (1900)
Puntos FFT (nfft)	4096
Tipo de ventana	Hamming
Frecuencia de muestreo	5000Hz
Rango frecuencia de análisis	0-1000 Hz

El rango de frecuencia de análisis se limita a 0–1000 Hz con el objetivo de identificar las PSH en el espectrograma. La selección de la frecuencia de muestreo se basa en el teorema de Nyquist-Shannon, el cual establece que, para evitar aliasing y permitir una correcta reconstrucción de la señal, la frecuencia de muestreo debe ser al menos el doble de la máxima frecuencia de interés. En este caso, se utiliza una frecuencia de muestreo de 5000 Hz, la cual supera ampliamente el mínimo requerido (2000 Hz), garantizando una adecuada representación espectral. Esta elección se encuentra respaldada por la literatura especializada en análisis de fallas en máquinas eléctricas [29], [33]. Para tener una buena resolución temporal y resolución en frecuencia se utiliza una longitud de ventana de 2000 muestras para tener una ventana temporal de 400ms, el solapamiento de 95% se utiliza en la literatura con el fin de mejorar la continuidad del espectrograma y evitar discontinuidades en la representación tiempo-frecuencia, lo cual es relevante en señales no estacionarias [28]. Para el procesamiento de las señales, se selecciona un tamaño de FFT de 4096 puntos con el fin de optimizar la distancia entre los contenedores de frecuencia (bins) y garantizar una excelente resolución espectral [26].

Para el procesamiento del espectrograma se realiza normalización logarítmica de [-80,0] dB, basados en la tabla de estimación de severidad de barras rotas Thomson [20]. Para tener un espectro más ordenado y realizar el diagnóstico, la normalización se realiza en columnas teniendo como máximo (0 dB) la amplitud de la fundamental.

3.2.4 Cálculo de indicadores

Para cuantificar la relevancia de cada curva de falla, se implementan las ecuaciones (1.6) y (1.7), que recorren el espectrograma en las trayectorias de las sidebands y promedia la energía espectral.

La expresión 3.1 se utiliza para calcular el promedio de las amplitudes de corriente dentro de las trayectorias de barras rotas, con el objetivo de tener un indicador numérico de la potencia en las trayectorias [28].

$$k_{\text{fault}} = \sum_{n=t_i}^{t_t} 20 \log(|STFT(t[n], f_{\text{BBR}}(t[n]))|) \quad (3.1)$$

donde:

- ❖ t_i es el inicio de análisis, al comienzo del arranque.
- ❖ t_t es el punto donde se alcanza el estado estacionario.

Los indicadores de falla dependen de la interacción entre características del motor, como polos, topología y ranuras, como también de las condiciones de operación.

Los espectrogramas constituyen una herramienta en el diagnóstico de barras rotas porque permiten visualizar la evolución temporal de las componentes espectrales de la corriente del estator. A diferencia del espectro de frecuencia convencional (FFT), que promedia la señal en el tiempo, el espectrograma revela cómo las componentes laterales características de la falla ubicadas en frecuencias de las ecuaciones (1.6) y (1.7) varían su amplitud con los cambios de carga, los transitorios de arranque o la progresión de la falla. Así las denominadas firmas debido a sus formas particulares dependiendo de cada motor permiten confirmar la presencia de falla como su severidad.

La figura 3.2 muestra un espectrograma generado como referencia, las líneas muestran las trayectorias de las firmas, que en amplitud promedio según la ecuación (3.1) superaron el umbral de -42 dB, la línea cian corresponde a USB con $k = 1$, la línea magenta corresponde a LSB con $\frac{k2}{p} = 1$ y la línea amarilla segmentada corresponde a USB con $\frac{k2}{p} = 5$.

El cálculo del factor k_{fault} se realiza mediante el análisis de las bandas laterales en el espectro de corriente, específicamente las componentes LSB y USB para fallas en barras del rotor obtenidas

de la ecuación (1.6). El análisis se limita hasta que el motor alcanza su velocidad nominal porque, al acercarse a esta velocidad ($s \rightarrow 0$), las bandas laterales convergen hacia la frecuencia fundamental, lo que genera aumentos en la potencia medida que afectan las mediciones reales de falla. Esta restricción pretende evitar falsos positivos y asegurar que el diagnóstico se base únicamente en el comportamiento transitorio, donde las componentes de falla son claramente identificables de la fundamental observándolas, pero el programa al solo analizar la amplitud puede detectar parte de la fundamental como amplitud de la curva V.

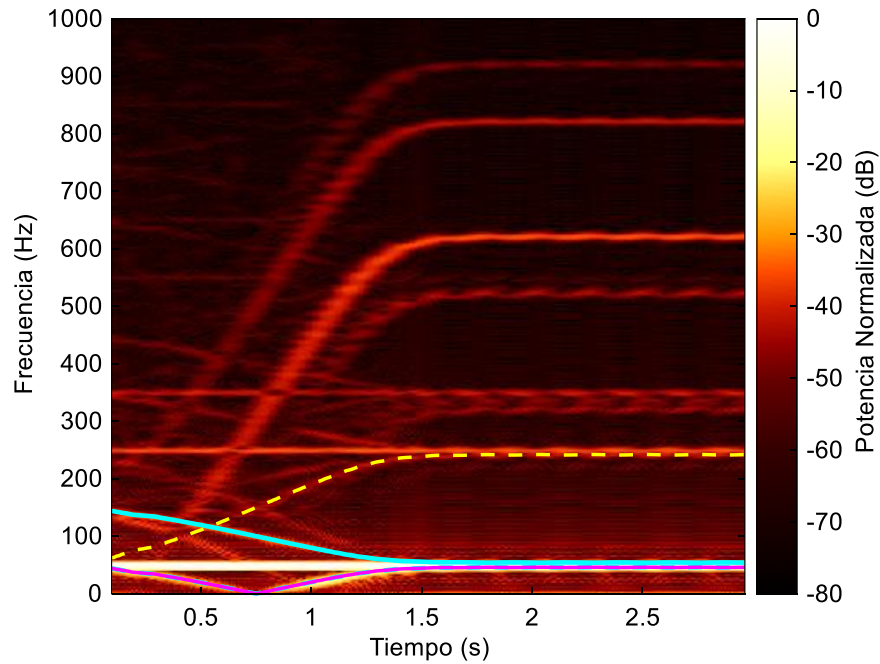


Fig. 3.2 Espectrograma generado con el algoritmo en un motor de referencia.

La figura 3.3 muestra el acercamiento del espectrograma centrado en el transitorio, donde se puede observar como las firmas tienden a juntarse con el armónico fundamental.

La Tabla 3.2 tiene los parámetros del motor de referencia.

TABLA 3.2 Parámetros Motor 1

Parámetro	Valor
Potencia	1.1 kW
Voltaje	400V
Corriente	2.4A Y
Velocidad	1440 RPM
Ranuras rotor	28
Ranuras estator	36
Frecuencia	50 Hz
Factor de Potencia	0.78
Eficiencia	84.1 %
Polos	4

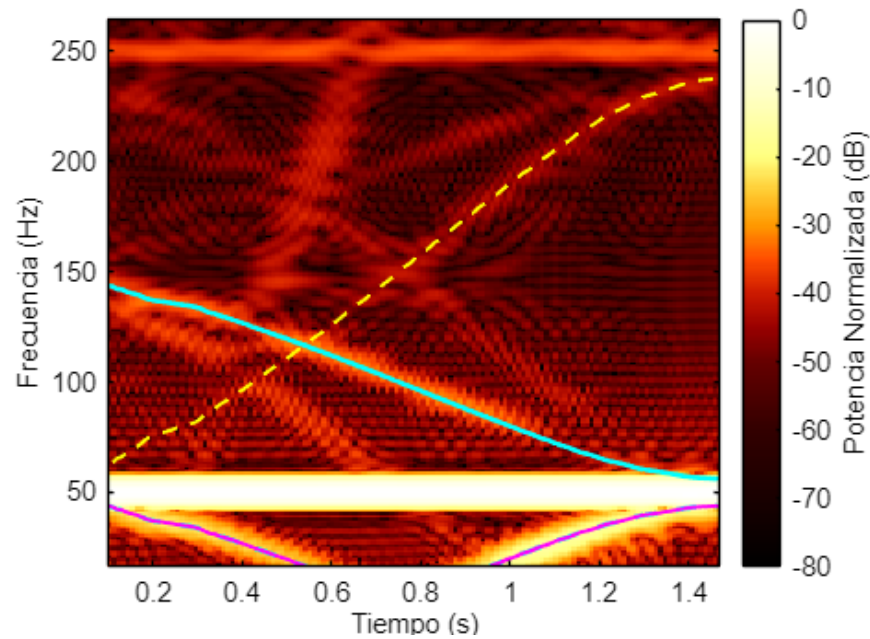


Fig. 3.3 Espectrograma de motor de referencia con acercamiento en transitorio.

3.2.5 Visualización gráfica

Alerta de falla y clasificación de severidad:

Luego de realizar las simulaciones en elementos finitos se realizan intervalos de la severidad, los cuadros de falla se encontrarán en el ANEXO A.

Espectrograma tiempo-frecuencia:

Este gráfico permite observar la aparición de bandas laterales características de 3 dimensiones como frecuencia, tiempo y amplitud utilizando un gráfico 2D pero que cuenta con variaciones en los

colores para representar la tercera dimensión, correspondiente a la amplitud, en este estudio se utilizaran los colores más claros para mayores amplitudes y oscuros para inferiores.

Velocidad del motor:

El grafico generado corresponde a la evolución de la velocidad en RPM durante la prueba, se puede observar la aceleración en estado transitorio u observar el estado estacionario si es el caso, tiene configuración que ajusta los límites de los ejes para asegurar una visualización clara.

Command Window:

Muestra los valores calculados del k_{fault} para las distintas curvas analizadas y la severidad asociada a cada una de las curvas V.

La figura 3.4 muestra un diagrama del proceso realizado con el algoritmo desde la entrada hasta la salida.

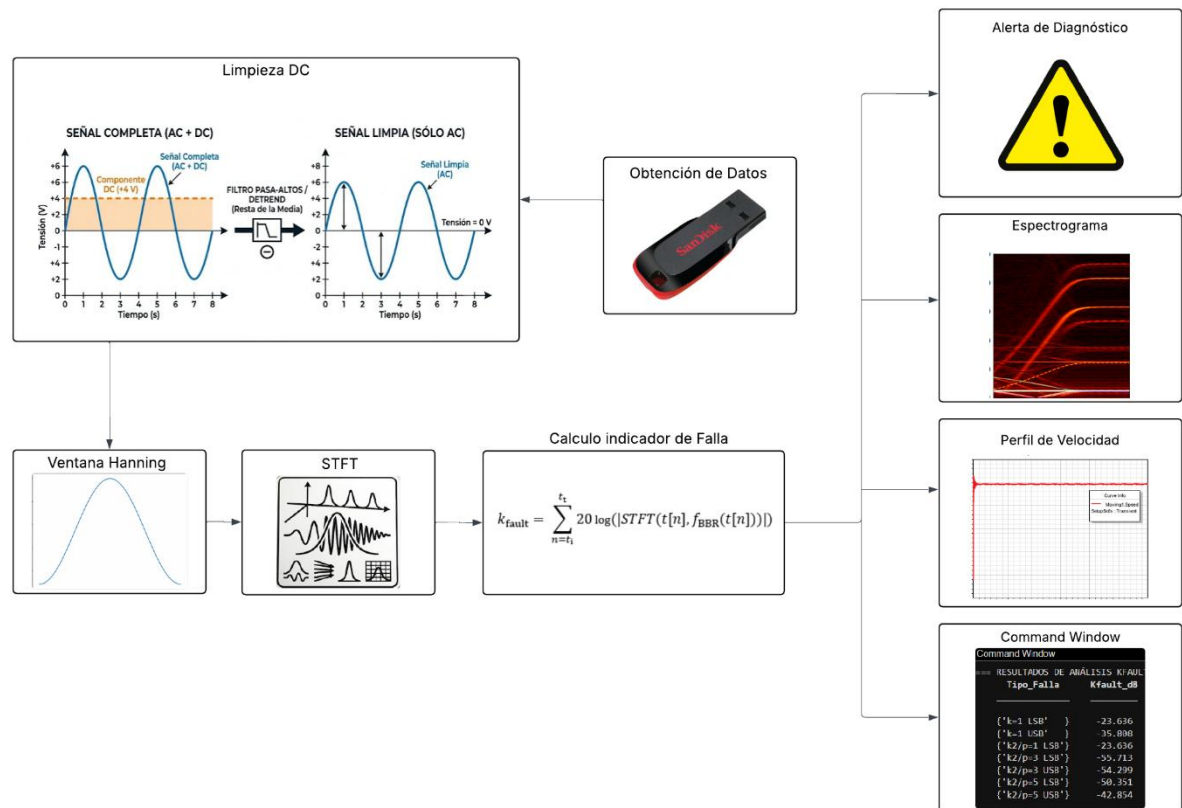


Fig. 3.4 Diagrama del Algoritmo Desarrollado.

4 Validación usando FE

4.1 Introducción

En este capítulo se presenta la validación del algoritmo de diagnóstico propuesto, estructurada a partir del análisis de dos máquinas de inducción con características constructivas distintas, modeladas en un entorno de elementos finitos. Para garantizar una exposición clara de los resultados, el estudio se ha organizado en tres etapas que permiten establecer un orden de claro.

Primero, se detallan las especificaciones técnicas de los motores, donde se exponen los parámetros nominales y constructivos tanto del motor 1 como del motor 2. Posteriormente, se describe la configuración del set de simulaciones y la metodología empleada, definiendo los escenarios de falla implementados, lo que permite asegurar que el proceso se pueda repetir bajo las mismas condiciones. Finalmente, se presenta el análisis de resultados, donde se exponen y discuten los hallazgos obtenidos para cada motor de manera individual, evaluando la capacidad del algoritmo.

4.2 Especificaciones de los motores.

En esta sección se detallan los parámetros técnicos del motor 1 y del motor 2.

4.2.1 Motor 1 Cantoni 1.5HP

La tabla 4.1, muestra los parámetros nominales del motor 1 utilizado en las simulaciones

TABLA 4.1 Parámetros Motor 1

Parámetro	Valor
Potencia	1.1 kW
Voltaje	380 V
Corriente	2.8A Y
Velocidad	1450 RPM
Ranuras rotor	28
Ranuras estator	36
Frecuencia	50 Hz
Factor de Potencia	0.74
Eficiencia	81.4 %
Polos	4



(a)



(b)

Fig. 4.1 Características del motor 1; (a) Placa del motor, (b) Fotografía del motor.

4.2.2 Motor 2

La tabla 4.2 muestra los parámetros nominales del motor 2 utilizado en las simulaciones. Este motor corresponde a un prototipo presente en la Universidad Politécnica de Valencia, por lo cual no se muestra su fotografía y placa.

TABLA 4.2 Parámetros Motor 2

Parámetro	Valor
Potencia	1.1 kW
Voltaje	400V
Corriente	2.4A Y
Velocidad	1440 RPM
Ranuras rotor	28
Ranuras estator	36
Frecuencia	50 Hz
Factor de Potencia	0.78
Eficiencia	84.1 %
Polos	4

4.3 Configuración del set de simulaciones y metodología.

4.3.1 Motor 1

El set de simulaciones que se utiliza en el motor 1 se realiza considerando dos variables principales: el estado de las barras del rotor y el nivel de carga aplicado. Para las condiciones del rotor, se evaluarán tres escenarios: motor sin barras rotas, motor con una barra rota y finalmente con tres

barras rotas. Para cada uno de estos estados, se aplicarán cinco niveles de carga diferentes: 0%, 25%, 50%, 75% y 100% de la carga nominal. Esta configuración experimental apunta a caracterizar el comportamiento del motor bajo distintas condiciones de operación y severidad de falla, facilitando el desarrollo de un algoritmo de diagnóstico más robusto y confiable.

A continuación, la tabla 4.3 resume las 15 configuraciones resultantes de combinar los tres estados del rotor con los cinco niveles de carga aplicados, proporcionando una referencia de todas las pruebas realizadas.

TABLA 4.3 Escenarios de prueba

Severidad \ Carga	100%	75%	50%	25%	0%
3 Barras Rotas	Escenario 1	Escenario 2	Escenario 3	Escenario 4	Escenario 5
1 Barra Rota	Escenario 6	Escenario 7	Escenario 8	Escenario 9	Escenario 10
Sano	Escenario 11	Escenario 12	Escenario 13	Escenario 14	Escenario 15

Se puede observar la conexión de las ranuras en la figura 4.2, figura 4.3, para el caso de 3 barras rotas, 1 barra rota y motor Sano respectivamente, es importante tener una conexión adecuada para que todas las ranuras conduzcan energía correctamente, la figura 4.4 muestra la malla utilizada para el análisis.

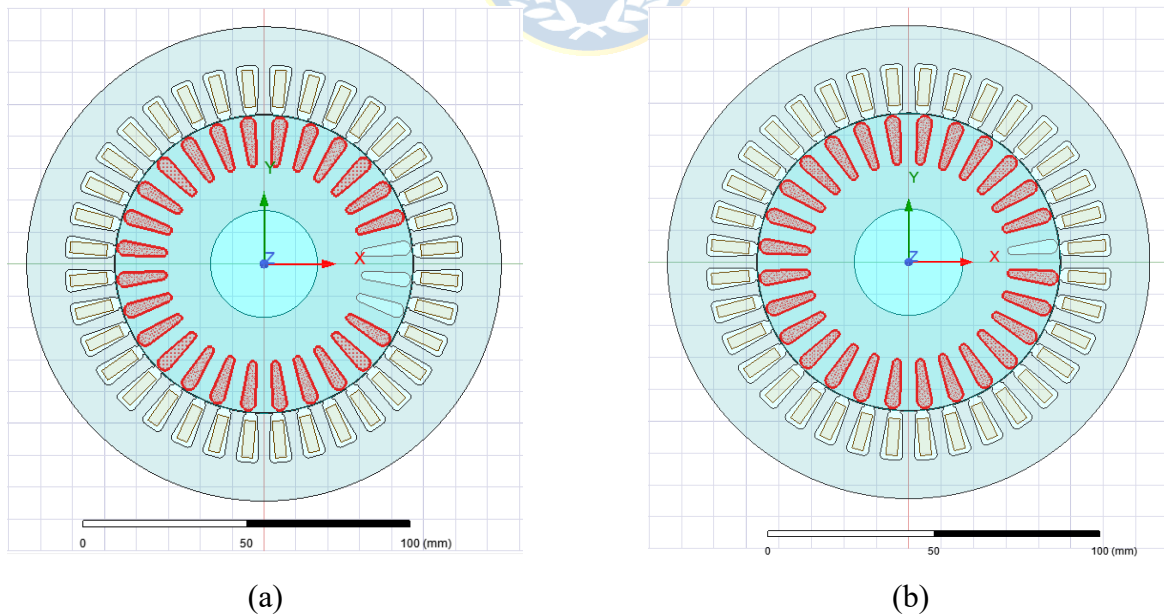


Fig. 4.2 Configuración de ranuras; (a) motor con 3 barras rotas, (b) motor con 1 barra rota.

La configuración de la malla en ANSYS es relevante para la precisión y eficiencia de las

simulaciones por elementos finitos. En este estudio se implementó una malla simplificada concentrada en el entrehierro de la máquina, lo que permite tener un análisis de la corriente en cada instante.

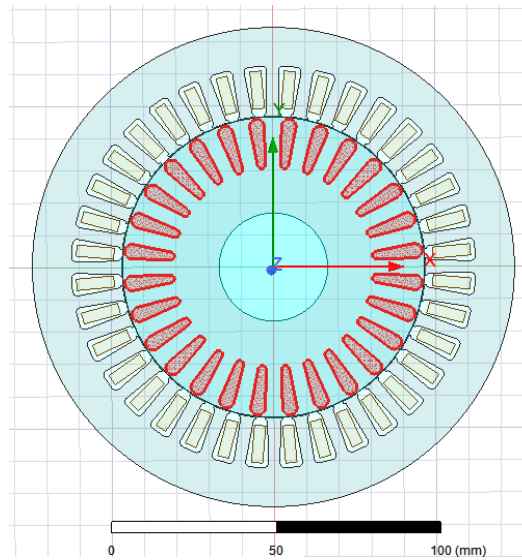


Fig. 4.3 Configuración de ranuras para motor sano.

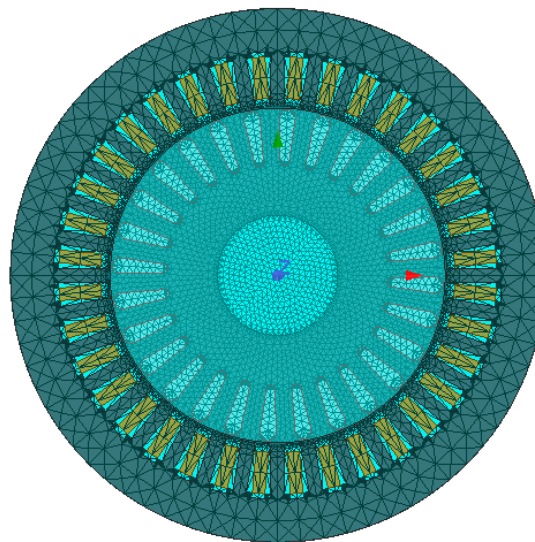


Fig. 4.4 Malla de análisis de ANSYS del Motor 2.

4.3.2 Motor 2

Para las simulaciones del motor 2, se considerarán dos escenarios específicos, motor sano y motor con 3 barras rotas. Esta selección de casos se basa en las configuraciones disponibles en el modelo de simulación, las cuales representan los extremos de severidad de falla: estado óptimo (sin

fallas) y condición de falla significativa (3 barras rotas). Esto permite establecer una comparación inicial clara entre el comportamiento normal y una condición de falla severa, una base para la validación del algoritmo de detección.

4.4 Resultados.

4.4.1 Motor 1

Las simulaciones del motor 1 consideran los escenarios descritos anteriormente en la tabla 4.3, considerando 3 niveles de severidad: rotor con 3 barras rotas, rotor con 1 barra rota y motor sano, para cada caso con 5 cargas distintas.

La figura 4.5 muestra la velocidad de la simulación del motor y la figura 4.6 espectrograma generado con el algoritmo, como se puede observar en la figura 4.5, el transitorio tiene corta duración, de tal forma que en el espectrograma no se puede observar.

Análisis Preliminar de tiempo de transitorio.

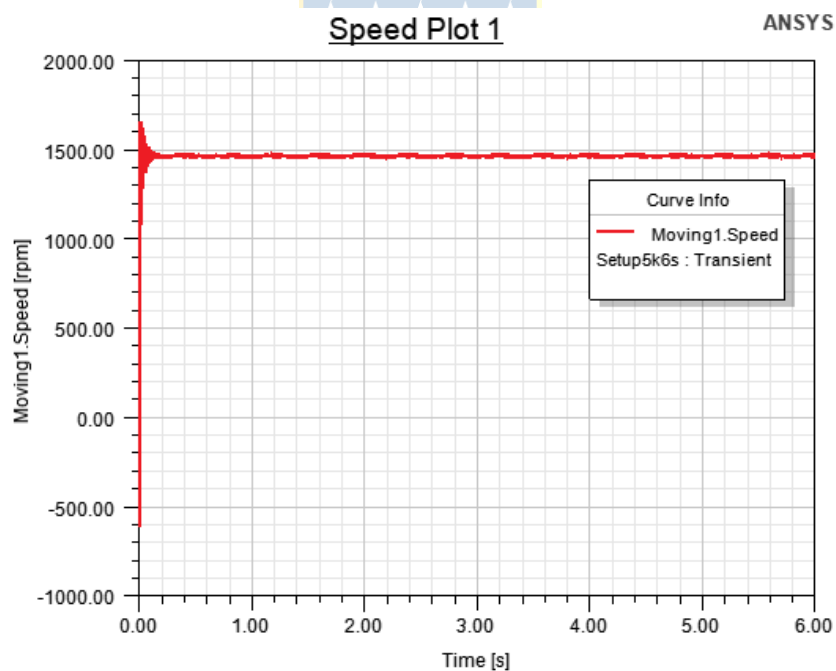


Fig. 4.5 Velocidad Simulación.

Se puede notar que en la figura 4.6, al tener un transitorio tan corto, no existe información suficiente en el espectrograma para identificar la evolución de las componentes de falla. La rápida transición hacia el estado estacionario provoca que las trayectorias de las bandas laterales se

compriman temporalmente, provocando una fuga espectral e impidiendo que el algoritmo capture la firma característica de la falla con la resolución necesaria.

Para poder obtener mayor cantidad de información de las pruebas se aumenta significativamente la inercia de manera artificial, en la simulación para poder tener un transitorio con mayor tiempo y así tener información suficiente para poder realizar el diagnóstico.

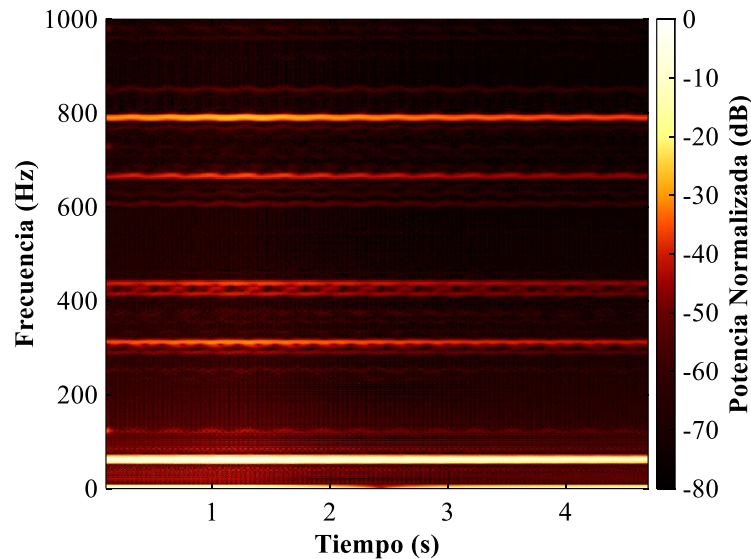


Fig. 4.6 Espectrograma con Baja Inercia.

Debido a la gran cantidad de gráficos que se obtendrán de las 15 simulaciones, en el ANEXO A se podrán observar todos los valores de k_{fault} , los espectrogramas y los perfiles de velocidad.

La figura 4.7 y figura 4.8 contienen las mediciones de velocidad, las ecuaciones (1.6) y (1.7) dependen del deslizamiento y por lo tanto a la velocidad, toda la dinámica del espectrograma va a depender de la velocidad.

La figura 4.9 y figura 4.10 muestra los espectrogramas a carga nominal para las distintas severidades.

Los espectrogramas muestran un transitorio de 3 segundos para luego entrar en estado estacionario, donde la máquina ya alcanza su velocidad nominal. Esto se puede observar en las figura 4.9 (a) y (b).

En los espectrogramas se observa el comportamiento de las PSH, cuyas frecuencias características presentan una pendiente definida por su dependencia con la velocidad, tal como se describe en la Ecuación (1.8). Asimismo, en los casos de una y tres barras rotas, el algoritmo identifica componentes con una mayor amplitud en la trayectoria de las curvas “V”, lo que permite distinguir claramente la severidad de la condición anómala. Por el contrario, al analizar la figura 4.10

correspondiente al Escenario 11 (motor sano), se aprecia la ausencia de dichas trayectorias características, lo que valida la capacidad del método para diferenciar entre una operación normal y una condición de falla.

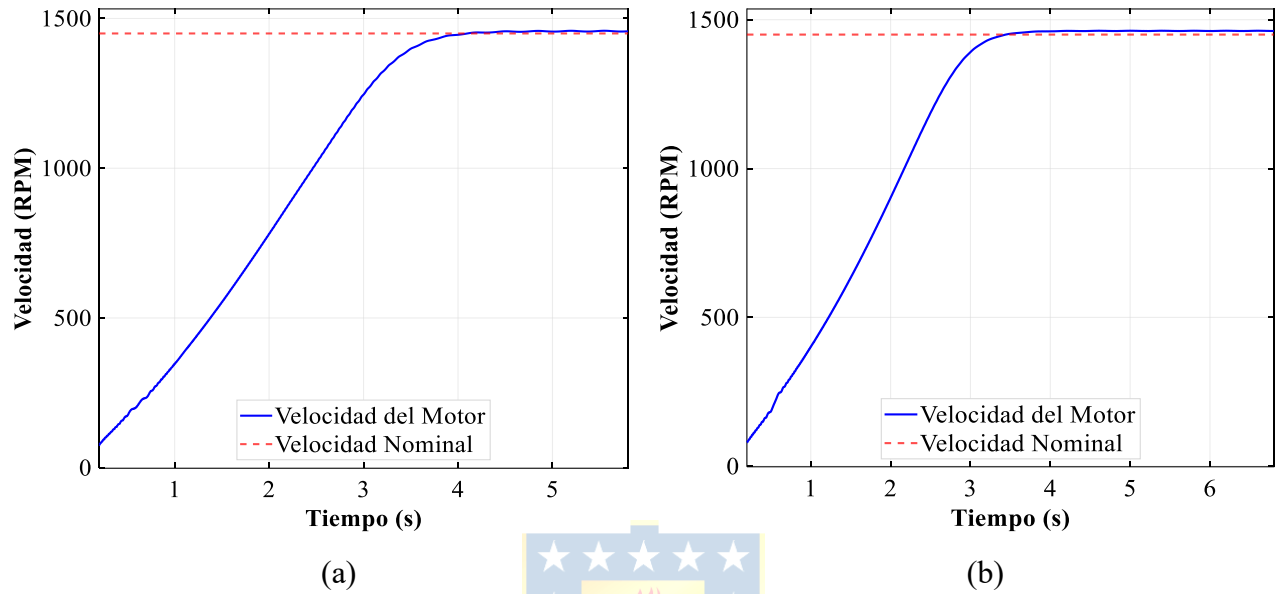


Fig. 4.7 Perfil de velocidad; (a) Motor con 3 Barras rotas, (b) Motor con 1 Barra rota.

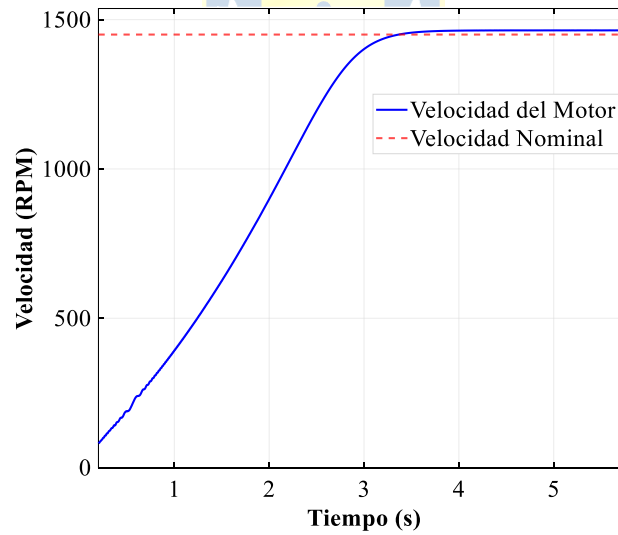


Fig. 4.8 Perfil de velocidad Motor Sano

La figura 4.9 y figura 4.10 muestra cómo se juntan las curvas V con la fundamental al alcanzar la velocidad nominal, un fenómeno provocado por las limitaciones de resolución de la ventana de tiempo-frecuencia utilizada en la STFT. A medida que el motor acelera, el deslizamiento (s) disminuye y las frecuencias de falla se desplazan físicamente hacia la frecuencia fundamental (f_s),

quedando atrapadas en su área de fuga espectral. Debido a que la componente fundamental posee una energía significativamente superior a la de los armónicos de falla, su señal cubre frecuencias vecinas, ocultando las trayectorias V que, dado la resolución de la ventana seleccionada, ya no pueden ser identificables como señales independientes, basados en esto si se modificara la ventana se podría observar la banda lateral para velocidades superiores a la nominal, pero se perdería la información del transitorio, por esta razón, al seleccionar la ventana de tiempo para la técnica ATCSA, se da prioridad a la observación del transitorio en lugar del estado estacionario.

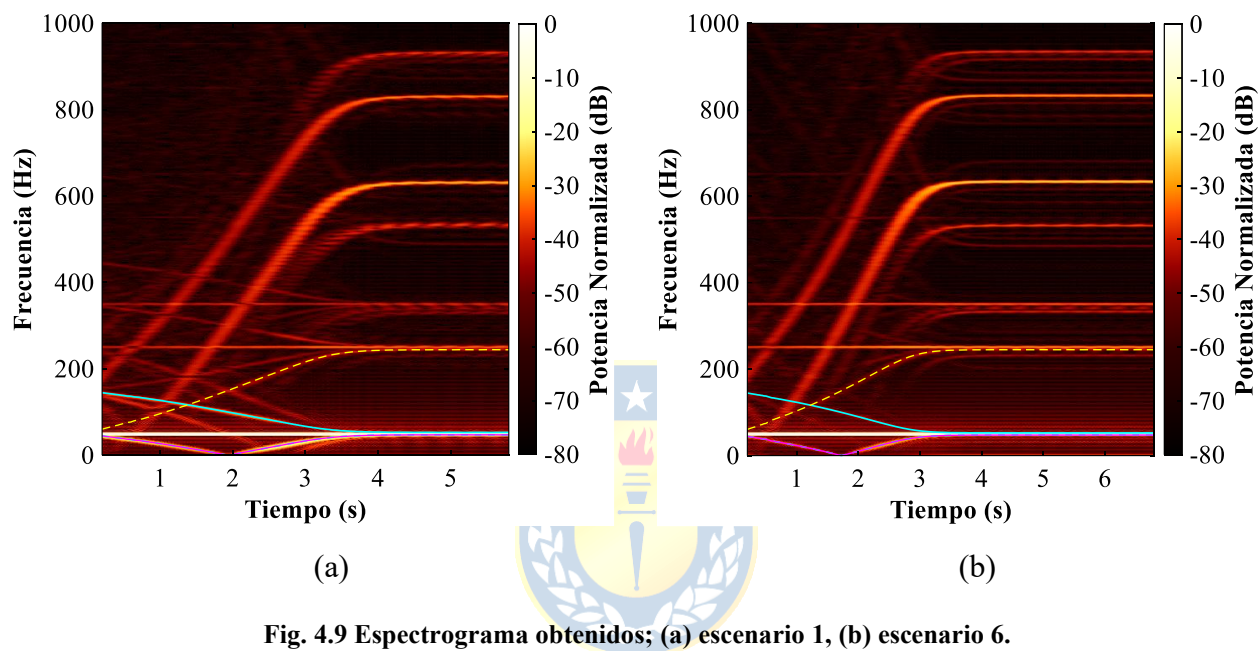


Fig. 4.9 Espectrograma obtenidos; (a) escenario 1, (b) escenario 6.

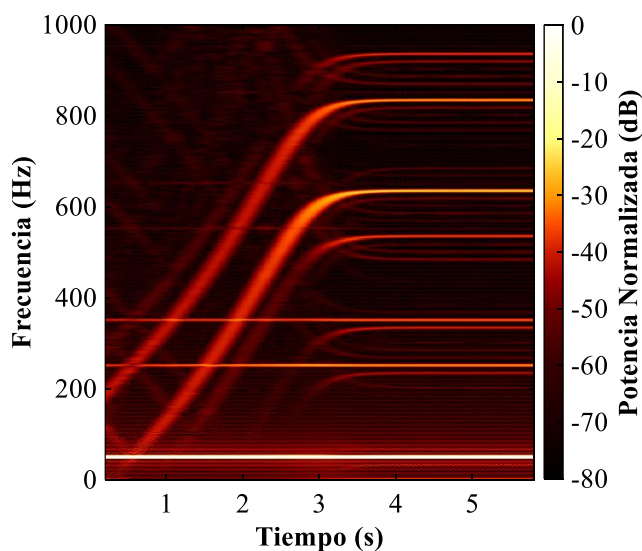


Fig. 4.10 Espectrograma obtenido escenario 11.

TABLA 4.4 Valores k_{fault} para Motor 1 con 3 barras rotas Carga 100%

Severidad	k_{fault}
k=1 LSB	-23.6 dB
k=1 USB	-35.8 dB
k2/p=1 LSB	-23.6 dB
k2/p=3 LSB	-55.7 dB
k2/p=3 USB	-54.2 dB
k2/p=5 LSB	-50.3 dB
k2/p=5 USB	-42.8 dB

TABLA 4.5 Valores k_{fault} para Motor 1 con 1 barra rota Carga 100%

Severidad	k_{fault}
k=1 LSB	-35.5 dB
k=1 USB	-46.2 dB
k2/p=1 LSB	-35.5 dB
k2/p=3 LSB	-57.9 dB
k2/p=3 USB	-55.7 dB
k2/p=5 LSB	-52.6 dB
k2/p=5 USB	-44.3 dB

La tabla 4.4, tabla 4.5 y tabla 4.6 muestran los indicadores de falla para carga nominal en todas las severidades.

TABLA 4.6 Valores k_{fault} para Motor 1 Sano Carga 100%

Severidad	k_{fault}
k=1 LSB	-50.1 dB
k=1 USB	-53.6 dB
k2/p=1 LSB	-50.1 dB
k2/p=3 LSB	-57.8 dB
k2/p=3 USB	-55.7 dB
k2/p=5 LSB	-62.0 dB
k2/p=5 USB	-57.2 dB

La tabla 4.7 muestra el valor de k_{fault} para k=1 LSB, que es la firma que muestra mayor amplitud y mejor tendencia para todos los escenarios. En el Anexo A se pueden encontrar todos los indicadores de falla de todos los escenarios.

TABLA 4.7 Valores de k_{fault} para todos los escenarios.

Severidad \ Carga	100% [DB]	75% [DB]	50% [DB]	25% [DB]	0% [DB]
3 Barras Rotas	-23.6	-23.8	-24.1	-24.8	-25.2
1 Barra Rota	-35.5	-35.4	-35.9	-35.8	-35.7
Sano	-50.1	-50.2	-47.4	-47.6	-46.0

Al analizar los valores de la tabla 4.7, se observa una clara relación entre la amplitud de k_{fault} y la severidad de la falla, presentando diferencias claras entre los tres estados. En el escenario de 3 barras rotas, los niveles de amplitud son más altos en comparación con las otras severidades y a su vez el escenario con 1 barra rota tiene mayor amplitud que el motor sano.

4.4.2 Motor 2

El análisis del Motor 2 se fundamenta en la simulación de dos escenarios críticos: el estado de motor sano y la condición de falla de 3 barras rotas. Esta selección permite comparar los extremos de severidad disponibles en el modelo, para la validación del algoritmo de detección.

La figura 4.11 muestra los perfiles de velocidad obtenidos en esta prueba generada por el programa. En las ecuaciones (1.6) y (1.7), se tiene como componente el deslizamiento, de tal forma que la velocidad tiene un impacto directo en el cálculo de las curvas V y, por consiguiente, en el diagnóstico. Además, dado que las PSH están relacionadas con la velocidad, es importante observar ambas variables para llevar a cabo un análisis completo.

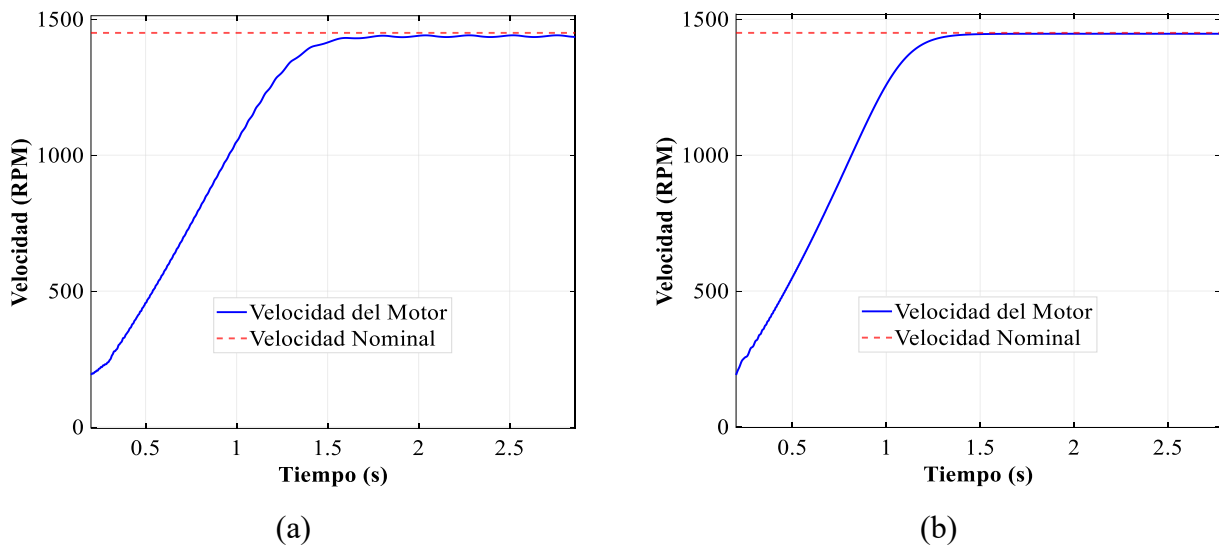


Fig. 4.11 Perfiles de velocidad; (a) Prueba Motor con 3 barras rotas, (b) Prueba Motor Sano.

La gráfica de velocidad generada por el programa constituye uno de los indicadores más importantes en las pruebas. En las ecuaciones (1.6) y (1.7), se tiene como componente el deslizamiento, de tal forma que la velocidad tiene un impacto directo en el cálculo de las curvas V y, por consiguiente, en el diagnóstico. Además, dado que las PSH están relacionadas con la velocidad, es importante observar ambas variables para llevar a cabo un análisis completo.

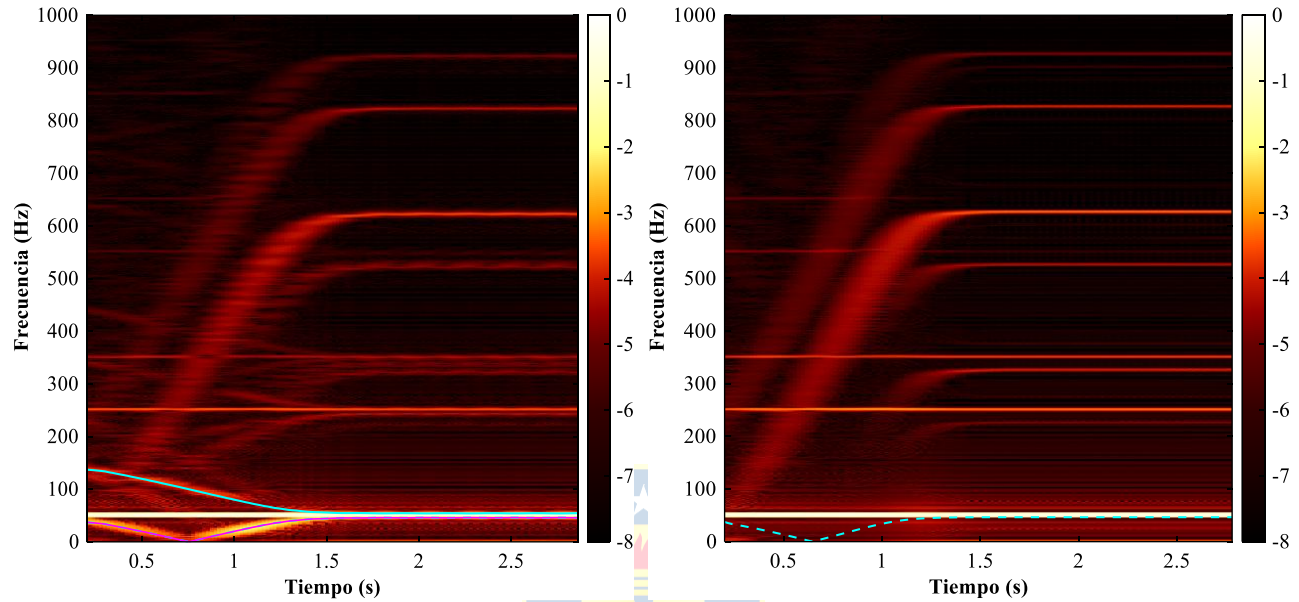


Fig. 4.12 Espectrograma obtenidos; (a) motor con 3 barras rotas, (b) motor sano.

De tabla 4.8, tabla 4.9, se puede observar la diferencia en decibeles que hay en los 2 estados de severidad distintos, teniendo grandes diferencias en los indicadores, por ejemplo, en la USB con $k=1$ hay una diferencia de 15.5 dB y una diferencia de 16.7 dB en USB $\frac{k_2}{p} = 5$.

TABLA 4.8 Valores k_{fault} para 3 Barras Rotas Motor 2

Severidad	k_{fault}
k=1 LSB	-23.9 dB
k=1 USB	-35.9 dB
k2/p=1 LSB	-23.9 dB
k2/p=3 LSB	-51.4 dB
k2/p=3 USB	-51.8 dB
k2/p=5 LSB	-48.2 dB
k2/p=5 USB	-43.7 dB

4.4.3 Discusión

Luego de analizar los indicadores de las pruebas en los motores 1 y 2, se observó que solo algunos valores presentaban una tendencia clara relevante para el diagnóstico. Tras notar este comportamiento, se decidió utilizar únicamente las firmas LSB y USB $k = 1$ para la clasificación de severidad, en las tablas 4.10 y 4.11, se pueden observar los umbrales de detección para cada curva de falla, además las tablas de solo k_{fault} tendrán estas 2 firmas. Además, se añadirá una columna a las tablas con los valores de k_{fault} para confirmar si el diagnóstico es lo que se espera en cada prueba.

TABLA 4.9 Valores k_{fault} para Motor 2 Sano

Severidad	k_{fault}
k=1 LSB	-39.4 dB
k=1 USB	-52.7 dB
k2/p=1 LSB	-39.4 dB
k2/p=3 LSB	-45.7 dB
k2/p=3 USB	-57.3 dB
k2/p=5 LSB	-56.3 dB
k2/p=5 USB	-60.4 dB

TABLA 4.10 Umbrales de Detección para LSB $k = 1$.

Severidad	Rango de Amplitud
Motor Sano	< -42 dB
Falla Leve	[-42 dB, -38dB]
Falla Moderada	[-38 dB, -30dB]
Falla Severa	[-30 dB, -22dB]
Falla Crítica	> -22dB

TABLA 4.11 Umbrales de Detección para USB $k = 1$.

Severidad	Rango de Amplitud
Motor Sano	< -52 dB
Falla Leve	[-52 dB, -45dB]
Falla Moderada	[-45 dB, -38dB]
Falla Severa	[-38dB, -34dB]
Falla Crítica	> -34dB

Los resultados obtenidos en las simulaciones de los motores 1 y 2 revelan que la duración del periodo transitorio es el factor crítico para la efectividad del diagnóstico mediante la técnica ATCSA. En las pruebas iniciales, se evidenció que el tiempo de arranque era insuficiente, provocando una fuga espectral que impedía la correcta identificación de las trayectorias de falla. Por esta razón, se incrementó la inercia en la simulación para extender el transitorio a tres segundos, permitiendo así que el algoritmo capturara la información con la resolución espectral necesaria para un análisis preciso.

La observación de las curvas V permitió diferenciar con claridad los niveles de severidad; los casos con falla presentaron componentes de mayor amplitud en comparación con el motor sano, en el cual dichas trayectorias son prácticamente inexistentes. Este comportamiento confirma que la técnica es capaz de distinguir entre una condición normal y una condición de falla.

Un hallazgo relevante es la limitación observada al alcanzar la velocidad nominal, donde las curvas V se fusionan con el armónico fundamental. Este fenómeno, causado por la alta energía de la fundamental que enmascara las componentes de falla en la ventana de tiempo-frecuencia utilizada, justifica la decisión metodológica de priorizar la observación del transitorio en lugar del estado estacionario.

Finalmente, el análisis de los indicadores k_{fault} y la integración de las firmas en todas las pruebas realizadas, demuestra que las firmas LSB y USB $k = 1$ son determinantes para la clasificación de la severidad.

5 Validación experimental y recomendaciones de uso

5.1 Introducción

En este capítulo se presenta la validación del algoritmo de diagnóstico en un entorno de laboratorio, con el objetivo de poner a prueba su desempeño bajo condiciones de operación reales. Validación experimental de forma similar al análisis de elementos finitos, se compondrá de tres etapas que permiten un seguimiento claro del proceso y los hallazgos obtenidos a partir de los ensayos realizados en el Laboratorio de Ensayo de Máquinas Eléctricas.

Primero, se detallan las especificaciones de los motores, exponiendo los parámetros nominales y constructivos de los motores 1 y 3. Se describe el setup experimental, donde se definen las pruebas que se realizarán y la metodología empleada. Finalmente, se presenta el análisis de resultados, donde se exponen y discuten los hallazgos obtenidos para cada motor, se realiza la comparación entre los resultados del motor 1 en elementos finitos y sus resultados experimentales, permitiendo contrastar el funcionamiento del algoritmo en situaciones ideales y experimentales.

5.2 Especificaciones de los motores.

5.2.1 Motor 1 Cantoni 1.5HP.

La tabla 4.1, muestra los parámetros nominales del Motor 1 Cantoni 1.5HP.

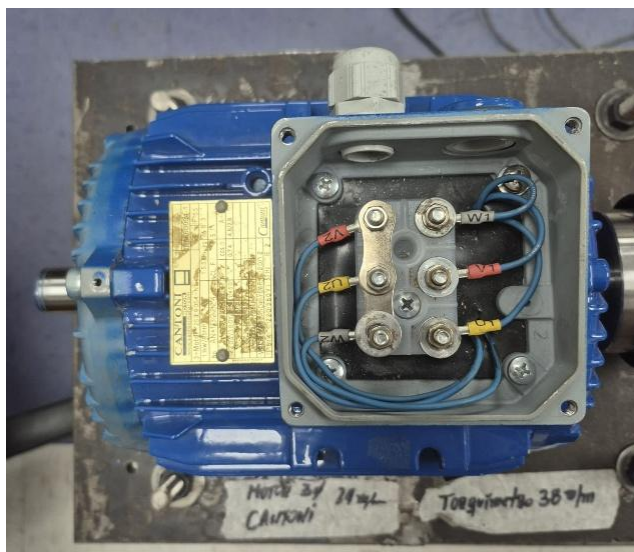


Fig. 5.1 Fotografía desde vista superior del Motor 1 Cantoni 1.5HP.

5.2.2 Motor 3 Cantoni 10HP

La tabla 5.2 muestra los parámetros del Motor 3 Cantoni 10HP.

TABLA 5.2 Parámetros Motor Cantoni 10HP

Parámetro	Valor
Potencia	7.5 KW
Voltaje	380 V
Corriente	14.5 A Y
Velocidad	2920 RPM
Ranuras rotor	28
Ranuras estator	36
Frecuencia	50 Hz
Factor de Potencia	0.89
Eficiencia	88.1
Polos	2

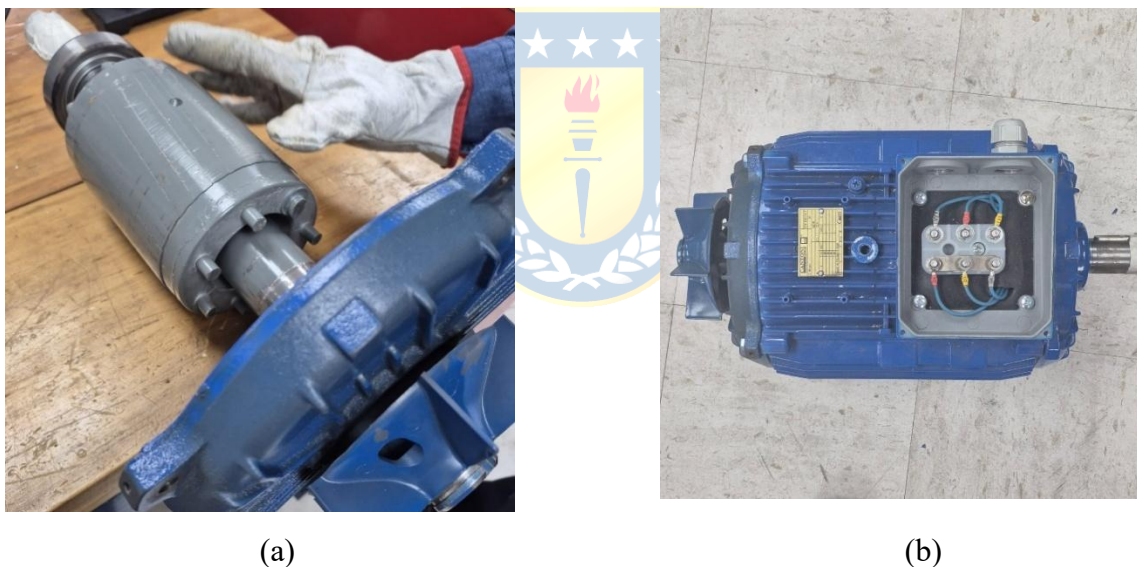


Fig. 5.2 Fotografías Motor 3; (a) Rotor con Barra rota, (b) Motor.

5.3 Setup experimental

5.3.1 Motor 1 Cantoni 1.5HP

El laboratorio dispone de tres motores experimentales idénticos en parámetros constructivos. El conjunto está compuesto por un motor sano, en condiciones nominales de fábrica, y dos motores intervenidos. Las modificaciones se realizaron mediante perforaciones perpendiculares en el rotor que

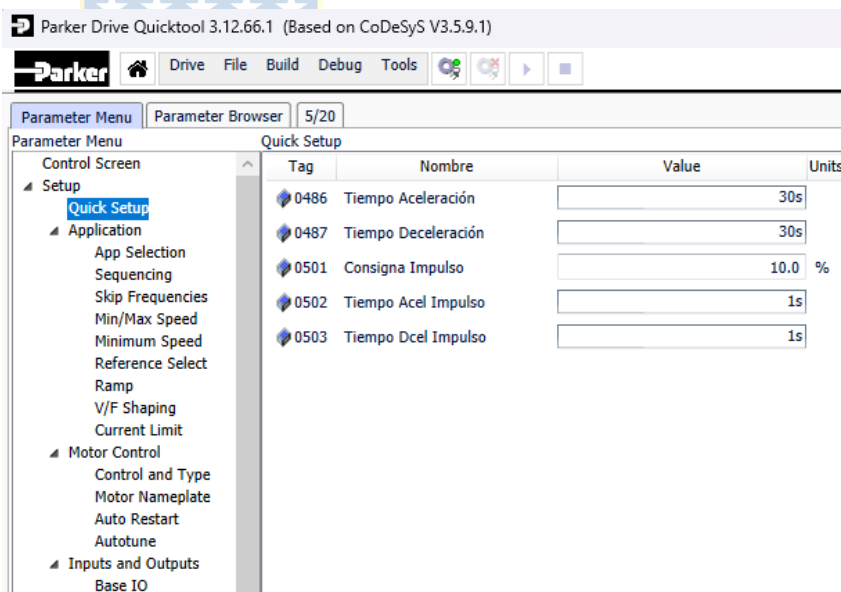
interrumpen la conducción eléctrica, simulando así fallas de una y tres barras rotas. Este montaje experimental permite replicar las condiciones evaluadas previamente en las simulaciones, estableciendo un contraste entre los resultados obtenidos mediante el método de elementos finitos (considerado el escenario ideal) y los datos recolectados en un entorno físico real. De esta manera, se busca validar la eficacia del algoritmo de diagnóstico bajo ambas condiciones de operación y poder generar comparaciones entre simulaciones y el entorno físico real.

El plan experimental contempla originalmente la ejecución de 15 pruebas para el motor 1, replicando los escenarios de carga y severidad analizados previamente. No obstante, por problemas de inercia mecánica no se logra realizar un diagnóstico correcto, con el fin de profundizar en el análisis de la firma de falla durante el arranque, se ha integrado un protocolo de pruebas a voltaje reducido que si permite tener un transitorio más largo para diagnosticar la máquina.

Para la carga se utilizará un (AFE) Active Front-End, mostrado en la figura 5.3 (a), junto con el software Parker Drive ilustrado en la figura 5.3 (b), este programa permite controlar la carga empleada por el AFE que se encuentra conectado al motor que funcionará como generador.



(a)



(b)

Fig. 5.3 Elementos de control de motor de carga; (a) Grupo de convertidores en modo AFE utilizados; (b) software de control del grupo de convertidores, Parker Drive.

Para la adquisición de los datos de velocidad se empleará el torquímetro mostrado en la figura 5.4 (a), junto con el software del torquímetro ilustrado en la figura 5.4 (b). El torquímetro registra las revoluciones en el entrehierro y transmite esta información al programa, el cual permite almacenar los valores de velocidad en columnas, incluyendo una columna temporal asociada.

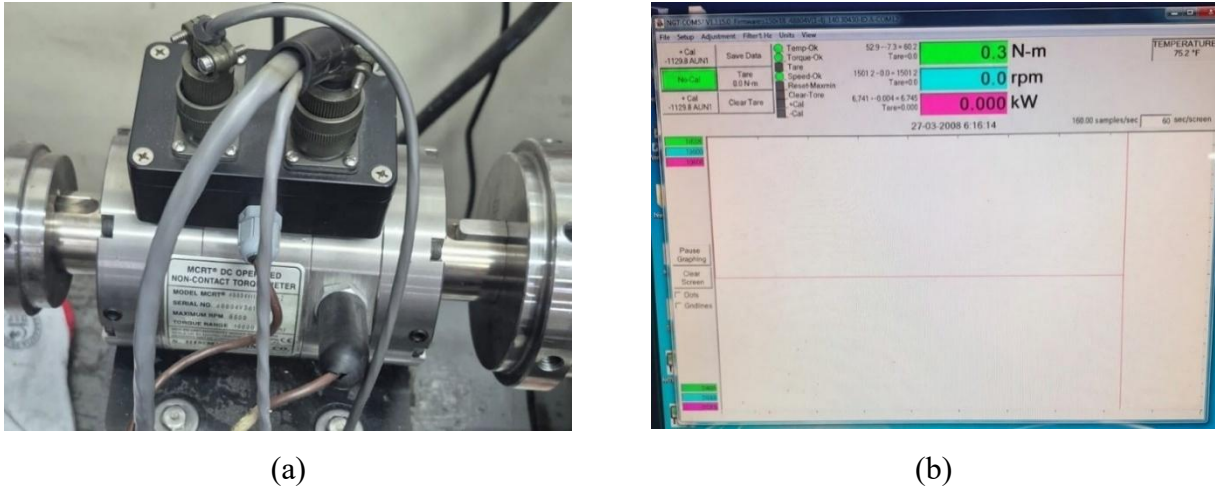


Fig. 5.4 Elementos de adquisición de torque y velocidad; (a) Torquímetro utilizado, (b) software de control del torquímetro.

Sin embargo, dicha columna temporal presenta una frecuencia de muestreo variable, lo que genera inconsistencias respecto a la columna temporal de las mediciones de corriente que tiene frecuencia de muestreo constante. Para garantizar la congruencia entre ambas señales, es necesario interpolar tanto la columna de velocidad como su columna temporal asociada, ajustándolas a la base temporal de la corriente. De este modo, se permite realizar correctamente los cálculos asociados al espectrograma y al proceso de diagnóstico con el mismo perfil temporal.

La figura 5.5 muestra un diagrama del setup experimental.

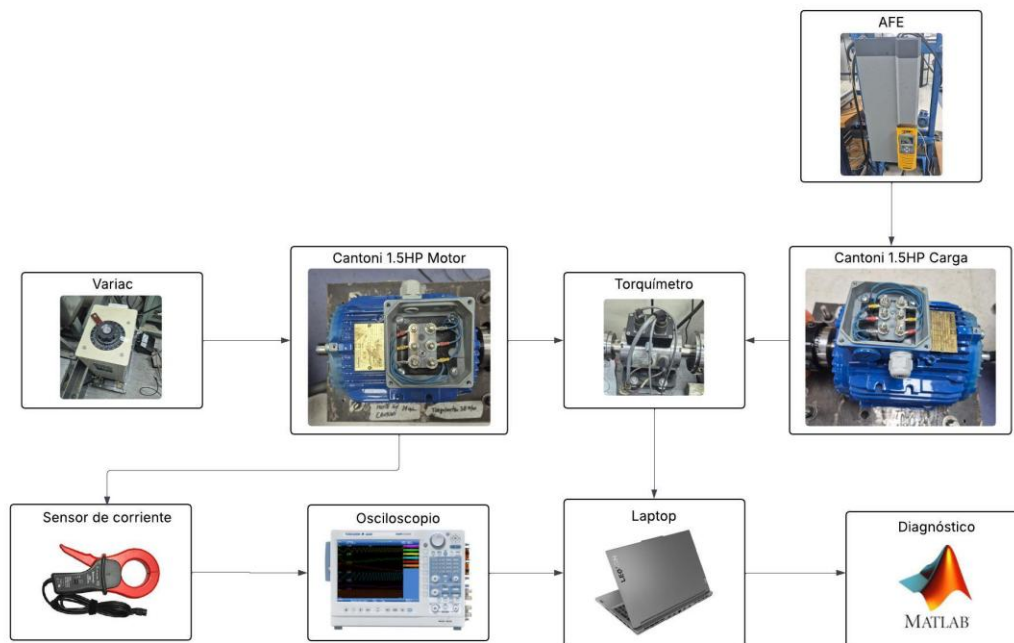


Fig. 5.5 Diagrama setup experimental Motor 1.5HP.

5.3.2 Motor 3 Cantoni 10HP

Una gran ventaja de aplicar la técnica ATCSA es que esta permite un diagnóstico preciso e independiente del nivel de carga, eliminando las interferencias causadas por oscilaciones del par o asimetrías externas que afectan la confiabilidad del diagnóstico para otras técnicas, su viabilidad técnica reside en que, durante el transitorio de arranque la distribución del flujo magnético se debe a la asimetría del rotor.

La prueba al Motor Cantoni 10HP se realiza con una barra rota y a vacío conectado a un generador DC, esto debido a que para realizar un diagnóstico con cálculo de k_{fault} se necesita la velocidad, las ecuaciones 5.1, 5.2, 5.3 y 5.4 determinarán matemáticamente la proporción entre velocidad w y V_{dc} .

$$E_{dc} = k_e \Phi \omega \quad (5.1)$$

$$E_{\text{dc_vacio}} = V_{\text{dc_vacio}} \quad (5.2)$$

$$V_{\text{dc}} = R_L I_{\text{dc}} \quad (5.3)$$

$$I_{dc} = \frac{k_e \Phi}{R_L} \omega \rightarrow I_{dc} \propto \omega \quad (5.4)$$

donde:

- ❖ E_{dc} es la fuerza electromotriz inducida en la máquina de corriente continua [V].
- ❖ k_e es la constante de fuerza electromotriz de la máquina.
- ❖ Φ es el flujo magnético por polo [Wb].
- ❖ ω es la velocidad angular del eje $[\frac{\text{rad}}{\text{s}}]$.
- ❖ V_{dc} es la tensión en los terminales de la máquina [V].
- ❖ R_L es la resistencia de carga [Ω].
- ❖ I_{dc} es la corriente de armadura de la máquina [A].

Esta etapa de la experimentación se define como una fase de identificación, centrada exclusivamente en la observación de la firma espectral del motor. En esta instancia, el análisis no

persigue un diagnóstico automatizado mediante indicadores numéricos, sino la validación de la respuesta del algoritmo a través de espectrogramas.

La figura 5.6 muestra un diagrama del setup experimental.

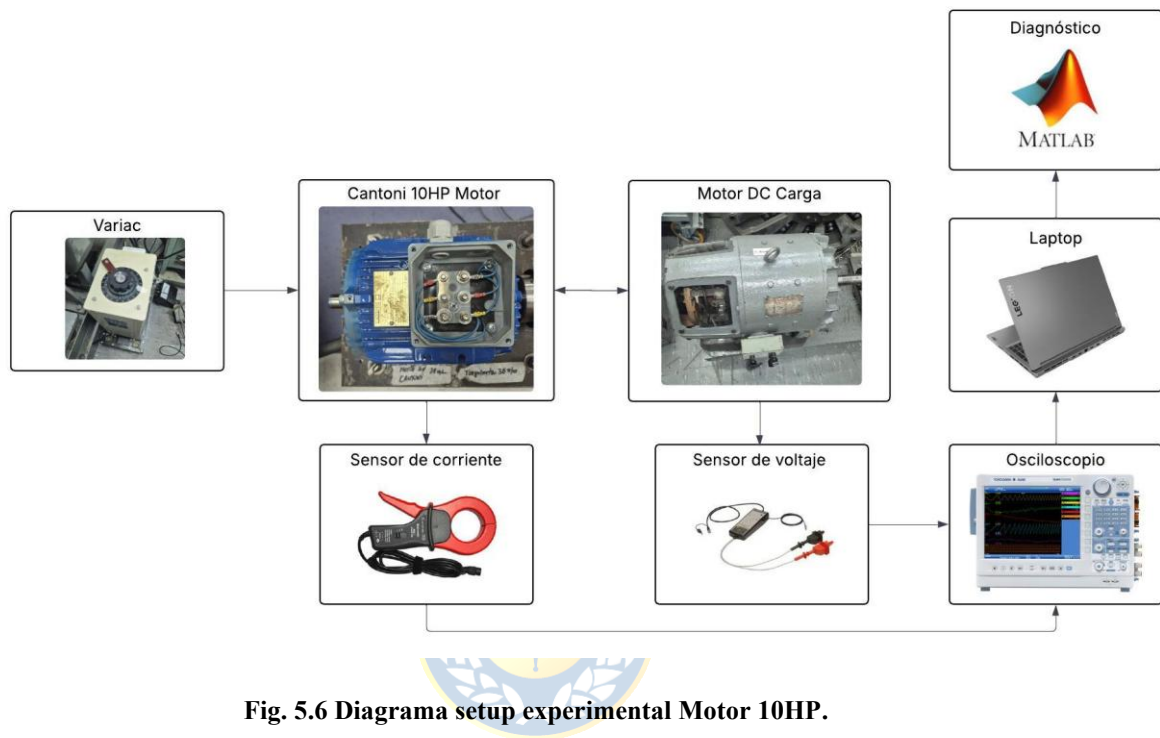


Fig. 5.6 Diagrama setup experimental Motor 10HP.

5.4 Resultados

5.4.1 Motor 1 Cantoni 1.5HP

La figura 5.7, figura 5.8 y figura 5.9 muestran los espectrogramas a torque nominal alimentado con 380 V para los 3 estados de falla, la imagen (a) es el espectrograma generado por el algoritmo sin modificaciones, mientras que la imagen (b) tiene un acercamiento para poder observar el transitorio.

Al comparar los espectrogramas de la figura 5.7, figura 5.8 y figura 5.9 con los espectrogramas de la figura 4.9 y figura 4.10, resulta evidente la dificultad para distinguir las trayectorias de las bandas laterales de falla durante el régimen transitorio. Este fenómeno de fuga espectral, provocado por la corta duración del periodo de arranque, lo que impide que el algoritmo obtenga una resolución adecuada. A diferencia de los casos anteriores donde el transitorio es más extenso, en estas figuras la

información se comprime, dificultando la identificación clara de los armónicos asociados a las barras rotas.

La figura 5.7, figura 5.8 y figura 5.9 muestran los espectrogramas a torque nominal alimentado con 380 V para los 3 estados de falla, la imagen (a) es el espectrograma generado por el algoritmo sin modificaciones, mientras que la imagen (b) tiene un acercamiento para poder observar el transitorio.

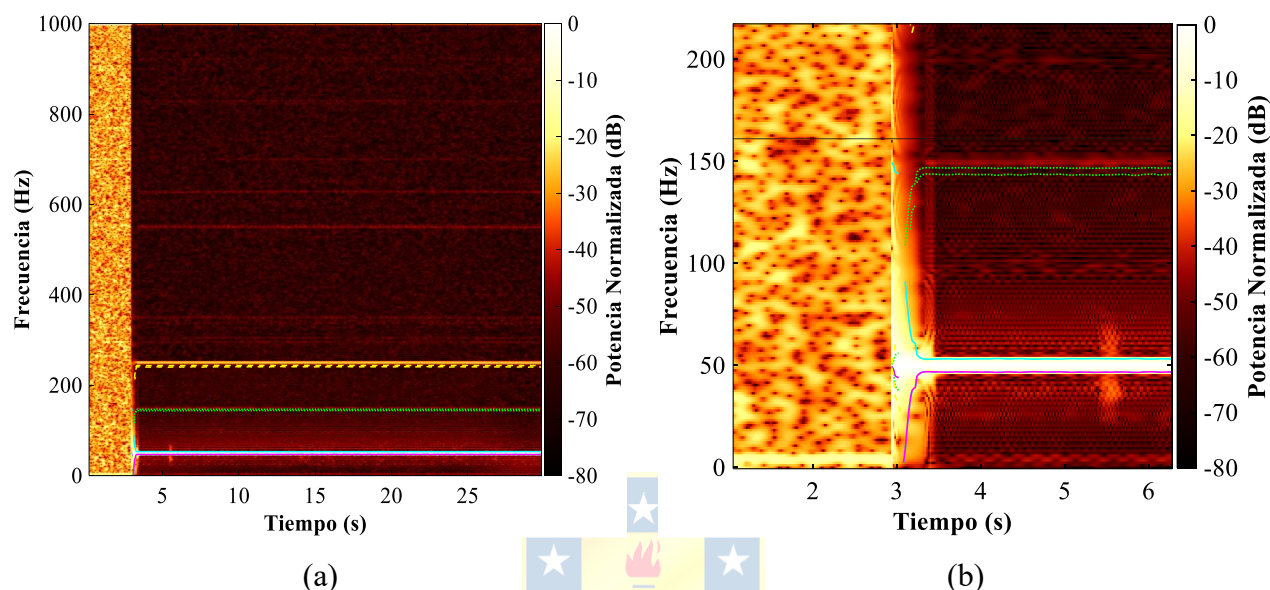


Fig. 5.7 Espectrogramas del Motor 1 con 3 Barras Rotas; (a) espectrograma original, (b) espectrograma con acercamiento.

Al comparar los espectrogramas de la figura 5.7, figura 5.8 y figura 5.9 con los espectrogramas de la figura 4.9 y figura 4.10, resulta evidente la dificultad para distinguir las trayectorias de las bandas laterales de falla durante el régimen transitorio. Este fenómeno de fuga espectral, provocado por la corta duración del periodo de arranque, lo que impide que el algoritmo obtenga una resolución adecuada. A diferencia de los casos anteriores donde el transitorio es más extenso, en estas figuras la información se comprime, dificultando la identificación clara de los armónicos asociados a las barras rotas.

La figura 5.10 y figura 5.11 muestran las gráficas de velocidad del motor proveniente de las 3 pruebas anteriores. En las gráficas se observa que el transitorio de la velocidad desde el reposo hasta su valor nominal ocurre en 370 ms para motor con 3 barras rotas, 160 ms para motor con 1 barra rota, y 180ms para motor sano. Este transitorio tan acotado impide que el espectrograma capture la evolución de las componentes espectrales de falla: La información necesaria para el algoritmo de diagnóstico se comprime y se pierde entre la frecuencia fundamental y el ruido transitorio. Por lo tanto, un perfil de velocidad con estas características anula la capacidad de cálculo de indicadores del

método, imposibilitando la detección de barras rotas debido a la falta de información dinámica en el espectrograma durante el arranque.

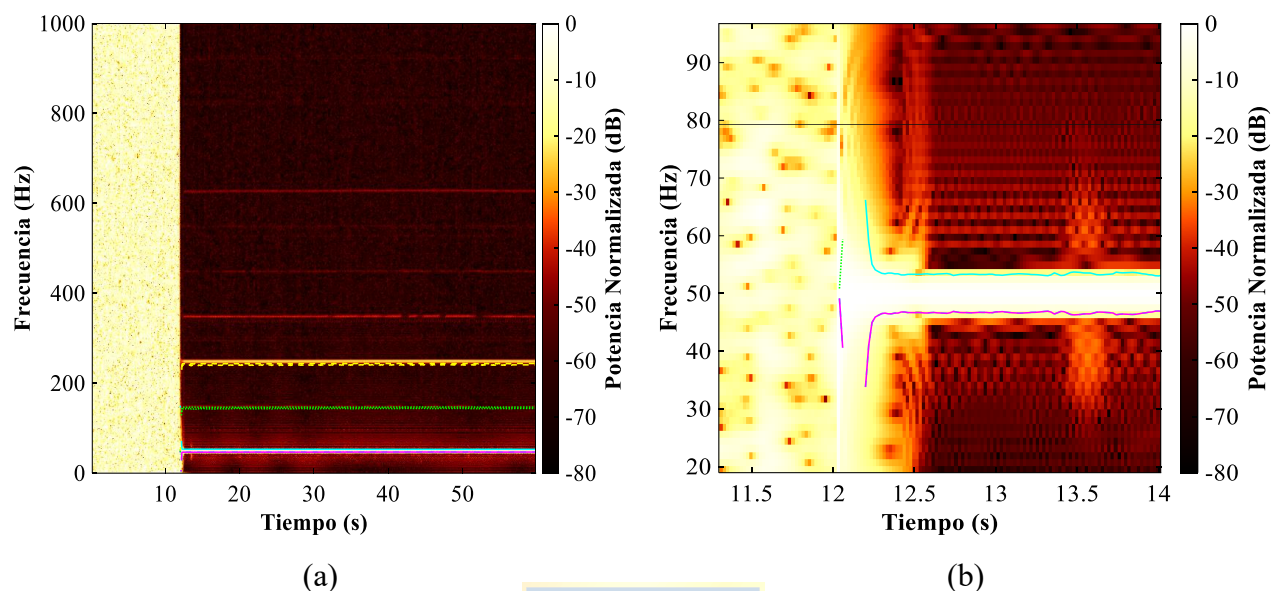


Fig. 5.8 Espectrogramas del Motor 1 con 1 Barra Rota; (a) espectrograma original, (b) espectrograma con acercamiento.

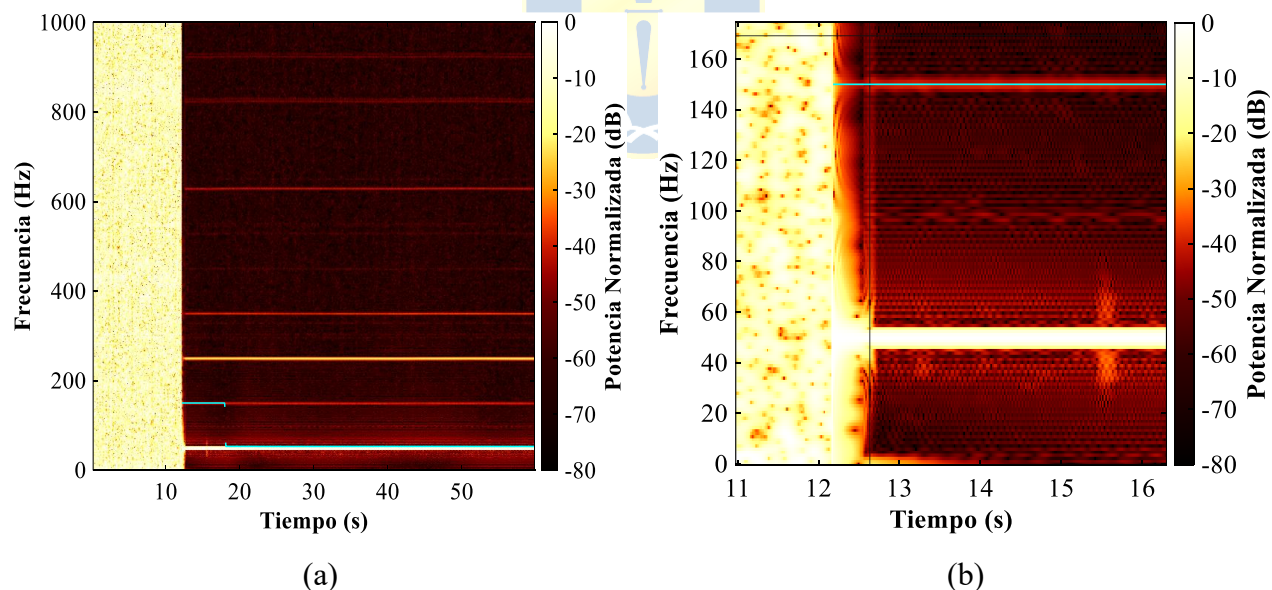


Fig. 5.9 Espectrogramas del Motor 1 Sano; (a) espectrograma original, (b) espectrograma con acercamiento.

Las tablas 5.3, 5.4 y 5.5 muestran los indicadores de falla obtenidos en estas pruebas.

Comparando las tablas 4.4, 4.5 y 4.6 con las tablas 5.3, 5.4 y 5.5 se puede observar que los indicadores varían totalmente, indicando que al igual como se observaban los espectrogramas muy

diferentes, los indicadores de falla también se ven ampliamente modificados; por lo que, la confiabilidad del algoritmo se ve comprometida cuando el transitorio es muy corto.

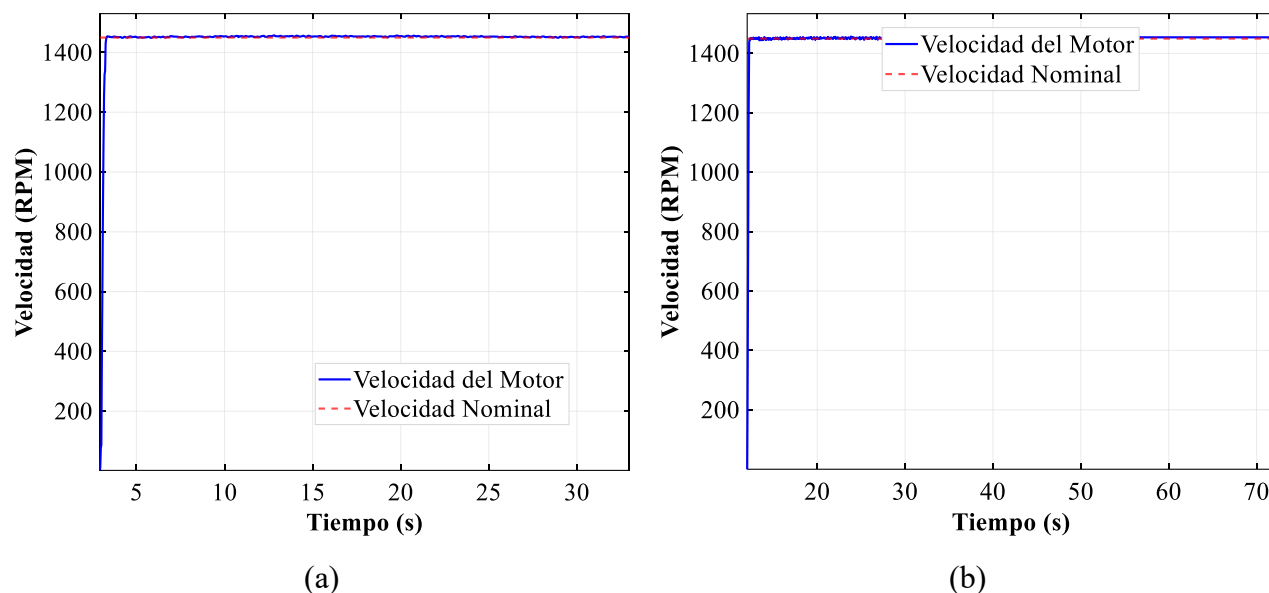


Fig. 5.10 Perfil de Velocidad Prueba con 380 V a 100% Carga; (a) con 3 Barras Rotas, (b) con 1 Barra Rota.

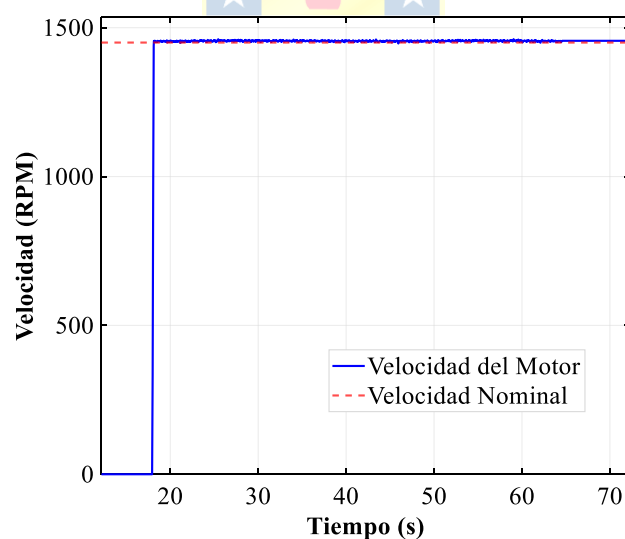


Fig. 5.11 Velocidad Prueba 380V 100% Carga Motor Sano.

También se puede observar cómo los indicadores de la tabla 5.4 muestran amplitudes superiores a los de 3 barras rotas; esta inconsistencia demuestra la necesidad de transitorios más largos para tener un diagnóstico confiable y efectivo.

TABLA 5.3 Valores k_{fault} para 3 barras rotas Motor 1.

Firma	k_{fault}	Severidad	Validación
k=1 LSB	-28.9 dB	Falla Severa	Correcta
k=1 USB	-29.8 dB	Falla Crítica	Correcta

TABLA 5.4 Valores k_{fault} para 1 barra rota Motor 1.

Firma	k_{fault}	Severidad	Validación
k=1 LSB	-12.2 dB	Falla Crítica	Incorrecta
k=1 USB	-11.5 dB	Falla Crítica	Incorrecta

TABLA 5.5 Valores k_{fault} para Motor 1 Sano.

Firma	k_{fault}	Severidad	Validación
k=1 LSB	-47.4 dB	Sano	Correcta
k=1 USB	-21.5 dB	Falla Crítica	Incorrecta

5.4.2 Motor 1 Cantoni 1.5HP con transitorio prolongado

Dado los resultados de 5.4.1, se determina que la duración del transitorio es muy importante, las ecuaciones 5.5 y 5.6 demuestran el comportamiento del transitorio, y así poder controlar la duración que define el comportamiento del motor durante el periodo de arranque [35]:

$$J \cdot \frac{d\omega}{dt} = T_{\text{motor}} - T_{r+v} \quad (5.5)$$

$$\frac{d\omega}{dt} = \frac{T_{\text{motor}} - T_{r+v}}{J} \quad (5.6)$$

Donde:

- ❖ J representa la inercia [$kg \cdot m^2$].
- ❖ T_{motor} es el par generado [$N \cdot m$].
- ❖ T_{r+v} es el torque de roce más ventilación [$N \cdot m$].
- ❖ $\frac{d\omega}{dt}$ es la aceleración [$\frac{rad}{s^2}$].

Tal como se observa en la expresión (5.6), la aceleración del sistema está determinada por la diferencia entre el torque generado por el motor y el torque de roce y ventilación, así como por la inercia mecánica.

Dado que la inercia mecánica es una propiedad física del set experimental y no puede modificarse, se optó por una estrategia de aumentar el tiempo de arranque, disminuyendo la carga aplicada al motor. Se logró que la curva de TM se aproximara a la curva de TL que muestra la figura 5.12. Al reducirse esta diferencia, la aceleración disminuye proporcionalmente, lo que permite extender el tiempo de transición.

La figura 5.13 y figura 5.14 muestran los espectrogramas realizados a vacío, con aceleración controlada con la estrategia explicada anteriormente.

En contraste con los casos anteriores, los espectrogramas obtenidos con un transitorio prolongado permiten identificar con claridad las trayectorias de las bandas laterales características para los motores con 1 y 3 barras rotas. Al extenderse el tiempo de aceleración, el algoritmo logra capturar la evolución de las componentes de falla.

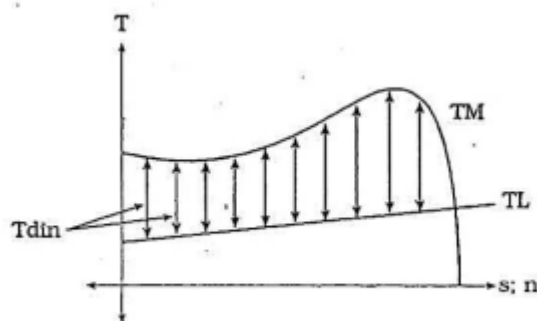


Fig. 5.12 Torque dinámico [35].

Respecto al espectrograma de la figura 5.14, aunque el motor sano, es posible observar sutiles trayectorias en forma de curvas V en el espectrograma. Este fenómeno responde a desbalances de topología de fábrica y del proceso de manufactura. Pequeñas irregularidades en la fundición del aluminio del rotor, variaciones mínimas en la resistencia de contacto entre barras y anillos finales, o ligeras asimetrías mecánicas generan componentes espectrales basales, que podrían ocasionar en casos reales curvas V, de acuerdo con los umbrales propuestos en las tablas 4.10 y 4.11, la máquina sigue categorizando el motor como sano.

La figura 5.15 y figura 5.16 presentan el comportamiento de la velocidad para este escenario. Se observa un tiempo de aceleración prolongado, lo que podría asociarse a una mejora en el procesamiento espectral.

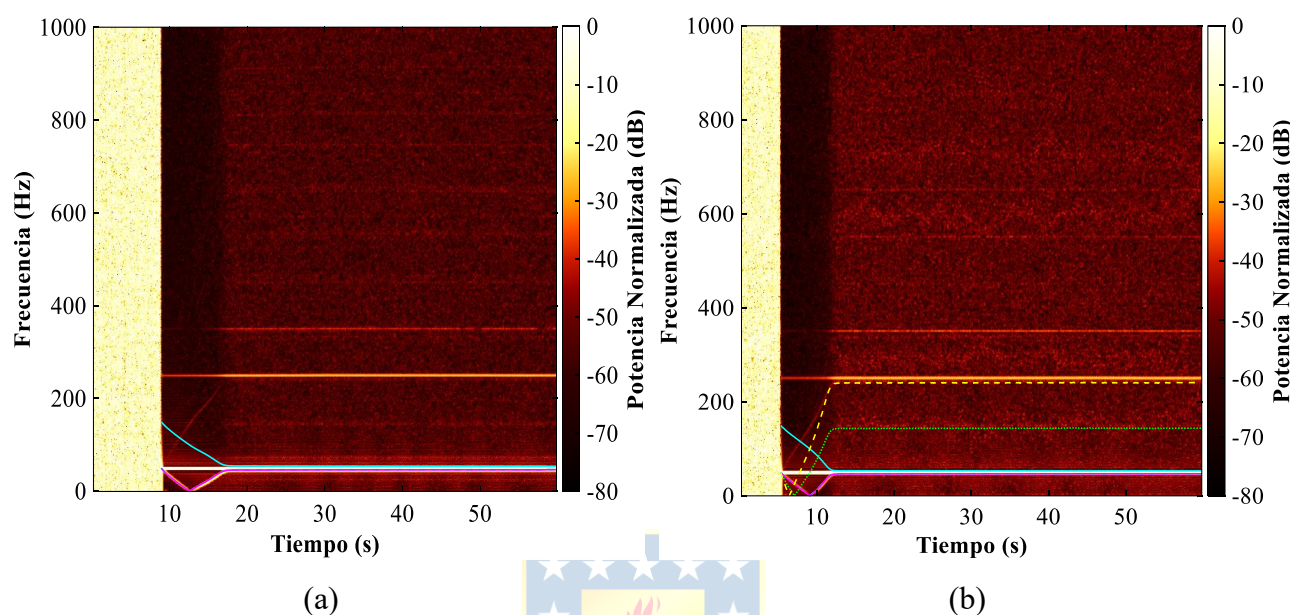


Fig. 5.13 Espectrograma 81 V en Vacío Motor 1; (a) con 3 Barras rotas y (b) con 1 Barra rota.

Las tablas 5.6, 5.7 y 5.8, muestran los indicadores de falla para cada curva V.

Contrastando las tablas 4.4, 4.5 y 4.6 con las obtenidas en las pruebas de transitorio largo (tablas 5.6, 5.7 y 5.8), se puede observar que los resultados son similares y consistentes, ya que mantienen magnitudes similares y una tendencia clara según la severidad de la falla.

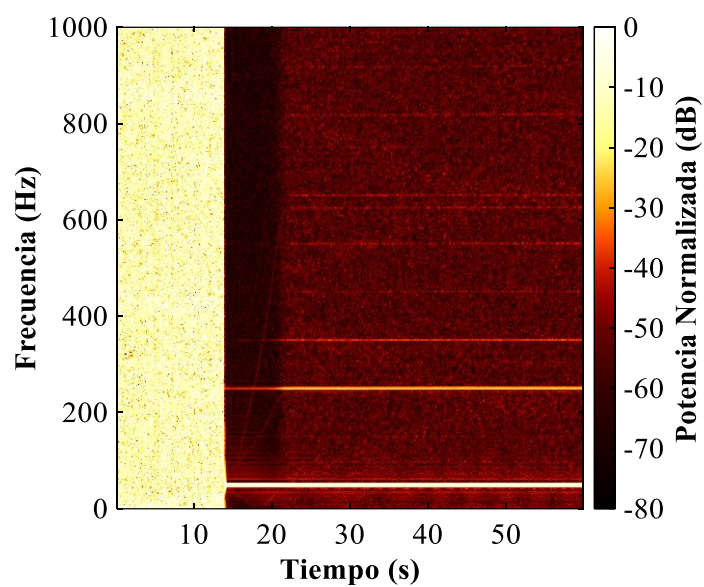


Fig. 5.14 Espectrograma 80 V en Vacío Motor 1 Sano.

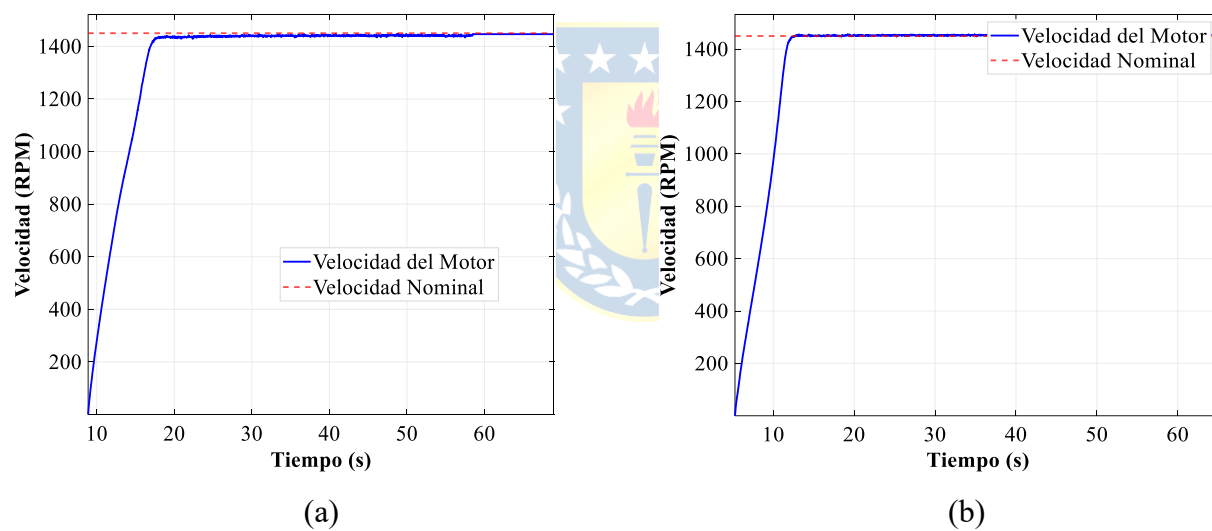


Fig. 5.15 Perfil de velocidad prueba 81V en vacío motor 1; (a) con 3 barras rotas, (b) con 1 barra rota.

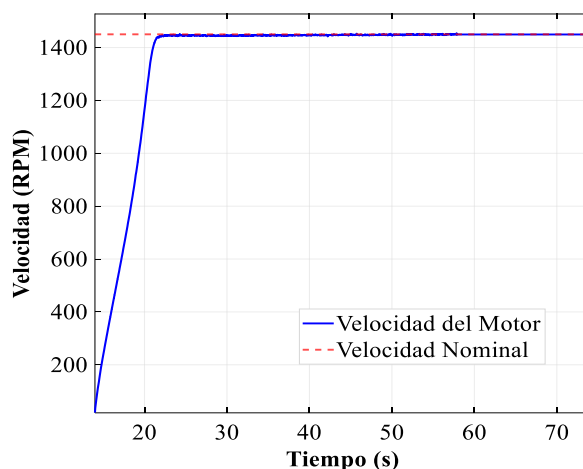


Fig. 5.16 Velocidad prueba 81 V en vacío motor 1 sano.

TABLA 5.6 Valores k_{fault} para 3 barras rotas motor 1 transitorio largo

Severidad	k_{fault}	Severidad	Validación
k=1 LSB	-18.2 dB	Falla Severa	Correcto
k=1 USB	-30.9 dB	Falla Crítica	Correcto

TABLA 5.7 Valores k_{fault} para 1 barra rota motor 1 transitorio largo

Severidad	k_{fault}	Severidad	Validación
k=1 LSB	-31.4 dB	Falla Moderada	Correcto
k=1 USB	-35.4 dB	Falla Severa	Correcto

TABLA 5.8 Valores k_{fault} para motor 1 sano transitorio largo

Severidad	k_{fault}	Severidad	Validación
k=1 LSB	-49.6 dB	Sano	Correcto
k=1 USB	-55.1 dB	Sano	Correcto

La figura 5.17 muestra un gráfico de barras comparando los resultados de FE con los resultados obtenidos en laboratorio en la prueba de transitorio corto, por otro lado, la figura 5.18 muestra los resultados de FE en conjunto con los resultados obtenidos en laboratorio en la prueba de transitorio largo.

A partir de lo anterior, es posible establecer que los 15 escenarios no se pudieron diagnosticar debido a la corta duración del transitorio, por lo que posteriormente se aumenta el tiempo de aceleración para realizar el diagnóstico correctamente. Para poder sobrellevar esta problemática se

utiliza una gran ventaja que tiene ATCSA, la posibilidad de realizar el diagnóstico sin carga. Esto no solo es útil desde la perspectiva de pruebas en laboratorio sino tiene un gran atractivo a nivel industrial, que aumenta la cantidad de situaciones en las cuales se puede realizar el diagnóstico, haciendo del ATCSA una técnica poco invasiva.

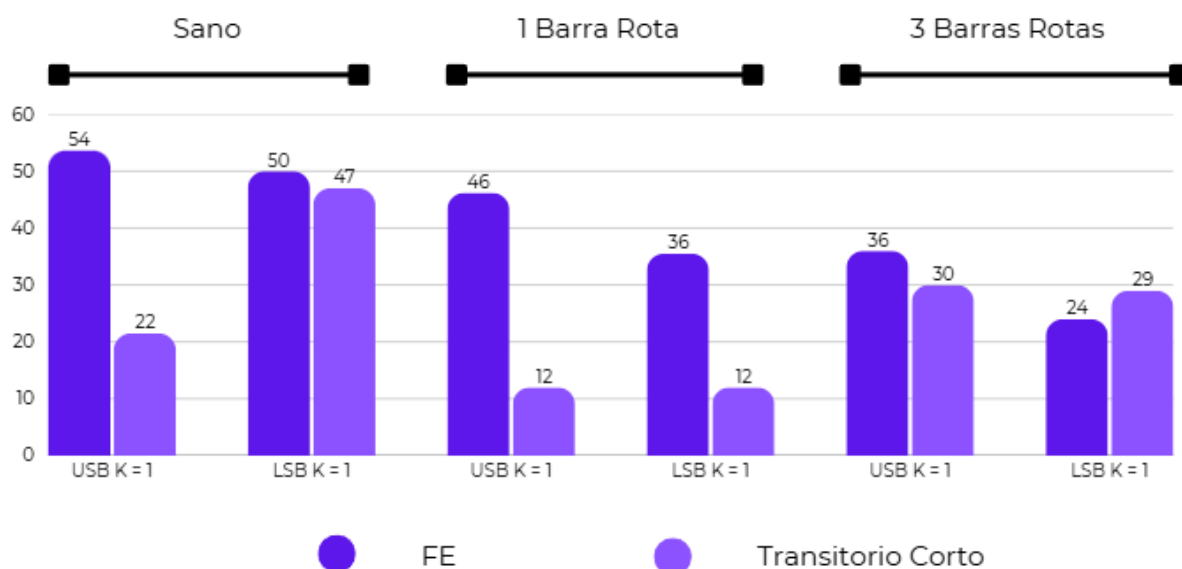


Fig. 5.17 Absoluto de amplitud de motor 1 FE y transitorio corto.

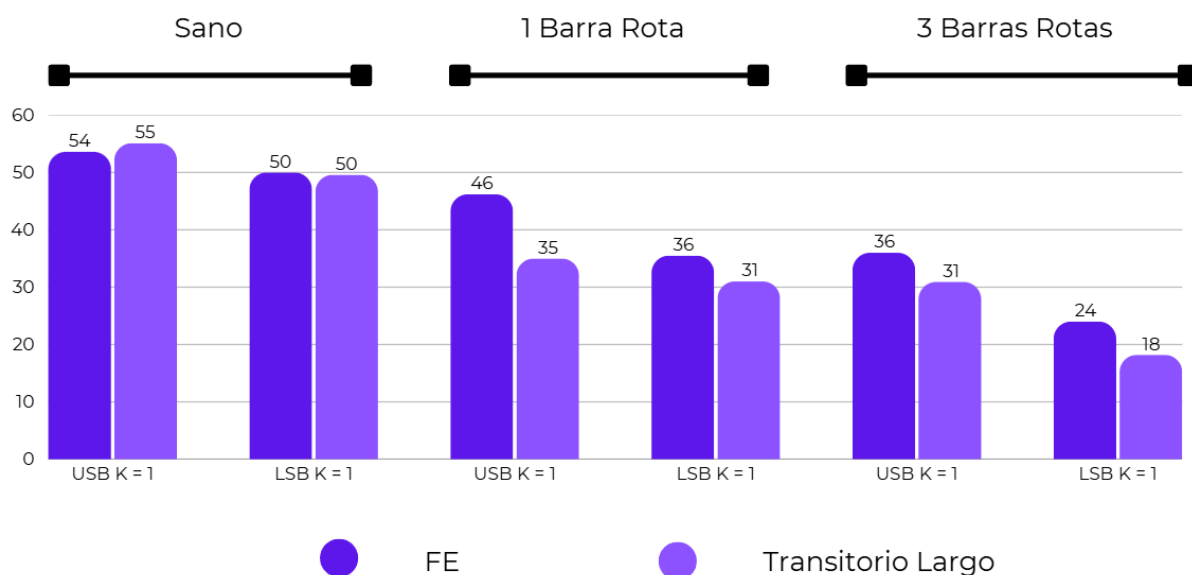


Fig. 5.18 Absoluto de amplitud de motor 1 FE y transitorio largo.

Los niveles de carga no son limitantes para diagnosticar con ATCSA, sino la duración de la aceleración, la cual dada la ecuación (5.6) se puede controlar por la inercia mecánica o disminuyendo el torque generado.

5.4.3 Motor 3 Cantoni 10HP

La figura 5.19 muestra el espectrograma obtenido al realizar la prueba a vacío con 1 barra rota.

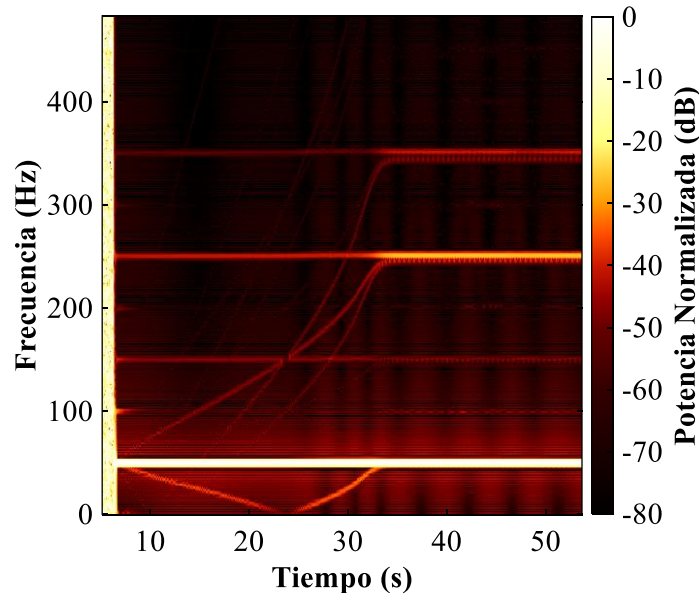


Fig. 5.19 Espectrograma Cantoni 10HP con una barra rota.

Al realizar la prueba sin medición de velocidad no se puede realizar el cálculo de indicadores, sin embargo, se puede observar la imagen como contiene curvas V lo cual indicaría que hay una posible falla. También se puede observar como este espectrograma a diferencia de los otros resultados no tiene PSH a simple vista, pero al resolver la ecuación (1.9) con 2 polos, 28 ranuras de rotor y 36 ranuras de estator se obtiene que, si satisface la ecuación. Para poder observarlas se aumentará el rango de normalización y se agregaran colores al rango de potencia, como muestra la figura 5.20.

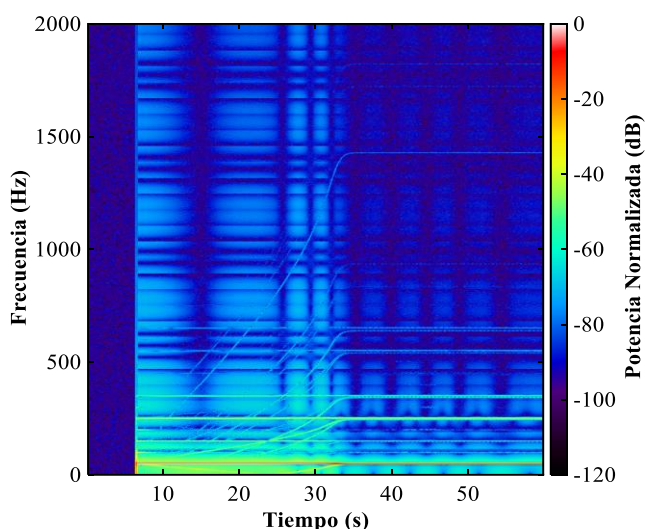


Fig. 5.20 Espectrograma Cantoni 10HP alto contraste.

Realizando la medición de corriente AC para generar espectrograma y medición DC de máquina DC conectada para poder estimar velocidad, se genera un diagnóstico utilizando como velocidad de entrada la anteriormente estimada, la figura 5.21 muestra el espectrograma obtenido con las líneas de indicadores k_{fault} .

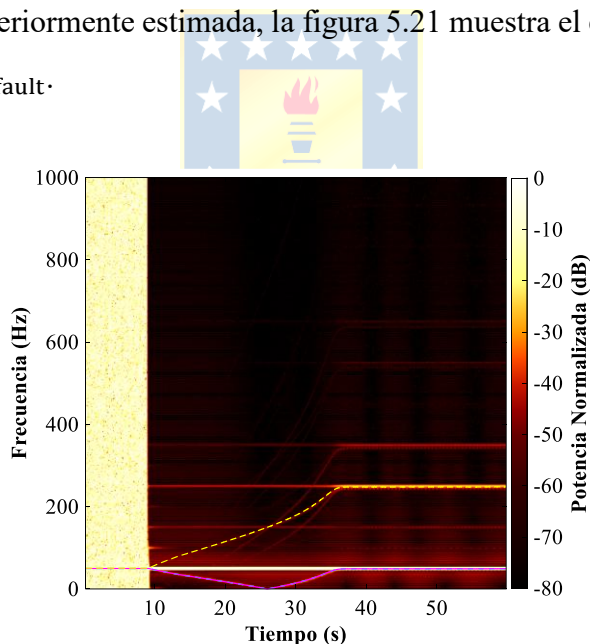


Fig. 5.21 Espectrograma Cantoni 10HP con 1 barra rota

La figura 5.22 muestra la velocidad estimada con el método anteriormente explicado con la máquina DC.

Se puede observar la extensión del transitorio en comparación a la máquina 1 que tiene 4 polos, esto ocurre debido a que la velocidad de sincronismo de un motor de 2 polos es el doble de extensa

(3000 RPM frente a 1500 RPM), lo que exige un rango de aceleración mucho mayor partiendo desde el reposo. Dado que la demanda de energía para alcanzar dicha velocidad aumenta de forma cuadrática, la potencia disponible del motor debe aplicarse durante un tiempo superior para vencer la inercia del sistema, prolongando la etapa transitoria antes de estabilizarse en el estado estacionario. La velocidad nominal es normalmente muy cercana a la velocidad de sincronismo, diferenciándose solo por un pequeño porcentaje de deslizamiento; por lo tanto, el motor de 2 polos debe acelerar hasta los 2990 RPM que es su velocidad nominal a diferencia del motor 1 que solo debe alcanzar 1450 RPM para llegar a su valor nominal.

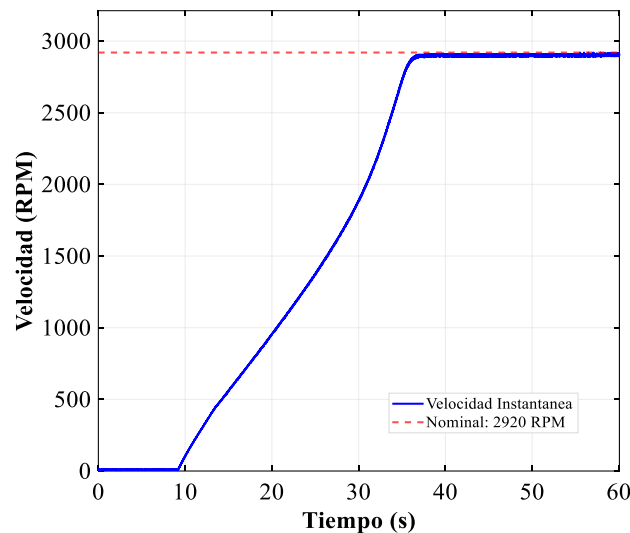


Fig. 5.22 Velocidad Cantoni 10HP

La tabla 5.9 muestra los indicadores de falla de la prueba y su severidad asociada.

TABLA 5.9 Valores k_{fault} para 1 barra rota motor 3

Severidad	k_{fault}	Severidad	Validación
k=1 LSB	-39.1 dB	Falla Leve	Correcto
k=1 USB	-44.5 dB	Falla Leve	Correcto

5.5 Discusión y recomendaciones de uso

5.5.1 Diferencias entre Espectrogramas experimentales y generados con FE.

Aunque existe una relación directa entre la amplitud de las fallas y la severidad del escenario, se pueden observar diferencias en la calidad de los datos al contrastar simulaciones de elementos finitos con ensayos experimentales. Esto se debe a que el entorno de simulación opera bajo

condiciones ideales, mientras que el sistema en el banco de pruebas está sujeto a armónicos de la red eléctrica y a vibraciones relacionadas al acoplamiento mecánico, esta diferencia se manifiesta especialmente en el espectrograma. Los motores reales presentan asimetrías de manufactura, como porosidades mínimas en la fundición del rotor o desbalances mecánicos leves, que generan firmas espectrales que el modelo numérico, por su naturaleza ideal, no considera. Sin embargo, estas imperfecciones naturales de fabricación se mantienen en niveles de energía cercanos a los -50.1 dB, lo que permite distinguirlas claramente de una falla real que supera los -35.5 dB, validando la sensibilidad del algoritmo para observar tolerancias normales antes de que se conviertan en un problema.

5.5.2 Inercia Mecánica.

Un factor físico determinante en el desempeño del diagnóstico es la inercia mecánica del conjunto, dado que una magnitud reducida de esta variable provoca altas aceleraciones que comprimen el espectro y disminuyen la nitidez de las componentes de falla.

Ante esta limitación, el problema puede abordarse técnicamente mediante dos vías principales: el aumento de la inercia mecánica del sistema o a través del incremento del par resistente. En el desarrollo de esta memoria, se optó por aplicar ambas soluciones para el análisis del Motor 1, adaptándolas a las posibilidades de cada entorno de trabajo.

Para el modelo de elementos finitos, se integró una mayor inercia mecánica directamente a través del software. Esto permitió tener un control ideal del transitorio, logrando una aceleración lo suficientemente lenta para que el algoritmo procesara la señal con total claridad. En contraste, para realizar la experimentación en el laboratorio, no se contaba con la posibilidad física de agregar inercia mecánica al eje del motor. Por esta razón, se optó por la otra alternativa: disminuir el voltaje de alimentación. Esta maniobra se realizó con el objetivo de que la diferencia entre el par generado por el motor y el par resistente fuera menor. Al reducir este diferencial de par, se logra una disminución efectiva de la aceleración del sistema, tal como se muestra en la ecuación (5.6), permitiendo así obtener una resolución espectral comparable a la del modelo computacional.

5.5.3 Indicadores de falla.

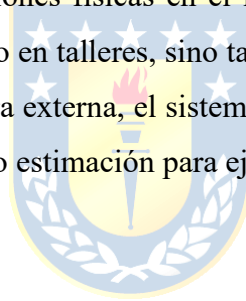
A partir de la experimentación realizada, se concluye que las dos firmas principales, correspondientes a las bandas laterales inferior (LSB) y superior (USB) para $k = 1$, se observa que estas firmas presentan una gran sensibilidad a las fallas, que se ve reflejada en los indicadores de falla

en las distintas pruebas. Durante las pruebas en el laboratorio, se observó que centrar el análisis en este par de componentes permite identificar la severidad de la rotura de barras.

5.5.4 Ventajas del diagnóstico y flexibilidad de ATCSA.

Como se analizó en la sección 5.4.1, la capacidad de dilatar el transitorio mediante el control de la tensión otorga al ATCSA una ventaja competitiva frente a los métodos de diagnóstico convencionales, como el análisis en estado estacionario. Mientras que las técnicas tradicionales exigen que el motor opere con una carga elevada para que las bandas laterales de falla logren separarse de la frecuencia fundamental y alcancen una amplitud detectable, el método propuesto no tiene esta restricción. Esto abre la posibilidad de diagnosticar en vacío, facilitando las pruebas en motores que han sido desmontados o que se encuentran en talleres de mantenimiento sin necesidad de acoplarlos a una carga mecánica.

Por otro lado, esta metodología destaca por ser un diagnóstico no invasivo, ya que no requiere el desarme de la máquina ni intervenciones físicas en el rotor. Esta característica permite que las pruebas se realicen de forma ágil no solo en talleres, sino también en sus instalaciones habituales. Al capturar los datos de corriente de manera externa, el sistema solo requiere el conocimiento del perfil de velocidad, ya sea mediante sensores o estimación para ejecutar el diagnóstico.



6 Conclusiones

6.1 Sumario

Este trabajo se centró en el desarrollo e implementación de un algoritmo de diagnóstico basado en la técnica ATCSA para la detección de fallas de rotura de barras en motores de inducción de jaula de ardilla. A diferencia de las técnicas convencionales basadas en estado estacionario, esta investigación propone el análisis de la corriente de estator durante un transitorio, permitiendo identificar firmas de falla incluso en condiciones de operación en vacío, donde los métodos tradicionales pierden sensibilidad.

Para el estudio de la falla, se utilizaron modelos de simulación mediante el método de elementos finitos, los cuales permitieron aislar las variables electromagnéticas y establecer una base comparativa ideal. Posteriormente, se validó el algoritmo en un entorno experimental llevado a cabo en entorno de laboratorio, utilizando el mismo motor en distintas condiciones, motor sano y distintos niveles de severidad de rotura de barras. La baja inercia mecánica del set experimental provoca una aceleración elevada, se utilizaron pruebas de vacío para suplir esa problemática. Esta técnica permitió disminuir el par de motor y extender el tiempo de aceleración, asegurando así una ventana de muestreo suficiente para que el algoritmo procesara la evolución de las componentes de falla sin pérdida de resolución por fuga espectral.

El procesamiento de las señales se realizó mediante la Transformada de Fourier de Tiempo Corto (STFT) con una ventana de Hanning, logrando una alta congruencia entre la respuesta del modelo FE y los datos registrados en el laboratorio. El algoritmo desarrollado identifica las trayectorias características denominadas "Curvas V", permitiendo un análisis dinámico de la progresión de la falla durante el régimen transitorio mediante la comparación de amplitudes en decibeles normalizados. Los resultados obtenidos demostraron una clara diferenciación entre el ruido inherente de fabricación (-50.1 dB), la presencia de una falla incipiente (-35.5 dB) y un estado severo con tres barras rotas (-23.6 dB). Estos valores validan la sensibilidad de la metodología propuesta, superando las restricciones de resolución del análisis estacionario convencional para su futura aplicación en entornos industriales.

6.2 Conclusiones

La investigación permite concluir que la precisión del diagnóstico mediante ATCSA está relacionada al coeficiente de inercia del sistema. Mientras mayor sea la inercia mecánica, el transitorio de arranque se extiende, permitiendo que la STFT capture un mayor número de ciclos de corriente. En el escenario de transitorio largo, los valores de amplitud para el USB y LSB en estado sano alcanzaron los -55 dB y -50 dB respectivamente, lo que representa una desviación de apenas el 2% respecto a los -54 dB y -50 dB obtenidos por el modelo de elementos finitos. Este nivel de exactitud valida que, con una aceleración controlada, el algoritmo es capaz de diagnosticar correctamente bajo esas condiciones de inercia. Por otro lado, el análisis del transitorio corto revela grandes problemas en la sensibilidad del algoritmo. Al reducirse el tiempo de observación, se observó que el parámetro USB en condición sana desde los -54 dB teóricos aumentó hasta -22 dB, una pérdida de energía detectada del 59.2%, lo que indicaría que el diagnóstico no resulta satisfactorio cuando el tiempo de transitorio es demasiado corto. Por lo que se concluye que la sensibilidad del algoritmo está estrechamente ligada a la duración del transitorio.

La aplicabilidad de la metodología ATCSA en condiciones de vacío demuestra una versatilidad, la cual la posiciona como superior al análisis convencional en estado estacionario, respecto a su sensibilidad a baja carga. Mientras que el MCSA ve limitada su capacidad de diagnóstico ante niveles bajos de carga, el análisis transitorio no tiene esta limitación. Esta característica permite ejecutar diagnósticos de precisión en escenarios donde las técnicas tradicionales pierden toda sensibilidad.

Esta superioridad técnica añade énfasis en el diagnóstico poco invasivo. Al requerir únicamente la captura de señales de corriente, velocidad y control de la inercia, el algoritmo permite realizar diagnósticos tanto con la máquina acoplada a su proceso productivo en planta, como con el motor desacoplado (sin par) en condiciones de taller.

Se concluye que el modelado por elementos finitos constituye una alternativa para el desarrollo de técnicas de diagnóstico. La capacidad del FE para capturar fenómenos no lineales permite caracterizar las firmas de corriente asociadas a fallas por barras rotas. Asimismo, la flexibilidad del entorno de simulación permite explorar condiciones de inercia variables sin las restricciones físicas de un montaje experimental. De este modo, la integración de simulaciones de alta precisión en el desarrollo de algoritmos basados en ATCSA permite que el sistema de diagnóstico tenga una base comparativa sólida para su posterior validación en condiciones reales.

En conclusión, la metodología basada en ATCSA se proyecta como una mejora relevante para el monitoreo de condiciones en la industria. Al ser una técnica poco invasiva y efectiva en escenarios donde los métodos convencionales pierden sensibilidad, se presenta como una herramienta viable para fortalecer las estrategias de mantenimiento preventivo.

6.3 Trabajo Futuro

Como propuesta de continuidad, se sugiere el desarrollo de un sistema de diagnóstico híbrido que integre las capacidades del ATCSA y el MCSA en una sola plataforma de monitoreo. Esta evolución es necesaria debido a la naturaleza complementaria de ambas técnicas: mientras el MCSA es el estándar consolidado para el monitoreo continuo en régimen permanente, presenta limitaciones críticas en condiciones de baja carga o vacío, donde las bandas laterales de falla se juntan con la frecuencia fundamental. Por el contrario, el ATCSA demuestra una alta sensibilidad en el transitorio de arranque incluso sin carga mecánica, pero su eficacia depende directamente de la duración de la aceleración. Por lo tanto, un algoritmo capaz de gestionar dinámicamente dos ventanas de observación (una para el transitorio y otra para el estado estacionario) permitiría obtener un diagnóstico confiable, aprovechando la precisión de las Curvas V en el arranque y la estabilidad del análisis convencional durante la operación normal, garantizando así la detección de fallas bajo distintas condiciones del motor.

Otra posibilidad como línea de trabajo futuro, se propone la validación de la estrategia ATCSA en sistemas alimentados mediante variadores de frecuencia (VDF), dado que la operación con inversores introduce desafíos significativos en el diagnóstico de máquinas de inducción. La modulación por ancho de pulso (PWM) y el contenido armónico propio a la conmutación de los dispositivos, pueden enmascarar las componentes de falla en la corriente estatórica, dificultando la extracción de firmas precisas durante los transitorios. Asimismo, las rampas de aceleración controladas y la acción de los lazos de control del variador modifican la dinámica de las bandas laterales de falla, lo que requiere la integración de técnicas de procesamiento de señales con mayor resolución tiempo-frecuencia para separar el ruido del inversor de los indicadores reales de la condición del motor. De este modo, la validación de ATCSA bajo condiciones de alimentación no sinusoidales permitiría un sistema de diagnóstico más robusto, ampliando su aplicabilidad a motores que son accionados a través de inversores.

Bibliografia

- [1] V. Smil, *Energy and Civilization: A History*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2017.
- [2] J. M. Jilek, “From Maxwell to Steinmetz: The development of electric circuits theories,” in *Proc. IEEE Conf. History of Electric Power*, 2007. doi: 10.1109/HEP.2007.4510255.
- [3] A. Dzedzickis, J. Subačiūtė-Žemaitienė, E. Šutinys, U. Samukaitė-Bubnienė, and V. Bučinskas, “Advanced applications of industrial robotics: New trends and possibilities,” *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 1, 2022. doi: 10.3390/app12010135.
- [4] International Energy Agency, *World Energy Outlook 2023*. Paris, France: IEA, 2023.
- [5] D. F. de Souza, F. A. M. Salotti, I. L. Sauer, H. Tatizawa, A. T. de Almeida, and A. G. Kanashiro, “A performance evaluation of three-phase induction electric motors between 1945 and 2020,” *Energies*, vol. 15, no. 6, Art. no. 2002, Mar. 2022. doi: 10.3390/en15062002.
- [6] S. J. Chapman, *Electric Machinery Fundamentals*, 5th ed. New York, NY, USA: McGraw-Hill, 2012.
- [7] IEEE Región 9, “Historia de la electricidad y la energía,” 2017.
- [8] P. Thirugnanam, “Advances, New Perspective and Applications in Induction Motors,” *IntechOpen*, 2023. doi: 10.5772/intechopen.102604.
- [9] F. J. T. E. Ferreira, B. Ge, and A. T. de Almeida, “Reliability and Operation of High-Efficiency Induction Motors,” *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 52, no. 6, 2016. doi: 10.1109/TIA.2016.2573763.
- [10] M. Azab, “A review of recent trends in high-efficiency induction motor drives,” *Vehicles*, vol. 7, no. 1, 2025.
- [11] K. Kudelina, T. Vaimann, B. Asad, A. Rassõlkin, A. Kallaste, and G. Demidova, “Trends and Challenges in Intelligent Condition Monitoring of Electrical Machines Using Machine Learning,” *Applied Sciences*, vol. 11, no. 6, 2021. doi: 10.3390/app11062761.
- [12] M. A. Rahman, M. S. Islam, M. R. Islam, M. A. Mahmud, and M. E. Haque, “Fault diagnosis of induction motors using novel measurement techniques and data fusion,” *Measurement*, vol. 256, Art. no. 118135, 2025. doi: 10.1016/j.measurement.2024.118135.

- [13] L. García, *Mantenimiento correctivo industrial: Desarrollando habilidades*. 2023.
- [14] S. Thomas y D. Weiss, "Economics of Manufacturing Machinery Maintenance," National Institute of Standards and Technology, NIST AMS 100-34, 2016.
- [15] Industrie Online, "Industrial Electrical Failures: Risks, Costs, and Solutions with the Vigilant," <https://sdultrasound.com/2024/12/19/industrial-electrical-failures-risks-costs-and-solutions-with-the-vigilant/>.
- [16] Rave Mobile Safety, "Business Continuity in Manufacturing: Protecting people and profits," <https://www.ravemobilesafety.com/blog/business-continuity-manufacturing-protecting-people-profits/>.
- [17] Portal Minero, "Escondida habría perdido más de USD 100 millones en ingresos," 2017. <https://www.nuevamineria.com/revista/escondida-habria-perdido-mas-de-us100-millones-en-ingresos-tras-seis-dias-de-huelga-legal>.
- [18] H. Liu, J. Zhou, and Y. Zhang, "Rolling Bearing Fault Diagnosis Based on Deep Learning: A Review," *Measurement*, vol. 172, 2021. doi: 10.1016/j.measurement.2020.108871.
- [19] A. R. Sahu, S. K. Palei, and A. Mishra, "Data-driven fault diagnosis approaches for industrial equipment: A review," *Expert Syst.*, vol. 41, no. 2, 2024. doi: 10.1111/exsy.13360.
- [20] W. T. Thomson and M. Fenger, "Current Signature Analysis to Detect Induction Motor Faults," *IEEE Industry Applications Magazine*, vol. 7, no. 4, pp. 26-34, Jul./Aug. 2001. doi: 10.1109/2943.930648.
- [21] H. M. López, "Detección de barras rotas en motores de inducción usando la STFT", *Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica*, Puebla, México, 2019.
- [22] R. Isermann, "Model-based fault-detection and diagnosis—Status and applications," *Annual Reviews in Control*, vol. 29, pp. 71–85, 2005. doi: 10.1016/j.arcontrol.2005.01.002.
- [23] D. López, I. Aguilera-Martos, M. García-Bárcana, F. Herrera, and J. Luengo, "Fusing anomaly detection with false positive mitigation methodology for predictive maintenance under multivariate time series," *Information Fusion*, vol. 100, Art. no. 101957, Dic. 2023. doi: 10.1016/j.inffus.2023.101957.

- [24] J. Chen et al., "Root-KGD: A Novel Framework for Root Cause Diagnosis Based on Knowledge Graph and Industrial Data," *arXiv preprint arXiv:2406.13664*, 2024. <https://arxiv.org/abs/2406.13664>.
- [25] C. A. Quiroz Arriaga, "Detección de fallos en máquinas de inducción de rotor bobinado mediante técnicas basadas en análisis de la corriente," M.S. thesis, Univ. Politècnica de València, 2022.
- [26] S. B. Lee, G. C. Stone, J. Antonino-Daviu, K. N. Gyftakis, E. G. Strangas, P. Maussion, and C. A. Platero, "Condition monitoring of industrial electric machines: state of the art and future challenges," *IEEE Ind. Electron. Mag.*, vol. 14, no. 4, pp. 63-73, Dec. 2020. doi: 10.1109/MIE.2020.3020610.
- [27] J. A. Antonino-Daviu y E. G. Strangas, "Fault diagnosis, prognosis, and reliability of electric motors and drives: open questions, challenges and perspectives," en *2022 International Conference on Electrical Machines (ICEM)*, Valencia, España, 2022, pp. 1-7. doi: 10.1109/ICEM51905.2022.9910791.
- [28] C. Madariaga-Cifuentes, C. Gallardo, and J. E. Ruiz-Sarrio, "Broken Bar Detection of Axial-Flux Induction Machines Through Advanced Transient Current Signature Analysis," in *2024 International Conference on Electrical Machines (ICEM)*, 2024, pp. 1-7. doi: 10.1109/ICEM60801.2024.10700107.
- [29] L. Mantione, T. A. Garcia-Calva, V. Fernandez-Cavero, L. Frosini, and D. Moriñigo-Sotelo, "Broken Rotor Bar Detection in Closed Loop Inverter Fed Induction Motors Through Time-Frequency Techniques," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 61, no. 1, pp. 209–218, Jan./Feb. 2025. doi: 10.1109/TIA.2024.3467657.
- [30] T. A. Garcia-Calva, D. Moriñigo-Sotelo, A. Garcia-Perez, D. Camarena-Martinez, and R. de J. Romero-Troncoso, "Demodulation Technique for Broken Rotor Bar Detection in Inverter-Fed Induction Motor Under Non-Stationary Conditions," *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 34, no. 3, pp. 1496–1504, Sep. 2019. doi: 10.1109/TEC.2019.2922312.
- [31] R. Issa, G. Clerc, M. Hologne-Carpentier, R. Michaud, E. Lorca, C. Magnette, and A. Messadi, "Review of Fault Diagnosis Methods for Induction Machines in Railway Traction Applications," *Energies*, vol. 17, no. 11, Art. no. 2728, Jun. 2024. doi: 10.3390/en17112728.

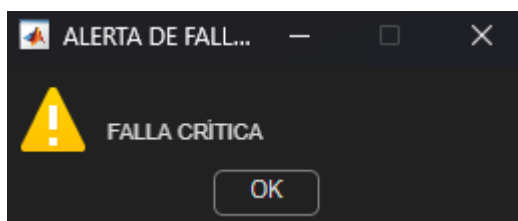
- [32] C. Madariaga-Cifuentes, F. Santacruz, J. E. Ruiz-Sarrio, C. Gallardo, and J. A. Antonino-Daviu, “Advanced startup current analysis for the detection of broken outer bars in dual-cage induction motors considering bar materials,” in *Proc. IEEE Workshop Electrical Machines Design, Control and Diagnosis (WEMDCD)*, 2025, pp. 1–6. doi: 10.1109/WEMDCD61816.2025.11014192.
- [33] L. Cohen, *Time-Frequency Analysis: Theory and Applications*. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall, 1995.
- [34] S. Nandi, T. C. Ilamparithi, S. B. Lee, and D. Hyun, “Detection of eccentricity faults in induction machines based on nameplate parameters,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 58, no. 5, pp. 1673–1683, May 2011. doi: 10.1109/TIE.2010.2044131.
- [35] J. L. Medina Hanke, *Accionamiento Eléctrico*. Valparaíso, Chile: Ediciones Universitarias de Valparaíso, Pontificia Universidad Católica de Valparaíso, 2003.



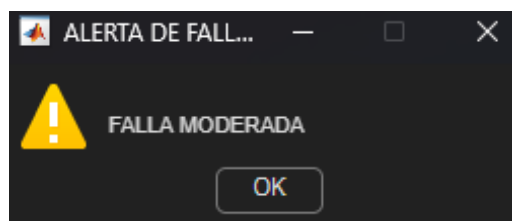
7 Anexos

7.1 Anexos A

Las figuras 7.1, 7.2 y 7.3 muestran todos los cuadros de falla posibles en el algoritmo.

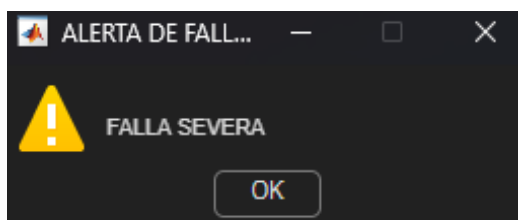


(a)

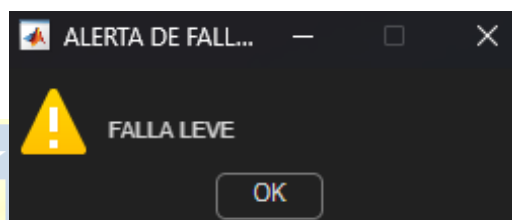


(b)

Fig. 7.1 Cuadro de falla crítica (a) y de falla moderada (b).



(a)



(b)

Fig. 7.2 Cuadro de falla severa (a) y falla leve (b).

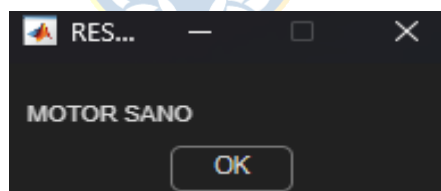


Fig. 7.3 Cuadro de falla para motor sano.

Las figuras 7.4, 7.5, 7.6, 7.7, 7.8 y 7.9 muestran los espectrogramas generados de las simulaciones en FE del motor 1 para todos los escenarios.

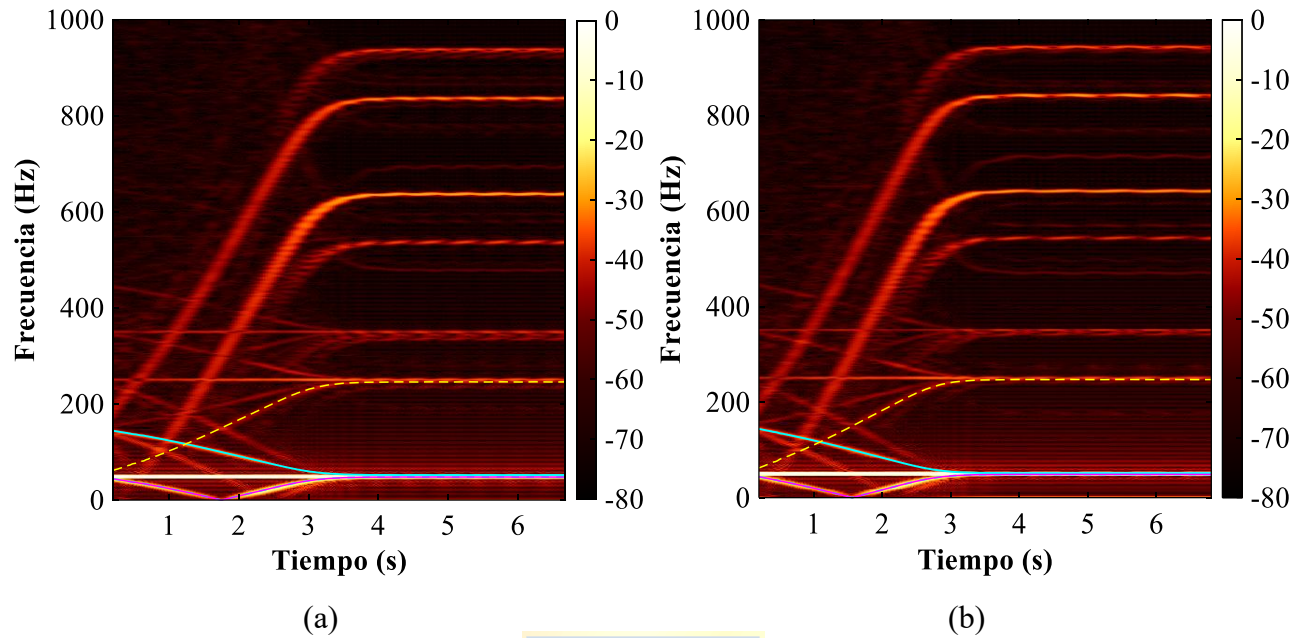


Fig. 7.4 Espectrogramas Motor con 3 Barras rotas con 75% de carga (a) y 50% de carga (b)

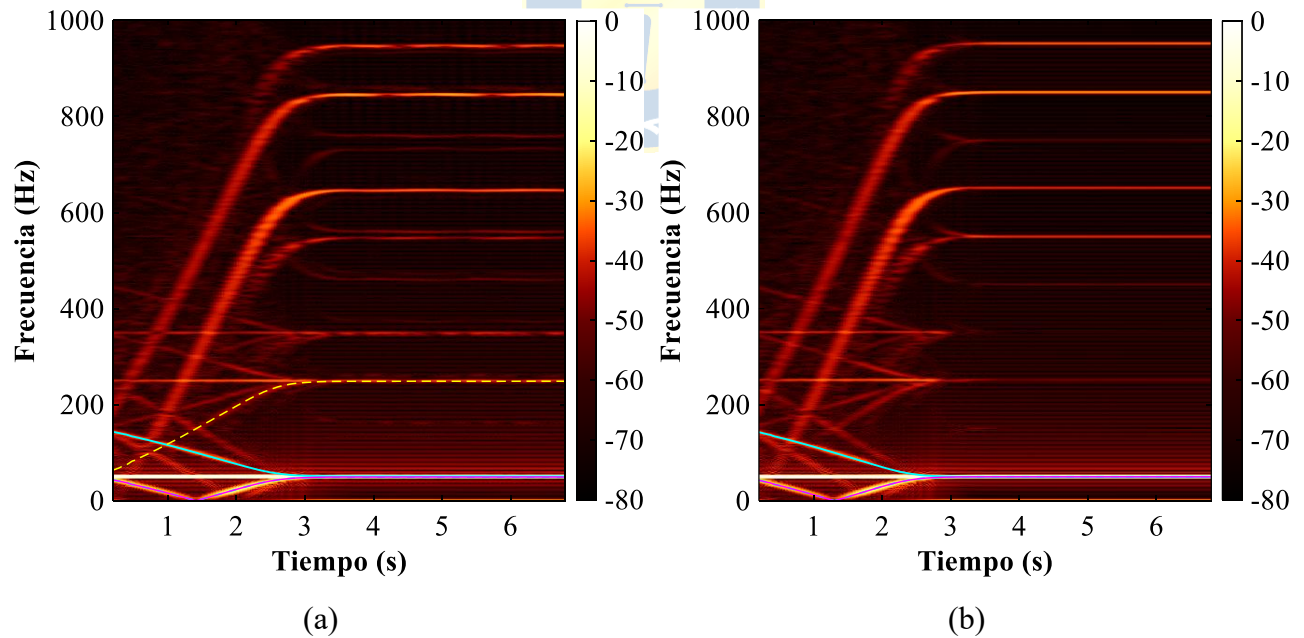


Fig. 7.5 Espectrogramas Motor con 3 Barras rotas con 25% de carga (a) y 0% de carga (b)

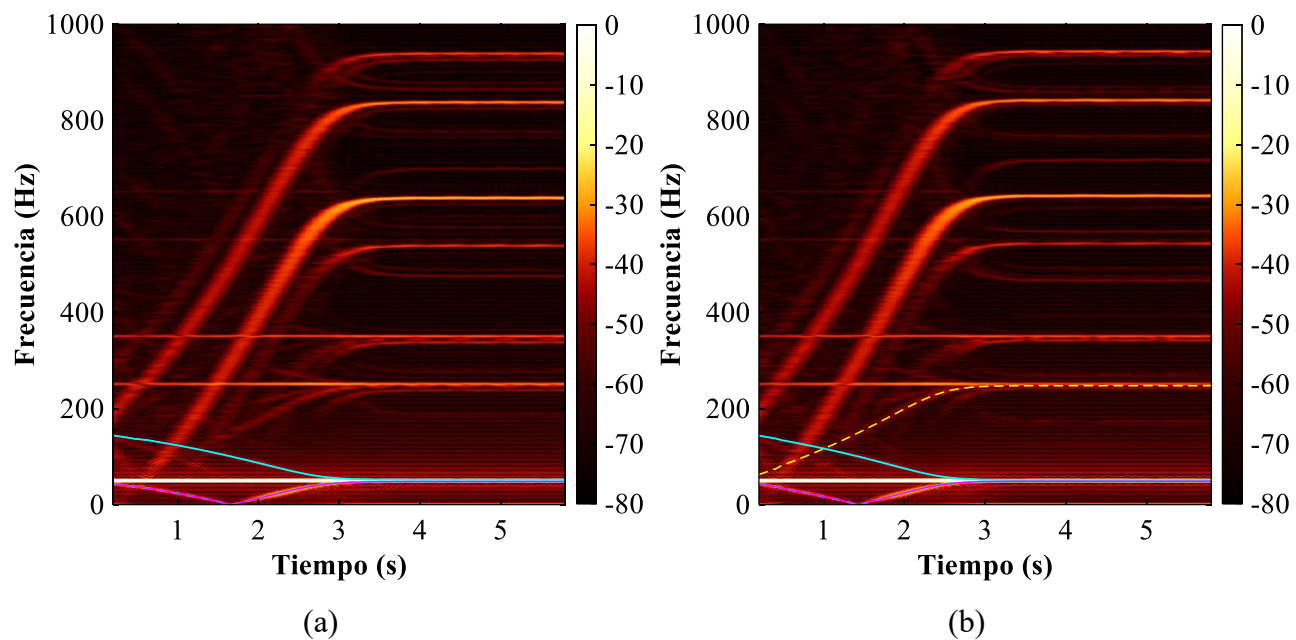


Fig. 7.6 Espectrogramas Motor con 1 Barra rotas con 75% de carga (a) y 50% de carga (b)

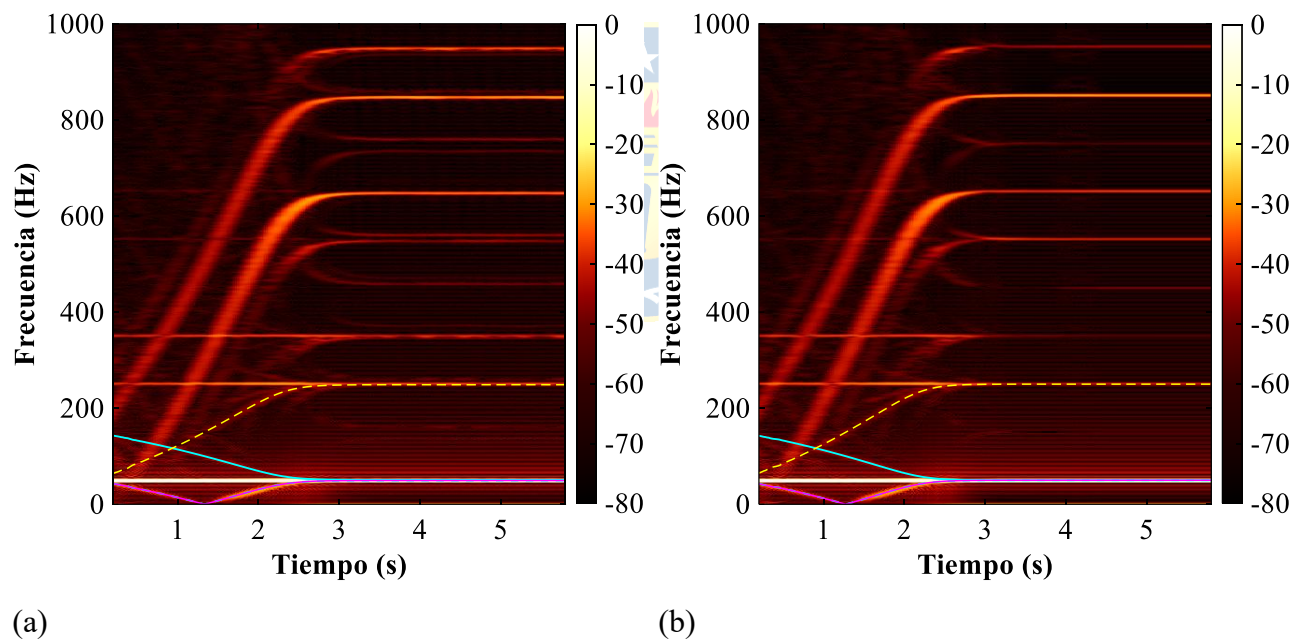


Fig. 7.7 Espectrogramas Motor con 1 Barra rotas con 25% de carga (a) y 0% de carga (b)

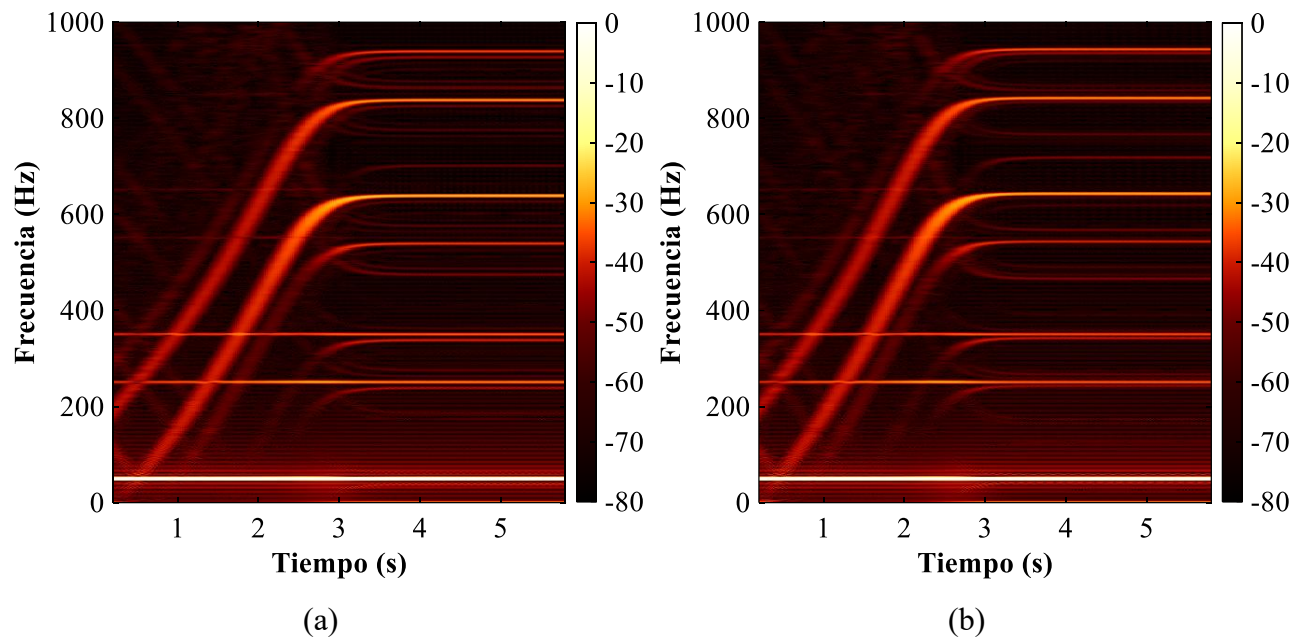


Fig. 7.8 Espectrogramas Motor Sano con 75% de carga (a) y 50% de carga (b)

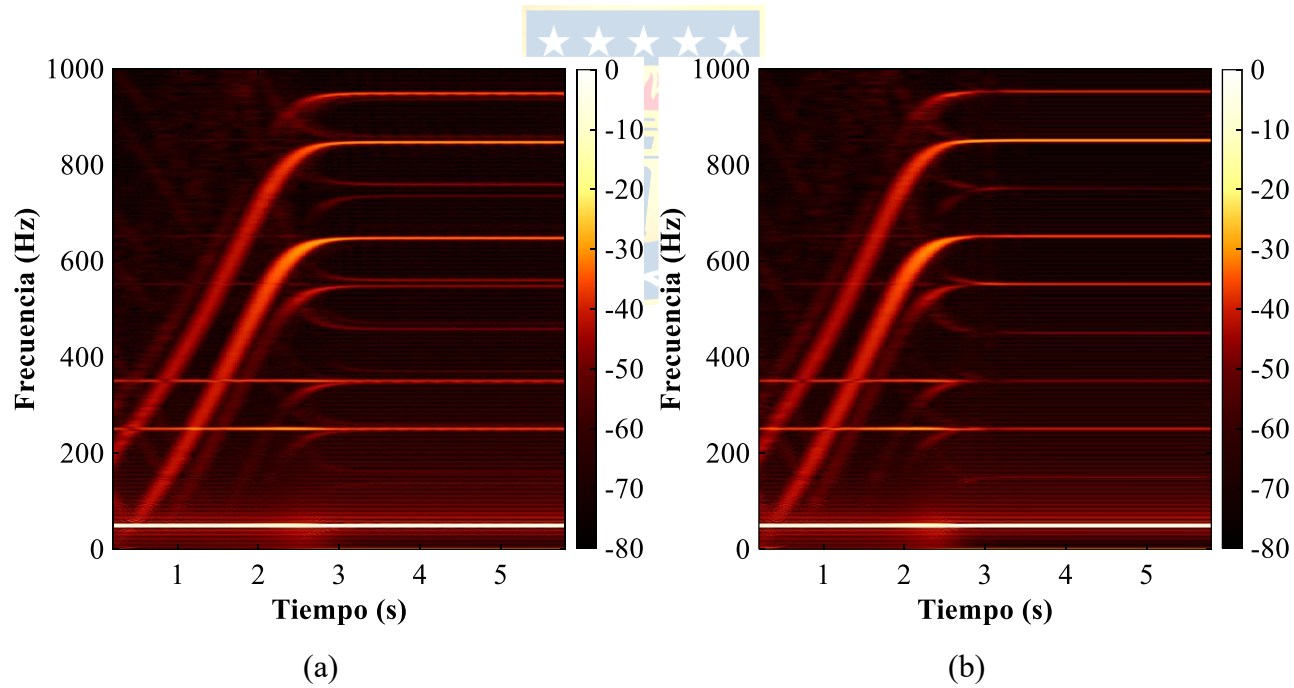


Fig. 7.9 Espectrogramas Motor Sano con 25% de carga (a) y 0% de carga (b)

Las siguientes figuras 7.10, 7.11, 7.12, 7.13, 7.14 y 7.15 muestran los perfiles de velocidad de las pruebas realizadas a motor 1 en FE.

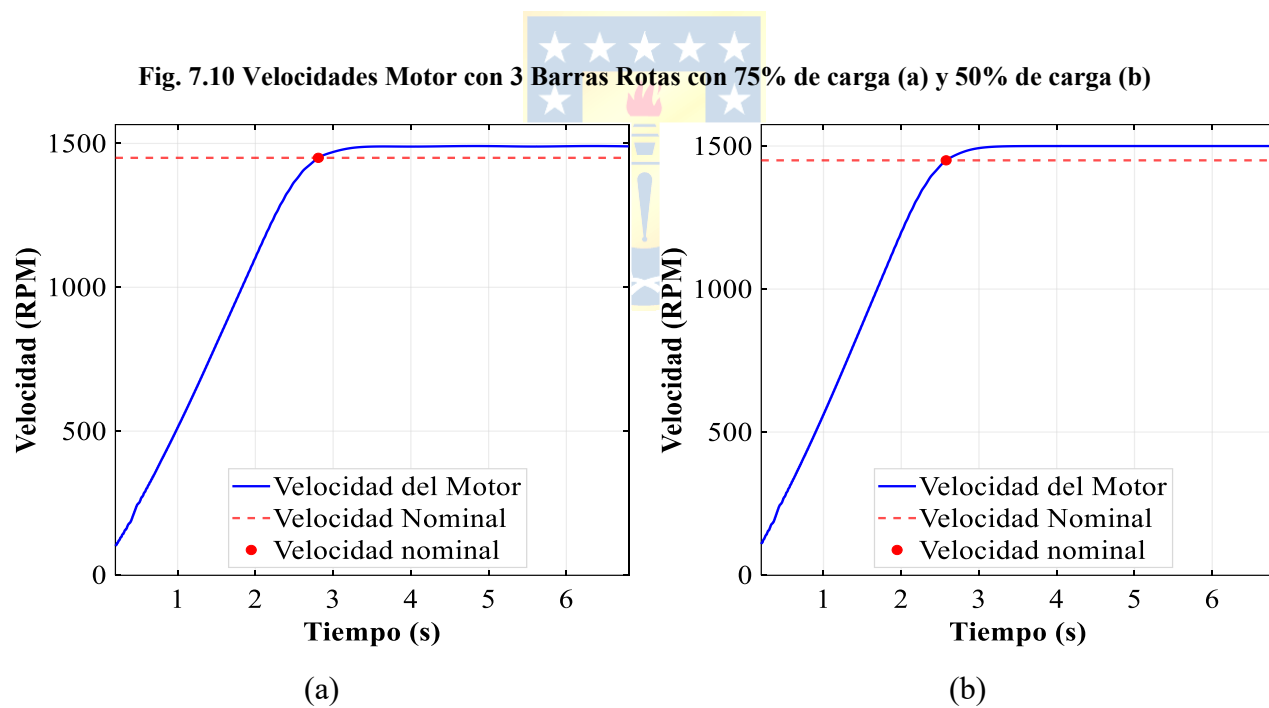
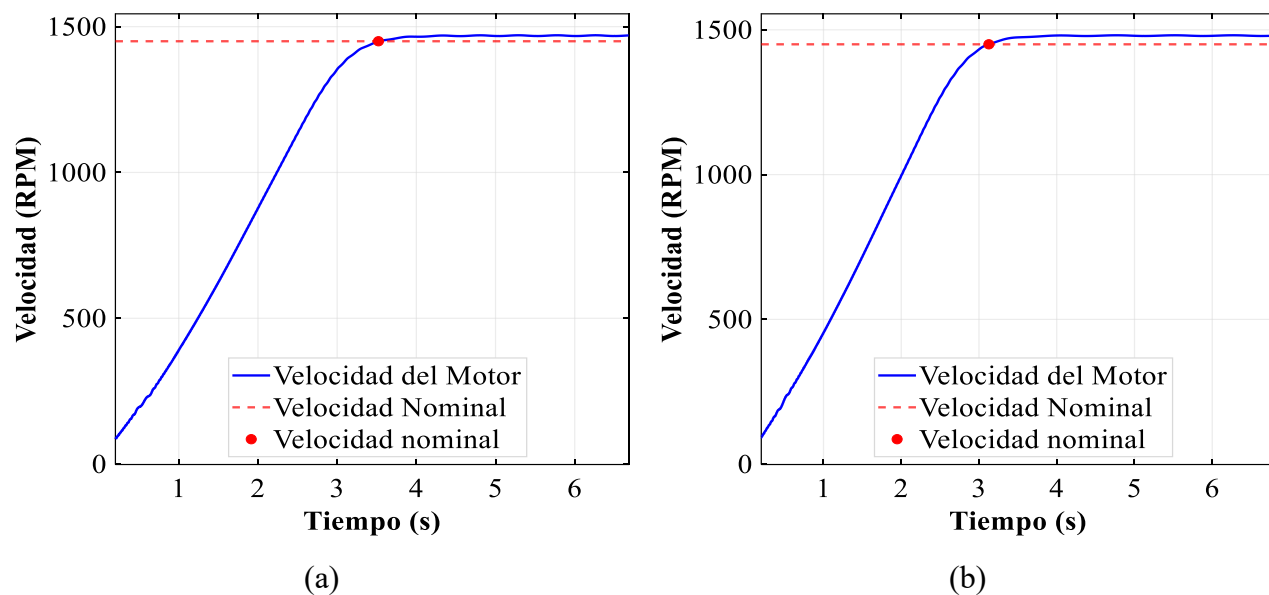


Fig. 7.11 Velocidades Motor con 3 Barras Rotas con 25% de carga (a) y 0% de carga (b)

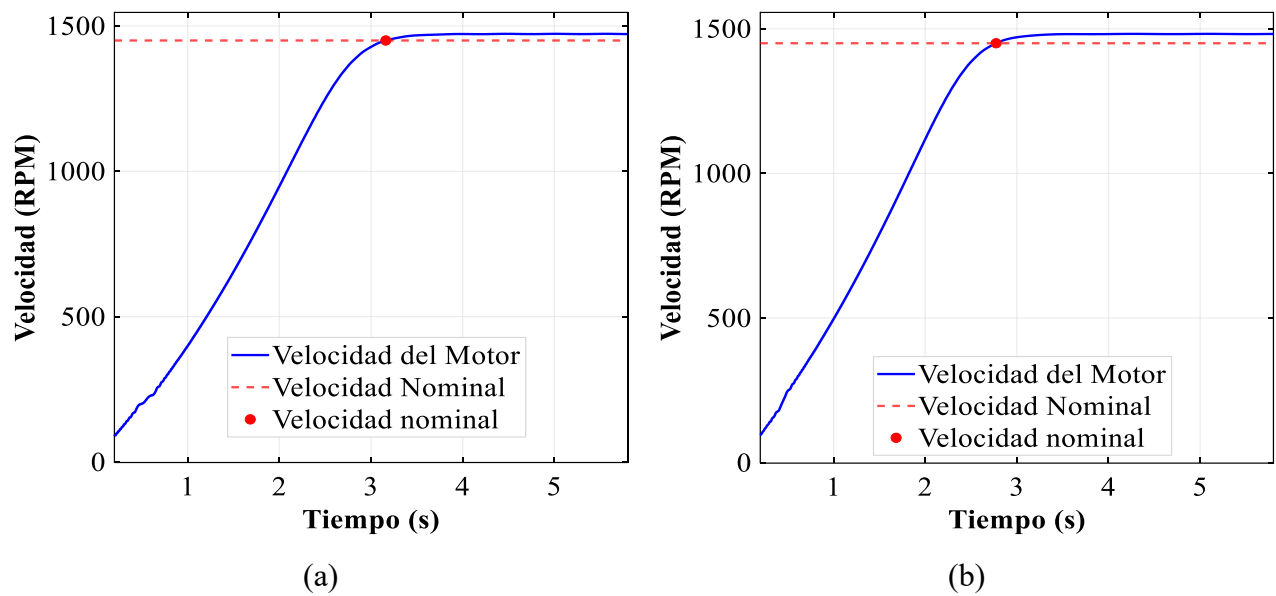


Fig. 7.12 Velocidades Motor con 1 Barra Rota con 75% de carga (a) y 50% de carga (b)

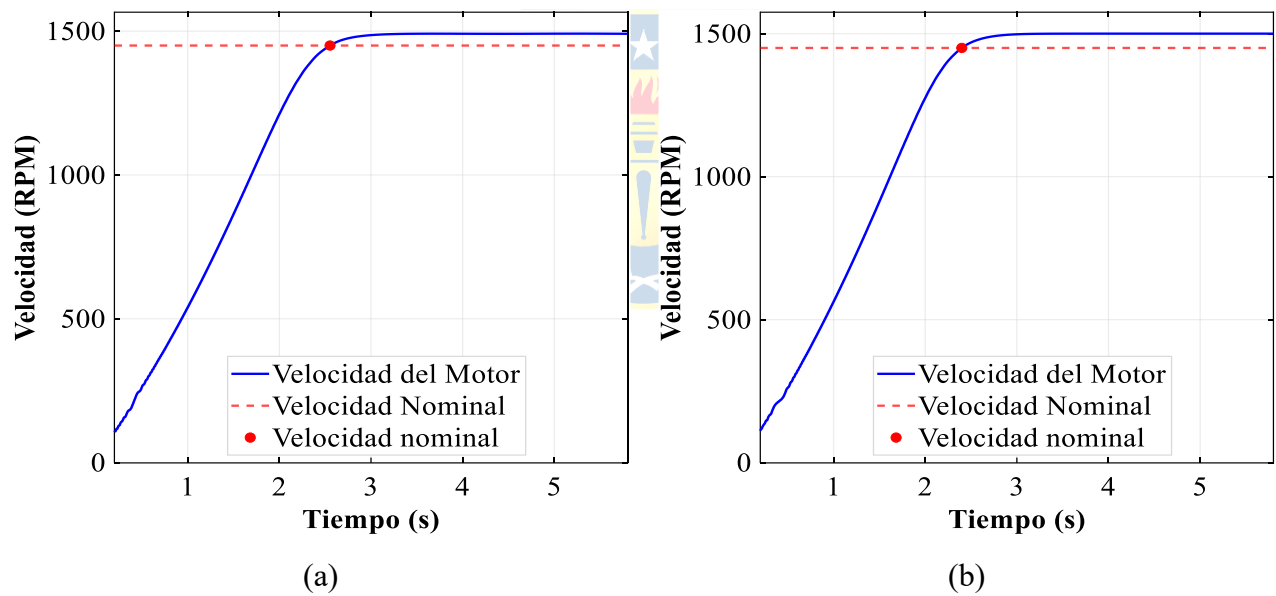
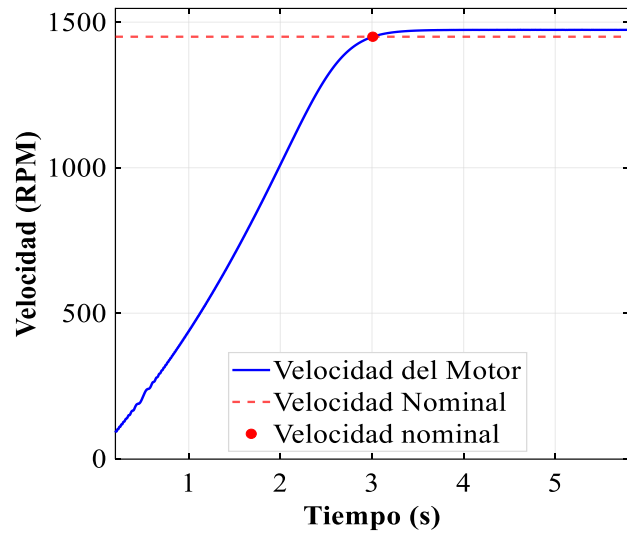
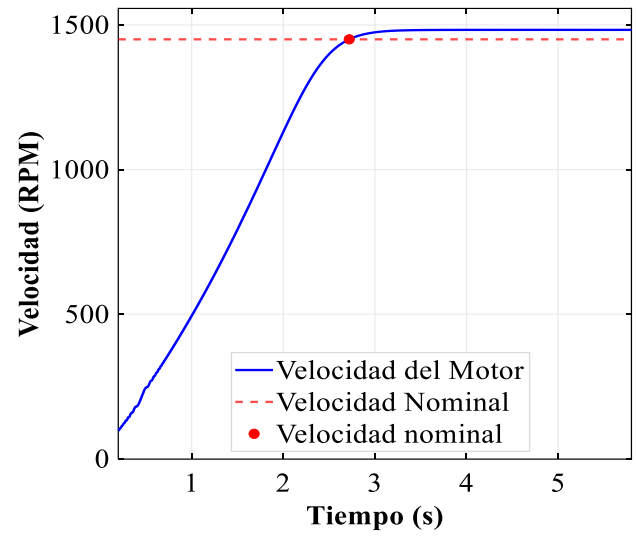


Fig. 7.13 Velocidades Motor con 1 Barra Rota con 25% de carga (a) y 0% de carga (b)

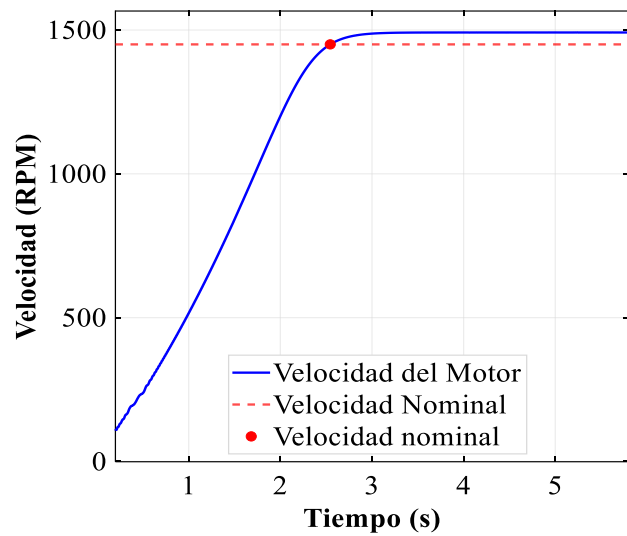


(a)

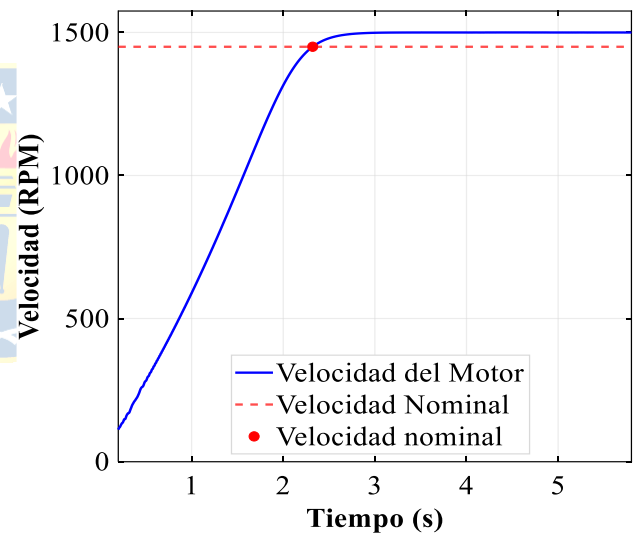


(b)

Fig. 7.14 Velocidades Motor Sano con 75% de carga (a) y 50% de carga (b)



(a)



(b)

Fig. 7.15 Velocidades Motor Sano con 25% de carga (a) y 0% de carga (b)

Las tablas 7.1, 7.2, 7.3, 7.4, 7.5, 7.6, 7.7, 7.8, 7.9, 7.10, 7.11 y 7.12 contienen todos los valores de k_{fault} obtenidos de las pruebas realizadas a motor 1 en FE.

TABLA 7.1 Valores k_{fault} para 3 barras rotas Motor 2 Carga 75%

Severidad	k_{fault}
k=1 LSB	-23.8 dB
k=1 USB	-35.7 dB
k2/p=1 LSB	-23.8 dB
k2/p=3 LSB	-54.2 dB
k2/p=3 USB	-54.6 dB
k2/p=5 LSB	-49.1 dB
k2/p=5 USB	-43.4 dB

TABLA 7.2 Valores k_{fault} para 3 barras rotas Motor 2 Carga 50%

Severidad	k_{fault}
k=1 LSB	-24.1 dB
k=1 USB	-36.0 dB
k2/p=1 LSB	-24.1 dB
k2/p=3 LSB	-53.7 dB
k2/p=3 USB	-54.0 dB
k2/p=5 LSB	-47.9 dB
k2/p=5 USB	-42.9 dB



TABLA 7.3 Valores k_{fault} para 3 barras rotas Motor 2 Carga 25%

Severidad	k_{fault}
k=1 LSB	-24.8 dB
k=1 USB	-36.5 dB
k2/p=1 LSB	-24.8 dB
k2/p=3 LSB	-53.4 dB
k2/p=3 USB	-54.0 dB
k2/p=5 LSB	-46.4 dB
k2/p=5 USB	-44.0 dB

TABLA 7.4 Valores k_{fault} para 3 barras rotas Motor 2 Carga 0%

Severidad	k_{fault}
k=1 LSB	-25.2 dB
k=1 USB	-36.8 dB
k2/p=1 LSB	-25.2 dB
k2/p=3 LSB	-57.6 dB
k2/p=3 USB	-57.7 dB
k2/p=5 LSB	-49.5 dB
k2/p=5 USB	-47.5 dB

TABLA 7.5 Valores k_{fault} para 1 barra rota Motor 2 Carga 75%

Severidad	k_{fault}
k=1 LSB	-35.4 dB
k=1 USB	-48.3 dB
k2/p=1 LSB	-35.4 dB
k2/p=3 LSB	-54.8 dB
k2/p=3 USB	-55.4 dB
k2/p=5 LSB	-51.7 dB
k2/p=5 USB	-45.2 dB

TABLA 7.6 Valores k_{fault} para 1 barra rota Motor 2 Carga 50%

Severidad	k_{fault}
k=1 LSB	-35.9 dB
k=1 USB	-47.3 dB
k2/p=1 LSB	-35.9 dB
k2/p=3 LSB	-54.5 dB
k2/p=3 USB	-55.0 dB
k2/p=5 LSB	-50.1 dB
k2/p=5 USB	-43 dB

TABLA 7.7 Valores k_{fault} para 1 barra rota Motor 2 Carga 25%

Severidad	k_{fault}
k=1 LSB	-35.8 dB
k=1 USB	-47.3 dB
k2/p=1 LSB	-35.8 dB
k2/p=3 LSB	-54.2 dB
k2/p=3 USB	-55.0 dB
k2/p=5 LSB	-46.7 dB
k2/p=5 USB	-43.6 dB

TABLA 7.8 Valores k_{fault} para 1 barra rota Motor 2 Carga 0%

Severidad	k_{fault}
k=1 LSB	-35.7 dB
k=1 USB	-46.8 dB
k2/p=1 LSB	-35.7 dB
k2/p=3 LSB	-55.5 dB
k2/p=3 USB	-56.0 dB
k2/p=5 LSB	-45.0 dB
k2/p=5 USB	-42.9 dB

**TABLA 7.9 Valores k_{fault} para Motor 2 Sano Carga 75%**

Severidad	k_{fault}
k=1 LSB	-50.2 dB
k=1 USB	-53.4 dB
k2/p=1 LSB	-50.2 dB
k2/p=3 LSB	-55.4 dB
k2/p=3 USB	-55.7 dB
k2/p=5 LSB	-60.3 dB
k2/p=5 USB	-56.9 dB

TABLA 7.10 Valores k_{fault} para Motor 2 Sano Carga 50%

Severidad	k_{fault}
k=1 LSB	-50.1 dB
k=1 USB	-53.4 dB
k2/p=1 LSB	-50.1 dB
k2/p=3 LSB	-54.7 dB
k2/p=3 USB	-55.3 dB
k2/p=5 LSB	-58.2 dB
k2/p=5 USB	-47.4 dB

TABLA 7.11 Valores k_{fault} para Motor 2 Sano Carga 25%

Severidad	k_{fault}
k=1 LSB	-50.0 dB
k=1 USB	-53.4 dB
k2/p=1 LSB	-50.0 dB
k2/p=3 LSB	-54.8 dB
k2/p=3 USB	-56.8 dB
k2/p=5 LSB	-48.0 dB
k2/p=5 USB	-47.6 dB

TABLA 7.12 Valores k_{fault} para Motor 2 Sano Carga 0%

Severidad	k_{fault}
k=1 LSB	-50.1 dB
k=1 USB	-52.8 dB
k2/p=1 LSB	-50.1 dB
k2/p=3 LSB	-50.9 dB
k2/p=3 USB	-51.1 dB
k2/p=5 LSB	-46.1 dB
k2/p=5 USB	-46.0 dB