



# **Universidad Autónoma de Querétaro**

Facultad de Ingeniería  
Doctorado en Mecatrónica

## **Sistema de visión artificial para el monitoreo de motores de inducción eléctrica y la cadena cinemática mediante termografía infrarroja**

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el grado de:

**Doctor en Mecatrónica**

**Presenta:**

Emmanuel Reséndiz Ochoa

**Dirigido por:**

Asesor: Dr. Juan P. Benítez Rangel

Co-asesor: Dr. Luis A. Morales Hernández

San Juan del Río, Querétaro. Mayo del 2020

## Resumen

Las estrategias de monitoreo de condición y evaluación de fallas juegan un papel importante para garantizar la disponibilidad del motor de inducción en el proceso industrial; a este respecto, es deseable que la mayoría de los motores de inducción sean monitoreados por diferentes sensores para garantizar la integridad del equipo industrial. Sin embargo, las principales técnicas utilizadas para el análisis de fallas en los motores de inducción son limitadas porque no son capaces de detectar todas las fallas presentes en un motor de inducción, lo que provoca un tiempo de inactividad no deseado con pérdidas financieras significativas y esfuerzos humanos. Hoy en día, la detección no invasiva representa una herramienta adecuada para llevar a cabo el monitoreo de condición y la evaluación de fallas de equipos industriales en condiciones de operación continua. Una técnica complementaria que ayuda en el diagnóstico de fallas en motores de inducción es la termografía infrarroja que tiene la característica de instalarse fuera de la maquinaria o del proceso industrial bajo evaluación. Esta tesis propone una nueva metodología no invasiva para el diagnóstico y clasificación de diferentes fallas en el motor de inducción y cadena cinemática a través del análisis térmico con imágenes infrarrojas. La novedad del método propuesto incluye el procesamiento de imágenes para la segmentación automática de las regiones caliente presentes en la imagen tomográfica, el cálculo de características estadísticas en el dominio del tiempo a partir de imágenes infrarrojas, la consideración de una etapa de reducción de dimensionalidad por medio del análisis discriminante lineal y el diagnóstico automático de fallas realizado por una red neuronal artificial. El método propuesto se evalúa bajo un conjunto de datos de laboratorio experimental, que se compone del análisis de fallas de cinco condiciones en el motor de inducción y la cadena cinemática: saludable, una barra rota del rotor, daño del rodamiento, desalineación y severidad de desgaste uniforme en engranajes (25%, 50% y 75% de desgaste uniforme). Los resultados obtenidos representan un diagnóstico de falla de alto rendimiento para la evaluación de un motor de inducción y la cadena cinemática bajo diferentes condiciones de operación.

**(Palabras Clave:** monitoreo de condiciones, termografía infrarroja, motores de inducción, análisis termal, análisis de fallas)

## Summary

Condition monitoring and fault assessment strategies play an important role in ensuring the availability of the induction motor in the industrial process; in this regard, it is desirable that most induction motors will be monitored by different sensors for ensuring the integrity of the industrial equipment. However, the main techniques used for failure analysis in induction motors are limited because they are not capable of detecting all the faults present in an induction motor, causing unwanted downtime with significant financial losses and human efforts. Nowadays, noninvasive sensing represents a suitable tool for carrying out the condition monitoring and fault assessment of industrial equipment in continuous operating conditions. A complementary technique that aids in fault diagnosis in induction motors is infrared thermography has the characteristic of being installed outside the machinery or the industrial process under assessment. This thesis proposes a novel noninvasive methodology for the diagnosis and classification of different failure in the induction motor through thermal analysis with infrared imaging. The novelty of the proposed method includes image processing to automatic segmentation and the calculation of statistical time-domain features from infrared imaging, the consideration of a dimensionality reduction stage by means of Linear Discriminant Analysis, and automatic fault diagnosis performed by an artificial neural network. The proposed method is evaluated under an experimental laboratory data set, which is composed of the failure analysis of five fault conditions in an induction motor and the kinematic chain: healthy, a broken rotor bar, bearing damage, misalignment, and severity degrees of uniform wear in gears (25%, 50%, and 75% of uniform wear). The obtained results represent a high-performance fault diagnosis for the assessment of a kinematic chain under different operating conditions.

**(Keywords:** condition monitoring, infrared thermography, induction motors, thermal analysis, failure analysis)

Dirección General de Bibliotecas UAQ

*Con cariño a mis padres y hermanos por siempre brindarme su apoyo incondicional.*

## **Agradecimientos**

A mi familia que ha sido el pilar más importante en el logro de mi formación académica, que con este trabajo culmina una etapa muy importante de mi vida haciéndome sentir muy orgulloso como persona.

Al Dr. Luis Alberto Morales Hernández, por la oportunidad que me dio al trabajar con él y el apoyo siempre brindado para poder realizar este trabajo, y por el tiempo invertido como guía durante el desarrollo y documentación de esta tesis. Al Dr. Roque Alfredo Osornio Rios quien también fue guía durante el desarrollo de este trabajo. A cada uno de los profesores que día a día me brindaron sus conocimientos y al personal de la universidad por hacer de las instalaciones un buen lugar para estudiar.

A la Universidad Autónoma de Querétaro por brindarme la oportunidad de estudiar la maestría y de desenvolverme académicamente en sus instalaciones. Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT) por la beca otorgada para realizar mis estudios de posgrado en esta institución.

Agradezco mucho a Jimena por estar a mi lado y brindarme su cariño en esta etapa, este logro que obtengo también le pertenece.

Y por último y no menos importante agradecer a mis compañeros y amigos que conocí durante esta etapa con quien compartí experiencia y momentos que hicieron amena la estancia durante el estudio de posgrado.

GRACIAS.

## ÍNDICE GENERAL

### Contenido

Resumen.....	2
Summary.....	3
ÍNDICE GENERAL.....	6
ÍNDICE DE FIGURAS.....	9
ÍNDICE DE TABLAS.....	11
Capítulo I.....	12
Introducción.....	12
1.1. Antecedentes.....	13
1.1.1. Monitoreo de condición en la industria.....	13
1.1.2. Termografía infrarroja como método de monitoreo de condiciones en la industria.....	14
1.1.3. La termografía infrarroja aplicada al monitoreo de sistemas eléctricos y mecánicos.....	16
1.1.4. Sistemas de visión artificial con termografía aplicados al monitoreo de sistemas eléctricos y mecánicos.....	18
1.2. Justificación.....	19
1.3. Descripción del Problema.....	20
1.4. Hipótesis.....	21
1.5. Objetivos.....	21
1.6. Planteamiento General.....	22
Capítulo II.....	25
Fundamentación teórica.....	25
2.1. Sistema de Visión Artificial.....	25
2.1.1 Adquisición de la imagen.....	26
2.1.2 Procesamiento de la imagen.....	26
2.1.3 Extracción de información.....	26
2.1.4 Clasificación de información.....	26
2.2. Termografía Infrarroja.....	27
2.3. Procesamiento Digital de Imágenes.....	29
2.3.1. Segmentación.....	30
2.5. Análisis estadístico de características en imágenes termográficas.....	33
2.6. Análisis Discriminante Lineal, (Linear Discriminant, LDA).....	34

2.7.	Redes Neuronales Artificiales (ANN) .....	36
2.8.	Motor de Inducción Eléctrico .....	37
2.4.1.	Fallas en el motor de inducción .....	37
2.4.2.	Fallas en el motor de inducción y la cadena cinemática y la relación térmica .....	38
Capítulo III	.....	39
Metodología	.....	39
3.1.	Identificación de cadena cinemática .....	40
3.2.	Fallas estudiadas en el motor de inducción .....	43
3.3.	Fallas estudiadas en la caja de engranes .....	44
3.4.	Monitoreo y adquisición de imágenes termográficas de las condiciones del motor de inducción y cadena cinemática. ....	45
3.5.	Detección y extracción de características .....	46
3.5.1.	Detección de regiones de interés a partir de umbralización automática .....	47
3.5.2.	Detección de regiones de interés a partir de espacio a color RGB .....	47
3.5.3.	Detección de regiones de interés a partir de método de isoterma .....	48
3.5.4.	Extracción de características de la región segmentada de la imagen termográfica .....	49
3.6.	Identificación y clasificación. ....	49
3.7.	Detección y clasificación de fallas en el motor de inducción y la cadena cinemática .....	51
3.8.	Detección y clasificación de fallas en la caja de engranes .....	52
3.9.	Implementación de un sistema de bajo costo para la detección y clasificación de fallas en motor de inducción .....	54
Capítulo IV	.....	57
Resultados	.....	57
4.1.	Pruebas .....	57
4.2.	Resultados .....	61
4.2.1.	Resultados de la metodología para detectar y diagnosticar fallas en el motor de inducción y la cadena cinemática .....	61
4.2.2.	Resultados de la metodología para detectar y diagnosticar fallas en el motor de inducción y la cadena cinemática con imágenes en espacio a color RGB .....	64
4.2.3.	Resultados de la metodología para detección y clasificación de fallas en la caja de engranes .....	65
4.2.4.	Resultados de la implementación del sistema de bajo costo basado en termografía infrarroja para la detección y clasificación de fallas en motor de inducción. ....	68
4.3.	Discusión .....	70

Capítulo V .....	73
Conclusiones.....	73
Referencias. ....	75
Apéndice.....	80

Dirección General de Bibliotecas UAQ

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Planteamiento general para el desarrollo de un sistema de visión para el monitoreo de motores de inducción y su cadena cinemática mediante termografía infrarroja.....	23
Figura 2. Diagrama a bloques de un sistema de visión artificial.....	25
Figura 3. Espectro electromagnético.....	27
Figura 4. Imagen termográfica infrarroja.....	29
Figura 5. Sistema de coordenadas cartesiano que representa los colores RGB.....	32
Figura 6. Segmentación automática de una imagen en el espacio a color RGB.....	33
Figura 7. Partes que conforman a un motor de inducción eléctrica.....	37
Figura 8. Porcentajes de ocurrencia de fallas en motores de inducción.....	38
Figura 9. Diagrama general de la metodología desarrollada para el sistema de visión artificial para el monitoreo de fallas en motores de inducción eléctrica y la cadena cinemática.....	40
Figura 10. Banco de pruebas experimentales basado en una cadena cinemática.....	43
Figura 11. Fallas evaluadas de forma experimental en el motor de inducción: (a) 1 Barra rota (BRB), (b) Rodamiento dañado (BD) y (c) Desalineamiento (MAL).....	44
Figura 12. Condiciones propuestas para evaluar en la caja de engranajes: (a) sano (HTL), (b) 25%, (c)50% y (d) 75% de desgaste uniforme en el engrane.....	44
Figura 13. Matriz termal a partir de la imagen termográfica en escala de grises.....	46
Figura 14. Segmentación automática a partir del método de umbralización de Otsu.....	47
Figura 15. Segmentación automática a partir de espacio a color RGB.....	48
Figura 16. Segmentación automática a partir de método Isoterma.....	48
Figura 17. Diagrama a bloques empleado para el monitoreo y diagnóstico de fallas en motores de inducción y la caja de engranes de la cadena cinemática.....	50
Figura 18. Diagrama empleado para el monitoreo y diagnóstico de fallas en motores de inducción y la cadena cinemática, para la evaluación de cuatro condiciones: HTL, BRB, BD, MAL y desgaste uniforme del diente del engranaje de un sistema de transmisión de caja de engranajes.....	52
Figura 19. Metodología propuesta para identificar el desgaste uniforme del diente del engranaje de un sistema de transmisión de caja de engranajes.....	54
Figura 20. Metodología propuesta para el monitoreo de motores de inducción a partir de un sistema de bajo costo basado en termografía infrarroja.....	55

Figura 21. Sistema de bajo costo para identificar fallas en motores de inducción, (a) Sistema embebido termográfico de bajo costo y (b) Banco de pruebas experimental.....	56
Figura 22. Imágenes termográficas del sistema electromecánico para el análisis de fallas en el motor de inducción y cadena cinemática: (a) HTL, (b) 1 BRB, (c) BD, (d) MAL y (e) Falla en la caja de engranes.....	58
Figura 23. Imágenes termográficas para el monitoreo de la condición de engranajes en un sistema de transmisión de caja de engranajes: (a) HTL, y (b) 25%, (c) 50% y (d) 75% de desgaste uniforme en el engrane.....	60
Figura 24. Imágenes termográficas para el monitoreo de la condición en motor de inducción capturadas con un sistema embebido de bajo costo: (a) HTL, (b) BRB, (c) BD y (d) MAL	61
Figura 25. Graficas basadas en el comportamiento del calentamiento de la región de interés. (a) temperatura ( $\Delta T$ ) y (b) área de la región de interés (A).....	63
Figura 26. Imágenes termográficas segmentadas a partir de espacio a color RGB.....	64
Figura 27. Proyección de características, reducidas por LDA, que caracterizan la condición de la caja de cambios en el conjunto de datos de termografía infrarroja.....	66
Figura 28. Proyección resultante de las regiones de clasificación obtenidas durante la identificación del desgaste uniforme en los engranajes de la caja de cambios mediante el clasificador basado en ANN: a) procedimiento de entrenamiento y b) procedimiento de validación.....	68
Figura 29. Adquisición Raw-Data.....	68
Figura 30. Raw-Data para la interpretación de la imagen termográfica y el cálculo de la matriz de temperatura (termograma).....	69
Figura 31. Isotermas de las imágenes termográficas (a) HTL, (b) BRB, (c) BD y (d) MAL	69

## ÍNDICE DE TABLAS

	Página
Tabla 2.1. Características estadísticas de intensidad y temperatura real.....	33
Tabla 3.1. Placa de datos del motor de inducción eléctrica.....	41
Tabla 3.2. Características de la cámara termográfica infrarroja.....	41
Tabla 3.3. Estándar ASTM E1934-99a, 2010.....	52
Tabla 3.4. Características de cámara infrarroja térmica FLIR LEPTON®.....	55
Tabla 3.5. Características de unidad de procesamiento PC de bajo costo Raspberry Pi 3.....	55
Tabla 4.1. Segmentación automática a partir de métodos de umbralización Automático y morfología matemática.....	62
Tabla 4.2. Resultados obtenidos para la estimación de falla en el motor de inducción y la cadena cinemática.....	63
Tabla 4.3. Reglas para el clasificador basado en árbol de decisiones.....	64
Tabla 4.4. Matriz de confusión para el entrenamiento del clasificador ANN Con imágenes termográficas.....	67
Tabla 4.5. Matriz de confusión para la validación del clasificador ANN con imágenes termográficas.....	67
Tabla 4.6. Resultados obtenidos para la estimación de falla en el motor de inducción a partir del sistema de bajo costo basado en termografía.....	70

# Capítulo I

## Introducción

En la actualidad, una serie de cambios y transformaciones en las aplicaciones industriales derivado de los avances científicos-tecnológicos que acompañan al sector industrial, ha permitido mejorar, maximizar y optimizar la efectividad y disponibilidad de los procesos industriales, manteniéndose dentro de los mejores índices de costo, seguridad, tiempo y calidad.

En esta tesis se describe el desarrollo de un sistema de visión artificial para el monitoreo de motores de inducción y la cadena cinemática mediante termografía infrarroja. El trabajo se dividió en cinco capítulos, además de las secciones de Referencias y Apéndices. En el presente capítulo se presenta los Antecedentes, Hipótesis, Objetivos, Justificación y el Planteamiento General, que dieron origen a esta investigación. En el capítulo dos se presenta el estado de arte referente a termografía infrarroja, sistemas de visión artificial y esquemas de monitoreo y diagnóstico de fallos en motores de inducción eléctrica y la cadena cinemática, en este capítulo se incluyó la fundamentación teórica que sustentan el desarrollo y ayuda en la comprensión de este trabajo. En el capítulo tres se presenta la metodología para el desarrollo de un sistema de visión artificial para el monitoreo y diagnóstico de fallas en motores de inducción y la cadena cinemática. Los resultados y conclusiones quedaron descritos en el capítulo cuatro y cinco respectivamente. Por último, se incluye la sección de Apéndices donde se han incluido los artículos publicados en revistas indexadas JCR (Journal Citation Report), así como derechos de autor por desarrollo tecnológico.

## **1.1. Antecedentes**

### **1.1.1. Monitoreo de condición en la industria**

El monitoreo de condición es el proceso de monitoreo continuo u observación de la salud del sistema. Esto tiene como objetivo evitar averías no planificadas, mejorar la productividad, la eficiencia, la reducción de costos, aumentar la disponibilidad de los equipos y reducir los riesgos asociados (Goyal & Pabla, 2016). El monitoreo de condiciones permite la detección de problemas antes de un mal funcionamiento importante de las máquinas o componentes en la industria (Mohanty, 2014). La falla imprevista en las maquinarias, componentes o procesos industriales puede ocasionar accidentes graves y enormes pérdidas económicas, lo que garantiza el mantenimiento regular en la industria. En las industrias a gran escala, el costo de mantenimiento puede llegar al 40% del presupuesto total (Eti et al., 2006). Además de las pérdidas financieras, el mantenimiento deficiente de las maquinarias también puede causar contaminación ambiental y daños a las vidas humanas. Es por eso que un sistema eficiente de monitoreo de condición tiene como objetivo principal la detección de fallas en los componentes, máquinas y procesos industriales, mejorando así la calidad de los productos fabricados, reduciendo así el tiempo de inactividad y el costo de mantenimiento en la industria (Al-Habaibeh et al., 2002).

Se utilizan varias técnicas no destructivas (NDT) para el monitorio de condiciones en la industria, entre las que destacan: Análisis de Firma de Corriente del Motor, Motor Current Signature Analysis (MCSA), Señales Ultrasónicas, la Emisión Acústica y el Análisis de Firma de Vibraciones (Glowacz & Glowacz, 2017, Tiwari et al., 2017, Vishwakarma et al., 2017, Geetha & Nagarajan, 2018). Además, es bien sabido que la temperatura es un parámetro que se utiliza para indicar la salud estructural de las máquinas, componentes o procesos industriales (Epperly et al., 1997). Por lo tanto, el monitoreo de la temperatura en el sector industrial es sin duda alguna de las mejores condiciones a monitorear. Varios sistemas de medición de temperatura como termopares y detectores de temperatura por resistencia (RTD) son de tipo invasivos y no proporcionan una imagen visual del objeto bajo investigación (Touret et al., 2018). Sin embargo, una tecnología NDT que ha surgido para el monitoreo de condiciones en la industria es la termografía infrarroja, la cual permite ser un método alternativo, complementario y de ayuda en conjunto con la mayoría de las técnicas

probadas y usadas para el monitoreo en condiciones en la industria (Usamentiaga et al., 2014).

La termografía infrarroja es la ciencia que detecta la energía infrarroja emitida por un objeto, la convierte en temperatura aparente y muestra el resultado como una imagen infrarroja, el cual permite el monitoreo eficiente de la temperatura. La termografía infrarroja es una técnica no invasiva que permite realizar un análisis cualitativo, cuantitativo y que permite medir la temperatura de un cuerpo de forma remota. En general, las fallas asociadas con la distribución anormal de la temperatura pueden ser fácilmente detectadas por termografía infrarroja con anticipación, lo que permite el mantenimiento preventivo antes de la falla.

Un sistema de monitoreo de condiciones en la industria consiste en la instalación de sensores alrededor de la máquina para que se pueda recopilar y analizar la información relevante sobre el estado de salud de la máquina y a partir de esta, se tomen decisiones sobre el mantenimiento apropiado o las acciones correctivas que se deben seguir para que la máquina pueda realizar un funcionamiento correcto según sus objetivos de diseño original. Sin embargo, el principal inconveniente de los sistemas para el monitoreo de condición es la interpretación humana (Younus & Yang, 2012), debido a la experiencia que tienen el personal encargado de analizar la información. La automatización del proceso de detección y diagnóstico de fallas es una progresión lógica de las tecnologías para el monitoreo de condición. Un sistema de monitoreo de condición automático requiere sistemas inteligentes como técnicas de inteligencia artificial, algoritmos genéticos (GA), lógica difusa (FL), redes neuronales artificiales (ANN) y sistemas expertos capaces de diagnosticar fallas en las maquinarias y componentes industriales.

### **1.1.2. Termografía infrarroja como método de monitoreo de condiciones en la industria**

La temperatura es uno de los indicadores más comunes de la salud estructural de los equipos y componentes industriales. Las maquinarias defectuosas, las conexiones eléctricas corroídas, los componentes de materiales dañados, etc., pueden causar una distribución anormal de la temperatura. Hoy en día, una herramienta de monitoreo ampliamente aceptada por la industria es la termografía infrarroja, debido a que es una tecnología de inspección

NDT, no invasiva, sin contacto, realiza una medición rápida, confiable, precisa y que permite obtener una inspección de temperatura en tiempo real (Lahiri et al., 2012). Este tipo de tecnologías se aplica en donde la temperatura juega un papel crítico en el desempeño de algunos procesos o sistema industriales, permitiendo la detección temprana de fallas en los equipos, así como posibles defectos en las condiciones operativas ocurridas en los procesos industriales, reduciendo el tiempo de inactividad del sistema, fallas catastróficas y el costo de mantenimiento (Li et al., 2019).

El avance espectacular en las características de las cámaras infrarrojas que se ha unido a su reducción progresiva de costos ha ampliado el uso de esta técnica a muchas aplicaciones industriales que eran inviables hace solo unos años. Es por eso que, con la llegada de las nuevas generaciones de cámaras infrarrojas y núcleos de bajo costo, la termografía infrarroja se está convirtiendo en una técnica más accesible, precisa, confiable y rentable para el monitoreo de condiciones en la industria (Osornio-Rios, Antonino-Daviu & Romero-Troncoso, 2019). Permitiendo ser un método complementario y de ayuda en conjunto con las técnicas ya probadas y muy utilizadas para el monitoreo de condiciones en diversas aplicaciones como: la medicina, la manufactura, la ingeniería eléctrica, entre otras.

Diferentes metodologías que utilizan la termografía infrarroja como monitoreo son reportadas en la literatura, ejemplo de esto son: en el área de materiales como método para inspeccionar la calidad en el acero, plástico fibra de carbón, entre otros materiales (Badulescu et al. 2011, Fernandes et al. 2015, Usamentiaga y García, 2017); en el área de alimentos, se utiliza las imágenes termográficas para inspeccionar productos o alimentos como frutas (manzanas, peras, plátanos, fresas) o derivados de lácteos para que no presenten algún defecto para el consumo humano (Kim et al. 2014, Suesut et al., 2018, Hussain et al. 2018); la construcción es otro de los campos en donde se utiliza la termografía infrarroja para obtener la eficiencia de las condiciones térmicas en edificios, puentes y habitaciones residenciales (Fox en al. 2015, Kirimtat y Krejcar, 2018, Lucchi, 2018); en la medicina se utiliza para monitorear el cáncer de piel, pie diabético, detección en problemas en los ojos, tuberculosis, entre otros (Lahiri et al., 2017, Strakowska et al., 2018), y así un gran campo de aplicaciones utiliza termografía infrarroja. De esta forma, se puede observar diferentes áreas de aplicación de la termografía infrarroja, pero sin duda alguna este tipo de tecnologías se

utiliza más en la industria, para el mantenimiento preventivo y predictivo de sistemas eléctricos y mecánicos, en donde parte de esta investigación tiene su aplicación.

### **1.1.3. La termografía infrarroja aplicada al monitoreo de sistemas eléctricos y mecánicos.**

Las fallas prematuras de los equipos industriales a menudo resultan en pérdida de producción, mayores costos operativos, clientes insatisfechos y pérdidas de ganancias. El Standard for Infrared Inspection of Electrical System & Rotating Equipment reportó que más del 30% de pérdidas totales en la industria se debieron a problemas eléctricos y mecánicos. Los sistemas eléctricos y mecánicos pueden tener problemas sin previo aviso. Sin embargo, la falla del equipo es precedida frecuentemente por un período considerable de aumento de calor en los diversos componentes del sistema. Si el aumento de calor se detecta a tiempo, la condición puede corregirse antes de que falle el equipo. Además, el monitoreo de las condiciones en sistemas eléctricos y mecánicos con termografía infrarroja tienen como objetivo la prevención de fallas imprevistas, maximizar la disponibilidad de equipos, la reducción de peligros asociados y el incremento de tiempo de vida del equipo (Bagavathiappan et al., 2013).

Hoy en día la termografía infrarroja ha tomado un rol muy importante en los programas de mantenimiento preventivo y predictivo en la industria (Stoynova y Bonev, 2017), ya que es bien entendido que la vida de los equipos eléctricos se reduce drásticamente con el incremento de la temperatura, además que se ve afectado el incremento de consumo energético, por tal motivo, monitorear las condiciones usando termografía infrarrojas puede revelar la presencia de alguna anomalía en los equipos, ya que estas anomalías normalmente se ve reflejada en las condiciones térmicas de los equipos (López-Pérez y Antonino-Daviu, 2017).

Para el análisis en la inspección de sistemas eléctricos y mecánicos por medio de termografía infrarroja se utilizan diferentes técnicas que van desde un análisis manual, software comercial, procesamiento de imágenes e implementación de sistemas de visión para identificar fallas de manera automática. Muchas de las inspecciones que se realizan al monitorear temperatura con cámaras termográficas infrarroja, lo hacen mediante un

diagnóstico manual o se apoyan con un software comercial y a partir del conocimiento y experiencia del inspector determinan un reporte de las condiciones del equipo (Cazacu et al., 2017). Algunos de estos trabajos reportados en la literatura, se enfocan al monitoreo de fusibles, cables, interruptores, motores eléctricos, transformadores, subestaciones, entre otros, utilizando personal capacitado, experimentado y con apoyo de un software comercial, haciendo que la inspección mediante termografía infrarroja se vuelva dependiente de personal calificado, ya que una mala interpretación de información puede derivar en un diagnóstico ineficiente y en una mala toma de decisiones que pueden afectar a los equipos industriales (Huda y Taib, 2013, Munteanu et al., 2018, Osorno-Rios et al., 2019).

Hoy en día se desarrollan sistemas para el monitoreo de las condiciones térmicas en equipos eléctricos y mecánicos usando termografía infrarroja, en donde a partir de métodos de procesamiento de imágenes realizan divisiones o particiones que identifican los puntos calientes de las imágenes termográficas. Es por eso, que la aplicación de técnicas de procesamiento de imágenes es aplicable a termografía infrarroja, desde un pre-procesamiento, hasta métodos para obtener una segmentación automática (Herrera-Arellano et al., 2017). En la literatura se han reportado diferentes trabajos que detectan las regiones de interés de imágenes termográficas aplicadas a sistemas electromecánicos a partir de una segmentación, ejemplo de ello es el trabajo de Jadin et al. (2015) que presentaron un método semiautomático para encontrar los puntos calientes en termografías infrarrojas de fusibles eléctricos, esto a partir de un método de evaluación cuantitativo en donde aprovechan la combinación de métodos top-down y bottom-up de procesamiento de imágenes. Wronkowicz (2016) monitoreo las líneas de transmisión eléctrica con termografía infrarroja y propuso un enfoque para la selección automatizada de un valor umbral para la segmentación de imágenes. Mientras que Suguna et al. (2016) propuso un método Otsu para umbralizar automáticamente los puntos calientes en motores eléctricos. Haider et al. (2018) capturaron imágenes térmicas de algunos equipos eléctricos y las convirtieron al modelo de imagen HSV para su posterior procesamiento, utilizando métodos de umbral automático, incluidos Roberts y Prewitt para imágenes térmicas de paneles solares defectuosos y otros equipos eléctricos. Como se menciona en los trabajos anteriores, las metodologías que utilizan el procesamiento de imágenes aplicadas a termografía infrarroja tienen como dependencia a un personal experto o con conocimiento en el área de procesamiento de imágenes. Con el avance de la

ciencia y la tecnología, metodologías basadas en sistemas de visión artificial con termografía infrarroja han venido en desarrollo en los últimos años, y son implementadas como herramienta para obtener un diagnóstico automático o semiautomático en sistemas eléctricos y mecánicos.

#### **1.1.4. Sistemas de visión artificial con termografía aplicados al monitoreo de sistemas eléctricos y mecánicos.**

Los sistemas de visión artificial están compuestos por un análisis de procesamiento de imagen que detecta los puntos calientes, en donde a partir de una segmentación de imagen, se extrae la información requerida de la imagen, para su análisis y aplicando algoritmos inteligentes obtener un diagnóstico y clasificación automática (Chou y Yao 2009, Almeida et al. 2009, Huda et al. 2012). Diferentes trabajos reportan un sistema de visión en donde de forma manual o automático aplican métodos de procesamiento de imagen para determinar las regiones calientes, entre los cuales se aplican el método de umbralización, métodos estadísticos, entre otros (Huda y Taib 2013a, Cui et al. 2013, Huda y Taib 2013b), después implementar algún algoritmo inteligente que clasifica la falla de forma automática, entre los cuales aplican Redes Neuronales (MLP), Support Vector Machine (SVM), Lógica Difusa, entre otros (Jadin et al. 2014, Ahmed et al. 2015, Zou y Huang 2015). Las metodologías mencionadas anteriormente solamente realizan sistemas semiautomáticos ya que no cumplen los puntos importantes que describen a un sistema de visión, los cuales son: adquisición, preprocesamiento, segmentación, extracción de información y clasificación (Cuevas et al. 2012). Como se ve en la literatura reportada, la gran mayoría no realiza una segmentación automática de las imágenes termográficas. También no integran en un sólo sistema los cuatro módulos del sistema de visión, es así que, hasta el momento, no se ha reportado metodologías que integren o desarrollen un sistema inteligente de visión artificial para fallas en motores de inducción y la cadena cinemática, que realice todos los procesos de manera automática y que tenga la capacidad de clasificar diferentes tipos de fallas a partir de imágenes termográficas. Además, la mayoría de aplicaciones de este tipo de sistemas semiautomáticos se presentan en el monitoreo de las condiciones de sistemas eléctricos como interruptores, conductores eléctricos, capacitores, sub-estaciones eléctricas, fusibles, transformadores, entre otros. Sin embargo, se han reportado en la literatura pocos trabajos donde propongan sistemas de visión artificial o realicen procesamiento de imágenes para la detección de puntos calientes o regiones de interés para el monitoreo de condiciones térmicas de motores de inducción y la

cadena cinemática, siendo estos uno de los equipos que cubre un amplio rango en las diferentes aplicaciones industriales y en donde este trabajo de investigación tiene su enfoque.

## **1.2. Justificación**

El monitoreo de las condiciones de los motores de inducción eléctrica es esencial, ya que a partir de una buena inspección y monitoreo es posible diagnosticar y predecir posibles fallas que en este tipo de máquinas puedan presentar, además que en la literatura se reportan diferentes fallas silenciosas que afectan a la máquina, si bien este tipo de fallas no tienen repercusiones directas, si causan problemas secundarios al motor, causando una eficiencia menor en el desempeño, así como un calentamiento, haciendo que el consumo de la energía eléctrica se aumente provocando pérdidas económicas y provocando una mala calidad de la energía, además de afectar a otros elementos de la máquina, por tal motivo el monitoreo del comportamiento térmico del equipo puede brindar información necesaria para la prevención y predicción de las fallas. La termografía infrarroja se ha convertido en una importante herramienta para la inspección de condiciones térmicas en motores de inducción eléctrica y la cadena cinemática.

Es vital la interpretación correcta de la información que la termografía infrarroja brinda, ya que, a partir de esta, es posible determinar un eficiente análisis, y una correcta prevención y predicción de fallas en los motores de inducción y la cadena cinemática. Ya que usualmente las imágenes termográficas se obtienen de forma manual y la falla se clasifica de acuerdo a un nivel de prioridad, esto causa mucho tiempo invertido para procesar la información, así como esfuerzos humanos (horas-hombre) generando posibles errores en la interpretación de información, teniendo como dependencia personal capacitado y experto que realice estos trabajos. Es por eso que un sistema de visión artificial puede ser más certero y preciso para el monitoreo, diagnóstico, estimación de la severidad y prevención de fallas en los motores de inducción eléctrica y la cadena cinemática, logrando que el sistema pueda ser operado, incluso, por personal no experimentado o experto ya que el sistema trabaja de forma automática.

Por lo que sería importante contar con una metodología que a partir de imágenes termográficas y basado en métodos de procesamiento de imágenes se segmente

automáticamente las regiones de interés y se extraigan parámetros representativos medidos en temperatura, para que con la implementación de algoritmos inteligentes obtener una clasificación de fallas en el motor de inducción y la cadena cinemática, debido al impacto que tienen estas máquinas en las diversas aplicaciones industriales.

### **1.3. Descripción del Problema**

Hoy en día, muchos de los procesos industriales no le dan la importancia al monitoreo de temperatura de sus equipos o desconocen de los diferentes métodos que en la actualidad existen. Esto trae como consecuencia tiempos muertos por paro del proceso, accidentes, o incluso pérdidas de energía eléctrica generando aumentos económicos en la facturación del consumo eléctrico. Otro punto importante es que la mayoría de métodos de medición que se utilizan en la industria son invasivos para el proceso, resultando un tanto peligroso las condiciones de monitoreo si el equipo se encuentra en operación. Además, otra problemática que se tiene, es que cuando se realiza el monitoreo de condiciones en los motores de inducción, no se toma en cuenta el impacto que la cadena cinemática puede causar al sistema electromecánico. En la literatura se reportan diferentes fallas que se producen por un desempeño deficiente o una mala interconexión, así también como el desgaste de elementos que conforman la cadena cinemática, teniendo repercusiones directas en los motores de inducción y afectando el desempeño de la máquina.

En la actualidad algunos de los procesos industriales, centros de investigación, plantas generadoras de energía, etc. utilizan la termografía infrarroja para monitorear las condiciones térmicas de los equipos eléctricos. Sin embargo, uno de los problemas que se puede observar al aplicar este tipo de tecnologías, es que el técnico o personal capacitado que realiza las pruebas, obtiene un diagnóstico partiendo directamente de la imagen termografía infrarroja y en base a su experiencia o con ayuda de un software comerciales realizan un análisis y diagnóstico, evaluando así, el grado o condición de falla que pueda presentar el equipo, teniendo como dependencia a gente calificada ya que un análisis determinado puede presentar errores o una mala interpretación de información si este se realiza por personal no capacitado, haciendo que se vuelva muy complicada la inspección de los motores de inducción cuando en el programa de mantenimiento se tienen cientos de estos equipos para analizar.

Con el avance de la investigación y la tecnología, se han desarrollado metodologías que implementan técnicas de procesamiento de imagen para determinar los puntos calientes o regiones de interés en imágenes termográficas aplicadas a sistemas eléctricos, sin embargo no realizan una segmentación automática, además de que al extraer las regiones de interés, el análisis que realizan lo hacen bajo los valores de intensidad de la imagen termográfica y no con la matriz de temperaturas que se obtiene de la termografía infrarroja el cual brinda una mayor información, también se integran algoritmos inteligentes para clasificar el estado del equipo, pero solamente pueden determinar si el equipo está trabajando normalmente o presenta daño, no realizan una clasificación de diferentes tipos de fallas que se pueden presentar, además que la gran mayoría de metodologías no integran en sus metodologías el monitoreo, la extracción y la clasificación de fallas de forma automática. Teniendo así un campo de investigación para el desarrollo de sistemas de visión aplicados al monitoreo y detección de fallas en motores de inducción y la cadena cinemática.

#### **1.4. Hipótesis**

Con el desarrollo apropiado de un sistema de visión artificial basado en imágenes termográficas y en un análisis de condiciones térmicas en el motor de inducción, es posible el monitoreo, clasificación y diagnóstico de forma automática de fallas que se puedan presentar en el motor de inducción y la cadena cinemática.

#### **1.5. Objetivos**

Desarrollar un sistema de visión artificial aplicando métodos de procesamiento de imágenes y algoritmos inteligentes para el monitoreo y diagnóstico de fallas en motores de inducción y la cadena cinemática a partir de termografía infrarroja.

Para lograr el objetivo propuesto para esta tesis se ha considerado los siguientes objetivos particulares:

- Realizar una revisión de técnicas de procesamiento de imágenes que se han empleado para el monitoreo y diagnóstico de fallas en sistemas electromecánicos a partir de análisis de imágenes termográficas.

- Desarrollar metodologías en base termografía infrarroja y métodos de procesamiento de imágenes, para el monitoreo de puntos calientes o regiones de interés producidas por fallas en motores de inducción y la cadena cinemática, a través de una segmentación automática.
- Extraer parámetros térmicos representativos de la región de interés segmentada, a partir del termograma y métodos estadísticos, para la evaluación y análisis del comportamiento térmico producido por las condiciones de operación del sistema electromecánico.
- Revisar e implementar algoritmos y técnicas inteligentes de clasificación a partir de los parámetros representativos y que puedan ser integradas en metodologías de monitoreo y diagnóstico para la clasificación automática de fallas producidas en motores de inducción y la cadena cinemática.
- Aplicar el sistema de visión artificial a los siguientes casos de estudio que se propone para este trabajo de investigación y que se presentan en motores de inducción y la cadena cinemática: balero dañado, rotor dañado, desalineamiento mecánico, desbalance mecánico y fallas en la caja reductora de velocidad.
- Implementar un sistema de bajo costo que permita monitorear, extraer y diagnosticar las condiciones térmicas en motores de inducción a partir de termografía infrarroja.

## **1.6. Planteamiento General**

La propuesta para el desarrollo de un sistema de visión para el monitoreo y diagnóstico de fallas en motores de inducción y la cadena cinemática se muestra en el diagrama de la Figura 1, en el cual se pueden apreciar las diferentes etapas que se deben atender.

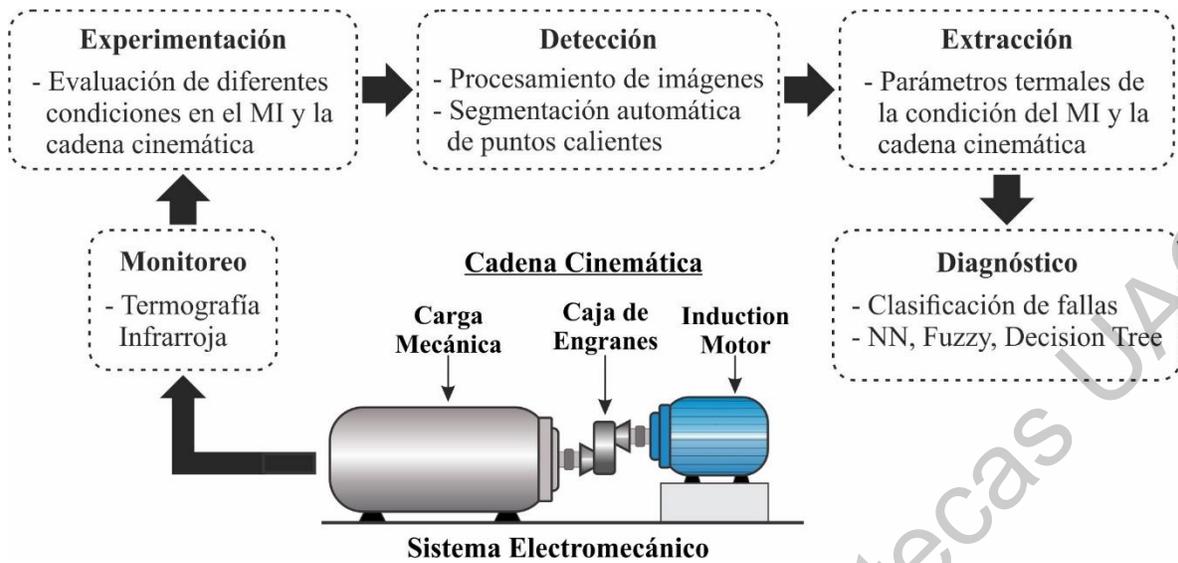


Figura 1. Planteamiento general para el desarrollo de un sistema de visión para el monitoreo de motores de inducción y su cadena cinemática mediante termografía infrarroja.

- Monitoreo, se utilizará la tecnología de la termografía infrarroja para obtener imágenes termográficas, que describen las condiciones térmicas provenientes de la operación a las cuales estará sometido el sistema electromecánico a evaluar.
- Experimentación, se estudiarán diferentes condiciones en el motor de inducción y la cadena cinemática para ser evaluadas a partir de las condiciones térmicas y mediante imágenes termográficas.
- Detección, se proponen metodologías basadas en métodos de procesamiento de imágenes para la detección de las regiones de interés (puntos calientes) de las imágenes termográficas de forma automática.
- Extracción, a partir de las regiones de interés se extraerán parámetros que describan las condiciones térmicas de las diferentes condiciones en las que estará sometido el sistema electromecánico a evaluar.
- Diagnóstico, la condición de estado del sistema electromecánico estará descrita por los parámetros extraídos durante el proceso, estos parámetros serán evaluados mediante algoritmos inteligentes de clasificación para establecer la condición bajo

cual se encuentra. Así, en esta etapa se buscará detectar y clasificar fallas presentes en motores de inducción y la cadena cinemática.

Dirección General de Bibliotecas UAQ

# Capítulo II

## Fundamentación teórica

El desarrollo de un sistema de visión artificial para el monitoreo de fallas en motores de inducción y la cadena cinemática a partir de termografía infrarroja, requiere del conocimiento de varias herramientas teóricas de diversas disciplinas de la ingeniería. Por lo tanto, en este capítulo se presentan aspectos teóricos relacionados con la implementación y desarrollo del sistema de visión artificial propuesto en esta tesis.

### 2.1. Sistema de Visión Artificial

Según la Asociación de Imágenes Automatizadas (AIA), la visión artificial abarca todas las aplicaciones industriales y no industriales en las que una combinación de hardware, software y la implementación de métodos de procesamiento de imágenes (que se ocupa del pre-procesamiento y segmentación de la imagen), así como extracción y clasificación de información, en la Figura 2 se observa un diagrama a bloques de cómo se compone un sistema de visión artificial.

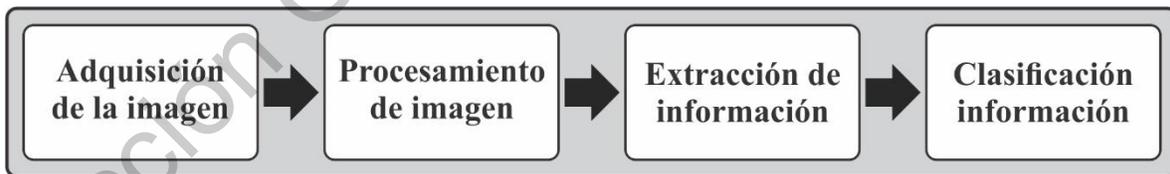


Figura 2. Diagrama a bloques de un sistema de visión artificial.

Por lo tanto, aunque la visión por computadora ciertamente se preocupa por el procesamiento de imágenes, estas imágenes son solo la materia prima de una ciencia mucho más amplia que, en última instancia, se esfuerza por emular las capacidades perceptuales del hombre y, tal vez, arrojar algo de luz sobre la manera en que con el que logra su iteración increíblemente adaptativa y robusta con su entorno.

### **2.1.1 Adquisición de la imagen**

Una imagen digital es producida por sensores digitales presentes en cámaras y otros dispositivos digitales que generan una imagen bidimensional (2D), es decir, un conjunto de  $N \times M$  píxeles o colores o intensidades de un cierto valor que representan el espacio que se quiere analizar.

Dependiendo de la aplicación que se quiera implementar usando visión artificial, diferentes tipos de imágenes digitales se utilizan en base a las necesidades de la aplicación: termografía infrarroja, radiografía, topográficas, microscopia, tomografía, entre otras.

### **2.1.2 Procesamiento de la imagen**

En esta etapa se aplican un conjunto de técnicas de pre-procesamiento y procesamiento de imágenes, a las imágenes digitales con el objetivo de mejorar la calidad o facilitar la búsqueda de información a partir de una segmentación. El procesamiento puede incluir funciones para modificar la luminosidad y el contraste, para reescalar la imagen, los niveles de color, las curvas, la binarización, el desenfoque, etc.

### **2.1.3 Extracción de información**

Se aplica una serie de algoritmos para extraer información de la región de interés de la imagen digital para el análisis. Podemos reconocer en la imagen ciertos patrones que describen la imagen.

### **2.1.4 Clasificación de información**

La clasificación tiene como objetivo clave predecir etiquetas de salida o respuestas de naturaleza categórica para los datos de entrada en función al modelo obtenido con la extracción de información. Las etiquetas de salida aquí también se conocen como clases o las etiquetas de clase son de naturaleza categórica, lo que significa que son valores no ordenados y discretos. Por lo tanto, cada respuesta de salida pertenece a una clase o categoría discreta específica.

## 2.2. Termografía Infrarroja

Todos los objetos con temperaturas superiores a 0 K (es decir,  $-273\text{ }^{\circ}\text{C}$ ) emiten radiación electromagnética en la región infrarroja del espectro electromagnético. La radiación infrarroja (longitud de onda en el rango de  $0.75\text{--}1000\text{ }\mu\text{m}$ ) se coloca entre las longitudes de microondas y parte visible del espectro electromagnético (Figura 3). Este amplio rango se puede subdividir en infrarrojo cercano ( $0.76\text{--}1.5\text{ }\mu\text{m}$ ), infrarrojo medio ( $1.5\text{--}5.6\text{ }\mu\text{m}$ ) o infrarrojo lejano ( $5.6\text{--}1000\text{ }\mu\text{m}$ ).

El dispositivo básico para aplicar la técnica IRT es la cámara infrarroja. Esto se basa en un detector que captura la energía infrarroja emitida por el objeto. Este proceso es posible gracias a un sistema óptico que enfoca la radiación en el detector, que entrega los datos a un sensor electrónico para procesar la imagen. El sensor convierte los datos en una imagen que se puede visualizar con un monitor estándar. Se han desarrollado diferentes tipos de cámaras a lo largo de los años, cada una empleando diferentes tipos de detectores infrarrojos (térmicos, semiconductores) y otros elementos (sistema óptico, electrónica, etc.) (Gupta et al. 2007).

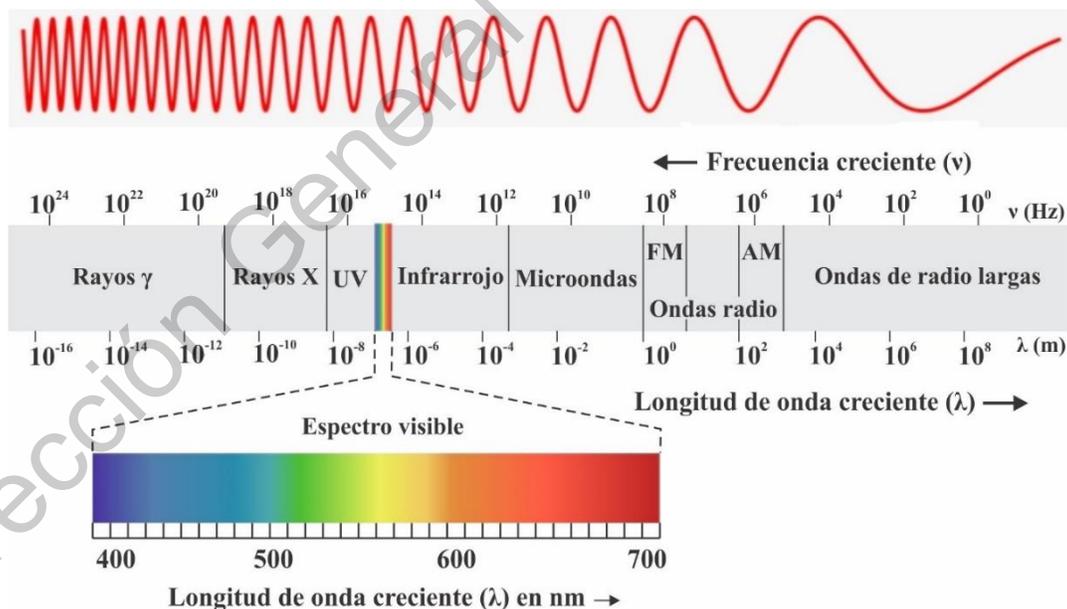


Figura 3. Espectro electromagnético

Las cámaras termográficas infrarrojas absorben la radiación emitida por un cuerpo con un método sin contacto, y a partir de la ley de Stefan-Boltzmann obtiene la temperatura del

cuerpo (Huda y Taib, 2013a). La cámara mide una temperatura aparente que debe corregirse con la emisividad superficial.

La potencia radiante máxima que puede emitir cualquier objeto depende solo de la temperatura del objeto con la radiación térmica. El espectro de radiación emitido por una superficie con una temperatura  $T$  y una longitud de onda  $\lambda$  está dada por la ley de Planck.

$$M(\lambda, T) = \frac{C_1}{\lambda^5 \left[ \exp\left(\frac{C_2}{\lambda T}\right) - 1 \right]} \quad (2.1)$$

Donde  $M(\lambda, T)$  es la potencia irradiada por un cuerpo negro por unidad de superficie ( $W m^{-2} \mu m^{-1}$ ),  $T$  es la temperatura absoluta de la superficie ( $K$ ),  $\lambda$  es la longitud de onda de la radiación ( $\mu m$ ),  $C_1$  y  $C_2$  son la primera y segunda constante de radiación respectivamente.

La longitud máxima de la onda de transmisión se encuentra localizando en la vía máxima de la condición. Esto lleva a la ley de desplazamiento de Wien.

$$\lambda_{max} * T = 2897.8 \mu m K \quad (2.2)$$

La emisión espectral de una fuente de cuerpo negro se calcula con la ley de Stefan-Boltzmann.

$$M_{BB}(\lambda, T) = \int_0^{\infty} M_{\lambda}(T) d\lambda = \frac{\sigma T^4}{\lambda} \quad (2.3)$$

Donde  $M_{BB}(\lambda, T)$  esta dado en ( $W m^{-2} \mu m^{-1}$ ),  $T$  es la temperatura absoluta ( $K$ ),  $\sigma$  es la constante de Stefan-Boltzmann ( $\sigma = 5.676 \times 10^{-8} W m^{-2} K^{-4}$ ) y  $\lambda$  es la longitud de onda fija ( $\mu m$ ).

Además, la emisividad de una superficie representa la relación entre la radiación emitida por la superficie a una temperatura dada y la radiación emitida por un cuerpo negro a la misma temperatura. La emisividad de una superficie ( $\epsilon$ ) varía entre 0 y 1.

Para estimar la emisividad espectral hemisférica, se aplica la longitud de onda y la dirección promedio. La emisividad de una superficie a una longitud de onda dada puede ser diferente

a diferentes temperaturas, ya que la distribución espectral de la radiación emitida cambia con la temperatura (Vollmer & Möllman, 2010, Baranski & Polak, 2011).

$$\varepsilon(\lambda, T) = \frac{M(\lambda, T)}{M_{BB}(\lambda, T)} \quad (2.4)$$

La termografía infrarroja es el arte de transformar una imagen infrarroja en una radiométrica, lo que permite leer los valores de temperatura de la imagen (Figura 4). Por lo tanto, cada píxel en la imagen radiométrica es, de hecho, una medición de temperatura. Para hacer esto, se incorporan algoritmos complejos en la cámara termográfica. Esto hace que la cámara termográfica sea una herramienta perfecta para aplicaciones industriales.

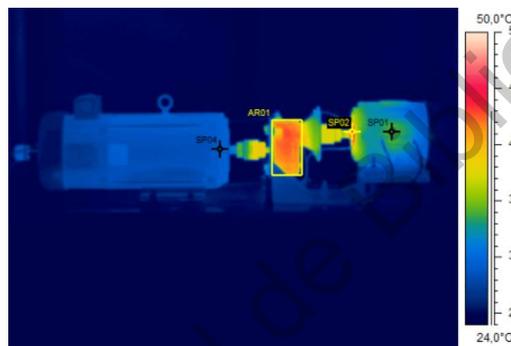


Figura 4. Imagen termográfica infrarroja.

### 2.3. Procesamiento Digital de Imágenes

El procesamiento digital de imágenes puede definirse como el tratamiento y extracción de información mediante computadora. Las imágenes que se tratan en el procesamiento comprenden cualquier tipo de imagen captada en cualquier área del espectro electromagnético.

Una imagen puede definirse como una función bidimensional que cuantifica la intensidad de luz y generalmente es representada como  $I(x, y)$ , donde el valor de la intensidad se obtiene por el indexado de las coordenadas  $x$  e  $y$ . El modelo más común de representación de una imagen es por medio de la siguiente matriz (Cuevas et al., 2012).

$$I(x, y) = \begin{bmatrix} I(1,1) & \cdots & I(n, 1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ I(1, m) & \cdots & I(n, m) \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Donde  $n$  corresponde al ancho de la imagen, mientras  $m$  corresponde a lo alto de la imagen. Uno de los métodos muy utilizado en el procesamiento de imágenes es la segmentación ya que permite la extracción de información.

### 2.3.1. Segmentación

La segmentación de imágenes se define generalmente como la división de una imagen en regiones constituyentes que no se traslapan, que es homogéneo con respecto a ciertas características, como la intensidad, la textura u otras características. La segmentación se puede hacer manualmente o automáticamente. Existen diferentes métodos de procesamiento de imágenes para obtener la segmentación, en donde puede ser por intensidad, contorno, umbralizado, etc. (Haralick & Shapiro, 1985, Soille, 2002).

- Segmentación por umbralización

La segmentación por umbralización se puede hacer manualmente o automáticamente. Los métodos de obtención de umbral que están basados en seleccionar el punto bajo entre dos picos de un histograma usan el concepto que los píxeles correspondientes a objetos y píxeles correspondientes al fondo, tiene niveles de medios diferentes, y son números aleatorios dibujados de una de dos distribuciones normales.

Este método aplicado a imágenes termográficas consiste en que a partir de una termografía infrarroja original  $I(x, y)$  se separan las regiones calientes del fondo de la imagen. Para esto se propone un valor de umbralización (thresholding)  $T$  y se umbraliza la imagen.

$$G(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } I(x, y) > T \\ 0 & \text{si } I(x, y) \leq T \end{cases} \quad (2.6)$$

Donde  $T$  es el valor de umbralización propuesto,  $I$  representa la zona de la región de interés o caliente, en imágenes de escala de grises el valor es de 255,  $0$  representa el fondo de la imagen y  $G(x, y)$  representa el resultado de la umbralización.

Es posible realizar una umbralización automática, a partir de técnicas que se representan por métodos estadísticos, en donde se calcula la media y la varianza de la región caliente u objeto y la del fondo de la imagen, a continuación, se describen las ecuaciones representativas para

la obtención de estos parámetros, a partir de la distribución de intensidades obtenidas con el histograma.

$$n = \sum_{i=0}^{255} n_i \quad (2.7)$$

$$p_i = \frac{n_i}{n} \quad (2.8)$$

Donde  $n_i$  es la frecuencia absoluta de nivel de gris  $i$  en la imagen,  $i$  va de 0 hasta 255,  $n$  es el número total de píxeles en la imagen y  $p_i$  es la frecuencia relativa del nivel de gris  $i$  en la imagen.

Una vez que se ha determinado la distribución de intensidades de la imagen  $I(x, y)$ , se calculan la probabilidad acumulativa a partir de un parámetro de umbral propuesto  $T$ .

$$P_o = \sum_{i=0}^T p_i \quad (2.9)$$

$$P_f = \sum_{i=T+1}^{255} p_i \quad (2.10)$$

A partir de la probabilidad acumulativa del objeto  $P_o$  y del fondo de la imagen  $P_f$ , se determinan los parámetros estadísticos como lo son la media y la varianza del objeto y del fondo de la imagen respectivamente.

$$\mu_o = \frac{1}{P_o} \sum_{i=0}^T i * p_i \quad (2.11)$$

$$\mu_f = \frac{1}{P_f} \sum_{i=T+1}^{255} i * p_i \quad (2.12)$$

$$\sigma_o^2 = \sum_{i=0}^T (i - \mu_o)^2 \frac{p_i}{P_o} \quad (2.13)$$

$$\sigma_f^2 = \sum_{i=T+1}^{255} (i - \mu_f)^2 \frac{p_i}{P_f} \quad (2.14)$$

Donde  $\mu_o$  es la media de la distribución de intensidades del objeto,  $\mu_f$  es la media del fondo de la imagen,  $\sigma_o^2$  es la varianza de la dispersión de los niveles de grises del objeto y  $\sigma_f^2$  es la varianza del fondo de la imagen.

Ya que se obtuvieron los parámetros estadísticos, se aplica método de Otsu para obtener la segmentación de forma automática (Otsu, 1979). La función de este método es lograr encontrar el valor de umbralización óptimo ( $T_{opt}$ ) que mejor se adapte a la termografía infrarroja.

$$T_{opt} = \arg \max \left\{ \frac{P_o[1 - P_o][\mu_f - \mu_o]^2}{[P_o\sigma_f^2] + [1 - P_o]\sigma_o^2} \right\} \quad (2.15)$$

- Espacio de Color RGB

El espacio RGB está basado en el sistema de coordenadas cartesiano en donde los colores son puntos definidos por vectores que se extienden desde el origen, en donde el negro está en el origen y el blanco está ubicado en la esquina opuesta al origen (Figura 5).

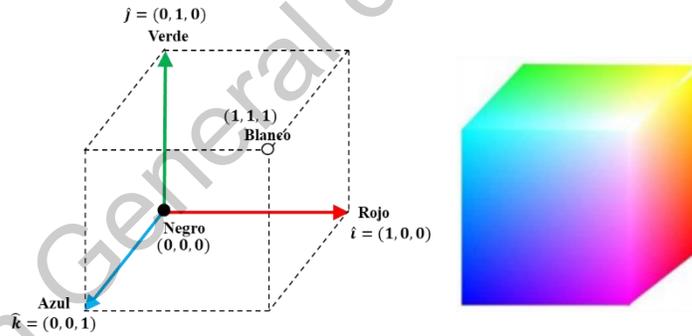


Figura 5. Sistema de coordenadas cartesiano que representa los colores RGB.

El color de un pixel  $p$  se escribe como una combinación lineal de los vectores base de verde (Green), rojo (Red) y azul (Blue), RGB.

$$p = r_p \hat{i} + g_p \hat{j} + b_p \hat{k} \quad (2.16)$$

en donde  $r_p$ ,  $g_p$  y  $b_p$  son los componentes de rojo, verde y azul, respectivamente. La orientación y magnitud de un vector de color ( $\hat{i}$ ,  $\hat{j}$  y  $\hat{k}$ ) define la cromaticidad e intensidad del color, respectivamente (Garcia-Lamont et al., 2018).

La segmentación de una imagen en espacio a color RGB se hace al agrupar los colores empleando la cromaticidad de los colores de cada pixel de la imagen como se muestra en el diagrama a bloques de la Figura 6.

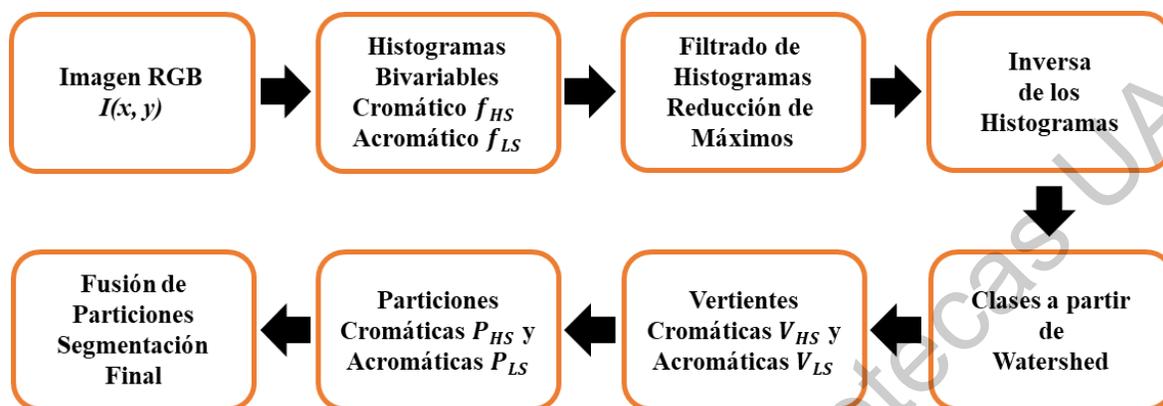


Figura 6. Segmentación automática de una imagen en el espacio a color RGB.

## 2.5. Análisis estadístico de características en imágenes termográficas

Las imágenes térmicas tienen varias características que pueden distinguir entre varias clases. Esas características se pueden subdividir en cuatro categorías, a saber, características de intensidad basadas en componentes, características basadas en histograma de primer orden y por medición de temperatura por medio de matriz termal (Gadkari, 2004, Albrechtsen, 2008). En el proceso de clasificación de imágenes térmicas, las características estadísticas de las imágenes termográficas son útiles para clasificar la condición de los equipos eléctricos (Tabla 2.1).

Tabla 2.1. Características estadísticas de intensidad y temperatura real.

Característica	Intensidades	Temperaturas	
<b>Valor Máximo</b>	$m\acute{i}x[G(x, y)]$	$m\acute{a}x[M(i, j)]$	(2.17)
<b>Valor Míximo</b>	$m\acute{i}n [G(x, y)]$	$m\acute{i}n [M(i, j)]$	(2.18)

<b>Promedio</b>	$\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n G(x, y)}{m * n}$	$\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n M(i, j)}{m * n}$	(2.19)
<b>Media(<math>\mu</math>)</b>	$\sqrt{\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n I(x, y)}{m * n}}$	$\sqrt{\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n M(i, j)}{m * n}}$	(2.20)
<b>Desviación estándar (<math>\sigma</math>)</b>	$\sqrt{\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n [I(x, y) - \mu]^2}{m * n}}$	$\sqrt{\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n [M(i, j) - \mu]^2}{m * n}}$	(2.21)
<b>Energía</b>	$\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n I(x, y)^2}{m * n}$	$\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n M(i, j)^2}{m * n}$	(2.22)
<b>Entropía</b>	$\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n I(x, y) * [-\log I(x, y)]}{m * n}$	$\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n M(i, j) * [-\log M(i, j)]}{m * n}$	(2.23)
<b>Skewness</b>	$\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n [I(x, y) - \mu]^3}{m * n * \sigma^2}$	$\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n [M(x, y) - \mu]^3}{m * n * \sigma^2}$	(2.24)
<b>Curtosis</b>	$\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n [I(x, y) - \mu]^4}{m * n * \sigma^4}$	$\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n [M(x, y) - \mu]^4}{m * n * \sigma^4}$	(2.25)

donde  $x = 1, 2, \dots, m$  y  $y = 1, 2, \dots, n$  y  $G(x, y)$  es la imagen segmentada con componentes solamente y el fondo como negro y  $M(i, j)$  es la matriz termal que representa a la imagen termográfica (Huda & Taib, 2013, Dutta et al., 2018).

## 2.6. Análisis Discriminante Lineal, (Linear Discriminant, LDA)

Con respecto al monitoreo de la condición en motores de inducción y la cadena cinemática, la estimación de un conjunto significativo de características juega un papel importante en la determinación de la ocurrencia de fallas. Sin embargo, aunque se puede estimar un conjunto de características de alta dimensión para evaluar la condición real de los sistemas electromecánicos, el cálculo de información no útil y correlacionada es inevitable. Por lo tanto, las técnicas de reducción de dimensionalidad juegan un papel importante en la

reducción de conjuntos de características de alta dimensión y también para eliminar dicha información no significativa y correlacionada que puede conducir a bajos rendimientos durante la evaluación de la condición (Tharwat et al., 2017). Dado que la técnica LDA es una técnica supervisada, su consideración en los esquemas de monitoreo de condición es adecuada debido al hecho de que puede enfrentar problemas de múltiples clases; además, a través de LDA se reduce un espacio de características n-dimensional original, con el objetivo de maximizar al máximo la separación lineal entre las clases consideradas.

De hecho, dicha reducción dimensional se realiza por medio de una transformación lineal, donde el espacio de baja dimensión resultante representa una combinación lineal que contiene diferentes pesos de las características originales. Por lo tanto, para garantizar la máxima separabilidad de clase, se estima la relación entre la varianza entre clases y la varianza dentro de clase (Hastie et al., 2008); por lo tanto, al considerar un problema de varias clases con  $C$  clases de  $N$  número de muestras, la matriz de dispersión entre clases se calcula de la siguiente manera.

$$S_b = \sum_{j=1}^C N_j (m_j - \bar{m})(m_j - \bar{m})^T \quad (2.26)$$

donde  $N_j$  pertenece al número total de muestras para la clase  $j$ -ésima  $C_j$ ; considerando todas las clases evaluadas,  $\bar{m}$  es la media global de todas las muestras de datos, y  $m_j$  es la media local de cada clase  $C_j$ . Por lo tanto, la matriz de dispersión dentro de la clase se calcula como:

$$S_w = \sum_{j=1}^C \sum_{i=1}^{N_j} (x_i^j - m_j)(x_i^j - m_j)^T = \sum_{j=1}^C S_{wj} \quad (2.27)$$

donde  $x_i^j$  es la muestra  $i$ -ésima que corresponde a cada clase  $C_j$ ; como resultado, en  $S_{wj}$ , se estima la matriz de covarianza correspondiente de la clase  $C_j$ .

En consecuencia, el vector de proyección óptimo y resultante  $W_{LDA}$  elegido por el LDA nos permite realizar una buena separación de las clases evaluadas, ya que la matriz de transformación estimada tiene columnas ortonormales que maximizan la relación del

determinante de la matriz entre clases del proyectado muestras al determinante de la matriz de dispersión dentro de clase de las muestras proyectadas.

$$W_{LDA} = \arg \max \frac{W^T S_b W}{W^T S_w W} = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_m] \quad (2.28)$$

donde  $\{w_i | i = 1, 2, \dots, m\}$  es el conjunto de vectores propios generalizados, también conocidos como vectores discriminantes, de  $S_b$  y  $S_w$  que corresponden a  $C-1$  los eigenvalores propios generalizados más grandes de  $\{\lambda_i | i = 1, 2, \dots, m\}$ .

De este modo, las características extraídas resultantes representadas en  $V$  se calculan mediante la proyección del conjunto de datos original de características  $X$  en el espacio de baja dimensión  $W_{LDA}$ .

$$V = W_{LDA}^T X \quad (2.29)$$

## 2.7. Redes Neuronales Artificiales (ANN)

Una de las redes neuronales artificiales populares para la clasificación de patrones es la red neuronal perceptrónica multicapa (MLP). Para definir un ANN, es necesario establecer parámetros tales como las conexiones, el número de capas, las funciones de activación, las reglas de propagación, etc. En el caso del MLP, debe considerar sus dos etapas diferentes: la etapa de aprendizaje y el proceso de predicción.

En el caso del MLP, la regla de propagación es la suma ponderada y se define de acuerdo con:

$$\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i(t) \quad (2.30)$$

donde  $w_{ij}$  es el peso que conecta la neurona  $i$  en la capa de entrada con la neurona  $j$  en la capa oculta,  $x_i$  es la salida de la neurona  $i$  en la capa de entrada,  $n$  es el número de neuronas en las capas de entrada y  $t$  es el patrón (Duda, Hart & Stork, 2001).

## 2.8. Motor de Inducción Eléctrico

Los motores de inducción eléctrica son los más utilizados para las diferentes aplicaciones que en la industria se puede tener. Su funcionamiento viene al aplicar c. a. (corriente alterna) al estátor, mientras que al rotor se le induce una tensión de c. a. de frecuencia variable. En consecuencia, es una máquina de excitación doble que tiene una tensión de c. a. aplicada tanto a su devanado del estátor como a su devanado del rotor (Figura 7). Las principales fallas que se pueden presentar en este tipo de máquinas vienen asociadas a diferentes factores tales como: defectos en el rodamiento (balero), fallas en el rotor debido a barras rotas, desbalanceo mecánico, desalineamiento mecánico y desbalanceo en el voltaje, este tipo de fallas son las más estudiadas por los investigadores.

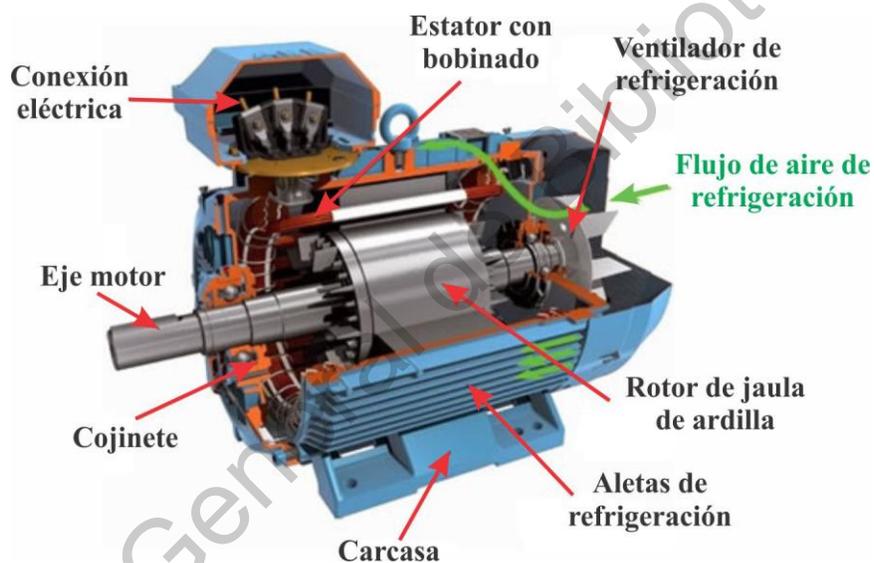


Figura 7. Partes que conforman a un motor de inducción eléctrica.

### 2.4.1. Fallas en el motor de inducción

Es imposible garantizar que una máquina eléctrica se mantendrá en su estado normal durante toda su vida, durante las últimas décadas se han estudiado algunas técnicas con relación a las fallas en máquinas eléctricas, para atender el origen de la falla. Una falla puede causar paros no programados, con serias consecuencias económicas. En la Figura 8 se muestra de manera resumida los porcentajes de la ocurrencia de fallas en máquinas eléctricas (Giri, 2013).

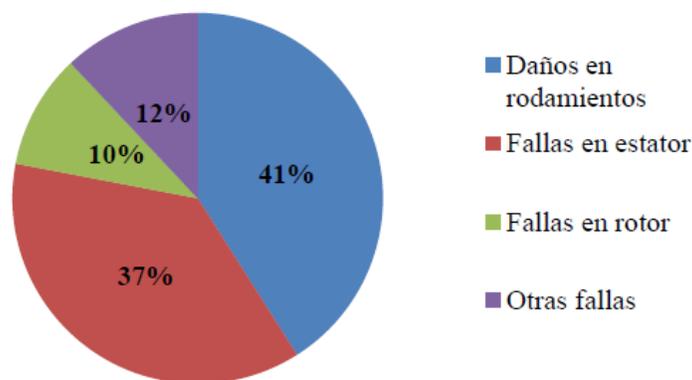


Figura 8. Porcentajes de ocurrencia de fallas en motores de inducción. Fuente: Durocher y Felmeier 2004.

Actualmente no existe una estandarización o clasificación unificada de fallas en máquinas eléctricas, y estas pueden ser estimadas bajo diferentes criterios, así como el origen de la falla (mecánica, eléctrica, etc.), el elemento de la máquina (estator o rotor) donde ocurre la falla, y así sucesivamente.

#### 2.4.2. Fallas en el motor de inducción y la cadena cinemática y la relación térmica

Algunas de las condiciones de falla más estudiadas en IM son defectos de rodamientos de bolas y barras de rotor rotas. El resultado de BD es una lubricación deficiente del rodamiento o una fricción anormal en la carcasa del rodamiento. Esto provoca un aumento de la temperatura en el área donde está instalado el rodamiento [37], que se propaga hacia el motor de inducción y otras partes de la cadena cinemática. BRB ocurre cuando las barras dentro de la armadura del rotor experimentan rotura parcial o total. Esta falla aparece debido a defectos de soldadura, juntas de alta resistencia, puntos calientes y tensión mecánica [25]. Cuando se produce resistencia conjunta en una barra, la disipación de calor tiene lugar alrededor de ese punto. Esta falla se propaga a las barras adyacentes debido al incremento de corriente y temperatura, acelerando el daño en la máquina eléctrica [25] y, en consecuencia, el de otros elementos en la cadena cinemática. MAL está presente cuando el eje de la máquina giratoria y las poleas de carga no están alineadas; Esta falla puede expresarse como una excentricidad en el motor de inducción, que genera más tensión mecánica y roces excesivos y fatiga de los rodamientos de bolas, lo que provoca una disminución del par, una reducción de la eficiencia y un aumento de la temperatura en la máquina eléctrica [38].

# Capítulo III

## Metodología

En este capítulo se presenta el proceso de desarrollo de este proyecto, el cual se centra en la propuesta de una metodología para el desarrollo de un sistema de visión artificial para el monitoreo de motores de inducción eléctrica y la cadena cinemática mediante imágenes termográficas. La Figura 9 muestra un diagrama a bloques general que describe la metodología que fue implementada para el desarrollo de un sistema de visión a partir de termografía infrarroja aplicado al monitoreo de fallas en motores de inducción eléctrica y la cadena cinemática. Primero se identificó el sistema electromecánico a monitorear, el cual consiste en un motor de inducción eléctrica y una caja de engranes, para monitorear las condiciones térmicas con una cámara termográfica y sensores de temperatura. Después se monitoreo, se evaluó experimentalmente cuatro condiciones en la caja de engranes y cuatro condiciones en el motor de inducción, obteniendo el comportamiento térmico de cada condición evaluada con la adquisición de imágenes termográficas y con las mediciones de temperatura que proporciona los sensores de temperatura. Una vez que se realizó la adquisición de datos, se pasó a detectar las regiones de interés y la extracción de información para el análisis de las condiciones de la caja de engrane y el motor de inducción. Finalmente se hizo la identificación y clasificaron de las diferentes condiciones de la caja de engranes y del motor de inducción respectivamente.

El desarrollo de esta metodología fue implementado en lenguaje de programación C/C++ que es un lenguaje flexible y que permite el desarrollo de algoritmos portables, además que con el uso de librerías como OpenCv, facilita la utilización de métodos de procesamiento de imágenes. También se utilizaron las herramientas del software MATLAB® para facilitar la implementación de algoritmos inteligentes.

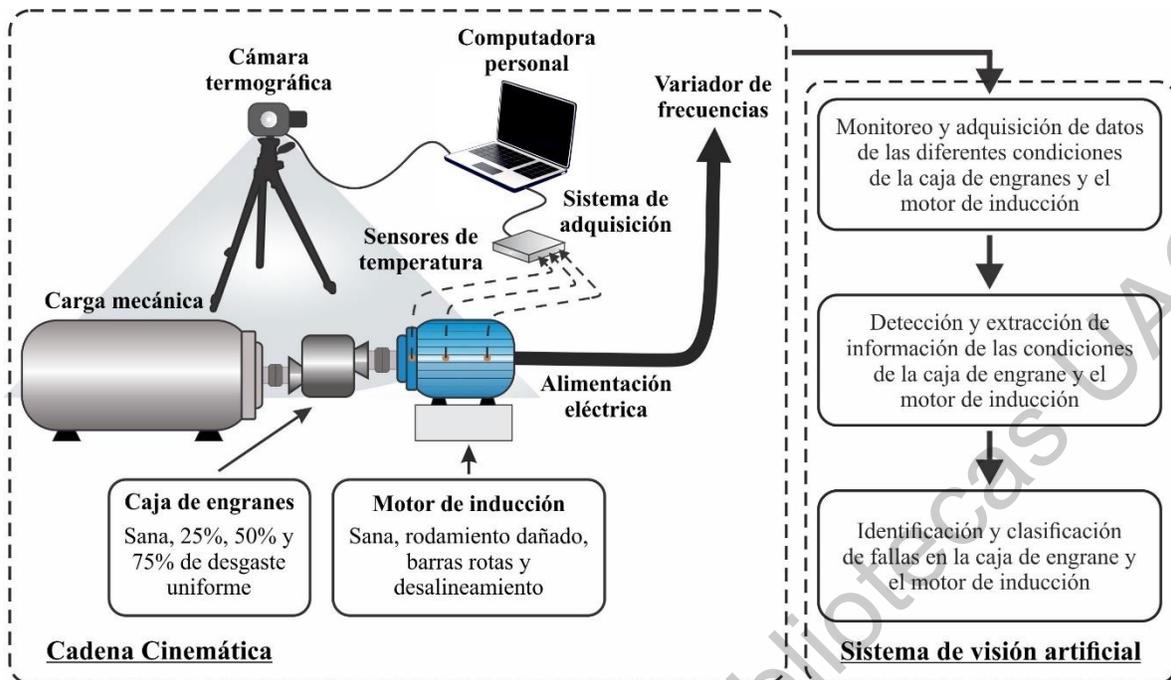


Figura 9. Diagrama general de la metodología desarrollada para el sistema de visión artificial para el monitoreo de fallas en motores de inducción eléctrica y la cadena cinemática.

### 3.1. Identificación de cadena cinemática

El sistema a monitorear que se utilizó para validar la metodología propuesta en este trabajo consiste en un banco de pruebas basado en una cadena cinemática, donde la cadena cinemática está compuesta principalmente por un motor de inducción, una caja de engranes y un generador de corriente continua. Además, la metodología propuesta se basa en el análisis del comportamiento térmico de diferentes condiciones estudiadas tanto para el motor de inducción eléctrica, así como para la caja de engranes. También se instrumentó el motor de inducción con sensores de temperatura y se utilizó una cámara termográfica como sensor principal para la adquisición de datos termales producidos por la cadena cinemática.

La cadena cinemática está formada por un motor de inducción eléctrica (modelo WEG00236ET3E145T-W22), se observa su placa de datos en la Tabla 3.1, el cual está acoplado a una caja reductora de engranes de relación 4:1 (modelo BALDOR GCF4X01AA) para impulsar su eje de entrada; posteriormente, el eje de salida de la caja de engranes impulsa el generador de corriente continua (modelo BALDOR-CDP3604) que se utiliza como carga mecánica.

Tabla 3.1. Placa de datos del motor de inducción eléctrica.

Motor de inducción eléctrica	Características
	Marca WEG Voltaje de alimentación: 208-230/460 V AC Corriente eléctrica: 5.6/2.53 A Potencia: 1492 W Frecuencia: 60 Hz Conexión trifásica

Para el monitoreo del comportamiento térmico de la cadena cinemática se utilizó una cámara termográfica de la marca FLIR modelo GF 320, como sensor principal, con la cual se obtuvieron termografías infrarrojas, las cuales se analizaron con el sistema de visión desarrollado en este trabajo, la Tabla 3.2 muestra las principales características del equipo.

Tabla 3.2. Características de la cámara termográfica infrarroja.

Motor de inducción eléctrica	Características
	Resolución: 320 x 240 píxeles Intervalos de temperatura del objeto: -20 a +120 °C y 0 a +350 °C Precisión: $\pm 2$ °C o $\pm 2$ % de lectura Formato de archivos: JPEG Campo de visión (FOV) / distancia mínima: 25° x 18.8° / 0.4 m Sensibilidad térmica: $< 0.05$ °C + 30 °C

Además, la temperatura de algunas partes del motor de inducción también fueron medidas mediante sensores RTD's (modelo DM-301) de Labfancility LTD, los RTD se colocaron en diferentes lugares del motor de inducción, para poder medir las temperaturas cerca del rodamiento en la parte frontal del motor de inducción, también fueron colocados justo en la zona del rotor en los lados laterales del motor de inducción. Los sensores de temperatura cuentan con sus tarjetas de acondicionamiento de señal y sus respectivos filtros.

Los sensores de temperatura RTD tiene como objetivo validar la calibración del sensor principal, que para este trabajo es la cámara termográfica. La calibración consiste en comparar la salida del instrumento a utilizar, en este caso la cámara termográfica, con respecto a la salida de un instrumento de precisión conocida, para esto se utilizaron sensores

RTD. La calibración garantiza la exactitud de los instrumentos y sensores utilizados en condiciones ambientales.

La cámara termográfica infrarroja FLIR GF 320 cuenta con parámetros de calibración, esto para configurar las condiciones ambientales de operación a las cuales va ser sometida, así como diversos factores que pueden influir para el monitoreo de las condiciones térmicas del motor de inducción y la cadena cinemática. Los parámetros con los cuales se calibra la cámara termográfica y los equipos de medición que fueron utilizados son los siguientes: la humedad relativa y la temperatura ambiental fueron medidas con el equipo Fluke 975 AIRMETER, para la temperatura reflejada se utilizó un termómetro infrarrojo Fluke 61, la distancia entre el equipo a monitorear y la cámara termográfica fue medida con un flexómetro, la emisividad fue tomada en base a la recomendación del fabricante de la cámara termográfica, la cual fue de 0.93 (Huda et al., 2012) y finalmente el ángulo de inclinación a la cual se colocó la cámara fue medida con un nivel de ángulos.

Para validar la calibración, se toma como referencia la instrumentación de los sensores RTD, los cuales entregan las mediciones de temperatura de la carcasa del motor de inducción, tomando muestras cada minuto durante el tiempo de duración de cada prueba que se realizó, para después obtener una diferencia entre las temperaturas medidas de la cámara termográfica y el promedio de las temperaturas medidas por los RTD. Esta diferencia entre la cámara termográfica y los RTD proporciona la desviación que hay entre los dos métodos de medición y conocer la divergencia que existe (Reséndiz, 2016).

La Figura 10 muestra una imagen del banco de pruebas experimental en donde fue posible evaluar diferentes condiciones de operación, además se cuenta con el material necesario para poder modificar las condiciones de operación del motor de inducción eléctrica, así como en la caja de engranes, al grado que se puede partir de un análisis en condiciones sanas de operación, hasta inducirle diferentes tipos de fallas más reportadas en la literatura al motor de inducción, además también se produjeron diferentes grados de desgaste en los dientes del engrane de caja de reducción para el estudio de diferentes condiciones de operación en la caja de engranes.



Figura 10. Banco de pruebas experimentales basado en una cadena cinemática.

### 3.2. Fallas estudiadas en el motor de inducción

Este trabajo se centra en la evaluación experimental del motor de inducción eléctrica, en donde se indujeron diferentes condiciones de operación al motor, los cuales son: estado sano (Healthy-HTL), rodamiento dañado (Bearing defect-BD), barras rotas (Broken rotor bar-BRB) y desalineamiento mecánico (Misalignment-MAL). Las fallas de BD y BRB fueron producidas artificialmente en el rodamiento y en el rotor de motor de inducción. El balero (rodamiento) presenta un daño en su estructura, la cual fue producida por una perforación de 2 mm de diámetro que atravesará todo el espesor de su pista exterior, este orificio fue producido por un cortador de tungsteno, mientras que el rotor presenta una barra rota, la cual fue producida con una perforación de 6 mm de diámetro con una profundidad de 14 mm que perforó la sección transversal de una barra del rotor. La condición MAL aparece cuando las líneas centrales de un par de ejes acoplados no coinciden entre sí; para esto, la condición MAL fue producida al desplazar 5 mm el extremo libre del motor de inducción sobre el plano horizontal. En la Figura 11 se muestra las fallas que fueron evaluadas en esta metodología propuesta.

Para evaluar experimentalmente las condiciones BD y BRB propuestas en este trabajo, los elementos con daño artificial fueron reemplazados por los elementos sanos del motor de inducción, solamente la condición MAL fue inducida al mover el extremo libre del motor de

inducción. Además, durante la experimentación el motor de inducción fue operado a una frecuencia de 60 Hz.

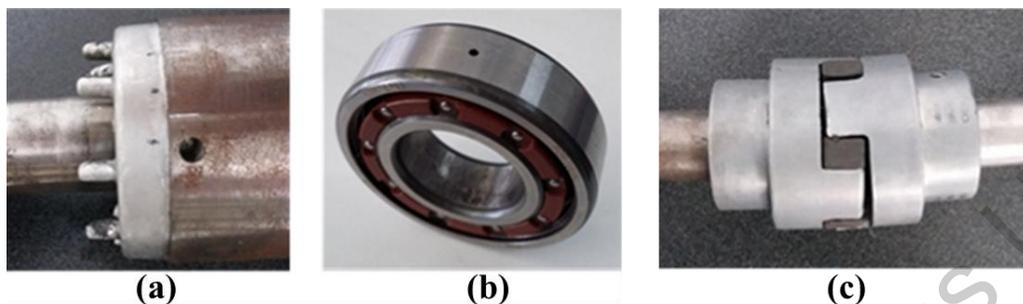


Figura 11. Fallas evaluadas de forma experimental en el motor de inducción: (a) 1 Barra rota (BRB), (b) Rodamiento dañado (BD) y (c) Desalineamiento (MAL).

### 3.3. Fallas estudiadas en la caja de engranes

Otro de los elementos principales de la cadena cinemática es la caja de engranes, es por eso que en este trabajo se evaluaron diferentes condiciones en la caja de engranes: estado sano (Healthy-HLT), 25%, 50% y 75% de desgaste uniforme en los engranes (Figura 12).

Para poder generar las condiciones de desgaste uniforme en los engranes se maquinaron tres engranes con las dimensiones similares a las de uno de los engranes originales que la caja de engranes utiliza; los engranes fueron maquinados y artificialmente dañados por una fábrica especializada en maquinados. Mediante un proceso de maquinado por un cortador de tungsteno se desgastaron los dientes de los engranes maquinados; después de este proceso de desgaste, los engranes fueron sometidos a un proceso de lapeado con el fin de producir lo más real posible el desgaste inducido en los engranes (Saucedo, 2017).

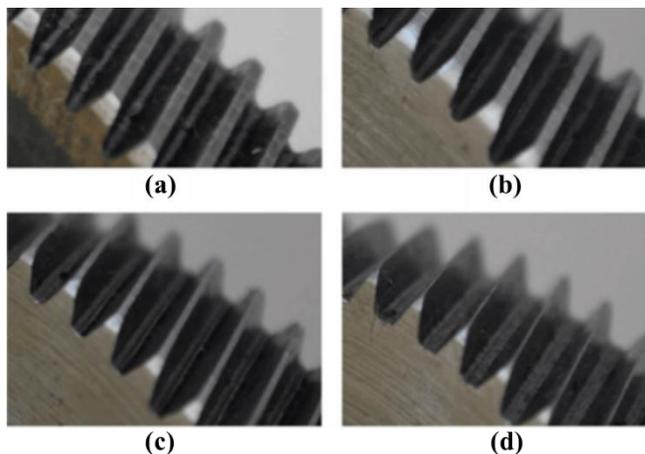


Figura 12. Condiciones propuestas para evaluar en la caja de engranajes: (a) sano (HTL), (b) 25%, (c) 50% y (d) 75% de desgaste uniforme en el engrane.

### 3.4. Monitoreo y adquisición de imágenes termográficas de las condiciones del motor de inducción y cadena cinemática.

La propuesta de este trabajo es el desarrollo de un sistema de visión, en donde la primera etapa que lo compone es la adquisición de imágenes, para esto, se realizó un monitoreo continuo del comportamiento térmico del motor de inducción, así como al sistema de transmisión de la caja de engranajes, tal evaluación se realiza mediante la captura de imágenes termográficas. Como resultado de la adquisición y captura de imágenes termográficas, se obtuvieron dos imágenes diferentes: primero, una imagen infrarroja de pseudo color relacionada con los valores de intensidad digitalizados, y segundo, una imagen infrarroja en escala de grises, con la que es asociada con los valores de temperatura real. Por lo tanto, como estrategia del monitoreo de condiciones propuestas en este trabajo, se utilizan imágenes infrarrojas en escala de grises para estimar la matriz térmica de forma automática.

La consideración de las cámaras infrarrojas permite obtener valores de intensidad digitalizados o valores de temperatura; en este sentido, el trabajo propuesto en esta metodología, utiliza imágenes infrarrojas en escala de grises para estimar la matriz termal. Por lo tanto, el procedimiento de cálculo de las matrices termales se basa en la estimación de la temperatura real (termograma) de cada píxel que compone la imagen infrarroja en escala de grises (Figura 13).

$$T_{real}(x, y) = T_{c_{mín}} + \frac{T_{gray}(x, y)}{T_{mgv}} * (T_{c_{máx}} - T_{c_{mín}}) \quad (3.1)$$

donde  $T_{real}(x, y)$  es el valor de la temperatura real derivado del valor de intensidad del píxel de la imagen termográfica,  $T_{c_{máx}}$  y  $T_{c_{mín}}$  son los valores de temperatura máxima y mínima de la imagen infrarroja, respectivamente,  $T_{gray}(x, y)$  es el valor de intensidad del píxel de la imagen termográfica en escala de grises y  $T_{mgv}$  es el valor de intensidad pico en la imagen termográfica (Chou y Yao, 2009).

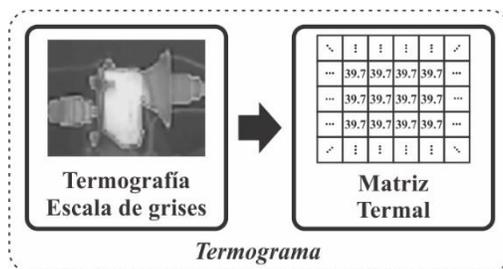


Figura 13. Matriz termal a partir de la imagen termográfica en escala de grises.

Durante el monitoreo continuo de la condición, se evalúan diferentes condiciones en el motor de inducción y la cadena cinemática; en base a esto, se identifican varios puntos calientes sobre el motor de inducción y la cadena cinemática para obtener información más significativa relacionada con el comportamiento térmico para cada condición evaluada. Una vez que se ha realizado la identificación de los puntos calientes, el sistema está preparado para ser monitoreado.

### 3.5. Detección y extracción de características

La segunda y tercera etapa del sistema de visión propuesto en este trabajo, se encarga del procesamiento de imagen y extracción de características. Se detectaron las regiones de interés de la imagen termográfica a partir del procesamiento de imagen, para después extraer información que describa el comportamiento de nuestro sistema. Es por eso, que una vez obtenidas las imágenes termográficas del monitoreo de las condiciones térmicas del motor de inducción y la cadena cinemática, así como el cálculo de la matriz termal de la temperatura real de la imagen termográfica, se procede a detectar las regiones de interés de la termografía, las cuales son los puntos calientes que pueden indicar ciertas anomalías en el sistema a monitorear. Para esto, se recurrió a métodos de procesamiento de imágenes para detectar de forma automática una segmentación en las imágenes termográficas y obtener las regiones de interés o puntos calientes.

Para detectar de forma automática las regiones de interés, se propone diferentes metodologías basadas en segmentación a partir de una umbralización automática, espacio a color RGB y método a partir de isotermas.

### 3.5.1. Detección de regiones de interés a partir de umbralización automática

Como método de umbralización automático, se aplicó el método de umbralización de Otsu, el cual consiste en separar del fondo de la imagen las regiones de interés o puntos calientes que se presentan en la imagen termográfica. El método parte de la obtención del histograma (ecuaciones 2.7 y 2.8) de la imagen termográfica, para después aplicar las ecuaciones descritas en la fundamentación teórica, iniciando con la obtención de los métodos estadísticos, como las medias del objeto y del fondo de la imagen. a partir de las ecuaciones 2.11 y 2.12. La Figura 14 muestra la metodología propuesta para la segmentación automática de la imagen termográfica a partir del método Otsu (ecuación 2.15) y morfología matemática.

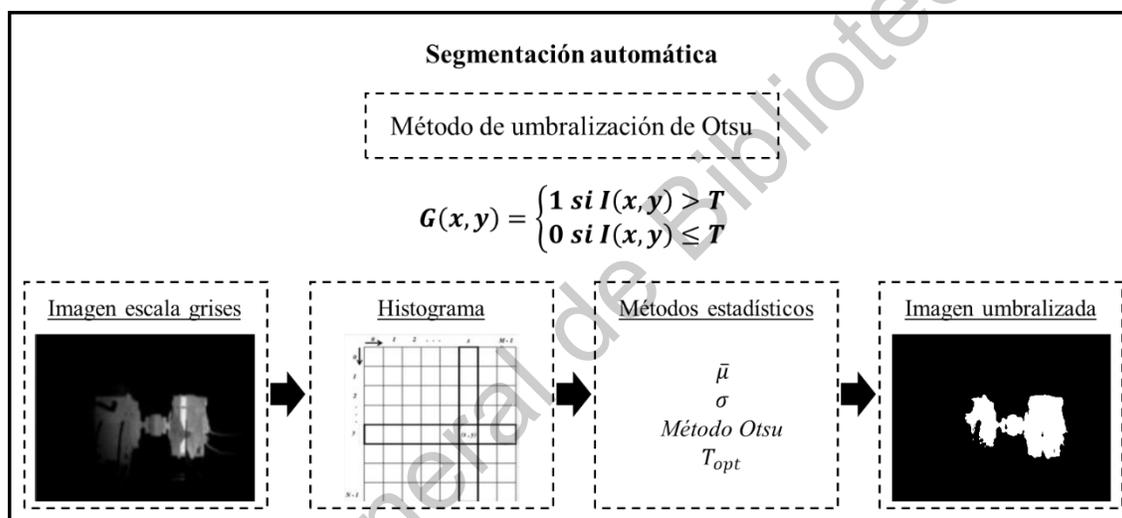


Figura 14. Segmentación automática a partir del método de umbralización de Otsu.

### 3.5.2. Detección de regiones de interés a partir de espacio a color RGB

Otra forma de detectar las regiones de interés o puntos calientes de las imágenes termográficas es mediante una segmentación a partir del espacio a color RGB, se siguió paso a paso lo descrito en la Figura 6 mostrada en la parte de fundamentación teórica de este trabajo.

La figura 15 resume la metodología realizada para la segmentación automática.

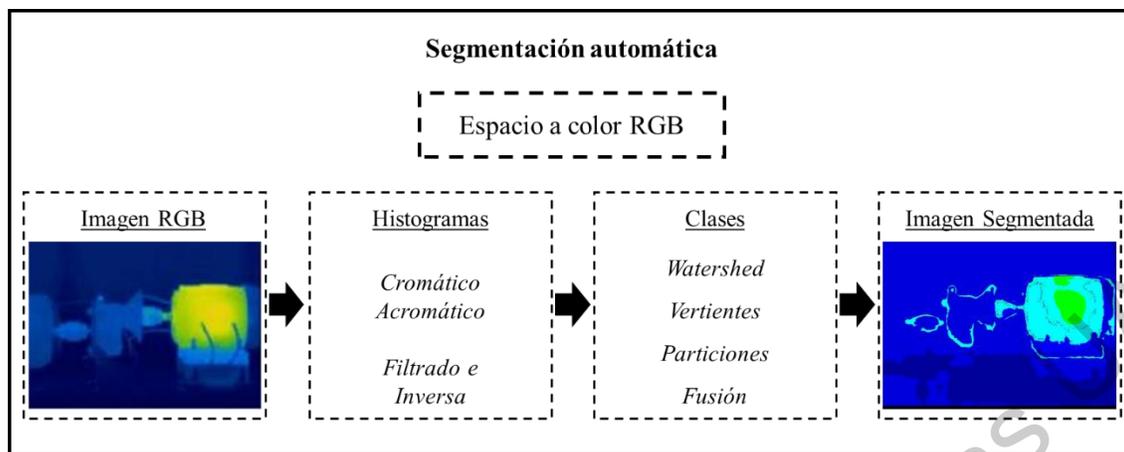


Figura 15. Segmentación automática a partir de espacio a color RGB.

### 3.5.3. Detección de regiones de interés a partir de método de isoterma

Una representación que muestra el comportamiento térmico de la imagen termográfica se basa en un método isotérmico con diferentes rangos de temperatura, lo que permite representar todos los puntos dentro de un cierto rango de temperaturas con un mismo color de intensidad en la imagen termográfica, a partir de la matriz termal obtenido con la Figura 13. Esto facilita la visualización de la variación de temperatura y facilita la identificación del punto específico donde comienza una posible anomalía del sistema a monitorear, la Figura 16 muestra la metodología de la obtención de una segmentación automática a partir del método de isoterma.

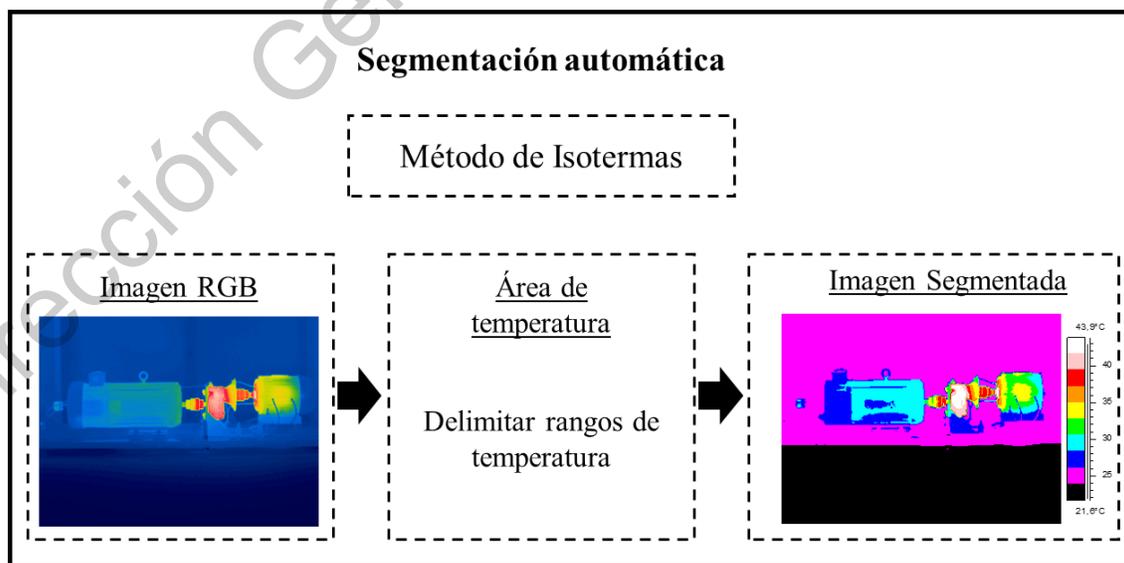


Figura 16. Segmentación automática a partir de método Isotherma.

#### **3.5.4. Extracción de características de la región segmentada de la imagen termográfica**

En esta parte de la metodología se extrae información de la región de interés, con la cual se analiza el comportamiento térmico del motor de inducción y la cadena cinemática para después identificar y clasificar las condiciones de operación propuestas. Lo importante de esta etapa es que, a partir de las intensidades de la imagen termográfica, el termograma que describe a la imagen termográfica y la segmentación automática, se extraen características representativas de la región de interés medidos en temperaturas reales.

Se extrajeron características basadas en métodos estadístico y con la temperatura real de la imagen termográfica. Para esto, se realizó una caracterización de cada una de las imágenes termográficas adquiridas estimando un conjunto de 9 indicadores estadísticos de cada una de ellas. Este conjunto de indicadores estadísticos está compuesto por: valor máximo, valor mínimo, promedio, varianza, desviación estándar, energía, entropía, skewness y curtosis, la Tabla 1 muestra las características descritas en la sección de fundamentación teórica de este trabajo. Además, este conjunto de indicadores estadísticos tiene la capacidad de analizar las tendencias de las señales con una fuente de información de alto rendimiento, tanto así que ya se han obtenido muy buenos resultados al incluir indicadores de este conjunto propuesto en estrategias de condición de monitoreo para la identificación de fallas en sistemas electromecánicos (Igba et al., 2016).

Las características extraídas de las imágenes termográficas permiten realizar un análisis del comportamiento térmico de cada condición de operación propuesta para el monitoreo del motor de inducción y la cadena cinemática, para después poder identificar y clasificar las fallas estudiadas en este trabajo propuesto.

#### **3.6. Identificación y clasificación.**

Una vez que se obtuvo la etapa de extracción de indicadores, estos fueron sometidos a una transformación de comprensión a partir del método LDA, el cual permite reducir un espacio de características de n-dimensional. Se aplicó este método, obteniendo como resultado un nuevo conjunto de indicadores compuesto por la combinación en diferentes ponderaciones de los indicadores estadísticos previamente extraídos. En base al nuevo conjunto de indicadores obtenidos fue posible proyectarlo en un espacio bidimensional que permitió la

interpretación visual de las diferentes condiciones consideradas, facilitando la tarea de clasificación y diagnóstico fallas en el motor de inducción y cadena cinemática.

Finalmente, se realizó una etapa de clasificación y diagnóstico de fallas en el motor de inducción y cadena cinemática. La cual consistió en evaluar el conjunto de indicadores extraídos para obtener el diagnóstico de la condición de operación del motor de inducción y la caja de engranes.

Se propuso utilizar un clasificador basado en árbol de decisión para las fallas presentes en el motor de inducción, mientras que para evaluar el desgaste uniforme de los dientes de engrane de la caja reductora de velocidad, se utilizó un clasificador basado en redes neuronales artificiales.

A continuación, se presenta un diagrama a bloque empleado para el monitoreo y diagnóstico de fallas en motores de inducción y cadena cinemática a partir de imágenes termográficas (Figura 17).

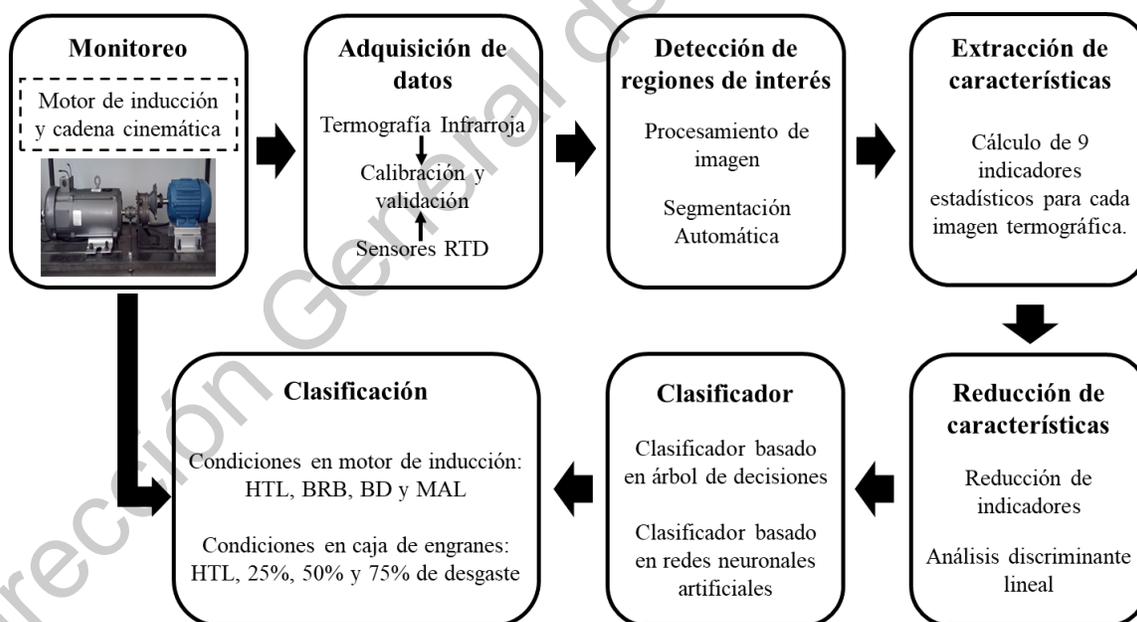


Figura 17. Diagrama a bloques empleado para el monitoreo y diagnóstico de fallas en motores de inducción y la caja de engranes de la cadena cinemática.

Siguiendo la metodología descrita en este trabajo, se implementaron metodologías para la detección y clasificación de fallas en el motor de inducción y la cadena cinemática, así

también para evaluar el desgaste uniforme de engranes en la caja reductora de velocidad (caja de engranes), además se propone la implementación de un sistema de bajo costo para el monitoreo de fallas en el motor de inducción y la cadena cinemática. Estas metodologías propuestas se basan en lo descrito por la Figura 9 y la Figura 17, para el desarrollo de un sistema de visión artificial.

### **3.7. Detección y clasificación de fallas en el motor de inducción y la cadena cinemática**

Se propuso una metodología para detectar las regiones de interés de algunas fallas en el motor de inducción y la cadena cinemática (BRB, BD, MAL y desgaste uniforme del diente del engranaje en un sistema de transmisión de caja de engranajes) a partir de una segmentación automática de la imagen infrarroja. Con esta propuesta, es posible eliminar la dependencia de la interpretación visual del operador de la cámara termográfica, convirtiéndose así en una herramienta de apoyo para el análisis y diagnóstico de fallas en motor de inducción y la cadena cinemática.

La metodología se describe en cinco etapas como se muestra en la Figura 18. En la primera etapa, se identifica el sistema electromecánico a monitorear, que, para este trabajo, consiste en un motor de inducción con una cadena cinemática como la descrita en la Figura 10. La segunda etapa consiste en el monitoreo de las condiciones térmicas del motor de inducción y la cadena cinemática con imágenes infrarrojas; la calibración y validación de las mediciones se realizó con un sensor de temperatura RTD. La tercera etapa se encargó de detectar las regiones de interés o puntos calientes de forma automática a través de la segmentación de imágenes utilizando el método de umbral de Otsu y morfología matemática. En la etapa cuatro, se obtuvieron la extracción de características térmicas de las regiones de interés, además el termograma (matriz de temperatura) se calcula a partir de los valores de intensidad de la imagen termográfica (Figura 13) y se extraen características estadísticas que describen el comportamiento térmico de las condiciones de falla a evaluar (Tabla 2.1). Por último, la severidad de la falla se estima utilizando un análisis de falla basado en un método cualitativo y el estándar ASTM E1934-99a (2010), Tabla 3.3.

Tabla 3.3. Estándar ASTM E1934-99a, 2010.

Nivel de Prioridad	$\Delta T$ (°C)	Acción recomendada
I	$\Delta T < 5$ °C	Menor Sobrecalentamiento Estado normal
II	$5$ °C $\leq \Delta T < 15$ °C	Calentamiento considerable Reparar con tiempo
III	$15$ °C $\leq \Delta T$	Mayor discrepancia. Reparar inmediatamente

La metodología fue implementada para el monitoreo del comportamiento térmico en el motor de inducción y la cadena cinemática del banco de pruebas propuesto en la Figura 10, evaluando cinco diferentes condiciones: HLT y bajo diferentes condiciones de falla, como un BRB, BD, MAL y desgaste uniforme del diente del engranaje de un sistema de transmisión de caja de engranajes (Figura 11), para obtener patrones adecuados y clasificar estas condiciones.

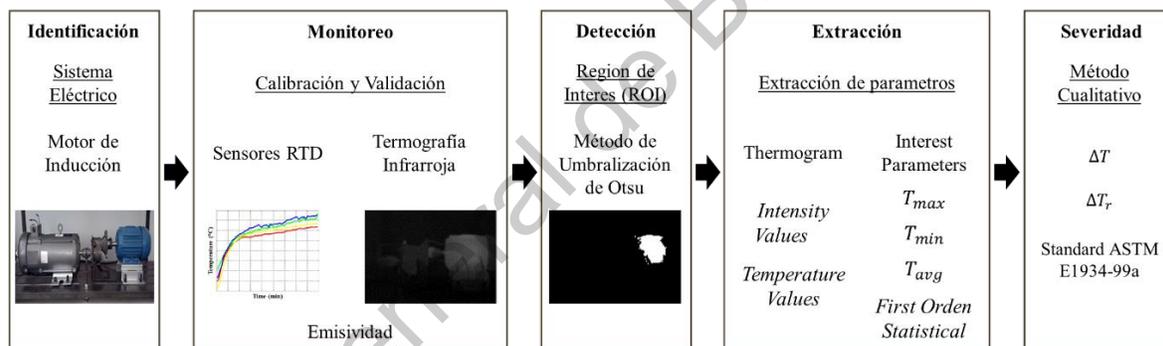


Figura 18. Diagrama empleado para el monitoreo y diagnóstico de fallas en motores de inducción y la cadena cinemática, para la evaluación de cuatro condiciones: HTL, BRB, BD, MAL y desgaste uniforme del diente del engranaje de un sistema de transmisión de caja de engranajes.

### 3.8. Detección y clasificación de fallas en la caja de engranes

Se propuso una metodología no invasiva que combina el análisis de imágenes termográficas, el aprendizaje supervisado y la red neuronal artificial (ANN) para el diagnóstico automático y la evaluación de diferentes niveles de condiciones de desgaste uniformes en un sistema de transmisión de caja de cambios. Además, ayuda a contribuir y complementar todas las técnicas utilizadas para el diagnóstico continuo y la identificación de fallas incipientes en maquinaria industrial compuesta de cajas de engranajes. La metodología se compone

principalmente de seis pasos, como se muestra en la Figura 19. En el primer paso, se evalúan experimentalmente diferentes condiciones de desgaste uniforme en engranajes bajo condiciones de trabajo continuo en un sistema de transmisión de caja de cambios. Luego, el segundo paso considera el monitoreo continuo de las diferentes condiciones bajo evaluación, y del monitoreo continuo, se adquieren imágenes infrarrojas, que contienen información significativa relacionada con la condición actual bajo evaluación. Posteriormente, en el tercer paso, se identifica la detección de puntos calientes sobre la imagen infrarroja, con el objetivo de calcular su matriz térmica correspondiente. Posteriormente, en el cuarto paso, para cada condición evaluada, se estima un conjunto estadístico significativo de características (tabla 1) a partir de la matriz térmica. Luego, en el quinto paso, se lleva a cabo una reducción de dimensionalidad mediante análisis discriminante lineal, con el objetivo de obtener una representación visual de todas las condiciones consideradas en un espacio 2D. Además, con la consideración de la etapa de reducción de dimensionalidad, la tarea de clasificación se facilita para el algoritmo de clasificación considerado. Finalmente, en el último paso, la identificación automática de fallas se realiza mediante una red neuronal artificial; así, la evaluación de la condición da como resultado la clasificación de los diferentes niveles de desgaste uniforme en los engranajes del sistema de transmisión de la caja de cambios.

La metodología se implementó en el banco de pruebas descrito en la Figura 10, donde se llevó a cabo el estudio de cuatro condiciones de los engranajes del sistema de transmisión de la caja de engranajes: saludable (HLT) y 25%, 50% y 75% de desgaste uniforme, respectivamente (Figura 12).

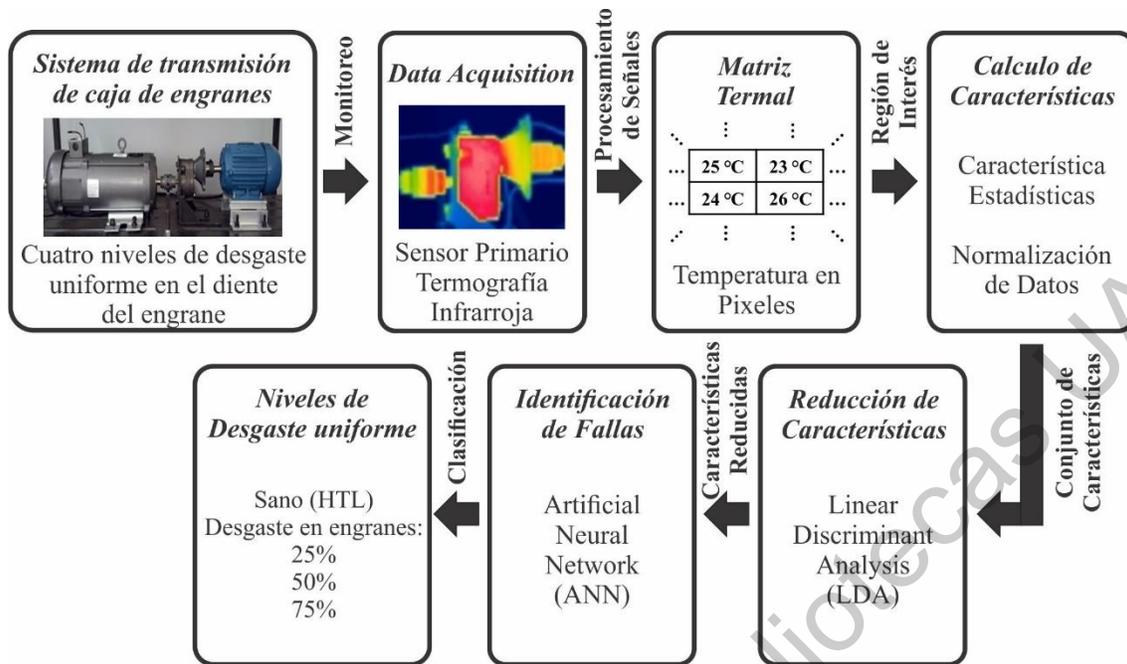


Figura 19. Metodología propuesta para identificar el desgaste uniforme del diente del engranaje de un sistema de transmisión de caja de engranajes.

### 3.9. Implementación de un sistema de bajo costo para la detección y clasificación de fallas en motor de inducción.

Con ayuda y colaboración del Dr. Irving A. Cruz Albarrán fue posible implementar un sistema de bajo costo basado en termografía infrarroja para el monitoreo y detección de fallas en motores eléctricos. El sistema consiste en una arquitectura abierta, siendo un dispositivo en línea para el monitoreo continuo de las condiciones del motor de inducción, capaz de capturar automáticamente imágenes térmicas y detectar regiones de interés con una segmentación automática basada en la aplicación de isotermas. Se extrajeron características de temperatura de la región de interés (Temperatura máxima ( $T_{m\acute{a}x}$ ), Temperatura mínima ( $T_{m\acute{i}n}$ ) y Temperatura promedio ( $T_{avg}$ )) y en base al estándar ASTM E1934-99a (2010) se realizó un análisis cualitativo para diagnosticar la condición del motor de inducción y en base a un clasificador basado en árbol de decisiones se realizó la clasificación de fallas (Figura 20).

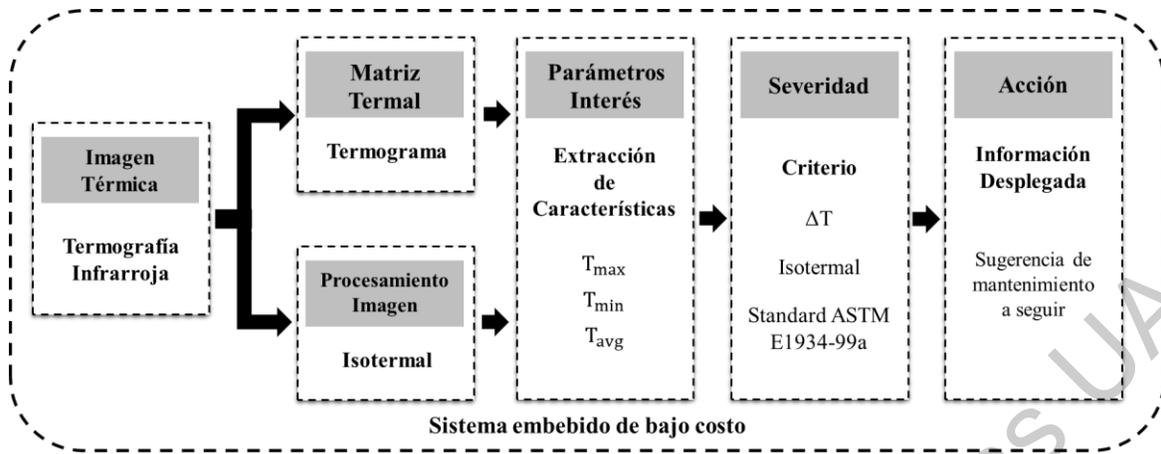


Figura 20. Metodología propuesta para el monitoreo de motores de inducción a partir de un sistema de bajo costo basado en termografía infrarroja.

El sistema embebido de bajo costo está compuesto por una cámara infrarroja térmica FLIR LEPTON® (Tabla 3.4) implementado en una unidad de procesamiento para PC de bajo costo Raspberry Pi 3 (Tabla 3.5). El sistema embebido de bajo costo basado en termografía (Figura 21a) se probó en el monitoreo de un sistema electromecánico, como se muestra en la Figura 21a) se probó en el monitoreo de un sistema electromecánico, como se muestra en la Figura 21b, estudiando cuatro condiciones en el motor de inducción: HLT, 1 BRB, BD y MAL.

Tabla 3.4. Características de cámara infrarroja térmica FLIR LEPTON®.

FLIR LEPTON®	Características
	Resolución: 80 x 60 píxeles Rango de operación: -10 °C a 65 °C Sensibilidad térmica: <50 mK (0.05 °C) Campo de visión (FOV): 51° x 63.5° Longitud de onda: 8 a 14 μm

Tabla 3.5. Características de unidad de procesamiento PC de bajo costo Raspberry Pi 3.

Raspberry Pi 3	Características
	Voltaje de alimentación: +5V, +3.3V, GND Interfaz de comunicación: Interfaz UART (RXD, TXD), SPI. Memoria Flash: 16Gbytes Frecuencia de reloj: 1.20 GHz Temperatura de operación: -40 °C a +85°C

El sistema electromecánico (Figura 21b) se compone por un motor trifásico de 745.7 W a 208230-/460 V AC, conectado directamente a un alternador eléctrico por un cople rígido que funciona como carga mecánica del sistema.

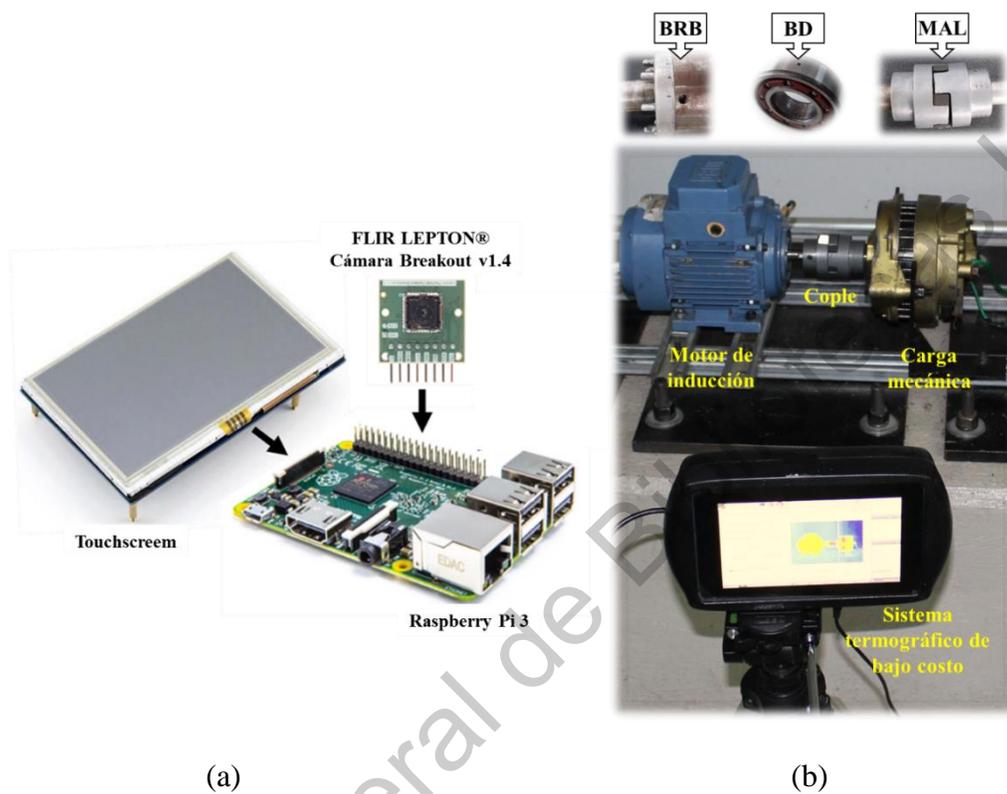


Figura 21. Sistema de bajo costo para identificar fallas en motores de inducción, (a) Sistema embebido termográfico de bajo costo y (b) Banco de pruebas experimental.

# Capítulo IV

## Resultados

En este capítulo se plantean las pruebas y los resultados obtenidos de cada uno de las actividades realizadas durante el proyecto, tomando como base la metodología descrita en el capítulo anterior, así también las discusiones generadas en este trabajo.

### 4.1. Pruebas

El primer estudio realizado en este trabajo se centra en el análisis de cinco condiciones experimentales en el motor de inducción y cadena cinemática: HLT, BRB, BD, MAL y falla en la caja de engranes. Por lo tanto, durante el monitoreo de cada condición, cada una de las pruebas se ejecutó durante 90 minutos, ya que en este tiempo el motor sano alcanzó la estabilidad térmica, adquiriendo una imagen termográfica cada minuto, por lo que al final de cada prueba se obtuvieron 90 imágenes infrarrojas. Para este estudio propuesto en este trabajo, se llevaron a cabo tres pruebas diferentes. La metodología propuesta utiliza dos capturas de imágenes infrarrojas de cada prueba para su análisis térmico, la primera obtenida al comienzo de la prueba y la segunda obtenida 90 minutos después de comenzar la prueba, esto para conocer el comportamiento térmico del sistema motor de inducción y cadena cinemática.

Después de la evaluación experimental de cada condición considerada, se adquirió una base de datos completa del comportamiento térmico del sistema electromecánico compuesto por un motor de inducción y su cadena cinemática. Por lo tanto, la Figura 22 muestra la última imagen térmica adquirida durante el monitoreo de cada condición considerada. Al respecto, la Figura 22a corresponde al monitoreo térmico cuando el motor de inducción está en estado HTL, la Figura 22b corresponde a la condición de falla en el motor de inducción por 1 BRB, la Figura 22c representa la imagen termográfica con falla en el motor de inducción por BD,

la Figura 22d muestra el comportamiento térmico cuando el motor de inducción y la cadena cinemática presenta falla por MAL y finalmente la Figura 22e representa el comportamiento térmico de la falla en la caja de engranes con un 75% de desgaste uniforme en los engranes. Además, a partir de estas Figuras, es posible observar que existen algunas diferencias que deben considerarse para proporcionar la evaluación de fallas; Sin embargo, aunque estas imágenes térmicas muestran diferencias, un procesamiento mejorado puede conducir a un diagnóstico preciso.

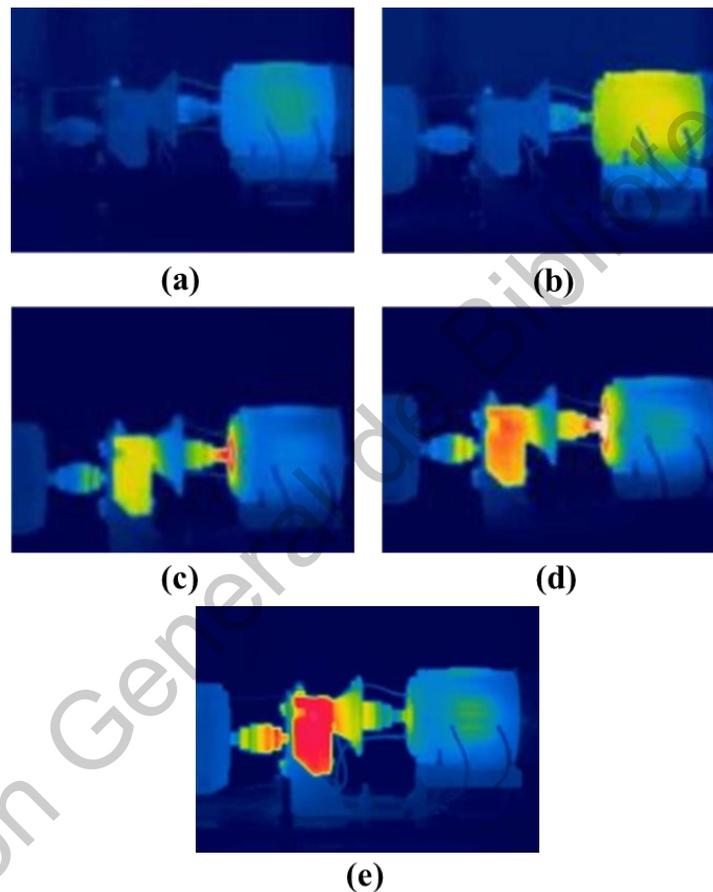


Figura 22. Imágenes termográficas del sistema electromecánico para el análisis de fallas en el motor de inducción y cadena cinemática: (a) HTL, (b) 1 BRB, (c) BD, (d) MAL y (e) Falla en la caja de engranes.

Un segundo estudio se realizó, para diagnosticar y clasificar fallas por diferentes niveles de desgaste uniforme en el engrane de en un sistema de transmisión de caja de cambios que es parte de la cadena cinemática del sistema electromecánico. El estudio se centra en cuatro

condiciones experimentales en caja de engranes: HLT, 25%, 50% y 75% de desgaste uniforme en el engrane del sistema de transmisión de caja de cambios.

Durante el monitoreo de cada condición, cada una de las pruebas se ejecutó durante 90 minutos, adquiriendo una imagen termográfica cada minuto, y para cada condición se adquirieron y almacenaron las últimas 50 imágenes infrarrojas adquiridas de los últimos 50 minutos; por lo tanto, se adquirió una base de datos de 200 muestras (imágenes infrarrojas). A este respecto, debe destacarse que solo se obtuvieron las últimas 50 imágenes infrarrojas debido a que los primeros 40 minutos se asocian con el tiempo que el sistema de transmisión de la caja de cambios requiere para alcanzar su estabilidad térmica.

Posteriormente, después de la evaluación experimental de cada condición considerada, se adquirió una base de datos completa del comportamiento térmico del sistema de transmisión de la caja de cambios. Por lo tanto, la Figura 23 muestra la última imagen térmica adquirida durante el monitoreo de cada condición considerada. Estas imágenes pertenecen a la última adquisición obtenida en el minuto 90. Al respecto, la Figura 23a corresponde al monitoreo térmico de la caja de engranajes cuando los engranajes están en estado HLT, la Figura 23b corresponde a la condición de los engranajes con un 25% de desgaste uniforme en los dientes de engrane, la Figura 23c representa la imagen infrarroja observada con un 50% de desgaste uniforme de los engranajes, y la Figura 23d muestra el comportamiento térmico de la caja de engranajes con un 75% de desgaste uniforme de los engranajes. Además, a partir de estas Figuras, es posible observar que existen algunas diferencias que deben considerarse para proporcionar la evaluación de fallas; Sin embargo, aunque estas imágenes térmicas muestran diferencias, un procesamiento mejorado puede conducir a un diagnóstico preciso.

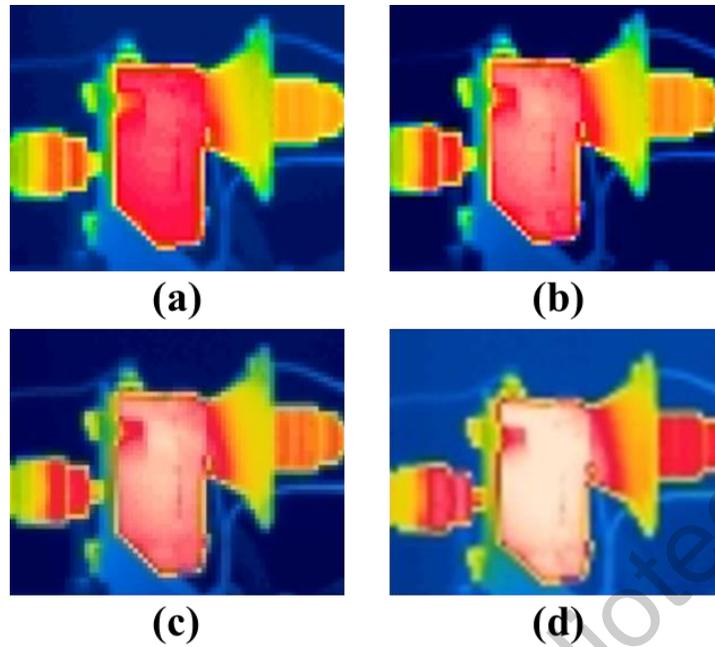


Figura 23. Imágenes termográficas para el monitoreo de la condición de engranajes en un sistema de transmisión de caja de engranajes: (a) HLT, y (b) 25%, (c) 50% y (d) 75% de desgaste uniforme en el engrane.

Finalmente, se realizó el monitoreo de las condiciones térmicas del sistema electromecánico mostrado en la Figura 21b utilizando el sistema embebido de bajo costo (figura 21a). El estudio se centra en cuatro condiciones experimentales en el motor de inducción: HLT, 1 BRB, BD y MAL. Durante el monitoreo de cada condición, las pruebas se ejecutaron durante 80 minutos, ya que en este tiempo el motor sano alcanzó la estabilidad térmica. Después de la evaluación experimental de cada condición, se adquirió una base de datos del comportamiento térmico del motor de inducción. Por lo tanto, la Figura 24 muestra la última imagen térmica adquirida durante el monitoreo de cada condición considerada. La Figura 24a corresponde al monitoreo térmico cuando el motor de inducción está en estado HLT, la Figura 24b corresponde a la condición de falla por 1 BRB, la Figura 24c representa la imagen termográfica por falla en BD y la Figura 24d muestra el comportamiento térmico cuando el motor de inducción y la carga mecánica (alternador eléctrico) presenta falla por MAL. La resolución de las imágenes termográficas es un poco baja si se compara con las imágenes capturadas por una cámara termográfica comercial, como se realizó en los anteriores casos de estudio.

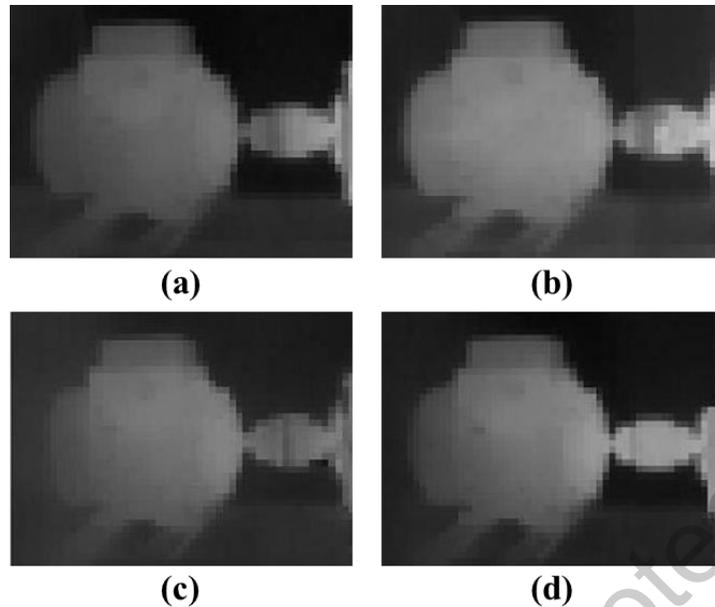


Figura 24. Imágenes termográficas para el monitoreo de la condición en motor de inducción capturadas con un sistema embebido de bajo costo: (a) HTL, (b) BRB, (c) BD y (d) MAL.

## 4.2. Resultados

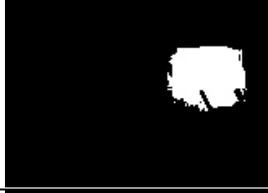
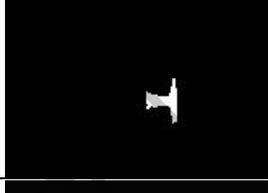
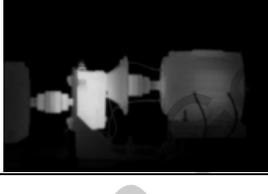
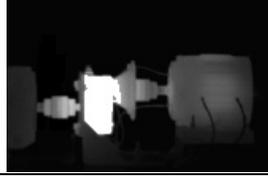
A continuación, se describe los resultados obtenidos en cada uno de los estudios propuestos en este trabajo.

### 4.2.1. Resultados de la metodología para detectar y diagnosticar fallas en el motor de inducción y la cadena cinemática

Para el desarrollo de un sistema de visión artificial capaz de detectar y diagnosticar fallas en el motor de inducción y la cadena cinemática, se siguió la metodología propuesta en la Figura 18.

Como parte de la metodología, fue detectar de forma automática las regiones de interés de las imágenes termográficas (Figura 22) obtenidas de cada condición propuesta en este estudio, a partir de una segmentación automática derivada del método de umbralización de Otsu, acompañado de morfología matemática. La Tabla 4.1 muestra los resultados obtenidos en la detección automática de las regiones de interés o puntos calientes de las imágenes termográficas obtenidas del monitoreo de condiciones.

Tabla 4.1. Segmentación automática a partir de métodos de umbralización automático y morfología matemática.

Tipo de Falla	Termografía Escala de Grises	Umbralización Automática	Segmentación	Región de Interés
HTL				
1 BRB				
BD				
MAL				
Falla Engrane				

Una vez que se obtuvo la región de interés para cada condición estudiada en este trabajo, se extrajeron parámetros de interés para analizar y evaluar las condiciones térmicas del sistema, para después aplicar un método cualitativo y mediante el estándar ASTM E1934-99a se estima la severidad que causa el calentamiento en el motor de inducción y la cadena cinemática, los resultados se muestran en la Tabla 4.2.

Tabla 4.2. Resultados obtenidos para la estimación de falla en el motor de inducción y la cadena cinemática.

Tipo de condición	Estimación de la severidad del calentamiento		
	$T_{m\acute{a}x}$ ( $^{\circ}C$ )	$\Delta T$ ( $^{\circ}C$ )	Nivel de prioridad
<b>HTL</b>	29.35	-	-
<b>1 BRB</b>	38.41	9.06	Nivel de prioridad 2. Calentamiento considerable. Reparar con tiempo.
<b>BD</b>	45.24	15.89	Nivel de prioridad 3. Mayor calentamiento. Reparar inmediatamente.
<b>MAL</b>	41.24	11.89	Nivel de prioridad 2. Calentamiento considerable. Reparar con tiempo.
<b>Falla en el engrane</b>	49.8	19.2	Nivel de prioridad 3. Mayor calentamiento. Reparar inmediatamente.

Donde a partir de la tabla anterior se determina  $\Delta T$  y con la segmentación se obtiene el área de la región de interés (A) y que son las entradas para el clasificador basado en árbol de decisiones. Con  $\Delta T$  y A se obtuvieron dos gráficas para las reglas de condición del clasificador basadas en condiciones if-else, como se muestra en la Figura 25. La Figura 25a está conformada por  $\Delta T$ , las fallas a analizar y tres rangos de temperatura (baja, mediana y alta), mientras que la Figura 25b corresponde a el área de la región de interés de cada falla, así como tres rangos de área (pequeña, mediana y grande).

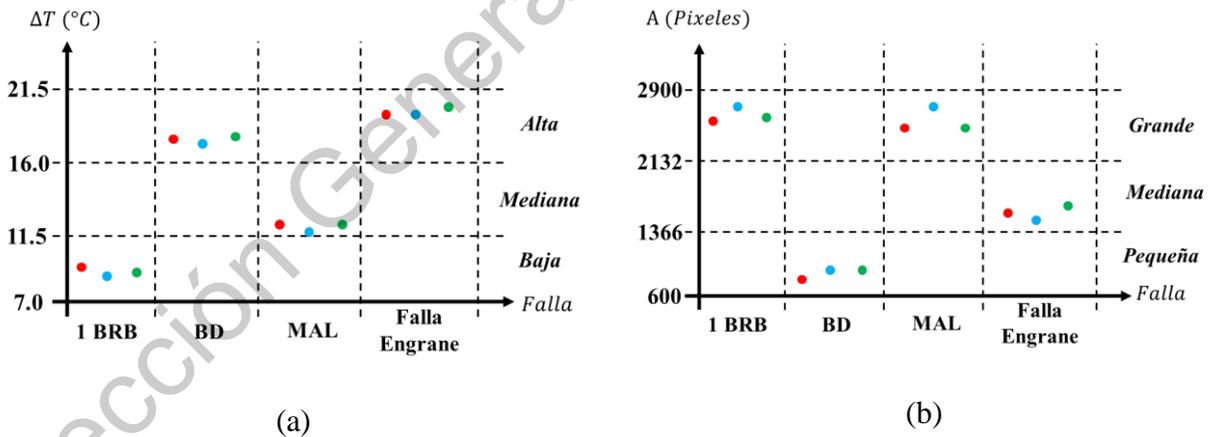


Figura 25. Gráficas basadas en el comportamiento del calentamiento de la región de interés. (a) temperatura ( $\Delta T$ ) y (b) área de la región de interés (A).

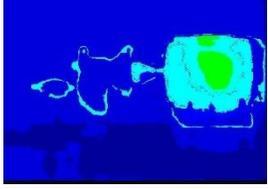
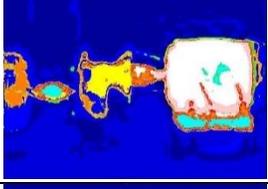
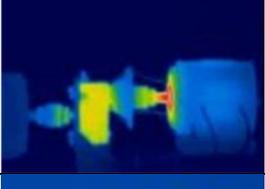
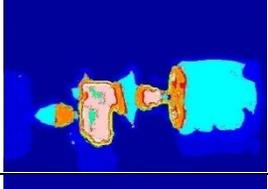
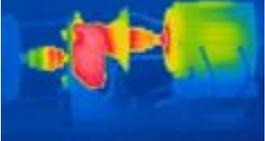
Finalmente, con las gráficas se determina las reglas de condición para el clasificador basado en árbol de decisiones, las cuales se muestran en la Tabla 4.3.

Tabla 4.3. Reglas para el clasificador basado en árbol de decisiones.

		Área		
		Pequeña	Mediana	Grande
Temperatura $\Delta T$	Baja			1 BRB
	Mediana			MAL
	Alta	BD	Engrane	

#### 4.2.2. Resultados de la metodología para detectar y diagnosticar fallas en el motor de inducción y la cadena cinemática con imágenes en espacio a color RGB

Al aplica una segmentación automática en espacio a color a las imágenes termográficas, se obtiene lo mostrado en la Figura 26, aquí la segmentación no reconoce bien las regiones de interés que se quiere analizar, es un poco más complicado realizar de forma automática la extracción de características que describan a la condición estudiada en este trabajo.

Tipo de condición	Termografía infrarroja	Segmentación espacio RGB
HTL		
1 BRB		
BD		
MAL		

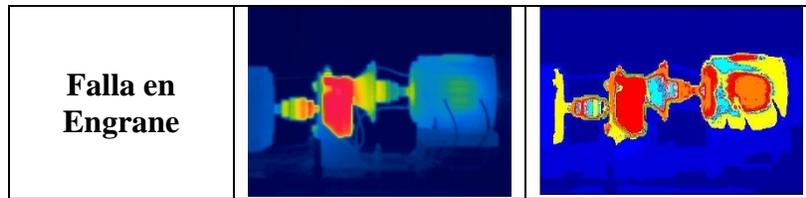


Figura 26. Imágenes termográficas segmentadas a partir de espacio a color RGB.

#### 4.2.3. Resultados de la metodología para detección y clasificación de fallas en la caja de engranes

Siguiendo la metodología planteada en la Figura 19, una vez que se han adquirido las imágenes termográficas, a todas las imágenes adquiridas se calculó sus matrices térmicas. Luego, a partir de cada matriz térmica, se estima un conjunto de características estadísticas térmicas (Tabla 2.1). Por lo tanto, cada condición considerada ahora se caracteriza por un conjunto consecutivo de muestras estadísticas térmicas. A pesar del alto nivel de caracterización proporcionado por el conjunto de características estadísticas térmicas, no todas ellas contienen la misma información representativa asociada con la ocurrencia de desgaste uniforme en los engranajes del sistema de transmisión de la caja de engranajes bajo evaluación. En este sentido, para preservar las mejores características estadísticas térmicas extraídas de las imágenes termográficas, los conjuntos estimados de características estadísticas se procesan mediante un enfoque de reducción de dimensionalidad, que nos permite retener la información más significativa y discriminadora. En este sentido, se aplica el método LDA al conjunto original de características estadísticas estimadas a partir de las matrices térmicas; Como resultado, se obtiene una representación visual de todas las condiciones consideradas en un espacio 2D.

La Figura 27 muestra la proyección resultante del nuevo conjunto extraído de características obtenidas mediante la aplicación de LDA en los conjuntos de datos originales que caracterizan las condiciones uniformes de desgaste en los engranajes del sistema de transmisión de la caja de cambios, como: un engranaje HTL, y 25%, 50 % y 75% de desgaste. A partir de esta figura, es posible observar que todas las condiciones consideradas aparecen separadas entre sí. Además, debe mencionarse que esta proyección 2D resulta de una combinación lineal que contiene diferentes pesos de las características originales, donde las características más significativas tienen un mayor valor de ponderación.

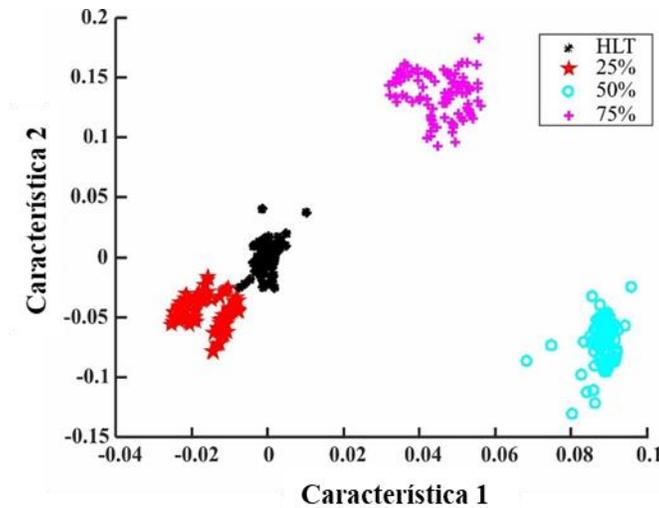


Figura 27. Proyección de características, reducidas por LDA, que caracterizan la condición de la caja de cambios en el conjunto de datos de termografía infrarroja.

Después de obtener el conjunto de datos reducido al espacio 2D con la estrategia LDA, la clasificación automática de fallas se lleva a cabo a través del algoritmo basado en ANN. En este sentido, debido a la consideración de la etapa de reducción de características mediante LDA, que permite la obtención de una representación visual de todas las condiciones consideradas en un espacio 2D y facilita la tarea de clasificación, la estructura del clasificador ANN considerado se basa en una estructura clásica compuesta solo por la capa de entrada, una sola capa oculta y la capa de salida. La capa de entrada consta de dos neuronas, la capa oculta tiene diez neuronas como sugiere la implementación clásica de los clasificadores ANN, y la capa de salida está compuesta por cuatro neuronas.

Posteriormente, para obtener resultados estadísticamente significativos, el clasificador basado en ANN es entrenado y validado bajo un esquema de validación cruzada de cinco veces. En este sentido, teniendo en cuenta todas las condiciones evaluadas (HTL y 25%, 50% y 75% de desgaste uniforme de los engranajes), la base de datos original que consta de 200 muestras, 50 muestras por condición, se divide en dos datos diferentes. conjuntos para fines de entrenamiento y validación. Por lo tanto, el primer conjunto de datos utilizado para el entrenamiento se compone de 160 muestras, 40 muestras por condición, mientras que el conjunto de datos utilizado para la validación consta de 40 muestras, 10 muestras por condición. Para analizar el rendimiento de la clasificación, se aplica un esquema de validación cruzada de cinco veces para determinar la variabilidad del entrenamiento y los

datos de validación del clasificador. Por lo tanto, se promedian cuatro tipos de clasificación, obteniendo el 100% en el índice de clasificación tanto para el entrenamiento como para la validación.

Las Tablas 4.4 y 4.5 resumen las matrices de confusión obtenidas durante el entrenamiento y la validación del clasificador ANN propuesto. Como se puede observar en estas Tablas, el índice de clasificación global alcanzado durante el entrenamiento y la validación es de aproximadamente el 100%. Además, la consideración de la ANN como un clasificador también permite el cálculo de las regiones de clasificación, lo que proporciona una representación visual de la región que pertenece a cada condición evaluada. En este sentido, la Figura 28a y 28b muestra las regiones de clasificación obtenidas por el clasificador ANN durante los procedimientos de entrenamiento y validación, respectivamente.

Tabla 4.4. Matriz de confusión para el entrenamiento del clasificador ANN con imágenes termográficas.

		Objetivo de Clase			
		HTL	25%	50%	75%
Salida de Clase	HTL	40	0	0	0
	25%	0	40	0	0
	50%	0	0	40	0
	75%	0	0	0	40

Tabla 4.5. Matriz de confusión para la validación del clasificador ANN con imágenes termográficas.

		Objetivo de Clase			
		HTL	25%	50%	75%
Salida de Clase	HTL	10	0	0	0
	25%	0	10	0	0
	50%	0	0	10	0
	75%	0	0	0	10

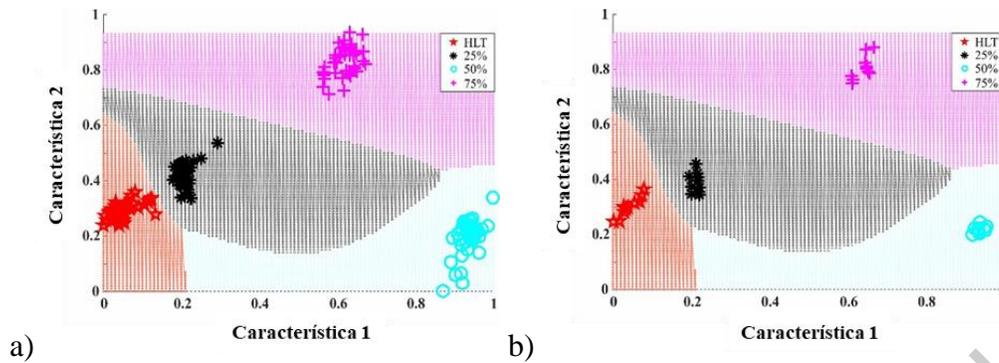


Figura 28. Proyección resultante de las regiones de clasificación obtenidas durante la identificación del desgaste uniforme en los engranajes de la caja de cambios mediante el clasificador basado en ANN: a) procedimiento de entrenamiento y b) procedimiento de validación.

#### 4.2.4. Resultados de la implementación del sistema de bajo costo basado en termografía infrarroja para la detección y clasificación de fallas en motor de inducción.

Partiendo de la metodología propuesta en la Figura 20, el sistema de bajo costo basado en termografía infrarroja realizó la adquisición de datos sin procesar proporcionada por la cámara termográfica, utilizando el protocolo de comunicación SPI, de acuerdo con la Figura 29.

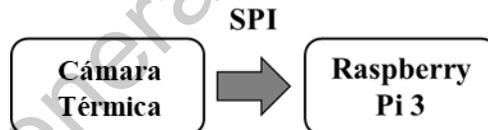


Figura 29. Adquisición Raw-Data.

Con los datos sin procesar, la información se procesa para obtener una imagen térmica, además se calculó el termograma de la imagen termográfica (Figura 30).

Una vez que se obtuvo las imágenes termográficas como las que se muestra en la Figura 24, se prosigue con la metodología y a partir de métodos de isotermas, el cual a partir de un rango de temperatura se obtienen áreas de interés, como se muestra en la Figura 31. La figura muestra los isotermas de cada imagen termográfica que representa a la condición de evolución del motor de inducción. Además, muestra una barra de colores que indica el rango de temperatura a la cual se encuentra el isoterma, para este estudio, el rango de temperatura

es de 3 °C y se define por diez intensidades de color diferentes para identificar los isotermas en las imágenes termográficas.

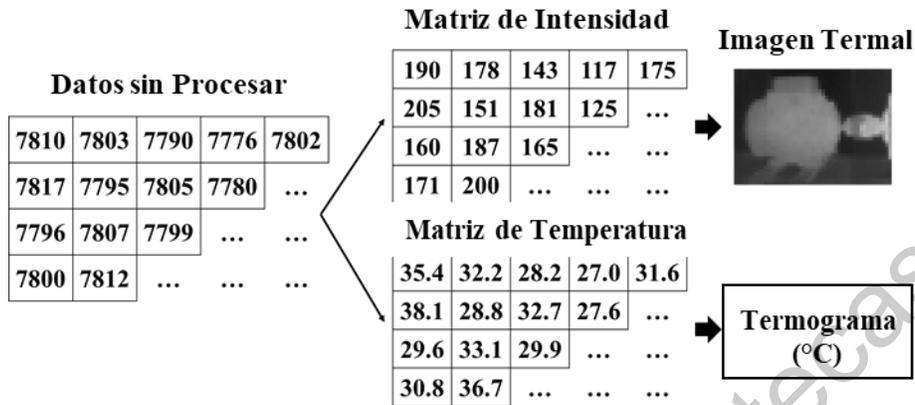


Figura 30. Raw-Data para la interpretación de la imagen termográfica y el cálculo de la matriz de temperatura (termograma).

Una vez que se obtuvieron las regiones de interés de las imágenes termográficas, se extrajeron características de temperatura ( $T_{m\acute{a}x}$ ,  $T_{m\acute{i}n}$ ,  $T_{prom}$ ,  $\Delta T$ ) para analizar las condiciones térmicas de las fallas a estudiar.

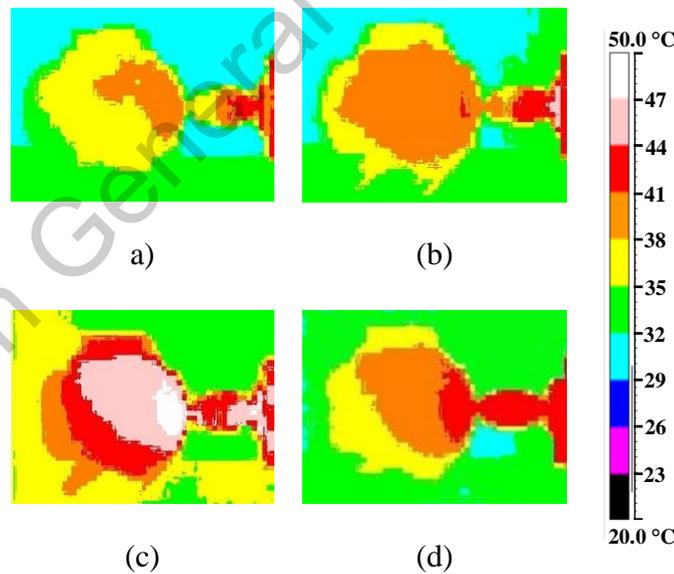


Figura 31. Isotermas de las imágenes termográficas (a) HTL, (b) BRB, (c) BD y (d) MAL.

Finalmente, una vez que se extrajeron las características de temperatura de las regiones de interés, se aplica un método cualitativo el cual compara el motor de inducción en estado sano (HTL), con respecto a las condiciones de fallas del motor de inducción y mediante el estándar

ASTM E1934-99a podemos obtener una sugerencia de mantenimiento a seguir. Los resultados se muestran en la Tabla 4.6.

Tabla 4.6. Resultados obtenidos para la estimación de falla en el motor de inducción a partir del sistema de bajo costo basado en termografía.

Tipo de condición	Estimación de la severidad del calentamiento		
	$T_{m\acute{a}x}$ (°C)	$\Delta T$ (°C)	Nivel de prioridad
<b>HTL</b>	36.12	-	-
<b>1 BRB</b>	40.55	4.43	Nivel de prioridad 1. Menor sobrecalentamiento. Estado normal.
<b>BD</b>	48.85	12.73	Nivel de prioridad 2. Calentamiento considerable. Reparar con tiempo.
<b>MAL</b>	43.50	7.38	Nivel de prioridad 2. Calentamiento considerable. Reparar con tiempo.

### 4.3. Discusión

En la literatura se proponen diferentes metodologías de diagnóstico basadas en señales de vibración, con MCSA, señales acústicas, etc. Sin embargo, este tipo de técnicas tienen sus limitaciones, ya que la vibración y la señal acústica se ven afectadas por el ruido ambiental y la ubicación de los sensores, mientras que MCSA no es una medida directa del equipo; se basa en la corriente del motor eléctrico, lo que puede causar confusión cuando se trata de monitoreo de condición y detección de fallas en una caja de engranajes. Por lo tanto, la imagen infrarroja es una técnica no invasiva y no destructiva que monitorea eficientemente la temperatura y posee un amplio rango de monitoreo y la posibilidad de visualizar y localizar puntos calientes a través del aumento de temperatura causado por las fallas presentes en el motor de inducción y cadena cinemática. Aunque esta tecnología era costosa al principio, han surgido cámaras y núcleos de bajo costo que la hacen más accesible.

Con la metodología no invasiva presentada en este trabajo para el desarrollo de un sistema de visión artificial basado en imágenes tomográficas, puede considerarse como una herramienta atractiva y alternativa para los procedimientos clásicos de inspección de imágenes infrarrojas y para las técnicas de monitoreo de motor de inducción y la cadena cinemática, debido a las ventajas que ofrece. Una ventaja es que es que el sistema de visión artificial propuesto en este trabajo, monitorea, detecta, extrae, analiza y clasifica fallas en el motor de inducción y cadena cinemática de forma automática, sin la necesidad de

interpretación del operador, reduciendo los tiempos de procesamiento de datos, esto contrasta con el uso de software comercial, que requiere personal calificado para la interpretación y el análisis de la imagen infrarroja, que es como lo realizan la mayoría de metodologías propuestas en la literatura, mencionadas en la revisión literaria.

También, los estudios en la literatura han informado que el área donde hay un calentamiento considerable en el motor de inducción y la cadena cinemática puede estar relacionada con el tipo de falla. Por el contrario, con el software comercial, la segmentación de imágenes se realiza de forma manual y empírica, basando la clasificación de fallas en la experiencia del operador. Otra ventaja del sistema de visión artificial propuesto en este trabajo es que utilizando segmentación automática es posible determinar esas regiones de interés las cuales se quieren estudiar y analizar para conocer el estado de la condición del motor de inducción y la cadena cinemática.

Además la mayoría de trabajos reportados en la literatura utilizan múltiples técnicas ya conocidas y muy utilizadas para análisis en fallas en el motor de inducción y la cadena cinemática, sin embargo pocos son los trabajos que se enfocan al estudio de fallas en la caja de engrane y más concreto en el análisis y clasificación de desgaste uniforme del engrane de la caja reductora de velocidades a partir de imágenes termográficas y métodos de aprendizaje supervisado, siendo una contribución novedosa para el análisis de fallas en la caja de engranes.

A pesar de sus ventajas, la metodología propuesta en este documento tiene algunas limitaciones en la aplicación industrial. Primero, depende del conocimiento previo de las condiciones térmicas de motor de inducción y la cadena cinemática; segundo, no permite el análisis de todos los puntos diferentes de la imagen infrarroja porque se enfoca en la región de interés, que contiene las áreas más calientes de la imagen infrarroja. Sin embargo, estas limitaciones pueden compensarse mediante el uso de otras técnicas aprobadas para el análisis de fallas en el motor de inducción y la cadena cinemática, como el análisis por MCSA o la vibración. Finalmente, otra limitación es considerar el conjunto mínimo de criterios necesarios para capturar imágenes infrarrojas (enfoque, reflexión, luz, emisividad, objeto reflejado y temperaturas atmosféricas y humedad relativa), pero es posible incluir sensores que ayuden a medir estos parámetros.

Finalmente, la metodología propuesta es una arquitectura abierta que permite la mejora y el desarrollo de nuevos algoritmos que hacen que este método sea más robusto, en contraste con la mayoría del software comercial, que no se puede desarrollar porque tienen una arquitectura de software cerrada.

Dirección General de Bibliotecas UAQ

# Capítulo V

## Conclusiones.

En este trabajo presenta una metodología para el desarrollo de un sistema de visión artificial para el monitoreo y diagnóstico basado en termografía infrarroja, procesamiento de imágenes y algoritmos inteligentes para la identificación de diferentes condiciones de estado en una cadena cinemática.

En base al desarrollo de este trabajo y de los resultados obtenidos, hay puntos importantes que deben destacarse con relación al desarrollo del sistema de visión artificial para las condiciones de monitoreo y diagnóstico aplicados al motor de inducción y la cadena cinemática. El primero punto importante es la fiabilidad del uso de imágenes infrarrojas y las características estadísticas de los puntos calientes, ya que nos permiten obtener una caracterización más adecuada del funcionamiento en el motor de inducción y la cadena cinemática en términos de comportamiento térmico, debido al aumento de temperatura en sistema electromecánico, el cual depende del rendimiento laboral de la condición del motor de inducción y la cadena cinemática. Como segundo punto la gran ventaja que brinda los métodos de procesamiento de imágenes para la detección automática de las regiones de interés, ya que en base a estos se identifican los puntos calientes que se deben analizar en las imágenes termográficas. Un tercer punto es la implementación de estrategias de reducción de dimensionalidad para la optimización del conjunto de características estadísticas estimadas a partir de la imagen termográfica, ya que permite la eliminación de características menos discriminantes y la compresión de características estadísticas más significativas, con los cuales se pudo identificar y clasificar fallas por desgaste uniforme en el engrane de la caja reductora de velocidades.

El cuarto punto es la clasificación basada en una red neuronal artificial, que es capaz de identificar y clasificar los diferentes casos de estudio propuestos en este trabajo para el desgaste uniforme en los engranes del sistema de transmisión de la caja de cambios.

Los resultados obtenidos indican que la estrategia de monitoreo de condición a partir de un sistema de visión artificial es adecuada para ser aplicada en la evaluación del motor de inducción y la cadena cinemática en aplicaciones industriales, donde el uso de sensores invasivos representa una limitación crítica.

Comparando los resultados obtenidos en este trabajo aplicando el sistema visión artificial en base a imágenes infrarrojas, con respecto a metodologías basadas en señales de vibración para determinar la confiabilidad en los resultados para el diagnóstico de fallas, se obtuvo un 100% del índice de clasificación total al aplicar la metodología propuesta en este trabajo usando imágenes infrarrojas, debido al buen desempeño que se obtuvo tanto en el entrenamiento y validación del clasificador. Mientras tanto, para una metodología utilizando señales de vibración, se obtuvo un índice de clasificación del 81,2% (Reséndiz et al., 2020).

Con base en los resultados de la metodología propuesta y la revisión literaria, se puede concluir que este trabajo puede ayudar o complementar en gran medida las técnicas utilizadas con mayor frecuencia en el análisis de fallas y, como resultado, un análisis más completo para la detección de fallas en motores de inducción y la cadena cinemática.

## Referencias.

Ahmed M. M., Huda A. S. N. y Mat Isa N. A. 2015. Recursive construction of output-context fuzzy systems for the condition monitoring of electrical hotspots based on infrared thermography. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 39, 120-131.

Albregtsen, F. 2008. Statistical texture measures computed from gray level co-occurrence matrix. Technical Report, Department of Informatics, University of Oslo.

Al-Habaibeh, A., Zorriassatine, F., Gindy, N. 2002. Comprehensive experimental evaluation of a systematic approach for cost effective and rapid design of condition monitoring system using Taguchi's method. *Jour. of Mat. Pross. Tech.* Vol. 124, pp. 372-383.

Almeida C. A. L., Braga A. P., Nascimento S., Paiva V., Martins H. J. A., Torres R., Caminhas W. M. 2009. Intelligent thermographic diagnostic applied surge arresters: A new approach. *IEEE Trans. Power Delivery*, 24 (2), 751-757.

Badulescu C., Grediac M., Haddadi H., Mathias D., Balandraud X. y Tran H. S. 2011. Applying the grid method and infrared thermography to investigate plastic deformation in aluminium multicrystal. *Mech. of Mat.* Vol. 43, pp. 36-53.

Bagavathiappan, S., Lahiri, B. B., Saravanan, T., Philip, J., Jayakumar, T. 2013. Infrared thermography for condition monitoring – A review. *Infr. Phys. & Tech.* Vol. 60, pp. 35-55.

Baranski M., Polak A. 2011. Thermal diagnostic in electrical machines, *PRZEGLAD ELEKTROTECHNICZNY (Electrical Review)*.

Cazacu, E., Petrescu, L., Petrescu, M. C. 2017. The major predictive maintenance actions of the electric equipments in the industrial facilities. *Sci. Bull. of the Elec. Eng. Fac.* 18 (1), pp. 26-33.

Chou, Y.C., Yao, L. 2009. Automatic Diagnosis System of Electrical Equipment using Infrared Thermography. *International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition*.

Cuevas E., Zaldívar D. y Pérez M. 2012. Procesamiento digital de imágenes con Matlab y Simulink. Editorial Alfaomega.

Cui H., Hu Y., Zeng J. y Tang Z. 2013. The methods in infrared thermal imaging diagnosis technology of power equipment. 978-1-4673-4933-8113, IEEE.

Duda, R.O., Hart, P.E., Stork, D.G. 2001. *Pattern Classification*, 2nd ed.; JohnWiley & Sons: Hoboken, NJ, USA, pp. 282–333.

Dutta, T., Santra, D., Peng-Lim, C., Sil, J., Chottopadhyay, P. 2018. Statistical features analysis of thermal images from electrical equipment. *Decis. Scien. in Act.*, pp. 127-137.

Epperly, R. A., Heberlein, G. E., Eads, L. G. 1997. A tool for reliability and safety: predict and prevent equipment failures with thermography. IEEE Petrol. and Chem. Ind. Conf. Banff, Alta, pp. 59-68.

Eti, E. C., Ogaji, S. O. T., Probert, S. D. 2006. Reducing the cost of preventive maintenance (PM) through adopting a proactive reliability-focused culture. Appl. Ener. Vol. 83, pp. 1235-1248.

Fernandes H., Zhng H. y Maldague X. 2015. An active infrared thermography method for fiber orientation assement of fiber-reinforced composite materials. Infr. Phys. & Thech., Vol. 72, pp. 286-292.

Fox M., Coley D., Goodhew S. y Wilde P. 2015. Time-lapse thermography for building defect detection. Ener. and Build. Vol. 92, pp. 95-106.

Gadkari, D. 2004. Image quality analysis using GLCM. Master of Science Thesis, College of Arts and Sciences, University of Central Florida.

Garcia-Lamont, F., Cervantes, J., López, A., Rodriguez, L. 2018. Segmentation of images by color features: A survey, Neurocomp., vol. 292, pp. 1-27.

Geetha, E., Nagarajan, C. 2018. Induction Motor Fault Detection and Classification Using Current Signature Analysis Technique. IEEE Conf. on Emer. Dev. and Sm. Sys. (ICEDSS 2018), 2-3 March 2018.

Glowacz, A., Glowacz, Z. 2017. Diagnosis of stator faults of the single-phase induction motor using acoustic signals. Appl. Acous. Vol. 117 (A), pp. 20-27.

Goyal, D., Pabla B. 2016. The vibration monitoring methods and signal processing techniques for structural health monitoring: a review. Arch. Comput Methds Eng. Vol. 23 (4), pp. 585-594.

Gupta, R., Breitenstein, O., Zettner, J., Karg, D. 2007. In-line shunt detection in solar cells by fast lock-in infrared thermography. In Proc. 22<sup>nd</sup> Eur. Photovolt, Energy Conf. 2007. Pp. 1975-1978.

Haider, M., Doegar, A., Verma, R. K. 2018. Fault identification in electrical equipment using thermal image processing. Int. Conf. on Comp., Pow. and Comm. Tech. (GUCON) Galgotias University, Greater Noida, UP, India. Sep 28-29, 2018.

Haralick, R. M., Shapiro, L. G. 1985. Image segmentation techniques, Comput. Vis. Graph. Image Process., vol. 29, no. 1, pp. 100-132.

Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J. 2008. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction, 2nd ed., Springer: Berlin/Heidelberg, Germany.

Herrera-Arellano, M. A., Terol-Villalobos, I. R., Morales-Hernandez, L. A., Valtierra-Rodriguez, M. 2017. Infrared thermography-based automatic assessment of control components for electric machines. 2017 Intern. Symp. on Diagn. for Elec. Mach., Pow. Elect. and Driv. (SDEMPED'17).

Hussain, A., Pu, H., Sun, D.W. 2018. Innovative nondestructive imaging techniques for ripening and maturity of fruits – A review of recent application. *Tren, in Food Sci. & Tech.* Vol. 72, pp. 144-152.

Huda A. S. N., Taib S., Jadin M. S. e Ishak D. 2012. A semi-automatic approach for thermographic inspection of electrical installations within buildings. *Energy and Buildings*, 55, 585-591.

Huda, A. S. N., Taib, S. 2013a. Suitable features selection for monitoring thermal condition of electrical equipment using infrared thermography. *Infr. Phys. Technol.* Vol. 61, pp. 184-191.

Huda, A. S. N., Taib, S. 2013b. Application of infrared thermography for predictive/preventive maintenance of thermal defect in electrical equipment. *App. Ther. Eng.* Vol. 61 (2), pp. 220-227.

Igba, J., Alemzadeh, K., Durugbo, C., Eriksson, E. T. 2016." Analyzing RMS and peak values of vibration signals for condition monitoring of wind turbine gearbox", *Renew. Energ.*, Vol. 91, pp. 90-106.

Jadin, M.S., Taib, S., Ghazali, K. H. 2015. Finding region of interest in the infrared image of electrical installation. *Infr. Phys. & Tech.* Vol. 71, pp. 329-338.

Jadin M. S., Taib S. y Ghazali K. H. 2014. Feature extraction and classification for detecting the thermal faults in electrical installations. *Measurement*, 57, 15-24.

Kim G., Kim G. H., Park J., Kim D. Y. y Cho B. K. 2014. Application of infrared lock-in thermography for the quantitative evaluation of bruises on pears. *Infr. Phys. & Tech.* Vol. 63, pp. 133-139.

Kirimtat, A., Krejcar, O. 2018. A review of infrared thermography for the investigation of building envelopes: Advances and prospects. *Ener. & Buil.* Vol. 176, pp. 390-406.

Lahiri, B. B., Bagavathiappan, S., Raj, B., Philip, J. 2012. Infrared thermography for detection of diabetic neuropathy and vascular disorder. *Appl. of Infr. to Biom. Sci.* pp. 217-247.

López-Pérez, D., Antonino-Daviu, J. 2017. Application of infrared thermography to failure detection in industrial induction motors: case stories. *IEEE Trans. on Ind. Appl.* Vol. 53, no. 3, pp. 1901-1908.

Li, Y., Li, Z., Zhu, Y., Li, B., Xiong, W., Huang, Y. 2019. Thermal infrared small ship detection in sea clutter based on morphological reconstruction and multi-feature analysis. *Appl. Sci.* Vol. 9, pp. 3786.

Lucchi, E. 2018. Applications of the infrared thermography in the energy audit of buildings: A review. *Renew. and Sust. Ener. Rev.* Vol. 82 (3), pp. 3077-3090.

Mohanty, A. R. 2014. *Machinery Condition Monitoring, Principles and Practices.* CRC Press, Taylor & Francis Group.

Munteanu, A., Adam, M., Andrusca, M., Dragomir, A., Micu, M. B. 2018. Aspects regarding the monitoring of electrical equipment from electric traction. 10<sup>th</sup> Int. Conf. and Exp. on Elect. And Pow. Eng. (EPE2018).

Osornio-Rios, R. A., Antonino-Daviu, J. A., Romero-Troncoso, R. J. 2019. Recent Industrial Applications of Infrared Thermography: A Review. *IEEE Trans. on Inds. Inf.* Vol. 15 (2), pp. 615-625.

Otsu, N. 1979. A threshold selection method from gray-level histograms, *IEEE Transaction on System, Man and Cybernetics*, vol. 9(1), pp. 62-661.

Reséndiz-Ochoa, E., Saucedo-Dorantes, J. J., Benítez-Rangel, J. P., Osornio-Ríos, R. A., Morales-Hernández, L. A. 2020. Novel Methodology for Condition Monitoring of Gear Wear Using Supervised Learnig and Infrared Thermography. *Applied Sciences*, Vol.10 (506), pp. 1-18.

Saucedo-Dorantes, J.J. 2017. Metodologías para mejorar la confiabilidad del diagnóstico de fallas en cadenas cinemáticas basado en algoritmos inteligentes y fusión de datos. Tesis de Doctorado. Universidad Autónoma de Querétaro, Facultad de Ingeniería.

Standard Guide for Examining Electrical and Mechanical EquipmentWith Infrared Thermography, Standard ASTM E1934-99a, 2010.

Stoynova, A. V., Bonev, B. B. 2017. Infrared survey in electrical preventive maintenance. *Proc. XXVI Inter. Sci. Conf. Elect. ET2017.* pp. 13-15.

Soille, P. 2002. *Morphological Image Analysis, Principles and Applications*, 2nd ed., Springer Editorial.

Strakowska, M., Strakowki, R., Strzelecki, M., De Mey, G., Wiecek, B. 2018. Thermal modelling and screening method for skin pathologies using active thermography. *Biocy. and Biom. Emg.* Vol. 38, pp. 602-610.

Suesut, T., Songthai, M., Nunak, N. 2018. Investigation of soy milk deposited on stainless steel by infrared thermography. *Jour. of Hyg. Eng. and Des.*

Suguna, M., Mansoor Romi, S. M., Sanofer, I. 2016. Fault localisation of electrical equipments using thermal imaging technique. 2016 Int. Conf. on Emer. Tech. Tren (ICETT).

Tharwat, A., Gaber, T., Ibrahim, A., Hassanien, A.E. 2017. Linear discriminant analysis: A detailed tutorial. *AI Commun.*, vol. 30, 169–190.

Tiwari, K. A., Raisutis, R., Samaitis, V. 2017. Signal processing methods to improve the Signal-to-noise ratio (SNR) in ultrasonic non-destructive testing of wind turbine blade. *Proc. Struc. Integ.* Vol. 5, pp. 1184-1191.

Touret, T., Changenet, C., Ville, F., Lalmi, M., Becquerelle, S. 2018. On the use of temperature for online condition monitoring of geared systems – A review. *Mech. Sys. and Sig. Proc.* Vol. 101 (15), pp. 197-210.

Usamentiaga, R., Venegas, P., Guerediaga, J., Vega, L., Molleda, J., Bulnes, F. G. 2014. Infrared Thermography for Temperature Measurement and Non-Destructive Testing. *Sensors.* Vol. 14, pp. 12305-12348.

Usamentiaga, R. y García, D. F. 2017. Infrared Thermography Sensor for Temperature and Speed Measurement of Moving Material. *Sensors*, Vol. 17(5), pp. 1157.

Vishwakarma, M., Purohit, R., Harshlata, V., Rajput, P. 2017. Vibration Analysis & Condition Monitoring for Rotating Machines: A Review. Vol. 4 (2), pp. 2659-2664.

Vollmer M., Möllman K.P. 2010. Infrared Thermal Imaging: Fundamental, Research and Applications, Wiley-VCH Verlag GmGH & Co. KGaA, John Wiley & Sons.

Wronkowicz, A. 2016. Approach to automated hot spot detection using image processing for thermographic inspections of power transmission lines. *Diagnostyka.* Vol. 17 (2), pp. 81-86.

Younus, A.M., Yang, B.S. 2012. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery using infrared thermal image. *Exp. Sys. Appl.* Vol. 32 (2), pp. 2082-2091.

Zou H. y Huang F. 2015. A novel intelligent fault diagnosis method for electrical equipment using infrared thermography. *Infrared Physics & Technology*, 73, 29-35.

## **Apéndice**

### **Artículos publicados en revistas indizadas JCR (Journal Citation Report)**

2018 Induction motor failure analysis: an automatic methodology based on infrared imaging. IEEE Access. Diciembre, 2018.  
DOI: [10.1109/ACCESS.2018.2883988](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2883988)  
Factor de impacto: 4.098

2020 Novel methodology for condition monitoring of gear wear using supervised learning and infrared thermography. Applied science. Enero, 2020.  
DOI: <https://doi.org/10.3390/app10020506>  
Factor de impacto: 2.217

### **Artículo de congreso**

2017 Segmentation in thermography images for bearing defect analysis in induction motors. The 11<sup>th</sup> IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronic and Drives, SDEMPED 2017, Tinos, Greece.

### **Desarrollo tecnológico**

2016 "Sistema avanzado de inspección por END, para aspas de turbinas eólicas hasta 100 metros de altura SIVAA".  
SOMERSET TECHNOLOGIES.

2016 "Implementación de módulo de reconstrucción y caracterización 3D para inspección de daños y defectos en aspas de turbinas eólicas-SIVAA Pro".  
SOMERSET TECHNOLOGIES.