



Universidad Autónoma de Querétaro

Facultad de Ingeniería.

Sistema colaborativo basado en FPGA mediante tecnología infrarroja termográfica para el diagnóstico de fallas en motores de inducción.

Tesis.

Que como parte de los requisitos para obtener el grado de
Doctor en Mecatrónica.

Presenta.

Juan Angel Ramírez Núñez

Dirigido por:

Dr. Roque Alfredo Osornio Rios

Codirigido por:

Dr. José Alfonso Antonino Daviu

Santiago de Querétaro, Qro, México, Febrero 2019.



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería
Doctorado en Mecatrónica

Sistema colaborativo basado en FPGA mediante tecnología infrarroja termográfica para el diagnóstico de fallas en motores de inducción.

TESIS

Que como parte de los requisitos para obtener el Grado de
Doctorado en Mecatrónica

Presenta:

Juan Angel Ramirez Núñez

Dirigido por:

Roque Alfredo Osorio Rios

Codirigido por:

José Alfonso Antonino Davila

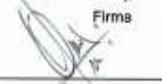
Dr. Roque Alfredo Osorio Rios
Presidente


Firma

Dr. Luis Alberto Morales Hernández
Secretario


Firma

Dr. Miguel Trejo Hernández
Vocal


Firma

Dr. René de Jesús Romero Troncoso
Suplente


Firma

Dr. José Alfonso Antonino Davila
Suplente


Firma

Dr. Manuel Toledano Ayala
Director de la Facultad




Firma

Dra. Ma. Guadalupe Flavia Loarca Piña
Director de Investigación y Posgrado

Centro Universitario
Querétaro, Qro.
Noviembre 2018

RESUMEN

En la industria es utilizada una gran cantidad de maquinaria eléctrica para la fabricación de piezas, estas máquinas eléctricas debido al uso continuo presentan fallas en los elementos que lo conforman, por ejemplo, los motores de inducción son muy utilizados y algunos de los problemas más comunes que presentan son fallas en los rodamientos, desalineamientos y barras rotas, este tipo de fallas al no ser detectadas a tiempo pueden ocasionar daños irreversibles en los motores de inducción y con ello grandes pérdidas económicas. Otra máquina eléctrica muy utilizada es la máquina de control numérico (CNC) para la fabricación de piezas, uno de los principales problemas en este tipo de máquina es la detección no temprana de la herramienta de corte dañada, ya que esto conlleva a que las piezas fabricadas no tengan la calidad esperada y esto se ve reflejado como pérdidas económicas para las empresas. Existen diversas técnicas para la detección de este tipo de fallas como son las técnicas de análisis de corriente, vibraciones y sonido, pero una desventaja de estas técnicas es que son técnicas invasivas. En este trabajo se presenta una técnica no invasiva para la detección de este tipo de fallas en maquinaria eléctrica empleando una cámara infrarroja de bajo costo. Se desarrollo una metodología para la auto calibración de la cámara infrarroja en un entorno industrial y también fue desarrollado un sensor inteligente que permite con ayuda de la tecnología infrarroja detectar cuando es necesario cambiar la herramienta de corte en las máquinas CNC. También fue utilizado un sensor de campo magnético para la detección de desalineamiento en motores de inducción utilizando técnicas de procesamiento de señales como la Transformada Rápida de Fourier (SFFT) y la Transformada Discreta Wavelet (DWT). En un trabajo futuro se espera poder crear un sensor inteligente que en conjunto con las técnicas de corriente, vibraciones y termografía analicen maquinaria eléctrica en busca de posibles fallas para tener un diagnóstico más completo de la máquina que se analice.

(Palabras clave: termografía, detección de fallas, motores de inducción).

SUMMARY

In the industry are used a lot of electrical machineries for the manufacture of parts, these electrical machines due to continuous use have faults in the elements that comprise it, for example, induction motors are widely used and some of the most common problems that present are failures in the bearings, misalignments and broken bars, this type of failures when not detected in time can cause irreversible damage to the induction motors and with it great economic losses. Another electrical machine very used is the machines of numerical control (CNC) for the manufacture of pieces, one of the main problems in this type of machine is the not early detection of the tool of cut damaged, since this entails to that the pieces manufactured products do not have the expected quality and this is reflected as economic losses for companies. There are several techniques for the detection of this type of faults, such as current analysis techniques, vibrations, and sound, but one disadvantage of these techniques is that they are invasive techniques. In this work we present a non-invasive technique for the detection of this type of faults in electrical machinery using a low cost infrared camera. A methodology was developed for the self-calibration of the infrared camera in an industrial environment and an intelligent sensor was also developed that allows, with the help of infrared technology, to detect when it is necessary to change the cutting tool in CNC machines. A magnetic field sensor was also used for the detection of misalignment in induction motors using signal processing techniques such as SFFT and DWT. In future work it is expected to be able to create an intelligent sensor that, in conjunction with current, vibration and thermography techniques, analyze an electrical machinery in search of possible faults in order to have a more complete diagnosis of the machine being analyzed.

(Keywords: thermography, fault detections, induction motors).

AGRADECIMIENTOS

A Dios por permitirme finalizar una meta más satisfactoriamente.

A mis profesores por su tiempo invertido a lo largo de todo el programa: Roque Alfredo Osornio Rios, René de Jesús Romero Troncoso, Luis Alberto Morales Hernández, Miguel Trejo Hernández, José Alfonso Antonino Daviu, Iván Ramon Terol Villalobos y Luis Morales Velázquez.

Al grupo HSP Digital por la asesoría brindada en el desarrollo de este trabajo.

A mi familia por su apoyo en todo momento y a mis compañeros de posgrado por sus consejos dentro y fuera de la universidad.

A la Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ) por todo el apoyo recibido por parte de los profesores y personal administrativo.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por la beca otorgada (278046).

ÍNDICE GENERAL

Capítulo 1. Introducción.....	1
1.1 Antecedentes	1
1.1.1 Análisis de corriente para motores de inducción	1
1.1.2 Análisis de vibraciones en motores de inducción	2
1.1.3 Sistemas colaborativos para el análisis de fallas en los motores de inducción.....	3
1.1.4 Segmentación de imágenes.	3
1.1.5 Termografía infrarroja	4
1.1.6 Patentes	6
1.2 Descripción del problema.....	7
1.3 Justificación.....	8
1.4 Objetivos e Hipótesis.....	8
1.4.1 Objetivo general.....	8
1.4.2 Objetivos particulares	8
1.4.3 Hipótesis.....	9
1.5 Planteamiento General.....	9
1.5.1 Etapa de instrumentación	9
1.5.2 Etapa de análisis de resultados	10
1.5.3 Pruebas	10
Capítulo 2. Fundamentación Teórica.....	11
2.1 Estado del arte	11
2.2 Fallas en motores de inducción.....	12
2.2.1 Análisis en tiempo-frecuencia.....	13
2.2.2 Transformada Rápida de Fourier (FFT).....	13
2.2.3 Transformada rápida de Fourier (SFFT).....	13
2.2.4 Transformada discreta Wavelet.....	15

2.3	Desgaste de herramientas en Máquinas CNC	18
2.4	Termografía.....	19
2.5	Procesamiento de imágenes.....	19
2.5.1	Introducción al procesamiento de imágenes	19
2.5.2	Segmentación.....	20
2.6	FPGA	21
Capítulo 3.	Metodología.....	23
3.1	Diagrama general y explicación de los trabajos desarrollados.....	23
3.2	Análisis termográfico con cámara de bajo costo para la detección de fallas en rodamientos en los motores de inducción.	24
3.2.1	Método para la detección de fallas en los baleros.....	24
3.2.2	Comportamiento de curva térmica.....	26
3.2.3	Comparación de curvas térmicas.	26
3.3	Sensor inteligente para la detección de herramientas dañadas en el proceso de fresado bajo condiciones secas y húmedas basadas en termografía infrarroja.	26
3.3.1	Termografía en procesos de corte de metales.	27
3.3.2	Sensor inteligente para la detección de herramienta de corte dañada	29
3.3.3	Sensor primario	30
3.3.4	Unidad de procesamiento.....	30
3.4	Evaluación de la detectabilidad de fallas electromecánicas en motores de inducción por medio del análisis del transitorio del flujo magnético.....	33
Capítulo 4.	Resultados	37
4.1	Detección de fallas en rodamiento en los motores de inducción utilizando tecnología infrarroja.	37
4.2	Detección de herramienta de corte dañadas utilizando tecnología infrarroja.....	40

4.3 Detección de fallas en motores de inducción utilizando un sensor de flujo magnético.....	50
Capítulo 5. Conclusiones y perspectivas	60
Referencias bibliográficas	63
Apéndice A.....	67
Apéndice B.....	72
Apéndice C.....	86
Apéndice D.....	95

ÍNDICE DE FIGURAS

1-1 Diagrama General	9
2-1 Experimentos sobre la refracción de la luz.....	11
2-2 Espectrograma obtenido con la SFFT.....	14
2-3 Señal sintética $x(t)$	16
2-4 Resultado obtenido por medio de la transformada wavelet a 8 niveles.....	17
2-5 Imágenes captadas con cámaras infrarrojas.....	19
2-6 a) Coordenadas y b) Valores de una imagen en escala de grises	20
2-7 a) Imagen en escala de grises, b) Segmentación de la zona de interés ...	21
3-1 Metodología para la unidad de procesamiento.....	23
3-2 Puesta de experimento para detección de rodamientos dañados.....	25
3-3 Herramientas de corte: a) Nueva, b) Desgastada y c) Dañada	27
3-4 Sensor Inteligente desarrollado para la detección de herramientas de corte dañadas	29
3-5 Adquisición de los datos crudos (raw-data).....	30
3-6 Adquisición de la señal de la temperatura del entorno.....	30
3-7 Matriz termal, valores en grados centígrados ($^{\circ}\text{C}$)	31
3-8 Zona de interés, segmentación sobre el termograma	32

3-9 Posiciones del sensor utilizado	34
3-10 Evolución teórica bajo el arranque para componentes de barras rotas (axial y radial) y para el desalineamiento de componentes.	35
4-1 Curvas termales obtenidas.....	38
4-2 Diferencias termales obtenidas	38
4-3 Calibración de imagen térmica, a) calibración directa y b) calibración propuesta	39
4-4 Propuesta de experimento para la detección de herramientas de corte dañadas: a) proceso de maquinado, b) pantalla, c) cámara Lepton embebida en la carcasa y d) tarjeta de la cámara Lepton	41
4-5 Herramientas de corte y procesos de corte a) herramienta nueva, b) herramienta dañada y c) proceso de corte.....	42
4-6 Zonas de interés para realizar el análisis de temperatura	42
4-7 Comportamiento de la temperatura para las diferentes zonas en una herramienta nueva sin refrigerante.....	43
4-8 a), b) Imágenes termales de un termograma, c), imagen termal del promedio de termogramas	44
4-9 Comportamiento de la temperatura para las diferentes zonas en una herramienta nueva con refrigerante	45
4-10 Comportamiento de la temperatura para las diferentes zonas en una herramienta nueva sin refrigerante.....	46
4-11 Comportamiento de la temperatura para las diferentes zonas de una herramienta dañada con refrigerante	47
4-12 Condiciones de la herramienta obtenidas en cada zona de la herramienta en condiciones secas	48
4-13 Condiciones de la herramienta obtenidas en cada zona de la herramienta con refrigerante	49
4-14 Interfaz gráfica desarrollada	49
4-15 Banco de pruebas del laboratorio.....	50

4-16 Condición de desalineamiento angular (dirección horizontal)	50
4-17 Tres posiciones de pruebas y dimensiones del sensor de flujo.....	51
4-18 Análisis FFT de la señal del sensor de flujo para los tres casos y para las tres posiciones consideradas del sensor (Motor 1)	53
4-19 Análisis DWT de la señal de fem (Motor 1): a) señal total de la fem bajo el arranque, b) señal d_8 para un motor con falla en el rotor, c) señal d_8 para un motor sano.	55
4-20 Análisis SFFT de la señal del sensor de bobina para el motor 1 con excentricidad despreciable, motor con desalineamiento y motor con desalineamiento + dos barras rotas y para las tres posiciones consideradas del sensor	57
4-21 Análisis SFFT de la señal de arranque de corriente para el motor 1 con excentricidad despreciable, motor con desalineamiento y motor con desalineamiento + dos barras rotas y para las tres posiciones consideradas del sensor	57
4-22 Análisis SFFT de la señal de arranque de corriente para el motor 2 con excentricidad despreciable, motor con desalineamiento y motor con desalineamiento + dos barras rotas y para las tres posiciones consideradas del sensor	58

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2-1 Rango de frecuencias para cada nivel	16
Tabla 4-1 Parámetros utilizados para las pruebas realizadas en la máquina CNC	41
Tabla 4-2 Indicador de fallas en rotor en dB basado en DWT para la consideración de los casos de falla y posiciones del sensor (Motor 1). La respectiva diferencia contra la condición sana es especificada entre los paréntesis.....	59

Capítulo 1. Introducción

Realizar el análisis de fallas a motores de inducción es una línea de investigación muy amplia y estudiada, actualmente existen varios análisis para determinar si el motor tiene alguna falla o si es necesario realizar un mantenimiento al mismo, entre los métodos más utilizados se encuentran el análisis de corriente y el análisis por vibraciones, en algunos casos estas dos técnicas son combinadas para arrojar un mejor diagnóstico de la falla. El análisis se puede hacer en línea o no, aunque es preferible realizar este tipo de análisis en línea ya que no se detiene la producción al realizar el análisis al motor.

1.1 Antecedentes

1.1.1 Análisis de corriente para motores de inducción

El análisis de corriente en motores de inducción ha sido muy utilizado para detectar fallas en el mismo, a continuación, se muestran diferentes trabajos que se han desarrollado actualmente y que tienen relación con lo que se pretende realizar en este proyecto, Bossio et. al. (2009) realizó el estudio para analizar cómo es afectado el motor de inducción al existir un desalineamiento angular, repercutiendo principalmente en el par del motor, la potencia y la corriente que consume, para tener un mejor diagnóstico utilizó el análisis por vibraciones y la cámara termográfica, Frosini (2010), propuso una nueva manera de usar la corriente del estator y la eficiencia de los motores de inducción como un indicador de fallas a rodamiento de rodillos, Pineda (2010) propone utilizar el análisis de identificación de motores de corriente dividiendo la señal a analizar y así clasificar mejor la falla del motor dependiendo del armónico que se obtenga al aplicar la transformada de Fourier (FT), Cusido (2011) inyectaba una señal para la detección de fallas a motores y con ayuda del espectro de la corriente del estator determinaba la falla entre ellas barras rotas de rotor, Gupta (2011) propone una manera más sencilla de estimar las fallas en motores de inducción realizando el análisis de corrientes en el estator, García (2011) propone un método en el cual la respuesta de un banco de filtros a impulsos con un análisis de espectro de alta resolución arroja de una manera precisa y segura la frecuencia relacionada a la falla en el motor de inducción, Riera (2012) propone el análisis de Gabor a la corriente vía transformada z , para obtener una alta

resolución en tiempo-frecuencia y así detectar diferentes tipo de problemas en motores de inducción, Kim (2013) propone un nuevo análisis de frecuencia de la corriente del estator de un motor de inducción mejorando así los resultados obtenidos por el método MUSIC (Múltiple Clasificación de Señales) para detectar fallas en las barras de rotor quebradas, Khader (2013) propone una nueva expresión de simetría de componentes de las corriente del estator en motores de inducción en estado estacionario y bajo diferentes fallas del estator, Pineda (2013) proponen un nuevo método para la demodulación de la corriente del estator previo al análisis espectral utilizando el operador de energía Teager-Kaiser para el diagnóstico de fallas en motores de inducción, Widad et al. (2013) proponen un método para el diagnóstico y detección de barras de rotor rotas en motores de inducción. Usa un sensor de corriente en el estator. Usan la transformada Hilbert. Dos características son seleccionadas. Dichos datos son las entradas en el bloque de lógica difusa y con eso se toma la decisión si la barra está rota o no.

1.1.2 Análisis de vibraciones en motores de inducción

Por otro lado para sección de análisis de vibraciones se tienen los siguiente trabajos, Kral (2004) propuso el análisis del desequilibrio del rotor utilizando filtros pasa bajas sin la necesidad de utilizar la transformada de Fourier, Rangel (2010) realizó el análisis de vibraciones en máquinas de control numérico (CNC) fusionando el análisis de las transformadas de Fourier y la transformada wavelet e implementándolas en FPGA generando así una nueva herramienta para el análisis de máquinas CNC, Contreras (2010), implementó en FPGA un analizador de vibraciones para aplicaciones industriales para la detección de fallas en motores, Fabio (2013) realizó el modelado de las posibles fallas desarrolladas en motores de inducción por las vibraciones externas inducias y como varía dependiendo del espacio entrehierro, Chanseung (2014) propone una detección fiable de fallas en el rotor de motores de inducción bajo la influencia de conductos de aire, dado que falsos positivos pueden ser detectados en motores saludables por técnicas de análisis de espectro de vibración, Javad (2014) procesa la señal de vibración con redes neuronales para detectar fallas en los balines del rodamiento en motores de inducción con mucha exactitud y sin cálculos complejos, Safizadeh (2014) fusiona dos sensores

primarios un acelerómetro y una celda de carga con lo cual logra deducir lo saludable de los balines de un rodamiento de una manera más eficiente.

1.1.3 Sistemas colaborativos para el análisis de fallas en los motores de inducción.

Actualmente se han desarrollado más técnicas para poder detectar fallas en los motores de inducción, pero también se ha optado por hacer sistemas colaborativos para obtener mejores resultados, a continuación se muestran algunos trabajos actuales al respecto, Ceban (2012) propone utilizar campos magnéticos externos para realizar el análisis de fallas a rotores en motores de inducción, el analiza la variación del campo magnético externo dependiendo de la falla del rotor, Boqiang (2012) propone combinar la estimación de parámetros de señal vía técnica rotacional invariante y la simulación del algoritmo annealing como método de detección de barras de rotor rotas, Abdenour (2013), desarrolló un método llamado hormiga artificial clasificadora (artificial ant clustering) con el cual es posible detectar de una manera más eficiente barras de rotor rotas y fallas en rodamientos con respecto a métodos de clasificación supervisada, N. Gyftakis (2013) propone una nuevo enfoque para el diagnóstico de barras quebradas en motores de inducción a través del monitoreo del torque, Tarkesh (2013) utilizó sensores acústicos, de vibración y de corriente inalámbricos para detectar fallas en rodamientos en motores de inducción dando una alternativa más económica para poder realizar dicho análisis, Rifat (2013), realizó el diagnóstico de fallas en motores de inducción utilizando patrones binarios basados en el análisis de texturas, Rama (2013) desarrolló una red neuronal utilizando MCSA para el diagnóstico de rotores quebrados en motores de inducción, Iñigo (2013) realizó la comparación de los algoritmos de procesamientos tradicionales para la detección de daños en los balines de los rodamientos y reportó las ventajas y desventajas de cada método.

1.1.4 Segmentación de imágenes.

Con respecto a trabajos que realizan la segmentación de imágenes a continuación se muestran los trabajos de investigación y sus aplicaciones más comunes de este tipo de procesamiento. Wang (2007) utilizó un nuevo método de segmentación para el cambio de fase en secuencias termográficas, mostrando una mayor eficiencia con respecto a los métodos tradicionales de

segmentación (por umbralización y mejorando el contraste de la imagen a analizar), Othman (2011) mejoró la segmentación de imágenes utilizando un sistema difuso y muestra resultados más precisos al identificar objetos en la imagen a analizar, Liu (2011) desarrolló una técnica para el método de segmentación en imágenes infrarrojas e imágenes en entorno de luz visible mejorando así el contraste y obteniendo mejores resultados al procesar la imagen. Wang (2012) utilizó la segmentación de imágenes ultrasónicas de una arteria carótida obteniendo una simplificación en el procesamiento y obteniendo una mejor imagen de la misma, Choong (2012) realizó la segmentación de imágenes a través de cortes normalizados y algoritmo de clústeres lo que reduce el costo de procesamiento de imágenes. Nasir et al. (2009), implementaron la segmentación en el análisis de los glóbulos blancos en la sangre con problema de leucemia, utilizaron el espacio de color HSI obteniendo mejores resultados en el análisis. Takemoto et al. (2013) propusieron un nuevo método por segmentación de imágenes para el desempeño de celdas fluorescentes. Acharya (2013), utilizó algoritmos para mejorar el procesamiento por segmentación en imágenes submarinas y determinó que los algoritmos de k-medias arrojan un mejor resultado para este tipo de imágenes, Kobashi y Kuramoto (2013) utilizaron la segmentación en imágenes obtenidas por resonancia magnética utilizando un sistema difuso para su análisis obteniendo más información de las imágenes de cerebros de fetos. Montes (2013) utilizó la segmentación en imágenes obtenidas por resonancia magnética guiada por ultrasonido de alta intensidad utilizada para el análisis de abscesos en el cuerpo.

1.1.5 Termografía infrarroja

Con respecto a trabajos que utilizan la termografía se han desarrollado diversas aplicaciones entre ellas las siguientes, Unser (1988) aplica la transformación Karhunen Loeve en el análisis dinámico de secuencias de termogramas describiendo la evolución de temperatura sobre la superficie del cuerpo. Dichas imágenes procesadas facilitaron la detección de tumores. Kondo (1999) con ayuda de una cámara termográfica y utilizando las técnicas de sustracción de imágenes y filtros de espacio temporal (para aumentar el movimiento), a través de una simulación muestra como fluye la sangre en el cuerpo humano. Balaras (2002) propuso utilizar la termografía infrarroja para el

diagnóstico en problemas de potencia y calidad en motores de inducción con el fin de dar solución y mantenimiento a los problemas, con lo cual ahorran energía, Leemans (2011) utilizó la termografía infrarroja para realizar el monitoreo en máquinas rotatorias (motor de inducción) y analizó bajo que rango de temperatura se obtiene la mayor eficiencia del motor. Taylor (2012) utilizó como una herramienta más la cámara termográfica para que el diseño de un edificio fuera térmicamente bien diseñado. Ali et al. (2012) propusieron una metodología, para ello obtenían imágenes termográficas de un motor bajo diferentes condiciones de trabajo, la imagen utilizada es la imagen termal y a esta se le aplicó una transformación este dato nuevo fue utilizado en el sistema de diagnóstico inteligente con el cual analizaron las máquinas bajo diferentes condiciones. Meckler (2012) gracias a las cámaras termográficas de alta velocidad es posible monitorear el cambio de temperatura en los dispositivos de conmutación y con ello ver cómo afecta la temperatura al PCB (Printed Circuit Board, placa de circuito impreso) donde son implementados y así poder diseñar mejor la PCB. Bagavathiappan (2013) menciona las grandes ventajas del uso de la termografía infrarroja para condiciones de monitoreo para detectar anomalías en maquinarias industriales para detectar el error y corregirlo. Picazo (2013) propuso una metodología para el cálculo del balance de energía y curvas de calefacción de un motor de inducción, la información proviene de una cámara termográfica. Wang (2013) utilizó la termografía infrarroja para el análisis de efecto térmico de elasticidad en el caucho durante los ciclos de carga y descarga. García-Ramírez et al. (2013) utilizaron la segmentación de imágenes termográficas para detectar fallas en motores de inducción y como estas afectan a lo largo de una cadena cinemática, este método es no invasivo y la segmentación de las imágenes se hizo de manera manual, Tinti (2014) utilizó una cámara termográfica para realizar pruebas a un material aislante y certificar su calidad. Ghosh (2014) realizó el análisis con ayuda de una cámara termográfica para determinar la posibilidad de explotar una mina para obtener hierro. La técnica consistió en tomar muestras de la tierra calentar dicha muestra en un horno de microondas y en seguida observar con la cámara termográfica y donde la muestra indique una mayor temperatura es porque la cantidad de hierro es abundante y de buena calidad, Lahiri (2014) utiliza la cámara termográfica para ver como varía la temperatura de materiales ferromagnéticos y detectar

zonas defectuosas en los mismos cuando a estos se les eleva su temperatura por inducción, logrando con esto la inspección de grandes áreas de material en poco tiempo; como se observa la mayoría de las aplicaciones termográficas no están orientadas al análisis de fallas a motores de ahí la importancia de utilizar este método para encontrar fallas a motores analizando la temperatura del motor de inducción.

Como se observa no hay trabajos que con ayuda de una cámara termográfica y en conjunto con análisis de corrientes, vibraciones y uso de redes neuronales artificiales determine la falla de un motor de inducción, es por ello que para este proyecto se propone el uso de la interacción de estas técnicas para determinar las fallas en los motores de inducción realizando el análisis en línea de la manera menos invasiva posible y trabajando con la matriz termal de la imagen de la cámara termográfica.

1.1.6 Patentes

Actualmente existen trabajos patentados que realizan el análisis de corrientes y vibraciones, por ejemplo: *“Analizador de fallas de corriente para la detección de fallas en la corriente y fallas en dispositivos eléctricos”* en el cual con ayuda del producto desarrollado es posible detectar fallas en análisis de corrientes a dispositivos eléctricos o electrónicos; este otro trabajo: *“Dispositivo de control de motores”* realiza el análisis de vibraciones a motores para con ello controlar la velocidad del mismo y así disminuir dichas vibraciones hasta un rango considerable; otro trabajo más es: *“Transductor de vibraciones de motor desbalanceado”* en este trabajo analizan las vibraciones para que el rotor trabaje de manera correcta, tenga un movimiento circular y no elíptico en su eje dentro del rotor; como se observa el análisis de corriente y vibraciones son de gran importancia para el estudio de fallas a motores de inducción tanto así que hay hasta trabajos patentados; con respecto a la termografía se cita el siguiente trabajo: *“Monitoreo de una batería por termografía infrarroja”* donde utilizan la termografía para caracterizar el comportamiento de una pila bajo funcionamiento (www.pymetec.gob.mx).

A continuación, se citan otras patentes de trabajos relacionados al análisis de corrientes y vibraciones: *“Sistema de detección de fallas eléctricas” (Square d Company)* este sistema monitorea uno o más conductores para determinar si

existe alguna falla eléctrica (fallas de arco, exceder un umbral predeterminado y fallas de tierra en el circuito que se está monitoreando). *“Circuito de detección de falla eléctrica” (Chrysler corporation)* este trabajo sirve para detectar fallas entre el chasis y la batería de tracción de un automóvil impulsado eléctricamente. *“Sistema de detección de fallas de arco eléctrico” (Square d Company)* acoplan un sensor al conductor de la línea para supervisar la señal eléctrica y generar una señal detectora que represente la señal eléctrica. El sensor supervisa simultáneamente la señal de prueba y la señal eléctrica para así detectar la falla por formación de un arco eléctrico. *“Sistema de detección de fallas basado en modelo para motores eléctricos” (Arcelik A.S.)* la presente invención se refiere a un sistema de detección de fallas basado en modelo y aun método para monitorear y predecir requerimientos de mantenimiento de motores eléctricos. Este otro trabajo utiliza el análisis de vibraciones para el balanceo correcto de las máquinas rotatorias: *“Sistema computarizado para análisis dinámico de vibraciones para el balanceo de rotores flexibles y diagnóstico de fallas en maquinarias rotatorias sujeta a vibraciones” (Instituto de investigaciones eléctricas)* (www.patentesonline.com.mx)

Como se observa existe un interés en el análisis de corrientes y vibraciones en máquinas eléctricas, pero como se observa no hay ningún trabajo patentado que realice la detección de fallas a motores fusionando dos o más métodos para ello, de ahí la gran importancia de desarrollar este trabajo.

1.2 Descripción del problema

Los métodos utilizados para hacer el diagnóstico de fallas en motores de inducción suelen ser por análisis de corriente o análisis de vibraciones, por ello, hacer uso del procesamiento de imágenes y en específico de imágenes termográficas permitirá dar un resultado más confiable y sencillo de visual, por ende, se obtendrá un mejor diagnóstico de la falla.

En el análisis de imágenes termográficas se suelen procesar las imágenes que son arrojada por la cámara y no es analizada directamente la matriz térmica que es una matriz de datos de temperatura, de ahí analizar esta matriz térmica permitirá obtener un resultado más fiable, además cabe resaltar que al realizar

los análisis en el FPGA el costo de dicho análisis disminuye de una manera muy considerable, dato que es de sumo interés para las industrias.

1.3 Justificación

Realizar el análisis a motores de inducción para la detección de fallas en tiempo real y en línea es de gran ventaja ya que no es necesario desmontar el motor para realizar el análisis, a su vez realizar dichos análisis en FPGA permite ejecutar múltiples tareas al mismo tiempo y al realizar el diseño de las estructuras digitales (I.P. Cores) reduce considerablemente el tiempo de ejecución y el costo de dichos análisis.

1.4 Objetivos e Hipótesis

1.4.1 Objetivo general

- Desarrollar un sensor que integre análisis de corriente, vibraciones e imágenes termográficas en motores de inducción, mediante la propuesta de nuevas metodologías de fusión y procesamiento para que se logre dar una mejor detección de la falla del motor, y por ende un mejor diagnóstico del que hasta el momento se han desarrollado para hacer estas tareas en otras investigaciones.

1.4.2 Objetivos particulares

- ❖ Realizar la calibración de la imagen a utilizar con respecto a la matriz termal de las cámaras termográficas para obtener una matriz de temperaturas en grados centígrados y no en valores de intensidad.
- ❖ Encontrar las posibles relaciones que llegasen a existir entre los resultados obtenidos de manera independiente por el análisis de corrientes, vibraciones y procesamiento de imágenes termográficas.
- ❖ Determinar mediante técnicas de procesamiento de imágenes en conjunto con el análisis de corrientes y vibraciones: índices, datos e información que estén relacionados con las fallas del motor de inducción
- ❖ Desarrollar un sistema que con ayuda de una cámara termográfica en conjunto con el análisis de corrientes y vibraciones en motores de inducción permitan determinar la localización de la falla y un diagnóstico oportuno del estado de falla del motor.
- ❖ Realizar el análisis de la información obtenida de los sensores y ver cómo influye en los resultados la sensibilidad de que tengan estos.
- ❖ Realizar la validación de los resultados utilizando métodos estadísticos para ello.

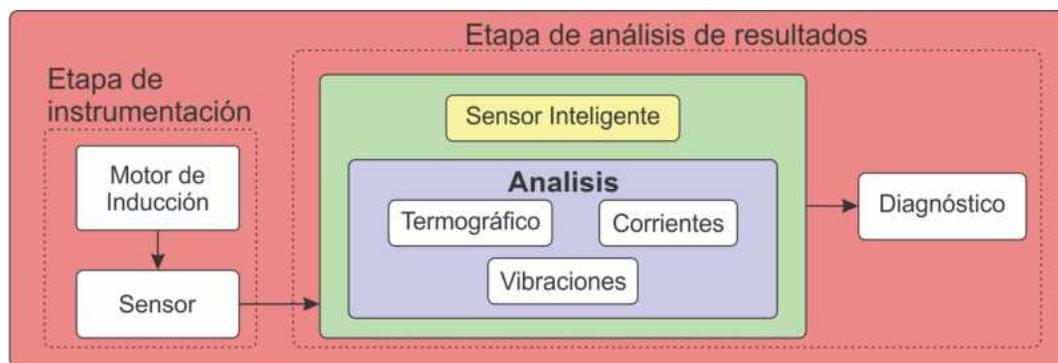
1.4.3 Hipótesis

La combinación de técnicas termográficas en conjunto con las técnicas de análisis de corrientes y vibraciones mejorará el nivel de detección en las fallas a motores de inducción, dichas técnicas permitirán dar un criterio más acertado que los métodos que existen por si solos.

1.5 Planteamiento General

Para el desarrollo de este trabajo se hará uso de las técnicas de análisis de fallas a motores por medio de análisis de corriente, análisis de vibraciones y análisis de imágenes termográficas, con este último análisis se pretende dar un plus a este trabajo ya que hasta el momento no hay proyectos que incluyan este análisis para detectar fallas en motores de inducción de manera colaborativamente ni independientemente; es por ello la importancia del desarrollo de este trabajo, además cabe señalar que el procesamiento de imágenes se hará directamente sobre la matriz termal que brinda la cámara para con ello reducir el error que existe de cambiar de una matriz termal a un espacio de color, ya que este cambio es realizado por si solo por el software con el que cuenta la cámara termográfica.

En la Figura 1–1 se muestra de manera general las etapas en las que estará dividido el proyecto.



1–1 Diagrama General

1.5.1 Etapa de instrumentación

En esta etapa se instrumentará el motor de inducción con los sensores necesarios para poder obtener los resultados obtenidos por los análisis de

corrientes y vibraciones, en cuestión de la cámara termográfica al ser un análisis no invasivo la adquisición de las imágenes de interés es más fácil de obtener.

1.5.2 Etapa de análisis de resultados

Una vez obtenidos los resultados por los diferentes análisis se corroborará que estos sean correctos para poder emitir un diagnóstico de la falla detectada.

1.5.3 Pruebas

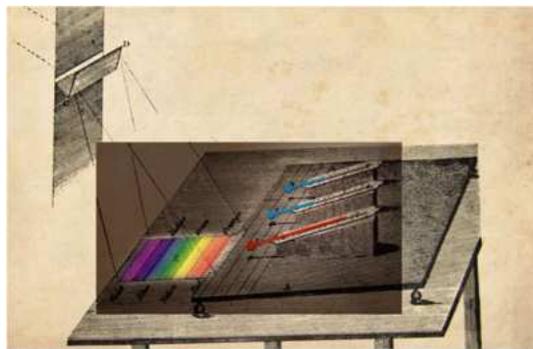
Las pruebas para detectar las fallas en los motores de inducción se realizarán en el laboratorio de eléctrica de la Facultad de Ingeniería UAQ y en los laboratorios del departamento de ingeniería eléctrica de la Universidad Politécnica de Valencia.

Capítulo 2. Fundamentación Teórica

En este capítulo se presenta la importancia del procesamiento de imágenes termográficas, así también se explican las herramientas (algoritmos) y plataformas que son utilizadas para el desarrollo de esta tesis.

2.1 Estado del arte

El infrarrojo fue descubierto en los años 1800's por el astrónomo, y músico, alemán Friedrich Wilhelm Hershel este hizo pasar un rayo de luz solar a través de un prisma de cristal para descomponerla en su espectro y medir la temperatura de cada uno de los colores (Figura 2-1). Este descubrimiento se produce durante la realización de un experimento en el que estudia las propiedades de las distintas bandas del espectro de la luz solar con ayuda de un termómetro de mercurio. Encontró que la temperatura de cada color se incrementaba partiendo del violeta hacia la parte roja del espectro. Pero también descubrió que la temperatura se iba incrementando más allá del rojo, donde la descomposición de la luz del rayo solar ya no era visible. Para su sorpresa, esta región tenía la más alta temperatura de todas.



2-1 Experimentos sobre la refracción de la luz

La banda de radiación infrarroja se encuentra entre las bandas de luz visible y microondas del espectro electromagnético. La principal fuente de radiación infrarroja es el calor o radiación térmica. Todo objeto que tenga una temperatura por encima del cero absoluto, 0° Kelvin ó -273° Celsius, emite radiación en la región infrarroja; inclusive un cubo de hielo que todos consideramos como muy frío emite radiación infrarroja.

La primera cámara térmica para aplicaciones militares fue desarrollada en Suecia en 1958 por una empresa llamada AGA, denominada actualmente FLIR Systems. La primera cámara de infrarrojos destinada a aplicaciones comerciales se desarrolló en 1965. Se utilizó para inspeccionar líneas de alta tensión. Hasta 1973 no se introdujo la primera cámara de infrarrojos "portátil" que funcionaba con batería. Aunque se denominó "portátil", este sistema aún era muy voluminoso. La tecnología utilizada en aquel momento requería llenar la cámara de nitrógeno líquido para refrigerar el detector de infrarrojos integrado en el sistema. En 1985 FLIR Systems consiguió introducir el primer sistema que no requería nitrógeno líquido para refrigerar el detector. En su lugar, se integró un refrigerador criogénico. Hubo que esperar hasta 1997 para comercializar una cámara térmica con un detector no refrigerado, denominado microbolómetro. Una de las principales ventajas del microbolómetro es que no contiene piezas móviles y es, por tanto, menos susceptible a las averías. Además, su producción resulta menos costosa, lo que permitió a los fabricantes de cámaras térmicas reducir el precio de sus productos.

Actualmente la tecnología infrarroja tiene un amplio campo de aplicación desde aplicaciones médicas hasta para el monitoreo de equipo eléctrico a nivel industrial.

2.2 Fallas en motores de inducción

Las fallas en los rodamientos son uno de los problemas más comunes para las máquinas rotativas en la industria esto conlleva altas pérdidas económicas desde estas fallas incrementan el poder de consumo y produce vibraciones, calor, bloqueo de motores y fallas catastróficas. Por lo tanto, tan pronto como una falla es detectada esta puede ser reparada para minimizar las pérdidas o futuros problemas. Muchas de las investigaciones han sido realizadas con respecto a fallas en rodamientos vistos desde diferentes puntos de vista, ha sido demostrado que estas fallas son detectadas por mediciones y análisis de corrientes eléctricas, vibraciones, sonido y temperatura en motores. Cada técnica da diferentes niveles de fiabilidad teniendo diferente complejidad computacional para el procesamiento de señales. Un sensor en específico es requerido para cada método, por ejemplo, para medir corriente con unas pinzas amperimétricas o vibraciones con acelerómetros; en muchos de los casos estos

sensores son caros y son vinculados a un determinado sistema de procesamiento. Sin embargo, las imágenes térmicas no son invasivas, pero los sistemas termográficos son caros y no es probable ser usados como un sistema de monitoreo continuo, además de que es requerido un experto en el análisis de imágenes térmicas principalmente para realizar la calibración.

2.2.1 Análisis en tiempo-frecuencia

Existen diferentes técnicas para el procesamiento digital de señales las cuales han sido empleadas para el análisis y detección de fallas en maquinarias eléctricas, a continuación, se presentan algunas de las técnicas utilizadas en el desarrollo de esta tesis.

2.2.2 Transformada Rápida de Fourier (FFT)

La FFT es una herramienta ampliamente utilizada en el procesamiento digital de señales, este algoritmo es una manera eficiente computacionalmente hablando de realizar el cálculo de la transformada discreta de Fourier (DFT), descrita en la ecuación 1.

La idea central de la Transformada de Fourier (TF) es muy sencilla, el análisis espectral descompone una señal en sus frecuencias constitutivas (armónicos) y almacena la amplitud de cada componente en el dominio de la frecuencia. Por lo tanto, una TF es la representación de una señal en el dominio de la frecuencia y contiene exactamente la misma información que la función original. Lo único que difiere es el procedimiento de representación. El análisis de Fourier permite entonces examinar la señal desde otro punto de vista.

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]e^{-j\frac{2\pi}{N}kn} \quad K = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (1)$$

Donde:

N es el número de puntos a considerar para la DFT

2.2.3 Transformada rápida de Fourier (SFFT)

Otra herramienta para el procesamiento digital de señales es la transformada rápida de Fourier, esta herramienta es importante ya que se puede obtener el espectro de frecuencias y la ubicación en tiempo de la misma, esto es

de gran importancia ya que se pueden analizar señales no periódicas en frecuencia y con amplitud variable

$$X[n, k] = \sum_{m=0}^{L-1} x[n + m]w[m]e^{-j\frac{2\pi}{N}km} \quad (2)$$

Donde:

L es el número de puntos por segmento

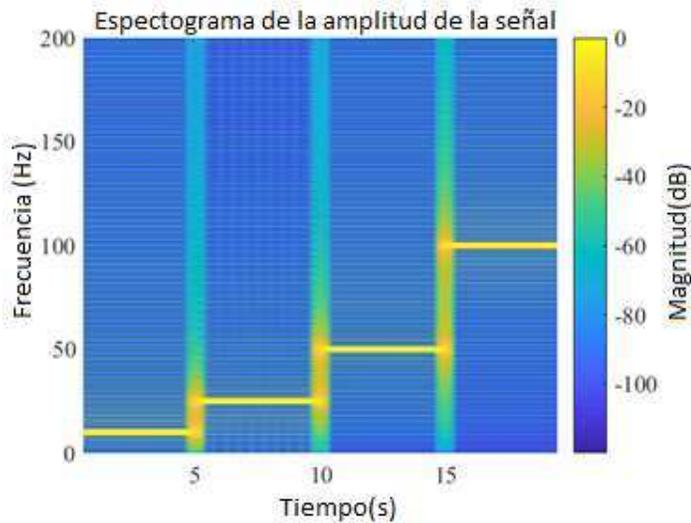
n localización en tiempo

k localización en frecuencia

Para un mejor entendimiento del algoritmo SFFT, se plantea el siguiente ejemplo, se tiene la siguiente señal:

$$x = \begin{cases} \cos 2\pi 10t & 0s \leq t < 5s \\ \cos 2\pi 25t & 5s \leq t < 10s \\ \cos 2\pi 50t & 10s \leq t < 15s \\ \cos 2\pi 100t & 15s \leq t < 20s \end{cases}$$

Aplicando la SFFT a la señal anterior es posible localizar los armónicos de la señal y el tiempo en que se presentan. El espectrograma para la señal anterior se muestra en la Figura 2-2.



2-2 Espectrograma obtenido con la SFFT

Como resultado se tiene el siguiente espectrograma, en este es posible observar las cuatro diferentes frecuencias presentes en la señal 1, a su vez

también es posible observar el momento en tiempo en el que estas están presentes en la señal.

2.2.4 Transformada discreta Wavelet

Una herramienta más para el procesamiento digital de señales es la transformada discreta wavelet, con esta herramienta es posible descomponer y clasificar en rangos de frecuencias las diferentes señales que conforman la señal que será procesada; los rangos de frecuencia dependerán de la frecuencia de muestreo de la señal y del número de niveles en el que se desea descomponer la señal a analizar. Con esta transformada también se pueden analizar señales no periódicas en frecuencia y con amplitud variable

$$X(s, p) = \int_{-\infty}^{\infty} K(s, p, t)x(t)dt \quad (3)$$

Donde:

$X(s, p)$ es la transformada wavelet de escala p

$K(s, p, t)$ es la wavelet madre de escala p

$x(t)$ es el espacio original

Para comprender mejor la transformada discreta wavelet se muestra el siguiente ejemplo, se tienen las siguientes señales sintéticas con las siguientes propiedades, tiempo de 1 segundo, frecuencia de muestreo de 4096 muestras por segundo.

$$x_0(t) = 0.5 * \cos(2\pi * 1600 * t)$$

$$x_5(t) = 1.5 * \sin(2\pi * 50 * t)$$

$$x_1(t) = 1.0 * \sin(2\pi * 800 * t)$$

$$x_6(t) = 1.0 * \cos(2\pi * 25 * t)$$

$$x_2(t) = 1.5 * \cos(2\pi * 400 * t)$$

$$x_7(t) = 2.0 * \sin(2\pi * 10 * t)$$

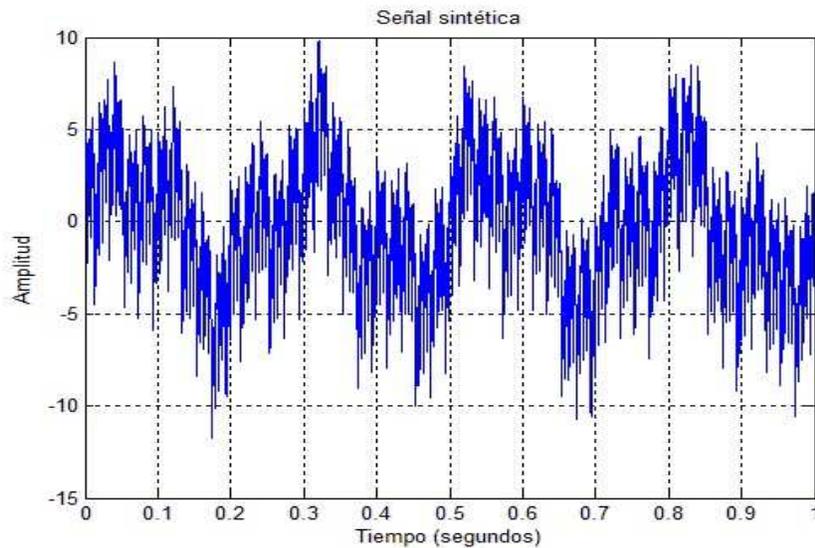
$$x_3(t) = 2.0 * \sin(2\pi * 200 * t)$$

$$x_8(t) = 3.0 * \sin(2\pi * 4 * t)$$

$$x_4(t) = 1.5 * \cos(2\pi * 100 * t)$$

$$x(t) = x_0(t) + x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) + x_4(t) + x_5(t) + x_6(t) + x_7(t) + x_8(t)$$

La Figura 2–3 muestra la señal sintética $x(t)$, esta señal es procesada con ayuda de la transformada wavelet utilizando 8 niveles.

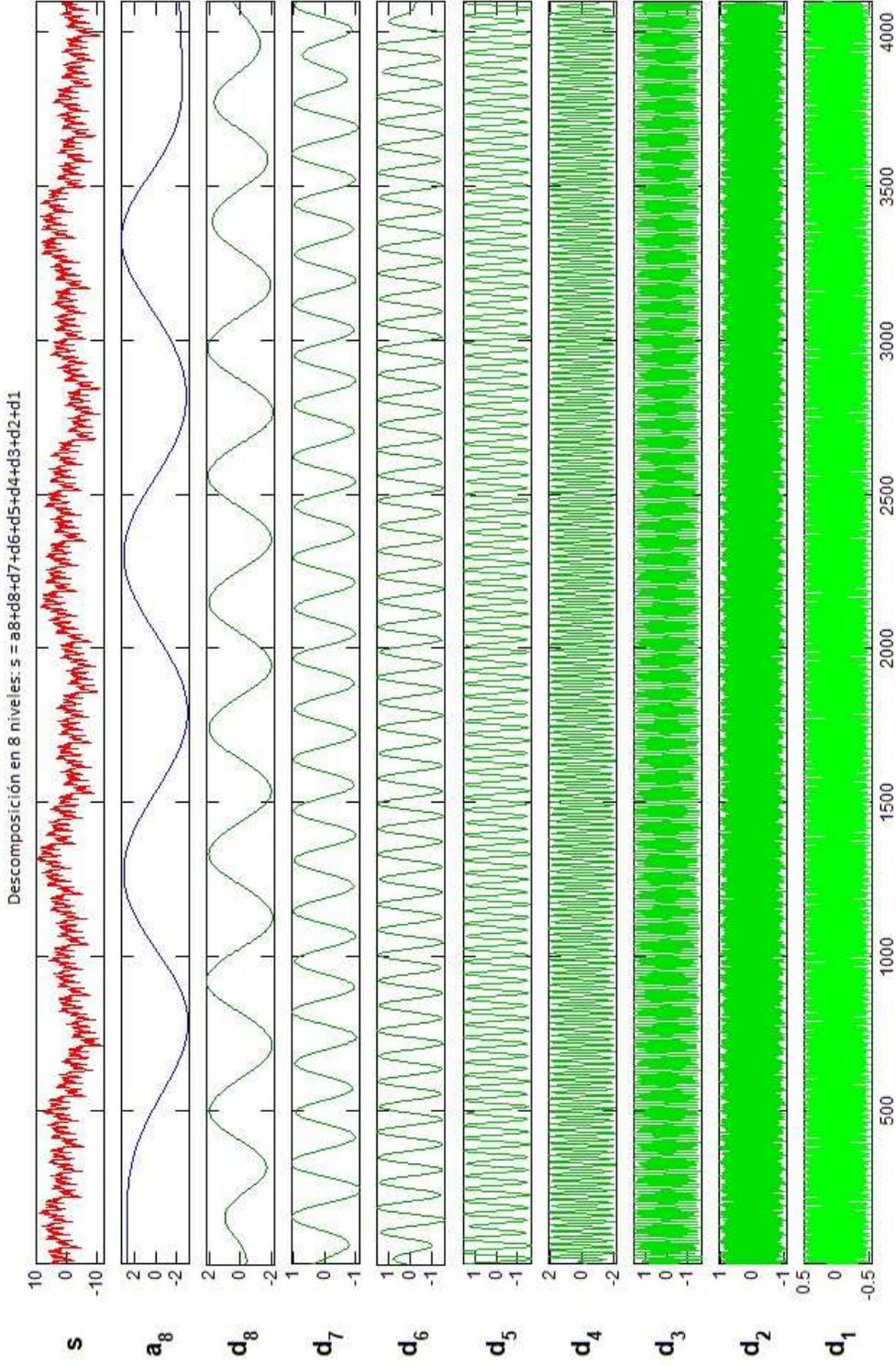


2–3 Señal sintética $x(t)$

Cada nivel representa un rango específico de la frecuencia, como se mencionó anteriormente estos rangos dependerán de la frecuencia de muestreo de la señal, para este caso la frecuencia de muestreo es de 4196 Hz, por lo tanto, los rangos de frecuencia para cada nivel quedan de la siguiente manera, Tabla 2-1.

Nivel	Rango de frecuencias (Hz)	Nivel	Rango de Frecuencias (Hz)
D1	[1024-2048]	D6	[32-64]
D2	[512-1024]	D7	[16-32]
D3	[256-512]	D8	[8-16]
D4	[128-256]	A8	[0-8]
D5	[64-128]		

Tabla 2-1 Rango de frecuencias para cada nivel



2-4 Resultado obtenido por medio de la transformada wavelet a 8 niveles

2.3 Desgaste de herramientas en Máquinas CNC

Las herramientas de corte están sometidas a grandes esfuerzos localizados, altas temperaturas, deslizamiento de viruta por la cara de ataque y deslizamiento de la herramienta por la superficie recién cortada. Estas condiciones inducen el desgaste de la herramienta que, a su vez, afecta en forma negativa de la vida de la herramienta, la calidad de la superficie maquinada y su exactitud dimensional, y en consecuencia la económica de las operaciones de corte (Kalpakjian y Smith,2002). Por otra parte, la vida de la herramienta está definida como el tiempo requerido para alcanzar cierto criterio de vida. El factor más significativo que afecta la vida de la herramienta debido al uso de cierto material de la pieza de trabajo, material de la herramienta y forma de una operación de maquinado particular, es la velocidad de corte.

El desgaste de la herramienta es un proceso gradual, donde la velocidad de desgaste depende del material de la herramienta, del tipo de material de la pieza de trabajo, líquido refrigerante, los parámetros de corte y otros factores. Aunque tradicionalmente, dos tipos de desgaste han sido considerados: el desgaste de flanco y el desgaste de cráter.

Muchas investigaciones han sido realizadas en el área del monitoreo de las herramientas, debido a el hecho de que la falla de la herramienta representa el 20% de tiempo muerto y que el desgaste de la herramienta impacta negativamente en la calidad del trabajado en el contexto de dimensiones, acabado e integridad superficial.

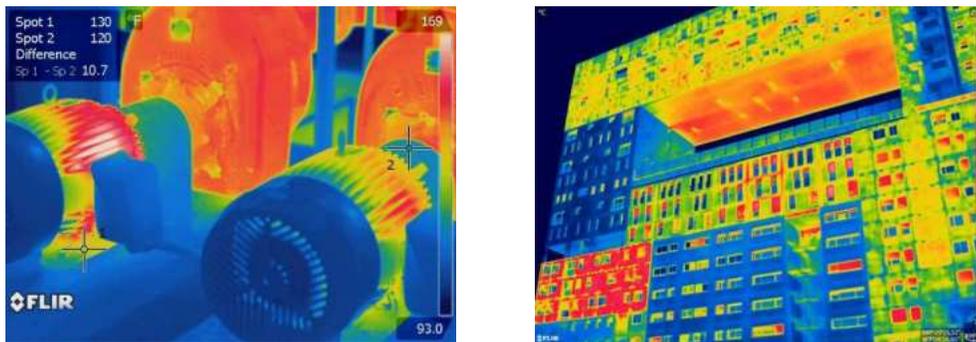
La visión ha sido utilizada como una técnica apropiada para evaluar el desgaste de la herramienta bajo condiciones de laboratorio y se han realizado algunas aplicaciones en la industria como un método de medición directa. Sin embargo, un problema particular y recurrente es unas siempre la iluminación adecuada con láser o lámparas de halógeno, lo que muchas veces no es posible.

Los sensores más utilizados para realizar el monitoreo de las herramientas de corte son sensores de primarios de corriente, vibraciones o señales de emisión acústica.

2.4 Termografía

La termografía es una técnica que permite determinar la temperatura de un cuerpo de manera no invasiva. La termografía permite captar la radiación infrarroja del espectro electromagnético, utilizando cámaras térmicas o de termovisión. Actualmente estas cámaras han sido empleadas en muchas aplicaciones desde monitoreo de equipo eléctrico hasta aplicaciones médicas.

Algunas imágenes obtenidas con cámaras termográficas se muestran en la Figura 2–5.



2–5 Imágenes captadas con cámaras infrarrojas

Como se observa la cámara infrarroja nos proporciona una imagen en diferentes paletas de colores, la más utilizada es la paleta llamada rainbow.

Para interpretar de manera correcta la imagen térmica del objeto a monitorear es necesario que este análisis sea realizado por una persona capacitada.

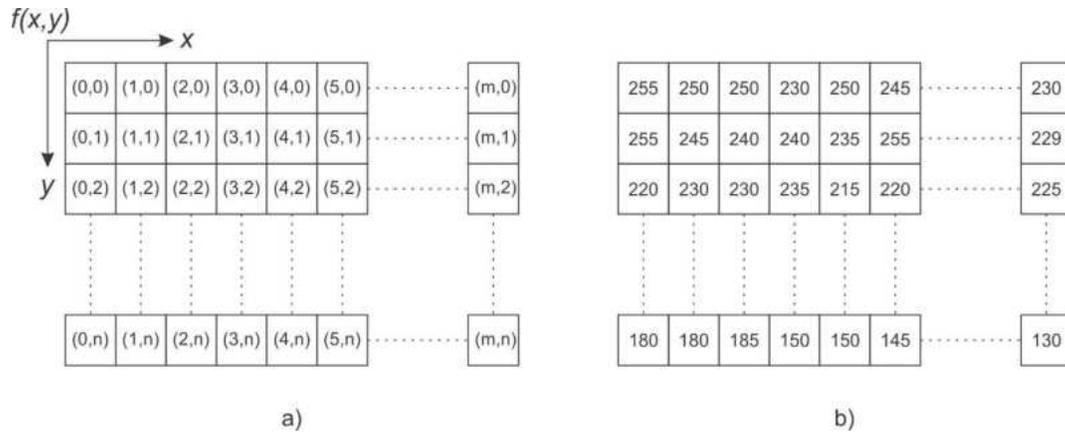
2.5 Procesamiento de imágenes.

El procesamiento digital de imágenes es el conjunto de técnicas que se aplican a las imágenes digitales con el objetivo de mejorar la calidad o facilitar la búsqueda de información. Una de las principales herramientas a utilizar en esta tesis es la segmentación, dicha técnica será explicada más adelante.

2.5.1 Introducción al procesamiento de imágenes

Una imagen puede ser representada como una función $f(x,y)$, donde (x,y) las coordenadas de los píxeles (elementos de la imagen) dentro la imagen (Figura 2–6 a). La función de salida de la imagen es el valor del píxel de la

imagen, el cual es un valor lógico de 0 o 1 para imágenes binarias, mientras que para imágenes en niveles de gris la función tiene valores entre 0 a 255 (0,1,2, ...255).



2–6 a) Coordenadas y b) Valores de una imagen en escala de grises

En procesamiento de imágenes se modifica la imagen de entrada por medio de un proceso el cual es diseñado para cumplir una tarea específica, por ejemplo, remover el ruido en una imagen para obtener a la salida una imagen libre de ruido. El procesamiento de una imagen es realizado entonces por una transformación ψ de una imagen de entrada $f(x,y)$ a una imagen de salida $g(x,y)$. Se puede obtener la ecuación entrada-salida como se indica en la ecuación 2.1 (Goutsias y Batman, 2000; Sivakumar y Goutsias,1997):

$$g(x,y) = \psi(x,y) \quad (2.1)$$

Una de las herramientas de procesamiento de imágenes a utilizar en esta tesis es la segmentación de imágenes, esta técnica será explicada en la siguiente sección.

2.5.2 Segmentación

La segmentación en el campo de la visión artificial es el proceso de dividir una imagen digital en varias partes (grupos de píxeles) u objetos. El objetivo de la segmentación es simplificar y/o cambiar la representación de una imagen en otra más significativa y más fácil de analizar.

En la Figura 2–7 se muestra un ejemplo de una segmentación para que se comprenda mejor el concepto.

A pesar de ser una herramienta muy sencilla de aplicar es de gran importancia ya que solo se analiza la sección o zona de interés en la imagen y con ello se reduce el tiempo empleado para de análisis de datos.



a)



b)

2-7 a) Imagen en escala de grises, b) Segmentación de la zona de interés

2.6 FPGA

Los FPGA (Field Programmable Gate Array, Arreglo de Compuertas Programables en Campo), introducidas por Xilinx en 1985, son los dispositivos programables más generales para el usuario. También se denominan LCA (Logic Cell Array, Arreglo de compuertas programables en campo). Consisten en una matriz bidimensional de bloques configurables que se pueden conectar mediante recursos generales de interconexión. Estos recursos incluyen segmentos de pista de diferentes longitudes, más conmutadores programables para enlazar bloques a pistas o pistas entre sí. En realidad, lo que se programa en un FPGA son los conmutadores que sirven para realizar las conexiones entre los diferentes bloques, más la configuración de los bloques.

A continuación, se citan algunas de las ventajas del porque trabajar con las tarjetas FPGA:

- Rompen el paradigma de ejecución secuencial logrando más en cada ciclo de reloj y a nivel hardware ofrece tiempos de respuesta más veloces.
- La tecnología FPGA ofrece flexibilidad, capacidades de rápido desarrollo de prototipos para enfrentar los retos de que un producto se libere tarde al mercado. Se puede probar una idea o un concepto y verificando en hardware sin tener que pasar por el proceso de fabricación por el que pasa un diseño personalizado ASIC (Application Specific Integrated Circuit).

- Se puede realizar cambios en un diseño al instante.

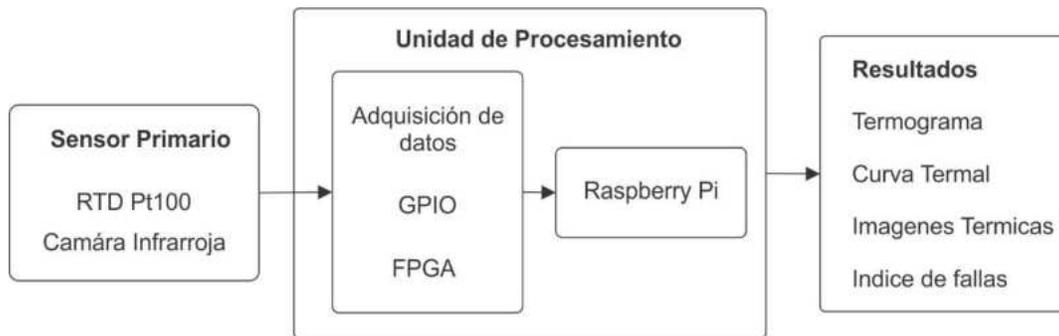
Con ayuda de una herramienta de diseño (software *Active HDL* o *Quartus*) se realizará la descripción de los algoritmos a implementar en el FPGA, y con éste mismo se realizarán las simulaciones de las descripciones para comprobar su funcionamiento.

Capítulo 3. Metodología

3.1 Diagrama general y explicación de los trabajos desarrollados

El monitoreo de la temperatura en procesos industriales es un parámetro importante que considerar, esto debido a que gracias a esta magnitud es posible determinar si un dispositivo electrónico o maquinaria eléctrica está funcionando de manera correcta, a su vez este tipo de análisis es considerada una tecnología no invasiva lo cual es bueno para la industria esto debido a que los procesos industriales no se ven afectados, es decir, el análisis se puede hacer en línea lo cual es muy beneficioso en las empresas debido a que no sufren pérdidas económicas para monitorear sus equipos en busca de fallas en las maquinarias eléctricas.

A continuación en la Figura 3–1, se muestra un diagrama general de la metodología seguida para el desarrollo de esta investigación, se tiene la etapa de sensores primario, en esta etapa se tienen los dos sensores utilizados un sensor de temperatura y un sensor infrarrojo, estas señales capturadas son enviadas a la unidad de procesamiento, primeramente entra al bloque de adquisición de datos que puede ser por los puertos GPIO con los que cuenta la Rasp-berry Pi 2 o por medio de una FPGA, una vez capturadas estas señales son enviadas a la GUI desarrollada en la Raspberry Pi; una vez procesado los datos se obtienen los siguientes resultados: termogramas (matriz de temperatura), curva termal (comportamiento de la temperatura a lo largo del tiempo monitoreo realizado), imágenes térmicas, índices que indican la falla en la maquinaria industrial monitoreada.



3–1 Metodología para la unidad de procesamiento

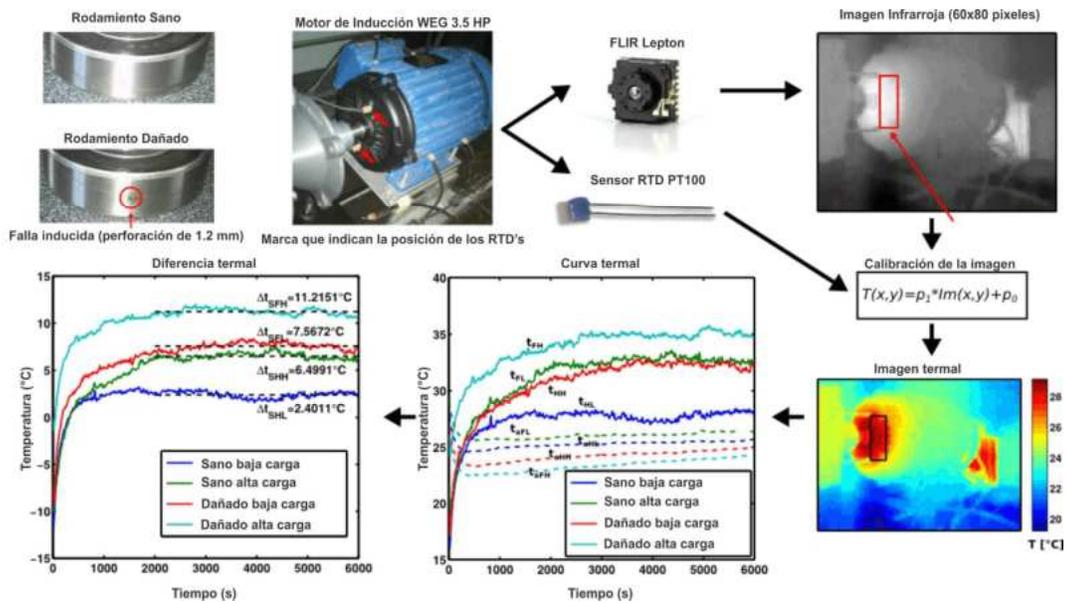
3.2 Análisis termográfico con cámara de bajo costo para la detección de fallas en rodamientos en los motores de inducción.

El problema en baleros o rodamientos son uno de los problemas más comunes para las máquinas rotatorias en la industria lo que conlleva a altas pérdidas económicas ya que incrementa las vibraciones producidas, calor, motores atascados y fallas catastróficas. Por otra parte, tan pronto como una falla es detectada esta podría ser reparada para minimizar pérdidas o futuros problemas. Muchas investigaciones han considerado las fallas en baleros desde diferentes puntos de vista, esto ha provocado que estas fallas sean detectadas mediante el análisis de corriente, vibraciones, sonido y temperatura en motores. Cada técnica proporciona diferentes niveles de confiabilidad teniendo diferente complejidad computacional para el procesamiento de señales. Un sensor específico es requerido para cada método, por ejemplo, para medir corrientes son empleadas pinzas amperimétricas y para medir vibraciones son utilizados acelerómetros, en mucho de los casos estos sensores son caros y son relacionados a determinados sistemas de procesamiento. Por otra parte, las imágenes térmicas tienen un enfoque no invasivo pero los sistemas son caros y no pueden ser usados como un sistema de monitoreo continuo, además es requerido un experto en el análisis de las imágenes térmicas principalmente en el tema de la calibración. En este trabajo, una aproximación termográfica basada en las mediciones de temperatura por emisión infrarroja de un sistema de bajo costo es usado para detectar fallas en rodamientos. El método combina el análisis termográfico de la cámara infrarroja y la temperatura del sensor, mejorando la detección de fallas en el entorno industrial sujeto a diferentes condiciones de operación.

3.2.1 Método para la detección de fallas en los baleros

El método propuesto es una técnica basada en termografía que usa una cámara infrarroja Lepton FLIR de bajo costo y dos sensores de temperatura resistivos (RTD). La Figura 3–2 muestra el balero en estado sano y dañado, el punto de montaje de los RTD y la cámara infrarroja, la imagen termográfica y las curvas de calibración. La información de la imagen infrarroja y el sensor RTD es

utilizada para producir un termograma que es procesado para determinar el estado del balero del motor monitoreado. La Figura 3–2 muestra el diagrama de la metodología propuesta, esta comienza con una secuencia de tomas de imágenes térmicas y temperaturas para con ello obtener el termograma calibrado, dicha calibración compensa lo cambios en la temperatura ambiente dando un rango de detección de falla precisa. La cámara infrarroja proporciona una imagen de 60x80 pixeles en una escala de 0 a 16383, donde cada valor de pixel representa un valor relativo de temperatura que depende de la diferencia de temperaturas entre la escena y la temperatura interna de la cámara.



3–2 Puesta de experimento para detección de rodillos dañados

Para obtener el valor de temperatura actual la imagen podría ser calibrada, la cámara provee información acerca de la temperatura interna, pero la variación de la temperatura ambiente produce un desplazamiento en los valores de la imagen, por lo tanto, una calibración externa es necesaria para extraer la información precisa para determinar el estado del balero. La metodología propuesta es basada en el análisis de las imágenes térmicas puestas bajo condiciones industriales, considerando el cambio de la temperatura ambiente para obtener una curva de desempeño de las imágenes térmicas. Esta curva es entonces comparada con la curva de referencia del balero en estado sano para detectar una falla.

3.2.2 Comportamiento de curva térmica.

Para mejorar la calibración de la imagen es necesario encontrar la relación entre el promedio del área de interés y el promedio del valor RTD. La correlación es calculando usando una aproximación lineal para obtener una ganancia (p_1) y un desfase (p_0), como se ve en la ecuación 3.1, aplicando esta ganancia y un desfase de corrección a cada píxel en la imagen infrarroja I_m la calibración de la imagen térmica (T) es obtenida, como se describe en la Figura 3-2.

$$T(x, y) = p_1 * I_m(x, y) + p_0 \quad (3.1)$$

Para obtener las curvas de desempeño (t_{xx}), representan la temperatura promedio en las áreas de interés bajo sus condiciones de prueba correspondientes (XX), tan bien como t_{aXX} representa la temperatura ambiente en el tiempo de muestreo.

3.2.3 Comparación de curvas térmicas.

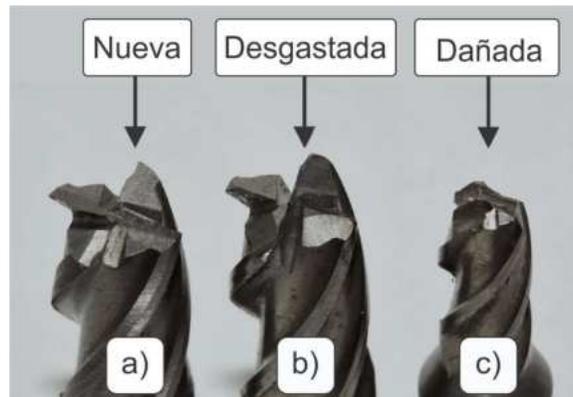
Una vez que la curva termal es obtenida de la imagen, las condiciones ambientales de la prueba podrían ser consideradas porque el valor de temperatura en el cual el motor se estabiliza depende del medio ambiente.

Cambios en la temperatura ambiente son considerados para mejorar la detección de las fallas en los rodamientos. La temperatura interna de la cámara es prácticamente la temperatura ambiente, por lo tanto, la diferencia termal Δ_{tsxx} es mejorada para comprar las curvas teóricas bajo diferentes escenarios y condiciones de operación. En este trabajo la diferencia termal es usada para detectar fallas en los rodamientos.

3.3 Sensor inteligente para la detección de herramientas dañadas en el proceso de fresado bajo condiciones secas y húmedas basadas en termografía infrarroja.

La condición de la herramienta en los procesos como fresado, perforado, etc. puede ir del estado ideal (Figura 3-3 a), al estado de desgaste (Figura 3-3 b) o a la detección de la herramienta completamente dañada (Figura 3-3 c). El

efecto en la herramienta es gradual dependiendo de algunos aspectos como el material usado, los parámetros de corte, tipos de refrigerante y otros.



3-3 Herramientas de corte: a) Nueva, b) Desgastada y c) Dañada

El último caso puede ser resultado del uso excesivo o del abrupto y repentino impacto en la herramienta o por la fatiga térmica, especialmente en el caso de cortes interrumpidos debido al impacto mecánico (Kalpakjian S.,2006). Este fenómeno provoca efectos de riesgo en el maquinado de piezas tales como pobre exactitud dimensional, pobre terminado en la superficie que puede ser provocado por la herramienta de la máquina y pérdidas económicas, por ello es importante detectar la falla para mejorar el proceso de corte y realizar el cambio de herramienta oportuno.

Los métodos reportados en la literatura para la detección de herramientas dañadas son con el uso de vibraciones, emisiones acústicas, corrientes o la combinación de todas ellas, además el uso de cámaras y recientemente el uso de termografía.

3.3.1 Termografía en procesos de corte de metales.

La termografía usa detectores infrarrojos los cuales absorben la radiación infrarroja emitida por un cuerpo sin necesidad de estar en contacto con este. La temperatura puede ser inferida usando este tipo de cámaras en las cuales las imágenes obtenidas son nombradas termogramas porque cada pixel corresponde a un valor de temperatura. El uso de la termografía en los procesos de corte de metales puede incluir su aplicación para el estado de desgaste de la herramienta y su correlación con la temperatura (Wanigarathne PC, 2005). Dinc et al. (2008) monitorea en un proceso de barrenado con ayuda de una cámara

infrarroja, la pieza de trabajo fue colocada apropiadamente en la en la base de una mesilla, esto significa que la pieza de trabajo rotaba y la dirección hacia el segmento estacionario acuerdo donde la herramienta de corte está localizada, además un dinamómetro también estaba cerca. Durante el proceso, la imagen infrarroja obtenida la cual contenía obstrucción debido a las virutas sobre el ángulo de la herramienta, estas no son consideradas. El comportamiento de la temperatura es adquirido y comparado con el resultado de la simulación.

La determinación de la temperatura en todos los puntos de contacto entre la herramienta y la pieza de trabajo ha sido algunas veces muy importante en el esfuerzo por entender el fenómeno que ocurre en el tiempo de proceso de corte del metal.

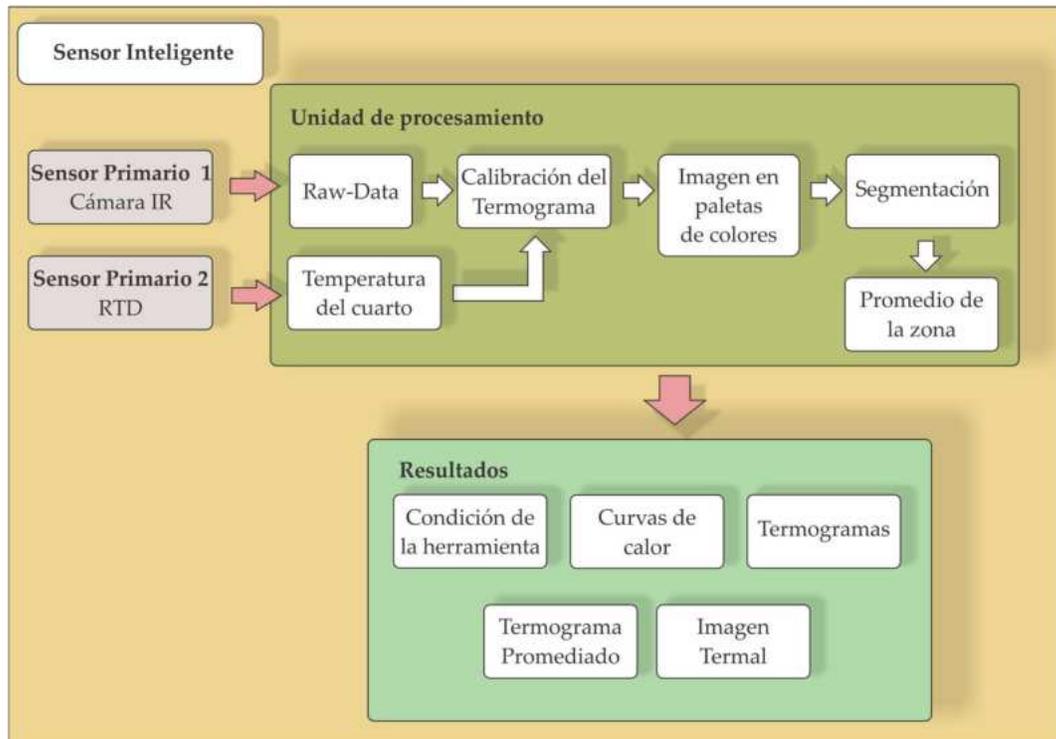
Otro trabajo donde la temperatura es usado es en Armedia et al. (2010) donde la fluctuación en la temperatura sobre la herramienta es determinada. Como sea, la pieza de trabajo necesita ser colocada sobre el eje y modificado en varias configuraciones para simular el corte interrumpido. El inserto es colocado en un arreglo experimental permitiendo observar a través de una cámara microscópica.

Los trabajos de Arrazola et al. (2015), donde los argumentos experimentales tienen una referencia similar a Armendia (2010), Dinc (2008) y Artozoul (2014). El uso de la termografía también ha sido aplicado a el proceso de cortes de metal sobre torno, como Grzesik et al. (2009) en la cual la ejecución, con la variación de algunos parámetros de corte son analizados. En estos trabajos el pseudo-color han sido utilizados donde el falso color es utilizado para el diagnóstico.

Uno de los problemas de la determinación de la temperatura en los procesos de cortes de metal es poder ser capaz de obtener una imagen IR bien definida de la cara de la herramienta, en el momento cuando este proceso toma lugar, ambos en corte continuo e interrumpido. Evitar la interferencia causada por las virutas y el refrigerante, en caso de que se use, para visualizar correctamente el proceso de corte, es un desafío aún por alcanzar. La segmentación de área de interés, tomando el promedio del termograma obtenido para limpiar la imagen del proceso de corte sin virutas, podría mejorar la estimación de la temperatura.

3.3.2 Sensor inteligente para la detección de herramienta de corte dañada

Esta sección presenta la metodología propuesta para desarrollar un sensor inteligente el cual es basado en una PC de bajo costo (Raspberry Pi). El diagrama de la Figura 3–4 muestra la propuesta del sensor inteligente propuesto para la detección de rupturas de herramientas en maquinaria industrial. El sistema usa como sensor primario una cámara infrarroja y un sensor de temperatura RTD. La información del sensor es adquirida en la unidad de procesamiento. Esta información es procesada de la siguiente manera: la cámara infrarroja adquiere los valores del sensor (Raw-Data), el sensor RTD adquiere la temperatura del entorno o medio ambiente, con ayuda de estos dos valores, la calibración del termograma es obtenida es decir un arreglo de temperaturas o matriz termal.



3–4 Sensor Inteligente desarrollado para la detección de herramientas de corte dañadas

Aplicando técnicas de procesamiento de imágenes a la matriz termal, una imagen termal es obtenida en tres diferentes paletas de colores como arcoíris (rainbow), escala de grises y metal-negro (iron-black). El promedio de temperaturas del área segmentada del análisis termográfico es producido

posteriormente a la segmentación del área de interés sobre la imagen termal. Con la ayuda de la unidad de procesamiento, es posible obtener los siguientes resultados: la matriz termal (termograma), curvas de calor, el promedio de los termogramas a lo largo del proceso de monitoreo, tomar imágenes en diferentes paletas de colores del termograma y finalmente, la condición de la herramienta de corte que determina si está en buenas condiciones para ser usado o si está dañada (rota).

3.3.3 Sensor primario

El sensor inteligente trabaja con dos sensores primarios. El primer sensor es una cámara infrarroja modelo FLIR LEPTON con una resolución de 60x80 pixeles, y el segundo sensor es un RTD PT100.

3.3.4 Unidad de procesamiento

Datos crudos (Raw-Data). La adquisición de los datos es analizada con ayuda de una cámara infrarroja. El protocolo de comunicación serial SPI (del inglés Serial Peripheral Interface, Interfaz Serial Periférica) es usado para realizar la adquisición de los datos, Figura 3–5.



3–5 Adquisición de los datos crudos (raw-data)

Temperatura del cuarto. Como se describe en la Figura 3–6, con ayuda de un sensor de temperatura RTD PT100, el valor de temperatura del entorno o medio ambiente es capturada; el valor de temperatura del cuarto no es controlado. Esta señal análoga es acondicionada y convertida a una señal digital con ayuda del ADC (10 bits) en una tarjeta Arduino-mega, entonces, este valor es enviado a la tarjeta Raspberry Pi mediante la comunicación serial.



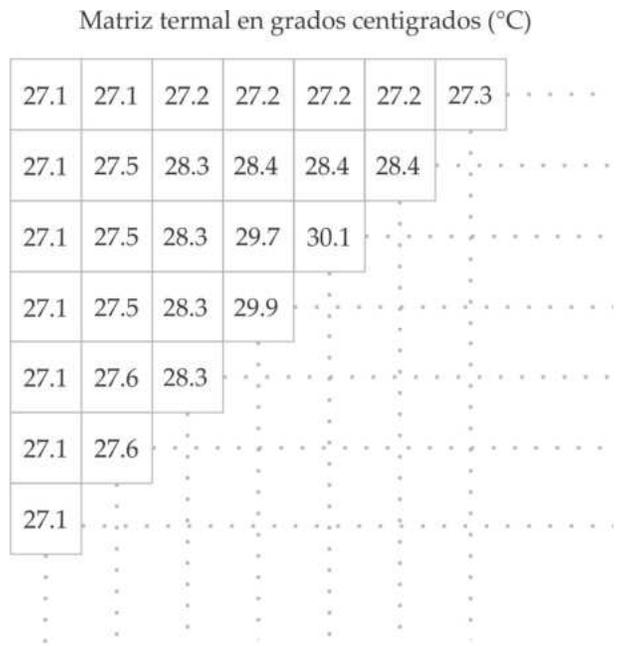
3–6 Adquisición de la señal de la temperatura del entorno

Termograma calibrado. La ecuación de calibración de la cámara LEPTON FLIR fue deducida con ayuda de la cámara infrarroja FLIR A310; esta ecuación 3.2 es usada para hacer la auto calibración de la cámara infrarroja de bajo costo para

medir temperatura en objetos de metal en un rango de 0 a 200°C con una tolerancia de 3.5+-%. Para obtener un termograma calibrado es necesario calibrar la cámara infrarroja con los siguientes pasos. Primero, los valores raw-data en las coordenadas (x,y) son capturados por medio de la cámara infrarroja Lepton. Después, la temperatura del cuarto es medida con el sensor de temperatura RTD PT100. Finalmente, la matriz de temperatura o termograma calibrado (T(x,y)) es calculada aplicando la ecuación 3.2 a los datos crudos del cuerpo analizado (ver Figura 3–7).

$$T(x, y) = 0.0261 * RD(x, y) - 213.3 + T_{Ambiente} \quad (3.2)$$

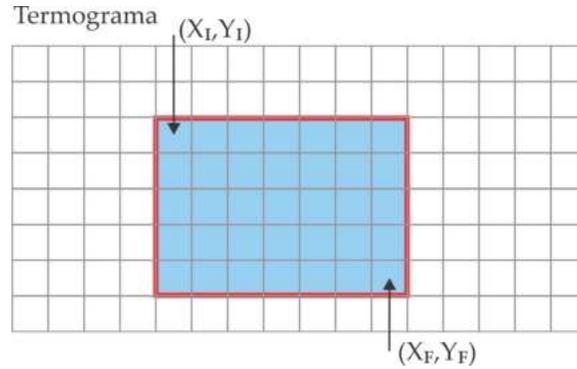
Donde RD(x,y) es el valor de la radiación medida por la cámara infrarroja de bajo costo en las coordenadas (x,y) y T_{Ambiente} es la temperatura del cuarto del lugar donde las pruebas de monitoreo es realizada.



3–7 Matriz termal, valores en grados centígrados (°C)

Paletas de colores. Para obtener una imagen, es necesario transformar la matriz termal en escala de grises para después usar las paletas de colores, las paletas de colores más comunes son iron y rainbow (Jayadevan et. al, 2015).

Segmentación. En este bloque, el área de interés del termograma es seleccionado, esto con el propósito de procesar solo los datos de interés después (ver Figura 3–8).



3-8 Zona de interés, segmentación sobre el termograma

Promedio de la zona. Una vez que se tienen las áreas de interés, el siguiente paso es obtener el promedio de la zona (3.3) de cada una de estas con la finalidad de obtener información con la cual es posible relacionar con la falla en caso de que la temperatura de estas zonas incremente.

$$P_{Zone} = \frac{\sum_{i=X_L}^{X_F} \sum_{j=Y_L}^{Y_F} T_{i,j}}{(X_F - X_L)(Y_F - Y_L)} \quad (3.3)$$

Donde P_{Zone} es el promedio de la zona de interés del termograma, $T(i,j)$ es la coordenada de los puntos sobre el termograma X_L y Y_L son los puntos iniciales del área de interés y X_F y Y_F son los puntos finales del área de interés.

Con el propósito de conocer estas áreas de interés, es necesario obtener el gradiente de estas zonas, denotadas por G_{Zone} en la ecuación 3.3, donde el subíndice de las zonas indican las zonas 1,2 3, y 4 a estudiar, esto con la finalidad de observar el incremento de la temperatura en el área con respecto a la temperatura ambiente a través del proceso de monitoreo de la maquinaria industrial, y con esto poner los valores de los gradientes los cuales ayudarán a determinar si la herramienta de este equipo está dañado.

$$G_{Zone} = \Delta P_{Zone} = P_{Zone_end} - P_{Zone_begin} \quad (3.4)$$

Donde P_{Zone} es el promedio de temperaturas de las zonas de interés del último termograma adquirido y P_{Zone_begin} pertenece al primer termograma adquirido.

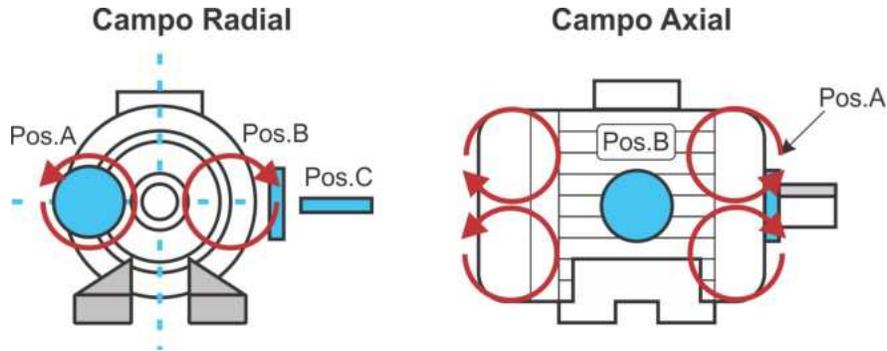
3.4 Evaluación de la detectabilidad de fallas electromecánicas en motores de inducción por medio del análisis del transitorio del flujo magnético.

En trabajos previos fue probado que el análisis de campos magnéticos externos de maquinaria eléctrica medidos con sensores apropiados puede detectar diferentes tipos de fallas en motores de inducción. Romary et al. (2013) demostró que las componentes $s \cdot f$ y $3 \cdot s \cdot f$ (donde f = frecuencia de la fuente y s el deslizamiento) en el campo axial son particularmente sensible a la presencia de fallas en rotores. Ceban (2012) y Romary (2013) demostraron que esta última componente es debida a la variación de la velocidad angular en $2 \cdot s \cdot f$ causado por la presencia de barras rotas. Monitoreando la amplitud de estas componentes en el espectro FFT del campo magnético externo (especialmente, en la dirección axial) es una interesante opción para obtener daños en el rotor. Como sea, los valores de baja frecuencia de estas componentes hacen que sea necesario monitorear por un largo tiempo, así que el análisis FFT tiene la propiedad de distinguir entre estos.

Romary et al. (2013) también demostraron que la amplitud de la componente $s \cdot f$ puede ser también afectada por la presencia de excentricidades dinámicas en la máquina que puede conducir a la amplificación de esta componente.

Además, Bellini et al. (2006) demuestran la utilidad del análisis del flujo magnético para el estudio de las componentes laterales, dadas por $f \pm 2 \cdot s \cdot f$, apareciendo alrededor de la componente fundamental en el espectro de Fourier de la fuerza electromotriz (fem) inducida en la bobina del sensor. Como indica en Romary et al. (2013), y diferente a lo que pasa con las componentes en $s \cdot f$ y $3 \cdot s \cdot f$ los cuales tiene una naturaleza axial, las componentes en $f \pm 2 \cdot s \cdot f$ son primeramente presentes en el campo magnético radial externo. Esto es relevante debido a que, dependiendo de posición del sensor, las componentes de las fallas predominan en la fem pueden ser detectadas de manera axial o radial. Teniendo esto en cuenta 3 posiciones del sensor son consideradas (ver Figura 3–9). En la posición A el sensor mide el campo axial Como sea esta posición no es siempre fácil de tener acceso en la industria. En la posición B, mide el campo radial pero

también una porción del campo axial. Finalmente, la posición C, predomina la posición del campo radial. Dependiendo de la posición del sensor radial o axial las componentes prevalecerán en el análisis transitorio de las señales fem, los cuales se muestran después.



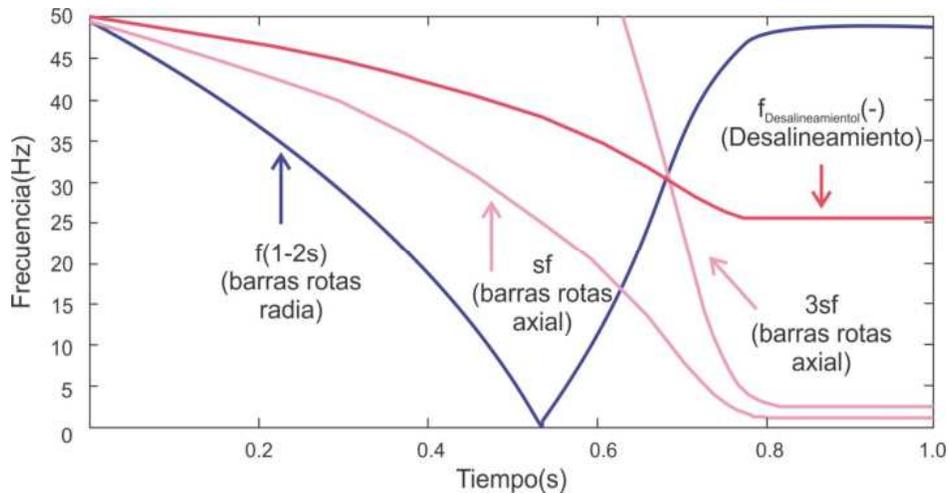
3-9 Posiciones del sensor utilizado

Por otra parte, algunos autores como Thomson y Culbert (2017) y Verucchi et al. (2016) han establecido que la presencia de desalineamientos incrementa la amplitud de componentes en $f+f_r$ (f_r frecuencia de rotación del rotor) en el espectro de corriente del estator. La amplitud de estas mismas componentes puede ser amplificadas debido a la presencia posible de excentricidad mixta en la maquina (la combinación de excentricidades estáticas y dinámicas). Otros autores como Ishkova y Vitek (2016) afirman que las excentricidades mixtas conducen a la amplificación de frecuencias similares en el espectro de FFT del flujo de estado estacionario.

Estas frecuencias pueden ser también escritas como la ecuación 3.5 (p =número de pares de polos, $m=1,2,3\dots$).

$$f_{ecc} = f \cdot (1 \pm m \cdot (1 - s)/p) \quad (3.5)$$

La metodología de este trabajo se basa en el estudio de la evolución de las componentes antes mencionadas con ayuda de las herramientas de tiempo-frecuencia. En este concepto, la variación del deslizamiento s bajo un arranque de línea directa varía con respecto al flujo relacionado a la falla del componente (axial y radial) y estos están relacionados con excentricidades y desalineamientos. Mas específicamente, estas componentes evolucionarán de manera característica, cuando el deslizamiento s cambie entre 1 y cerca de 0 durante el arranque. (Ver Figura 3-10).



3-10 Evolución teórica bajo el arranque para componentes de barras rotas (axial y radial) y para el desalineamiento de componentes.

Primeramente, en la condición sana, solo la componente fundamental es esperada en la región de bajas frecuencias bajo análisis. En el mapa de tiempo-frecuencia, esta aparece como una línea horizontal. Por otra parte, hay algunos armónicos adicionales que pueden presentarse parcialmente en esta región, tales como los armónicos que fueron estudiados por Romary et al. (2013), las frecuencias de estos armónicos disminuyen a cero en la medida que la máquina acelera durante el arranque. Sin embargo, sus evoluciones en la región de baja frecuencia (debajo de f) son generalmente mucho menos notables que los componentes relacionados con la falla debido a sus pequeñas amplitudes y están circunscritos a los instantes iniciales del inicio después de la conexión.

Con respecto a los armónicos relacionados a barras rotas, hay dos principales grupos de componentes: axial y radial. La componente axial en la s^*f caerá de 50Hz cuando la máquina es conectada ($s=1$) a cerca de 0 Hz en el estado estable ($S=0$), mientras la componente axial $3*s*f$ sigue una evolución, pero comienza en 150 Hz y termina cerca de 0 Hz. La frecuencia de la componente radial en la $f*(1-2*s)$ caerá primero de cero y entonces incrementará a una frecuencia cerca a la frecuencia f en el estado estable, siguiendo las siguiendo un patrón característico en forma de V que es similar al seguido por el armónico de banda lateral inferior (LSH) presente en la corriente del motor, Antonino et al. (2006).

Las evoluciones teóricas de todos estos componentes durante un transitorio simulado se muestran en la Figura 3–10. Dependiendo de la posición del sensor de flujo, se capturará una mayor porción de flujo axial o radial. Como consecuencia, la posición del sensor determinará una mejor distinción de los componentes radiales o axiales en el resultado de los análisis de las señales de la fem, como se muestra en este trabajo.

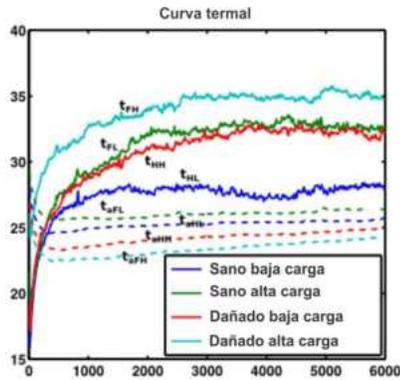
Por otro lado, con respecto a las excentricidades o desalineaciones mixtas, para una máquina con $p = 2$, los dos componentes principales de falla ($m = 1$) comenzarán a la frecuencia de suministro (50 Hz) y terminarán a cerca de 25 Hz ($f_{\text{misal}} (-)$) y 75 Hz ($f_{\text{misal}} (+)$) debajo del arranque (ver Figura 3–10). Antonino et al. (2009) encontró que cuando coexisten fallas y excentricidades del rotor en la máquina, el análisis de la corriente de arranque tiene problemas para detectar la falla de excentricidad / desalineación debido a la preponderancia de la firma de falla del rotor en los resultados del análisis tiempo-frecuencia.

La identificación de las evoluciones de todos estos componentes con la ayuda de herramientas adecuadas de tiempo-frecuencia, como la Transformada Discreta Wavelet (DWT) o la Transformada Rápida de Fourier (STFT), constituiría un indicador confiable de la presencia de la falla. Además, es posible cuantificar el nivel de gravedad de la falla evaluando las amplitudes de los componentes en los mapas de tiempo-frecuencia resultantes de la aplicación de las herramientas de tiempo-frecuencia mencionadas anteriormente.

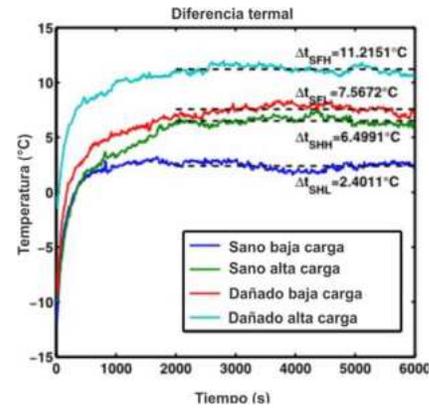
Capítulo 4. Resultados

4.1 Detección de fallas en rodamiento en los motores de inducción utilizando tecnología infrarroja.

Para validar la metodología propuesta un conjunto de experimentos son considerados, primeramente, un motor de inducción sin falla en rodamientos para obtener una curva de referencia, y segundo, obtener la curva termal de un motor de inducción con falla en el rodamiento. Dos diferentes condiciones de operación fueron consideradas: una baja carga mecánica y una alta carga mecánica. La condición de baja carga consiste en un motor de inducción, una caja de engranes y un generador eléctrico representando alrededor de 25% de la capacidad del motor. Para alta carga mecánica son los mismos elementos con la adición de una carga resistiva al generador, lo cual representa el 75% de carga de la capacidad del motor. Los elementos consisten en un motor de inducción de 2.6KW con una velocidad de rotación de 3600 rpm a 60Hz, una caja de engranes 4:1, un inversor de poder, dos rodamientos JUF62052RS, dos RTD PT100, una cámara infrarroja FLIR Lepton, un sistema de adquisición para los RTD's y una unidad de procesamiento implementada en una Raspberry PI 2 modelo B. Cada experimento es reportado con este conjunto de condiciones, el estado sano con baja carga es denotado como HL y con carga HH, con falla y baja carga FL y con falla y alta carga como FH. Todos los experimentos tienen una duración de 1 hora y 40 minutos (6000 segundos), este tiempo es considerado para lograr alcanzar la estabilidad térmica. Las cuatro pruebas son realizadas siguiendo la metodología descrita anteriormente. La Figura 1-14-1 muestra las curvas termales obtenidas y la temperatura ambiente para cada uno de los casos. A primera instancia, es evidente que en todas las pruebas la temperatura de los baleros incrementa en un primer orden de manera respuesta de paso. Buscando una temperatura estable.

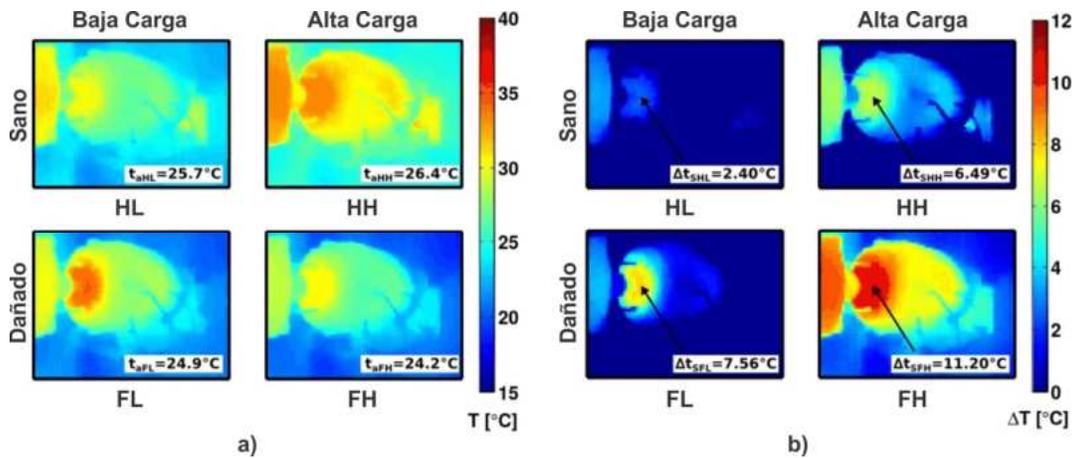


4-1 Curvas termal obtenidas



4-2 Diferencias termal obtenidas

Como sea, la temperatura ambiente también incrementa de manera lineal, además se observa que la primera parte de la curva de la temperatura ambiente esta sobre los 25 °C y rápidamente incrementa 4 °C, lo cual es debido a que la cámara necesita un tiempo para estabilizar la temperatura interna. Se observa que la temperatura interna de la cámara se estabiliza después de unos 400 segundos. También se observa que la curva de temperatura toma un valor estable a los 2000 segundos. La figura 4-3a muestra la última imagen tomada a los 6000 segundos, estas imágenes consideran la curva termal y muestra la temperatura ambiente la cual fue considerada para calibrar la imagen, porque el color de la imagen representa una temperatura absoluta. Sin embargo, no es claro determinar el estado de los rodamientos de la información basándose de la imagen de la Figura 4-3a porque en el estado sano con baja carga se ve más caliente que el rodamiento con falla con carga alta, siendo confuso. Por lo tanto, analizando la temperatura ambiente de la pista de lo que está pasando, la prueba HL tiene una temperatura ambiente de 25.7°C mientras que la FH tiene una de 24.2, lo que representa una diferencia de 1.5°C, adicionalmente, el color de fondo de FH es más oscuro que en HL lo que da una idea de cómo la temperatura ambiente afecta el propósito de la detección de la falla. Para mejorar esto, se considera una diferente manera de calibrar, donde la temperatura ambiente es sustraída de la temperatura obtenida por la imagen, esto es mostrado en la Figura 4-3b y las curvas de diferencia termal (Δt) de la Figura 4-2.



4-3 Calibración de imagen térmica, a) calibración directa y b) calibración propuesta

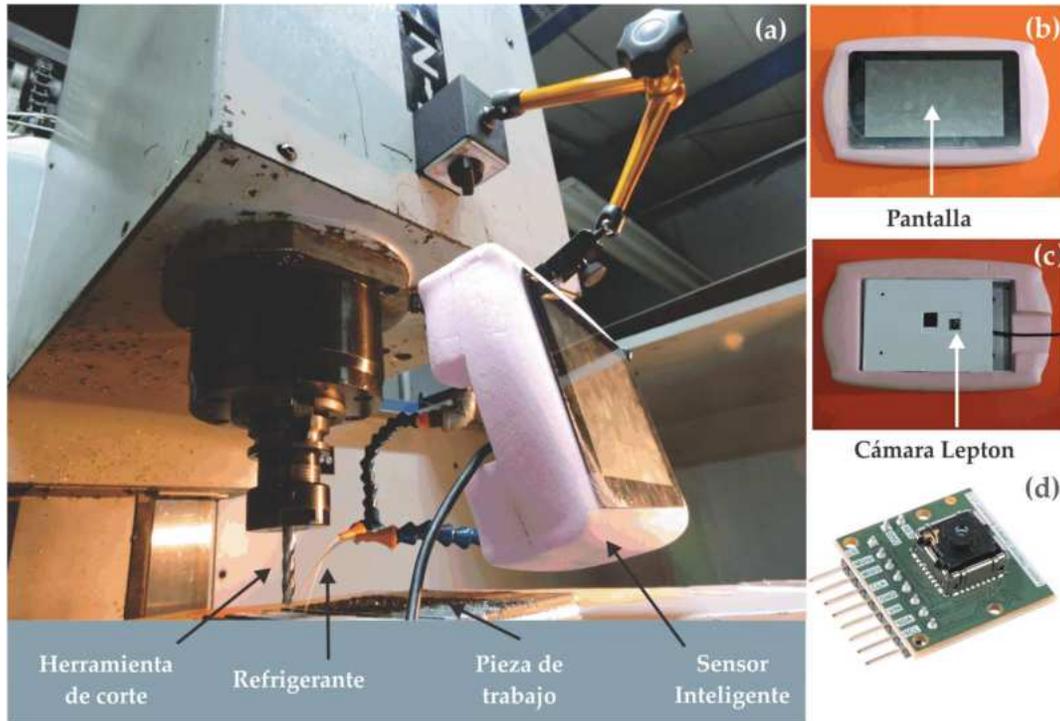
Este pequeño cambio tiene un enorme impacto en la precisión de la detección, la imagen de la Figura 4-3b muestra claramente un resultado consistente con lo esperado. Por un lado, el HL es el más frío dando una diferencia promedio de 2.4°C en el estado estable como se muestra en la Figura 3-2. Cuando la carga es incrementada la temperatura en los baleros incrementa por el estrés mecánico, teniendo una diferencia termal de 6.49°C . Para el caso de balero dañado con baja carga (FL) en la Figura 4-3b se muestra un evidente calentamiento en el are de los baleros mientras que en la caja de engranes también se tiene el mismo valor que en la prueba HL, haciendo evidente la presencia de una falla en el rodamiento con una diferencia de temperatura de 7.56°C . Finalmente, la prueba FH produce un resultado similar en la Figura 4-3b es más evidente que esta es una condición que produce una alta diferencia de temperaturas 11.2°C con un valor alto en el área de los rodamientos, pero con e incremento en la carga, el estrés mecánico agregado a la falla del rodamiento produce un calor considerable en el motor y la caja de engranes. Además, analizando las curvas de diferencia de calor es más pequeña que en el caso del estado sano, esto tiene su origen debido a que con el balero dañado se produce más calor rápidamente. Comparando las curvas del estado sano y con falla por prueba el solapamiento entre HL y FL es alrededor de 5°C y entre HH y FH es también alrededor de 5°C siendo consistentes con la presencia de la falla, por otra parte, otras investigaciones obtienen resultados similares para la misma condición.

Basado en los resultados obtenidos se puede concluir que el análisis por medio de una cámara infrarroja de bajo costo permite detectar fallas en los rodamientos de motores, incluso en condiciones ambientales de una industria. Es considerado que un termograma no es suficiente para determinar si un rodamiento está dañado, considerando la temperatura ambiente y realizando la diferencia de este valor es suficiente para detectarla falla. Cuando la estabilidad termal es alcanzada es posible comparar con los valores de referencia y si este valor es cercano a 5°C la falla en el rodamiento ha sido detectada.

4.2 Detección de herramienta de corte dañadas utilizando tecnología infrarroja.

Para corroborar la metodología propuesta para el análisis de fallas en herramientas de corte, se realizaron pruebas con el sensor inteligente para monitorear el proceso de corte de una maquina *DynaMach* Center como se muestra en la Figura 4–4a. El sensor inteligente es conectado aproximadamente a la maquina usando un sistema de magnetización rápida, con la finalidad de colocar la cámara a una distancia adecuada. La distancia entre la cámara y el objeto a medir es de 0.17m, lo suficientemente retirado para evitar el esparcimiento del refrigerante, pero lo suficientemente cerca para capturar la zona de corte. La pantalla y la cámara FLIR Lepton embebidos en el sistema y protegidos, tanto como es posible, para protegerlo del líquido refrigerante y virutas de metal removido, existe una muy baja probabilidad de que el refrigerante salpique la lente de la cámara. La cámara está incluida en la posterior de la carcasa usada en la experimentación. El presente método no depende del tiempo de procesamiento. Solo es necesario capturar los termogramas durante el proceso de maquinado y después toda esta información es procesada en la unidad de procesamiento. La Figura 4–4a muestra el reflejo de las lámparas, pero estas estuvieron apagadas durante el proceso de maquinado de la CNC. Es importante mencionar que en algunos casos habrá interferencia de objetos entre el Smart sensor y la zona de corte, como algunas piezas en 3D, también si el corte de a herramienta es muy profundo. En algunos casos la localización del sistema será difícil si el material removido es excesivo, como el proceso de desbaste, lo suficiente para cubrir totalmente la zona de

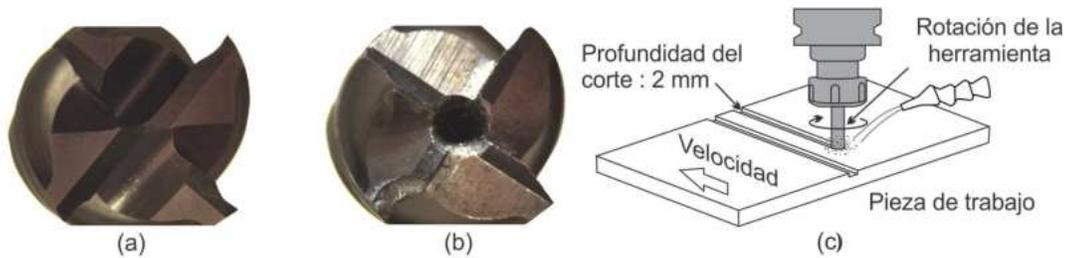
corte. Para solucionar este problema, un arreglo del sensor inteligente podría ser usado para monitorear tanto como sea posible la zona de corte.



4-4 Propuesta de experimento para la detección de herramientas de corte dañadas: a) proceso de maquinado, b) pantalla, c) cámara Lepton embebida en la carcasa y d) tarjeta de la cámara Lepton

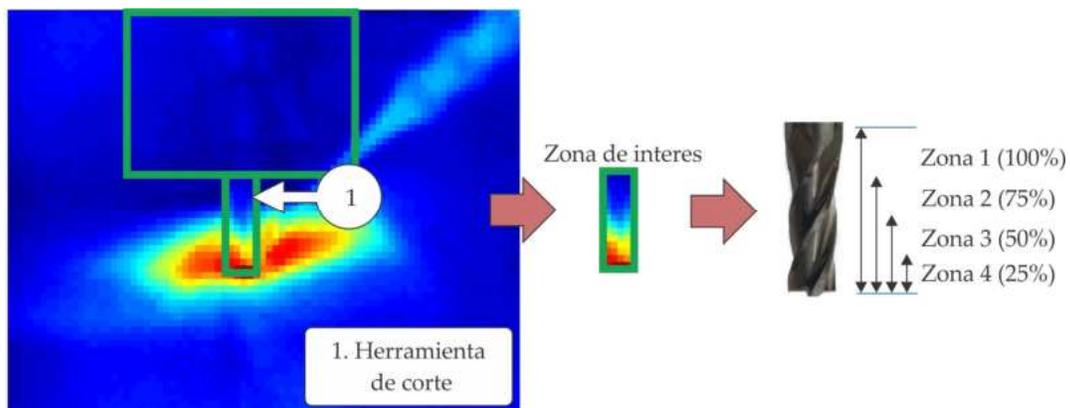
Experimento	Condición de la herramienta	Condición del refrigerante	Condiciones de corte	Proceso de corte
1	Nuevo	Seco	$a_p = 2mm$ $v_f = 100 mm/min$ $v_c = 30 m/min$	Fresado de ranuras
2	Nuevo	Húmedo		
3	Rota	Seco		
4	Rota	Húmedo		

Tabla 4-1 Parámetros utilizados para las pruebas realizadas en la máquina CNC

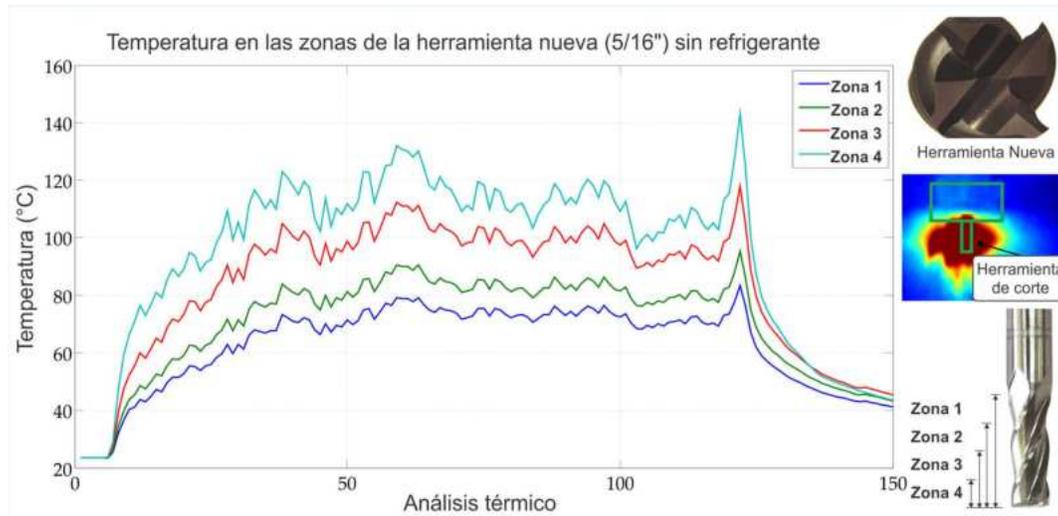


4-5 Herramientas de corte y procesos de corte a) herramienta nueva, b) herramienta dañada y c) proceso de corte

En el experimento descrito en la Tabla 4-1, un cortador vertical HSS-N 5/16x 1/8" fue usada, esta es mostrada en la Figura 4-5 estas imágenes fueron tomadas con el microscopio Leica EZ4D en ambos estados nuevo y con ruptura. La geometría de la herramienta no afecta el experimento. Ambos son del mismo material, diámetro y longitud, pero la primera presenta un corte central (un continuo borde de corte en el medio) y el segundo no tiene corte central (una depresión en el centro), como sea, es visible el daño. Una herramienta corte-central puede ser usado para operación de inmersión (inmersión en el material, a pesar de que no es recomendable), el otro es más barato que el primero. Estos son usando en operaciones como devastado, fresado de caras, fresado de ranuras, etc. Con estos cortadores, una serie de maquinados fueron hecho en una placa de metal AISI 1018 el cual consistía en una ranura de 20 cm de longitud y una profundidad de corte de $a_p = 2\text{mm}$; ambos son condiciones secas y con refrigerante (Figura 4-5c). La velocidad de corte usado fue de $V_c = 30\text{m/min}$ a 1200 rpm y una velocidad de avance $v_f = 100\text{ mm/min}$.



4-6 Zonas de interés para realizar el análisis de temperatura



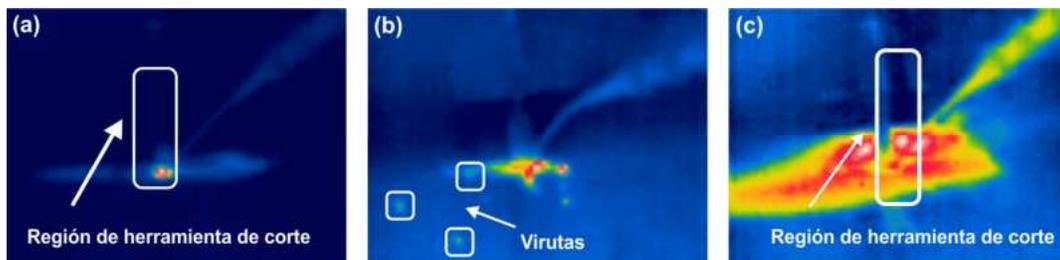
4–7 Comportamiento de la temperatura para las diferentes zonas en una herramienta nueva sin refrigerante

Se obtuvieron los siguientes resultados, usando el sensor inteligente. Estos datos son descritos en el mismo sentido como se muestra en la Tabla 1, para hacer el fresado de ranuras como el ciclo de maquinado. En la primera, la curva termal es obtenida del experimento 1 y se muestra en la Figura 4–7, la cual está basada en condiciones secas cuando se usa un nuevo cortador vertical de 5/16".4–7

La zona de interés de la herramienta de corte (como se muestra en la Figura 10) está dividida en 4 zonas de interés, cada zona representa el 25,50,75 y 100 % del área de esta región. Cuando un termograma, del proceso de corte es adquirido, cada zona es analizada a través del cálculo del promedio de temperaturas de acuerdo con la ecuación 3.3, representada a continuación. Cada punto en la gráfica representa el valor del promedio de temperatura por cada zona, en conjunto, es llamado curvas de calor y representa la firma de cada estado de la herramienta.

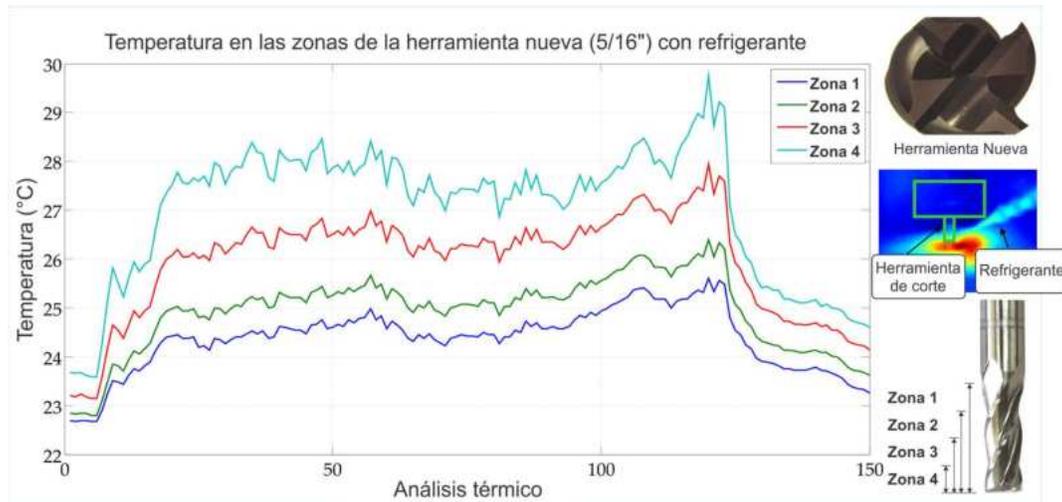
La imagen adjunta en pseudo-color, usa la paleta de colores arcoíris, en esta se muestra la distribución de temperaturas para este experimento usando el sensor inteligente en la imagen las zonas rojas son grandes por el calor generado por la herramienta de corte, cuando el material es removido el calor es disipado sobre la superficie. La imagen muestra en la Figura. 4–7 (imagen termal) representa un termograma promediado el cual es obtenido utilizando todos los termogramas tomados durante el proceso de monitoreo del proceso de

corte sin refrigerante. Las imágenes termales mostradas son representativas y el efecto visual de la misma temperatura causa por el último proceso mencionado. El análisis es directamente hecho en la matriz de temperaturas la cual contiene la información principal y no sobre la imagen en pseudo-color. La imagen térmica es usada para identificación y selección de la herramienta de corte y la región de interés como se describen en la Figura 4–8. La temperatura ambiente es obtenida por un RTD y es de 25.9°C. Como se observa en la siguiente gráfica, que lleva a adquirir los gradientes de casa área de $G1 = 59.97$, $G2 = 71.75$, $G3 = 94.54$ y $G4 = 119.58$ son la firma obtenida para el estado ideal de la herramienta.



4–8 a), b) Imágenes termales de un termograma, c), imagen termal del promedio de termogramas

Como segundo paso, en la Figura 4–9, el comportamiento de las curvas obtenidas del experimento 2 es presentado el cual incluye el uso de un nuevo cortador, pero sin refrigerante. Una disminución en el comportamiento de la temperatura puede ser visto. Los gradientes obtenidos por el sensor inteligente son $g1 = 2.97$, $g2 = 3.33$, $g3 = 4.75$ y $G4 = 6.07$. La disminución es clara con respecto al experimento 1 debido a la acción del refrigerante. La imagen en pseudo-color con la dispersión de calor se lleva a cabo por el proceso de corte como puede ser observado.

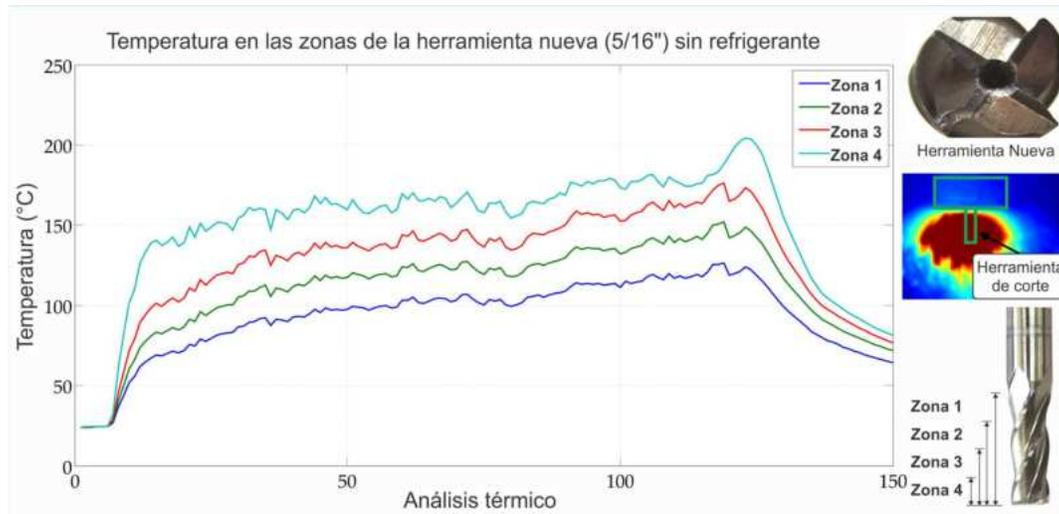


4–9 Comportamiento de la temperatura para las diferentes zonas en una herramienta nueva con refrigerante

Las curvas termales para el experimento 3 son descritos en la Figura 4–10, donde un cortador roto es usado en condiciones secas. El estrés producido pro el proceso de corte hace que la temperatura sea alta.

Este efecto también es visible en imágenes térmicas. El cambio en los gradientes es de $G1 = 99.69$, $G2 = 124.59$, $G3 = 149.32$ y $G4 = 180.09$, los cuales son substancialmente altos que los obtenidos en el experimento 1 usando una herramienta nueva con condiciones secas.

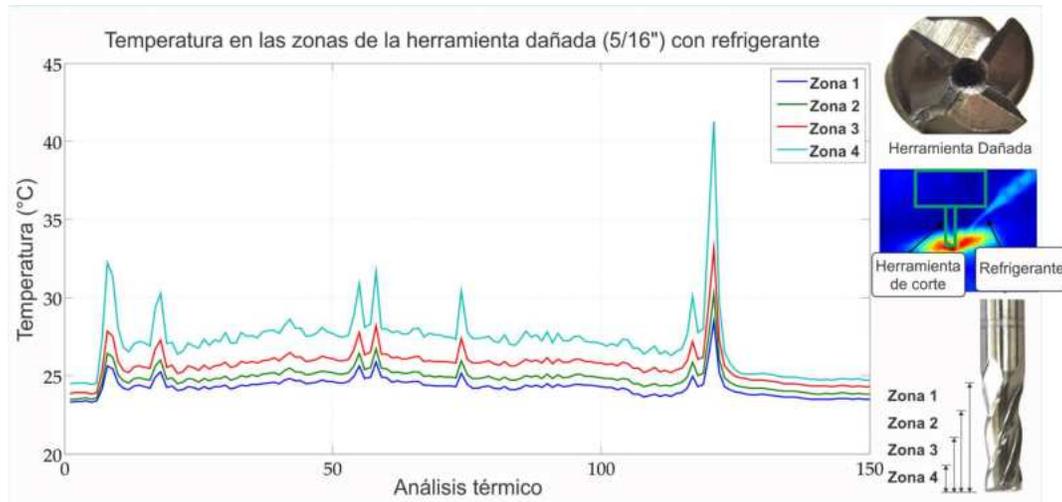
Finalmente, en la Figura 4–11, la salida del experimento 4 es mostrado cuando es utilizada una herramienta rota utilizando las mismas condiciones, pero con refrigerante. El uso del refrigerante es visiblemente claro en la imagen pseudo color, disminuyendo la temperatura en la herramienta de corte. Incluso con el uso de refrigerante el sensor inteligente es capaz de detectar el comportamiento de la temperatura, cuyos valores de gradientes son $G1 = 5.16$, $G2 = 6.73$, $G3 = 9.25$ y $G4 = 16.79$ respectivamente de casa zona analizada. Estos valores son ligeramente altos con respecto a los resultados del experimento 2, donde un nuevo cortador es usado además el refrigerante. Los repostes previos dicen que la capacidad visual del incremento en la temperatura cuando usan una herramienta rota aun con la interferencia de líquido refrigerante en la zona.



4-10 Comportamiento de la temperatura para las diferentes zonas en una herramienta nueva sin refrigerante

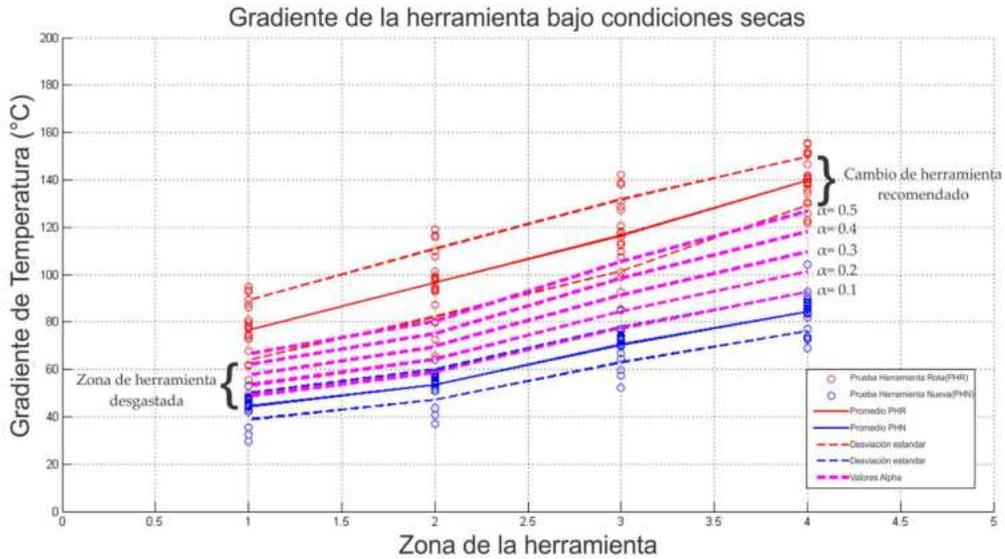
La Figura 4-7 y la Figura 4-10 corresponden al experimento en condiciones secas con una nueva herramienta y herramienta rota, respectivamente. La temperatura en estas graficas es relativamente alta. Las Figuras 4-9 y 4-11 muestran el comportamiento de la curva térmica para la nueva herramienta y herramienta dada cuando el refrigerante es aplicado. El efecto del refrigerante in el proceso de corte disipa el calor en la pieza de trabajo y es reflejada en el termograma. La temperatura en cada experimento tiene un pico al final del proceso. Este efecto aparece cuando la herramienta es liberada del material y todo el calor en la herramienta es capturado por la cámara, Si el pico es alto, el resto de la temperatura aparentemente se ve baja.

Por otra parte, en la Figura 4-12 se explica la condición de la herramienta para el gradiente de las 4 zonas o del mismo, para la prueba 1 y 3 estas son bajo condiciones secas cuando es usado una nueva herramienta y una herramienta dañada.



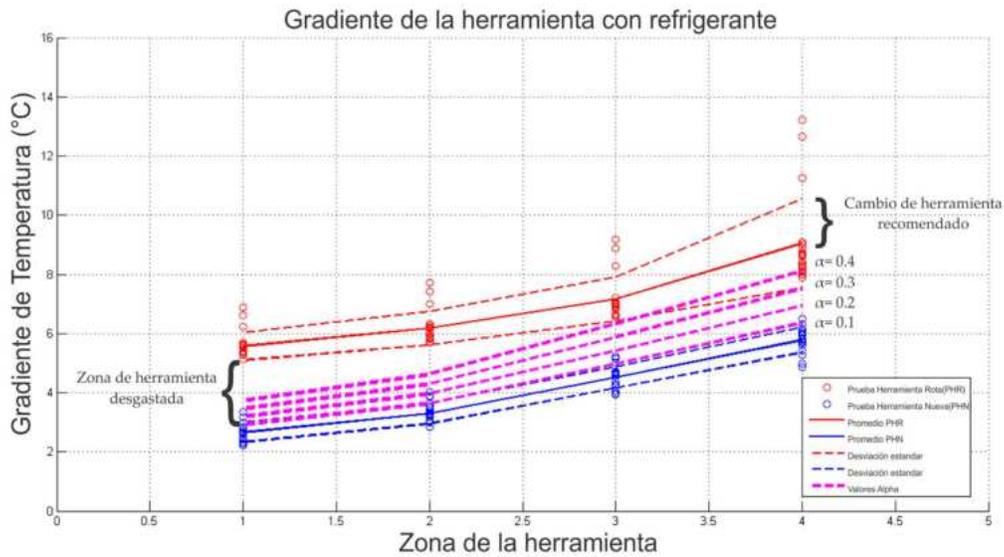
4–11 Comportamiento de la temperatura para las diferentes zonas de una herramienta dañada con refrigerante

El valor de Alpha (α) es sugerido basado en los estándares calculados para el estado de la herramienta nueva como se muestra en la Figura 4–12, marcada como prueba de nueva herramienta (NNT), porque el valor significa es aproximándose igual a 0.1 para cada zona, entonces es incrementada solo para la desviación estándar en la prueba de la herramienta rota (BTT). La zona intermedia es la zona de herramienta gastada. Los niveles de herramienta gastada, en la zona de herramienta gastada son representadas por la variación Alpha, comenzando desde el estado para solo la etapa de rotura, dependiendo de factores severos como estos han sido demostrados en la referencia [35], donde la variación de un parámetro o condición, como diferentes tipo de herramientas de corte, materiales diferentes velocidades de corte, velocidad de avance o profundidad de corte, afecta directamente el incremento del uso de la herramienta, y por consecuencia, la temperatura también. La variación de Alpha representa los posibles efectos de un cambio en algunos parámetros, y debido a la complejidad del proceso, una fina calibración es muy difícil. El valor final sugerido asegura que el valor de TC alcanza o excede el valor límite de la zona de herramienta usada, suficiente para recomendar el cambio de la herramienta de corte. Como sea, valores menores pueden ser determinados por el uso dependiendo en la calidad de la superficie requerida.



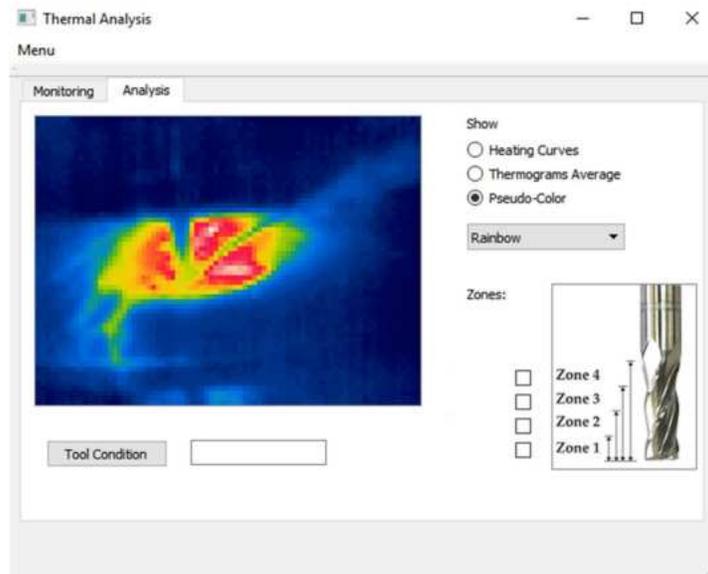
4–12 Condiciones de la herramienta obtenidas en cada zona de la herramienta en condiciones secas

Al mismo tiempo, en la Figura 4–13, la resolución de la condición de la herramienta puede ser encontrada, pero ahora con la utilización de refrigerante. La temperatura disminuye considerablemente comparada por las obtenidas en condiciones secas, como sea, el sistema es capaz de distinguir cuando la herramienta nueva o cuando está rota o dañada. Todos estos gradientes obtenidos de las zonas 1 a 4 son sobre los límites considerados, los cuales son fáciles de inferir que la herramienta no está en buenas condiciones. Entonces, es posible generalizar el valor de la variable α a 0.3.



4–13 Condiciones de la herramienta obtenidas en cada zona de la herramienta con refrigerante

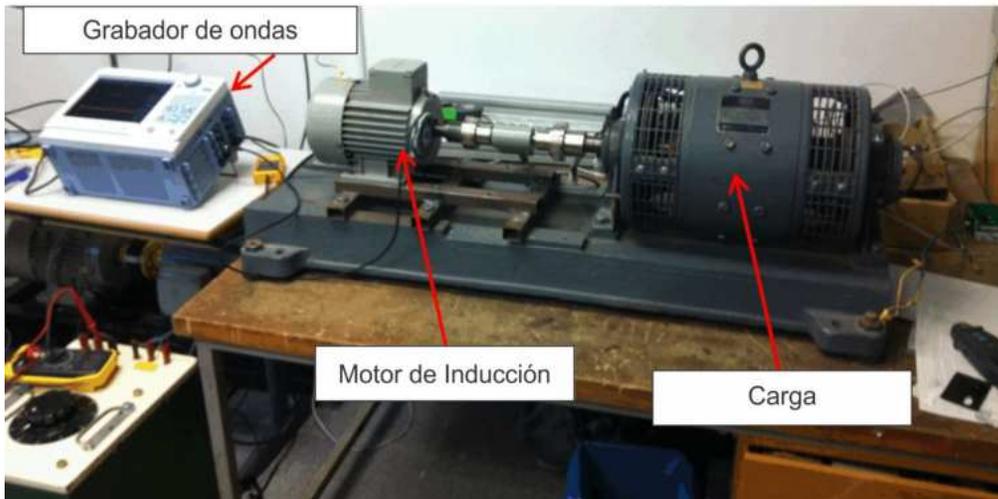
Finalmente, monitoreando y analizando fuera puede ser mostrado a través de una GUI en la pantalla de una RaspberryPi, de acuerdo con la Figura 4–14. La interfaz tiene una selección de monitoreo donde es posible observar las imágenes adquiridas de las zonas de interés durante el lapso de tiempo del proceso de monitoreo, el promedio del termograma, las imágenes térmicas y la condición de la herramienta, igualmente, es posible seleccionar la zona de la herramienta a analizar.



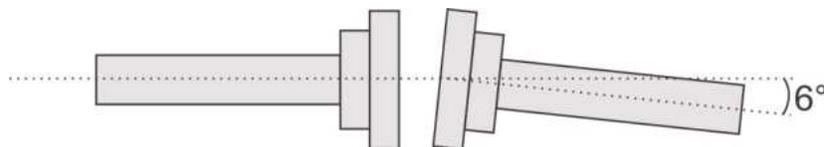
4–14 Interfaz gráfica desarrollada

4.3 Detección de fallas en motores de inducción utilizando un sensor de flujo magnético.

La metodología fue validada en el laboratorio usando dos motores con diferentes características: un motor SIEMENS de 4 polos, 400V, 1.1kW motor de conducción con una caja de 28 barras, el otro motor es un WEG de 6 polos, 400V, 0.75kW y con una jaula con 36 barras, en ambos motores las fallas fueron forzadas (Figura 4–15), La falla de barras rotas fue reproducida realizando un orificio en la conexión entre la barra y el anillo de corto circuito al final del anillo. En este estudio en particular, solo barras rotas adyacentes fueron consideradas. Por otra parte, la condición de desalineamiento fue forzada, el motor fue puesto en un ángulo a la máquina accionada en la dirección horizontal (Figura 4–16).



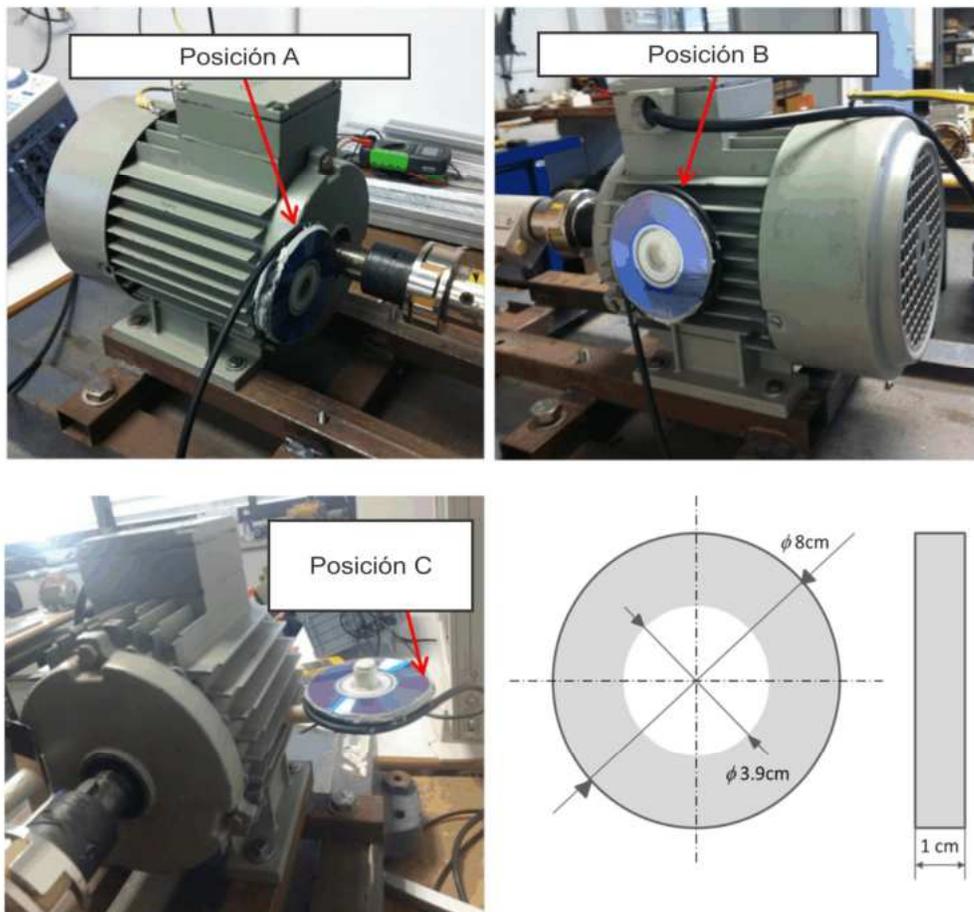
4–15 Banco de pruebas del laboratorio



4–16 Condición de desalineamiento angular (dirección horizontal)

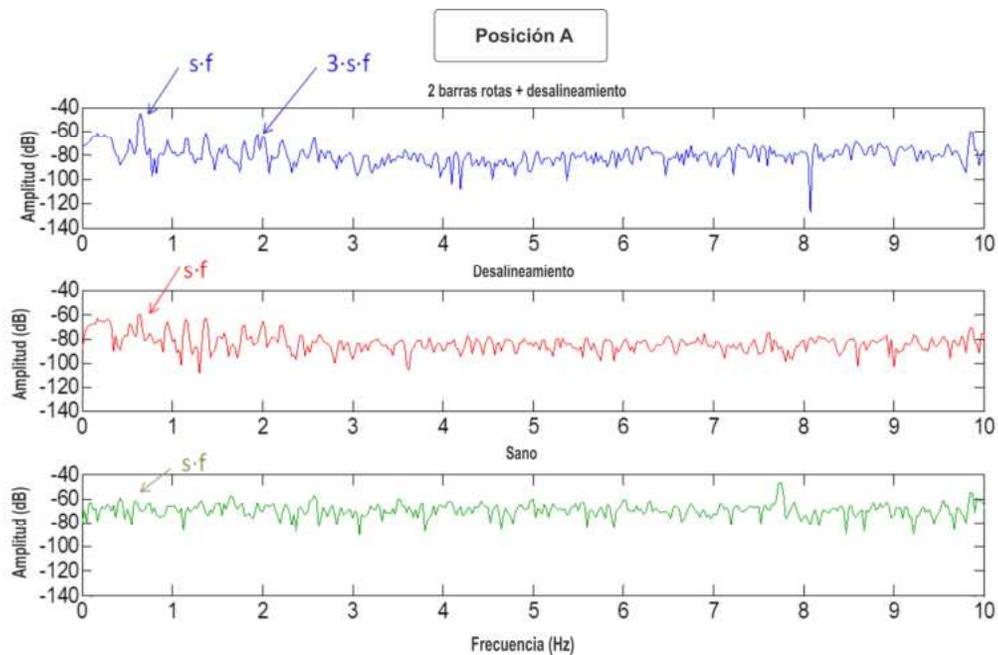
Como un resultado, un desalineamiento de 6° fue medido en el experimento. El sensor de flujo fue manufacturado en el laboratorio y está basado en una bobina de 1000 vueltas que fue fijado al extremo de la carcasa del motor. Estas dimensiones son especificadas en la Figura 4–17. Tres diferentes posiciones del sensor fueron realizadas (también descrita en la Figura 4–17) la cual corresponde a la posición mostrada en la Figura 3–9. Diferentes

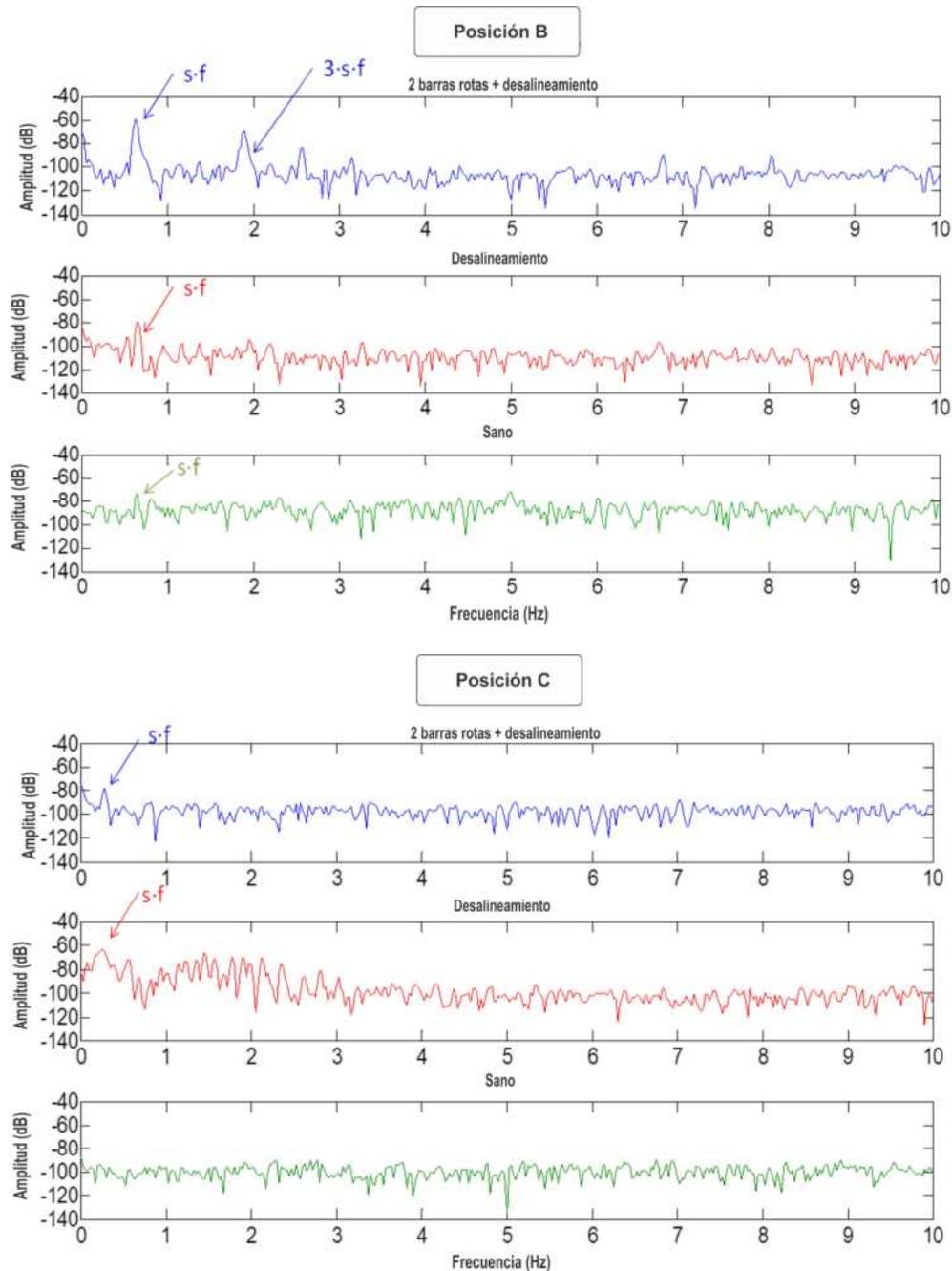
pruebas fueron realizadas para cada motor, bajo diferentes fallas y condiciones de carga. Mas específicamente, 3 casos de falla fueron considerados: maquina sana (con un nivel inherente de excentricidad), maquina con desalineamiento y maquina con desalineamiento + dos barras rotas. En cada prueba, la señal de f_{em} entregado por el sensor de bobina fue capturado por la forma de onda grabando el transitorio y l permanente (40 segundos) usando una frecuencia de muestreo $f_s =$ de 5 Khz. Estas señales fueron después transmitidas a la computadora, donde el análisis correspondiente fue realizado. La transformada rápida de Fourier FFT fue empleada en el análisis estacionario mientras la optimización de la STFT y la transformada de onda discreta DWT fueron usadas para el análisis de las señales f_{em} bajo el transitorio o arranque. Para propósitos de comparación, las formas de onda de corriente de los motores fueron registrados en cada prueba (ambas bajo el transitorio y el estado estable)



4-17 Tres posiciones de pruebas y dimensiones del sensor de flujo

La Figura 4–18 muestra el análisis FFT de la señal fem del sensor en el estado estable para el motor 1, para los 3 casos considerados (maquina sana, maquina con desalineamiento y maquina con desalineamiento + 2 barras rotas) y para las 3 posiciones del sensor. Nótese que la amplitud de la componente es alta de $s \cdot f$ y $3 \cdot s \cdot f$ para el caso de barras rotas para la posición del sensor A y B. Por lo contrario, en la posición C, las componentes tienen una amplitud menor en esta posición, el flujo capturado por el sensor es más radial (Romary et al., 2013). Nótese para el caso del desalineamiento, en comparación con el caso en el cual solo la excentricidad inherente está presente. Esto indica ciertamente la dependencia entre la amplitud de la componente y el nivel de desalineamiento, como es fijado por Romary et al. (2013), a pesar de la influencia de barras rotas es mucho más alta. Por otra parte, note también la alta sensibilidad en el estado estable de la posición de sensor en la posición B, en comparación con la posición A, debido a la gran porción de flujo capturado.





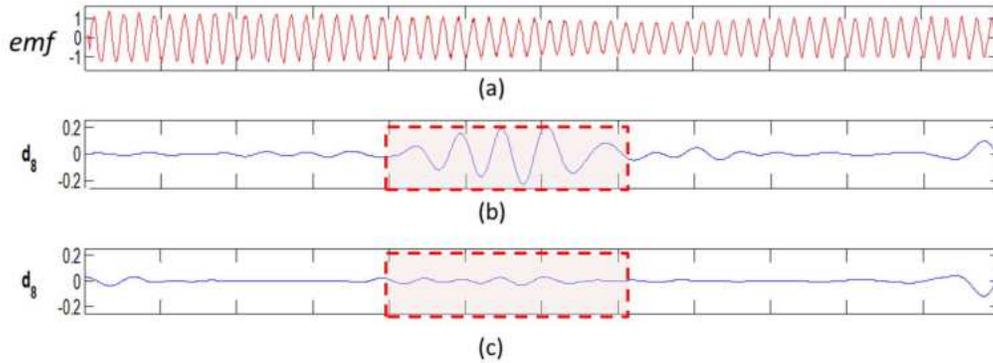
4–18 Análisis FFT de la señal del sensor de flujo para los tres casos y para las tres posiciones consideradas del sensor (Motor 1)

Recordando los análisis del transitorio, como se mencionó anteriormente, dos diferentes herramientas tiempo-frecuencia fueron aplicadas para las señales del sensor capturadas durante el arranque del motor: la SFFT fue empleada para detectar la presencia de las componentes de las fallas por la identificación de la evolución tiempo-frecuencia de estas componentes durante el transitorio (el cual es descrito en las secciones previas). Por otra parte, la DWT fue utilizada para

el desarrollo de un indicador de fallas basado en el flujo que intenta para indicar el rotor severidad. Este indicador ha sido definido por la expresión 2, esta expresión análoga es usada como indicador de la severidad de la falla confiando en el análisis de corriente del arranque del motor que fueron introducidos en trabajos previos (Antonino et al.,2006). Es también conocido que la DWT actúa como un filtro pasa bandas del análisis de señales (en este caso, el transitorio fem). Esta señal es descompuesta en un conjunto de señales de onda, cada una cubre un rango de frecuencia específica bien determinada, ya que depende de la frecuencia de muestreo esta es usada para capturar la señal fem (Antonino et al. ,2006). El indicador es basado en la energía de una de estas formas de onda. Más específicamente, se propone el uso de la señal d_8 que contiene el rango de frecuencias $\sim[10\text{Hz}-20\text{Hz}]$. Esta señal ha sido seleccionada ya que cubre parte de la banda a través de la cual la frecuencia componentes s^*f bajo el arranque del motor, cuando este armónico es presente, la energía de la señal se incrementa, como sea esto permanece baja si es armónico no está presente. Por lo tanto, esto puede ser usado como un buen indicador de la presencia de la falla. La Figura 4–19 ilustra la diferencia entre la señal d_8 resultado de a DWT para un motor sano y para un motor con barras rotas. El indicador propuesto, dada por:

$$\gamma_{DWT}(dB) = 10 \cdot \log \left[\frac{\sum_{j=N_b}^{N_s} fem_j^2}{\sum_{j=N_b}^{N_s} [d_8(j)]^2} \right] \quad (4.1)$$

Relata la energía de la señal d_8 en el área sombreada (denominada del logaritmo en (4.1) a la energía del total de la señal fem; $d_8(i)$ es el elemento j de la forma de ida d_8 , N_b es el numero de la muestra correspondiente para el punto de inicio del grupo de oscilaciones causas por la componente s^*f en d_8 ; N_s es el número de muestra en el cual la oscilaciones están existiendo (ver Figura 4–19)). Nota que, debido a la dependencia de la localización del sensor sobre el resultado, la de este indicador es también calculada siempre para la misma posición del sensor en el diagnóstico de motores para tendencia el valor de este indicador en el tiempo.



4–19 Análisis DWT de la señal de fem (Motor 1): a) señal total de la fem bajo el arranque, b) señal d_8 para un motor con falla en el rotor, c) señal d_8 para un motor sano.

La Figura 4–20 muestra el análisis SFFT de la señal del sensor durante el arranque del motor 1 bajo las tres diferentes condiciones de falla (sensor en la posición A, B y C, como se describe en la Figura 4–17). Curiosamente, nótese que el análisis del flujo en el arranque del motor es posible detectar la evolución de diferentes componentes (axial y radial). Sus respectivas amplitudes dependen en la posición correspondiente en el sensor: cuando el sensor está en la posición A, la evolución del transitorio de la componente $s*f$ es claramente visible (con decremento en la frecuencia de 50 a 0 Hz); esto está siempre presente en la condición sana (debido a la excentricidad inherente en la maquina) pero la amplitud incrementa significativamente cuando la falla de barra rota está presente. En la posición B, las mismas consideraciones pueden ser aplicadas; la amplitud de esta componente es siempre alta para el caso de las barras rotas. Caso contrario, en la posición C, la evolución de las componentes radiales en la $f_{sb} = f*(1-2*f)$ es significativa y es notablemente clara en el mapa de tiempo-frecuencia, sobreponiéndose a la evolución de $s*f$. Esta componente axial está presente, pero es mucho menos evidente que para las dos previas del sensor.

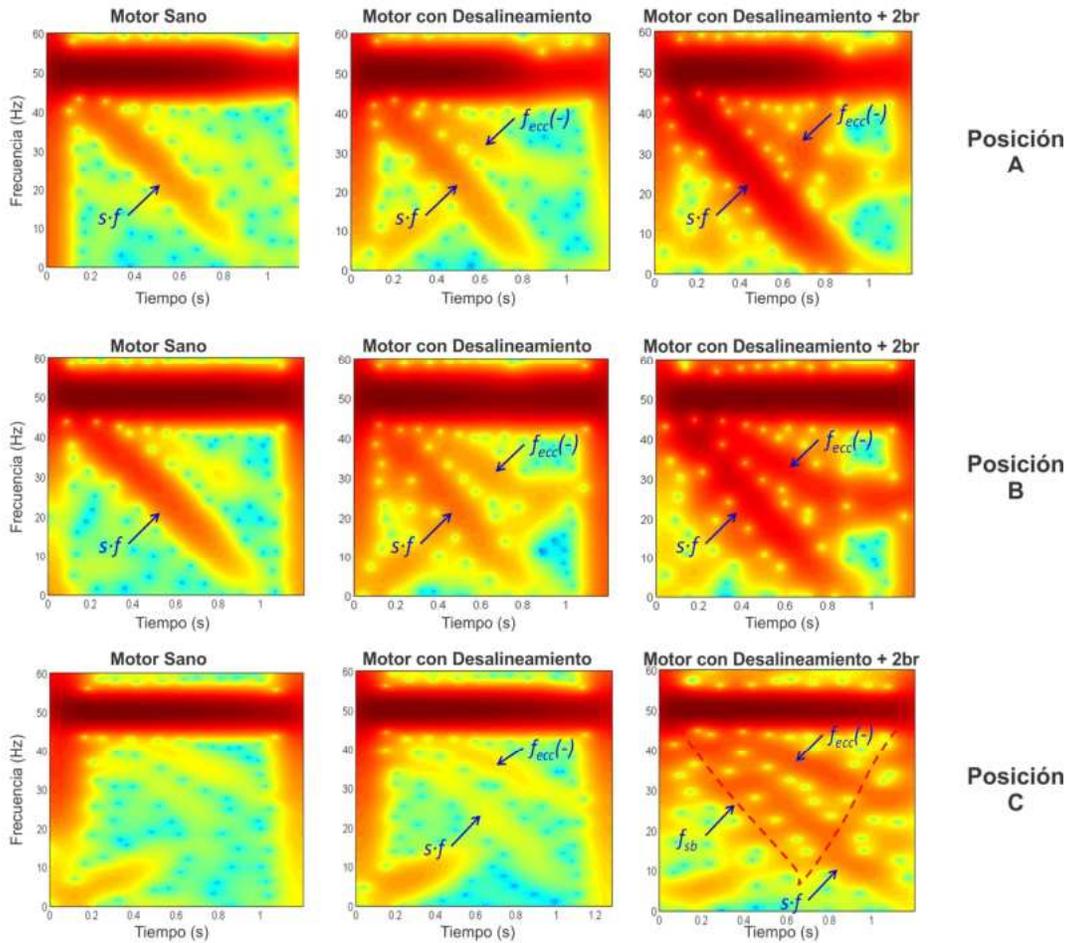
Por otra parte, con respecto a la detección de desalineamientos, nota que la amplitud $s*f$ es afectada por la falla. Como sea, nota que esta componente no muestra un importante incremento cuando el nivel de desalineamiento empeora (compara el caso sano y el desalineamiento en todos los casos). Este se ve coherente con el análisis previo del estado estable. Nótese que cuando el desalineamiento incrementa la componente $f_{misal(-)}$ es claramente notable en todos los casos. Estas componentes se ven más sensible que es para la detección de

fallas y esto podría ser un excelente indicador para calcular el nivel de desalineamiento de la máquina.

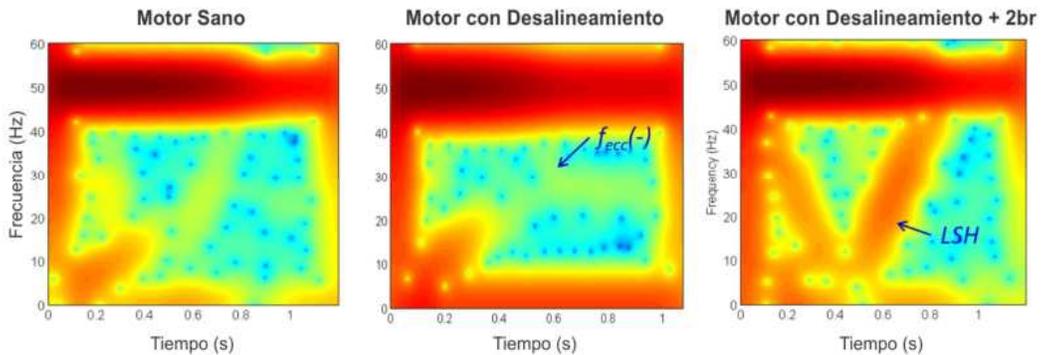
Para propósitos comparativos, Figura 4–21 muestra el análisis de las corrientes de arranque para los 3 casos considerados (máquina sana, máquina con desalineamiento y máquina con desalineamiento + 2 barras rotas para el motor 1). Note que el análisis de corrientes para el arranque del motor es claramente detectado por el patrón V causado por la LSH debido a las barras rotas, las cuales están bien caracterizadas en trabajos previos (Antonino et al., 2006). Como sea, la detección del patrón de desalineamiento no es fácil. Cuando solo el desalineamiento está presente (ver Figura 4–21 mitad), la evolución de las componentes de desalineamiento decrece desde 50 Hz a 25 Hz es notable. Cuando ambas fallas coexisten (figura 4–21, derecha), el patrón de barras rotas y el desalineamiento evolucionan de las componentes como que este es más difícil de detectar que la falla. Esto es coherente con la conclusión del trabajo de Antonino et al. (2009). En este contexto, el análisis de la señal de flujo puede proveer información de interés para el diagnóstico, en comparación con el análisis de corriente.

El cálculo de la DWT basado en las fallas del indicador del rotor por (2), para el motor 1, es mostrada en la Tabla **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** El resultado incluido en la Tabla **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** muestra que el indicador un pequeña baja la condición del estado sano y el caso de desalineamiento para todas las posiciones del sensor, mientras esta experiencia un importante decremento cuando las barras rotas están presentes. Esto indica notablemente la detección de la falla del rotor. Nótese que la sensibilidad del sensor es mucho menos para el sensor en la posición A y C. Note, que la posición c el valor del indicador está mucho más alto, debido a la amplitud baja de la componente de la falla, este error no hace el uso de esta posición para el cálculo del indicador, este valor podría ser fácilmente afectado por alguna perturbación que no está relacionada a la falla. En la Tabla 4-2, el indicador basado en el flujo es comparada con el indicador basado con el análisis de corriente del arranque del motor que fue introducido en trabajos previos (Antonino et al., 2006). Note que la detección del

desalineamiento, el indicador de flujo propuesto muestra mejores resultados que el indicador de corrientes.

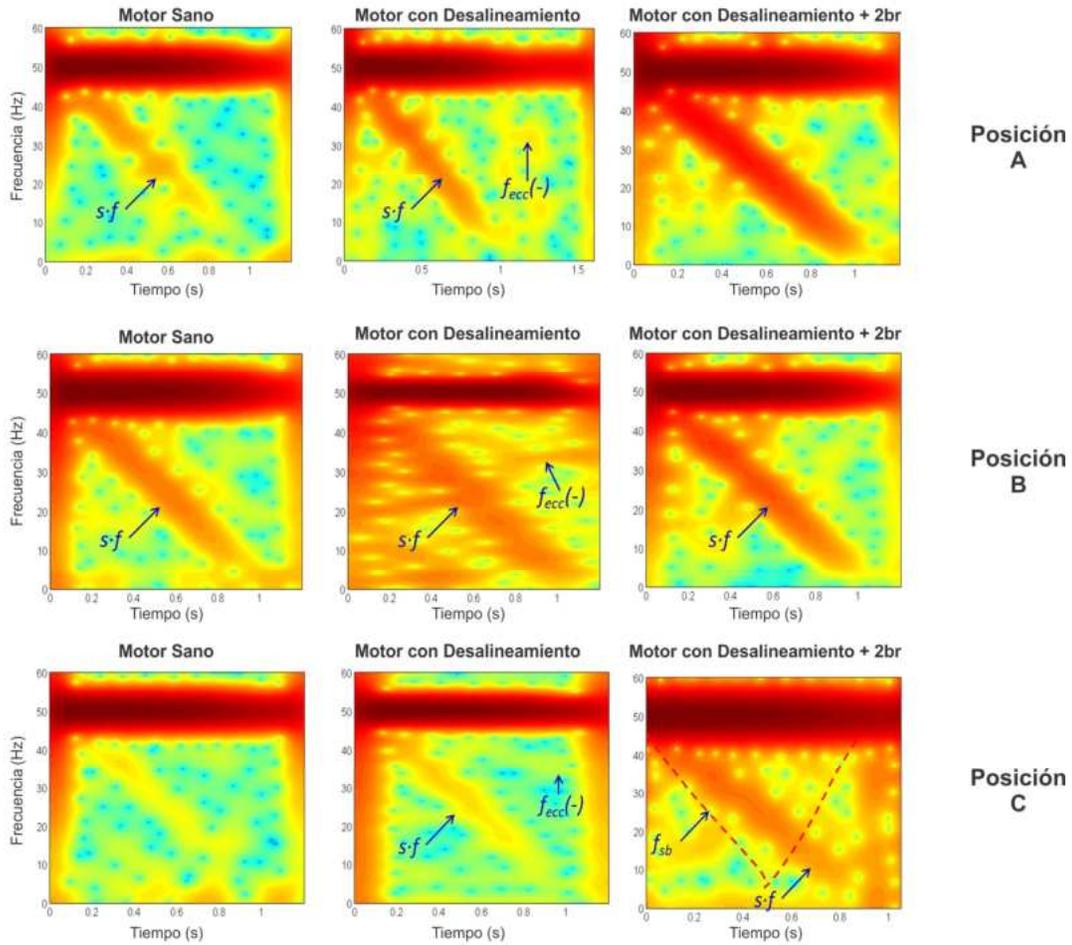


4–20 Análisis SFFT de la señal del sensor de bobina para el motor 1 con excentricidad despreciable, motor con desalineamiento y motor con desalineamiento + dos barras rotas y para las tres posiciones consideradas del sensor



4–21 Análisis SFFT de la señal de arranque de corriente para el motor 1 con excentricidad despreciable, motor con desalineamiento y motor con

desalineamiento + dos barras rotas y para las tres posiciones consideradas del sensor



4–22 Análisis SFFT de la señal de arranque de corriente para el motor 2 con excentricidad despreciable, motor con desalineamiento y motor con desalineamiento + dos barras rotas y para las tres posiciones consideradas del sensor

Finalmente, a fin de generalizar el método, Figura 4–22 muestra el arranque de SFFT señal fem para el motor 2 bajo la siguiente condición: 1) estado sano, 2) desalineamiento y 3) una barra rota más excentricidad inherente. Note que las conclusiones son alcanzadas en comparación estos obtenidos para el motor 1.

	Sano (Excentricidad inherente)	Desalineamiento	Desalineamiento + barras rotas
--	--------------------------------	-----------------	--------------------------------

Sensor en posición A	38.1	34.1(-4dB)	15 (-23.1dB)
Sensor en posición B	33.3	27.18 (-6.1dB)	15.8 (-17.5 dB)
Sensor en posición C	53.4	50.4 (-3dB)	30.8 (-22.6 dB)
Indicadores de corriente	51	48.2(-2.8dB)	24(-27 dB)

Tabla 4-2 Indicador de fallas en rotor en dB basado en DWT para la consideración de los casos de falla y posiciones del sensor (Motor 1). La respectiva diferencia contra la condición sana es especificada entre los paréntesis

Capítulo 5. Conclusiones y prospectivas

- La metodología propuesta provee buenos resultados para realizar la auto calibración de la cámara infrarroja para detectar gradientes en las regiones de interés. Los resultados obtenidos muestran que la metodología propuesta puede ser utilizada para el diagnóstico de fallas en maquinaria industrial para identificar zonas de interés y establecido un umbral que indique operaciones anormales de trabajo. La experimentación es haciendo uso de una cámara termal de bajo costo y los resultados muestran que este dispositivo es viable para detectar anomalías y diferencias entre condiciones de operación, aún con la limitada resolución que esta cámara tiene.
- Basados en los resultados obtenidos se concluye que el uso de una cámara infrarroja de bajo costo con el análisis de termografía propuesto es posible detectar fallas en los rodamientos en un motor de inducción, considerando condiciones del medio ambiente y operación realistas de instalaciones industriales. Se encontró que una imagen térmica no es suficiente para determinar si el rodamiento está dañado, es necesario considerar la temperatura ambiente, para que con este valor realizar la diferencia y detectar la falla. Con la estabilidad térmica es posible comparar los valores de referencia con los valores de condiciones y si este valor es cercano a 5°C una falla en el balero ha sido detectada.
- Un sensor inteligente no invasivo que usa tecnología infrarroja fue desarrollado en este trabajo. El sensor inteligente puede detectar si el cortador de una maquina CNC está en buenas condiciones para ser usado, comenzando desde el análisis de los termogramas obtenidos durante el proceso de corte. Una de las contribuciones de este trabajo es la segmentación sobre la imagen obtenida derivada del promedio de los termogramas, esta imagen es usada por que es mejor la detección de las zonas de interés. Cuando solo una imagen es analizada, las virutas pueden provocar una falsa detección de zona caliente. Para evitar esta falsa detección, un termograma promediado es usado. La principal contribución de este trabajo es el análisis del gradiente de temperaturas como un parámetro para determinar si la herramienta de corte está en

estado sano o estado dañado. Por otra parte, siguiendo el proceso descrito, es posible visualizar a través del display usado, el termograma, la firma de temperatura o gradiente, la curva termal y la imagen en pseudo-color. El experimento llevado a cabo verifica que la propuesta del sensor inteligente muestra la utilidad para detectar ruptura en proceso de maquinado tal como fresado, aún con la presencia de refrigerante y este puede ser aplicado a otro tipo de proceso de manufacturación en diferentes maquinas industriales.

- Se utilizaron técnicas de procesamiento digital de señales como la SFFT y la DWT para analizar las señales obtenidas con un sensor de flujo. Con ayuda de este sensor fue posible detectar la presencia de armónicos relacionadas a fallas tales como desalineamiento y desalineamiento más barras rotas. La falla de desalineamiento puede ser fácilmente detectada con la componente de desalineamiento la cual es claramente amplificada cuando la severidad de la falla incrementa. La posición del sensor de flujo determina el tipo de componentes que pueden ser visualizadas durante el arranque de la máquina. Para la posición A y también B es más sensible la componente son axiales, en la posición C la evolución de la componente son relevantes. En algunos casos, la visualización de la evolución del transitorio de la falla del componente es clara por ejemplo la posición B. El indicador basado en el análisis del sensor de flujo tiene una sensibilidad que es comparada con el análisis de corriente del arranque. El análisis de tiempo-frecuencia para el arranque y permanente de señales monitoreo en busca de fallas de desalineamiento. En conclusión, los resultados proveen que el análisis de flujo del arranque puede ser empleados como una técnica de soporte efectivo para complementar el diagnostico previsto por otras cantidades y podrían ser herramientas de interés para este campo.
- Para futuras investigaciones, la metodología propuesta puede ser extendidas para analizar cadenas cinemáticas con otro tipo de condiciones de falla o de combinación de estas. Además, el análisis termal de esta metodología propuesta puede ser aplicado a otro tipo de monitoreo y diagnóstico de otros procesos como maquinado de control numérico computarizado (máquinas CNC).

- Con el uso de un FPGA se pretende hacer la adquisición de todos datos capturados por los sensores primarios, sensor de temperatura y sensor infrarrojo, con este último se espera poder capturar los 9 cuadros por segundo, ya que dicha capturar de datos sería utilizada para obtener un termograma promediado de los 9 cuadros y con ello se espera que el monitoreo realizado a maquinaria industrial como una CNC se obtenga aún mejores resultados. Dicha información sería enviada a la unidad de procesamiento desarrollada en la Raspberry Pi 2.

Referencias bibliográficas

- Frosini L., 2010, Stator Current and Motor Efficiency as Indicators for Different Types of Bearing Faults in Induction Motors, IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS, VOL. 57, NO. 1
- Pineda Sanchez M. (2010), Diagnosis of Induction Motor Faults in the Fractional Fourier Domain, IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT, VOL. 59, NO. 8.
- Rangel Magdaleno J.J. (2010), FPGA-Based Vibration Analyzer for Continuous CNC Machinery Monitoring With Fused FFT-DWT Signal Processing, IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT, VOL. 59, NO. 12
- Gupta R.A. (2011), Early Estimation of Faults in Induction Motors Using Symbolic Dynamic-Based Analysis of Stator Current Samples
- García Pérez A. (2011), The Application of High-Resolution Spectral Analysis for Identifying Multiple Combined Faults in Induction Motors, IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS, VOL. 58, NO. 5
- Adrian Ceban, Remus Pusca (2012), Study of Rotor Faults in Induction Motors Using External Magnetic Field Analysis, IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS, VOL. 59, NO. 5
- Riera Guasp M., Pineda Sanchez M. (2012), Diagnosis of Induction Motor Faults via Gabor Analysis of the Current in Transient Regime, IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT, VOL. 61, NO. 6
- Boqiang Xu, Liling Sun, (2012), An ESPRIT-SAA-Based Detection Method for Broken Rotor Bar Fault in Induction Motors, IEEE TRANSACTIONS ON ENERGY CONVERSION, VOL. 27, NO. 3
- Immovilli F., Bianchini C. (2013), Bearing Fault Model for Induction Motor With Externally Induced Vibration, IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS, VOL. 60, NO. 8
- Yong Hwa Kim, Young Woo Youn, (2013), High-Resolution Parameter Estimation Method to Identify Broken Rotor Bar Faults in Induction Motors, IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS, VOL. 60, NO. 9.
- Abdenour Soualhi, Guy Clerc (2013), Detection and Diagnosis of Faults in Induction Motor Using an Improved Artificial Ant Clustering Technique, IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS, VOL. 60, NO. 9
- Khader Bouzid, Champenois (2013), New Expressions of Symmetrical Components of the Induction Motor Under Stator Faults, IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS, VOL. 60, NO. 9.
- Konstantinos N. Gyftakis (2013), A Novel Approach for Broken Bar Fault Diagnosis in Induction Motors Through Torque Monitoring, IEEE TRANSACTIONS ON ENERGY CONVERSION, VOL. 28, NO. 2
- Ehsan Tarkesh E. (2014), Multisensor Wireless System for Eccentricity and Bearing Fault Detection in Induction Motors, IEEE/ASME TRANSACTIONS ON MECHATRONICS, VOL. 19, NO. 3

- Pineda Sanchez M. (2013), Application of the Teager–Kaiser Energy Operator to the Fault Diagnosis of Induction Motors, IEEE TRANSACTIONS ON ENERGY CONVERSION, VOL. 28, NO. 4
- Chanseung Yang, Tae June Kang, (2014), Reliable Detection of Induction Motor Rotor Faults Under the Rotor Axial Air Duct Influence, IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRY APPLICATIONS, VOL. 50, NO. 4
- Rifat Shahriar, Tanveer Ahsan and UiPil Chong (2013), Fault diagnosis of induction motors utilizing local binary pattern-based texture analysis, Shahriar et al. EURASIP Journal on Image and Video Processing Springer
- Java Haddadnia, Omid Rahmani Seryasat (2014), Fault Detection of Induction Motor Ball Bearings, Advances in Environmental Biology (AEB), American Eurasian Network for Scientific Information (AENSI)
- Safizadeh M.S., Latifi S.K. , (2014), Using multi-sensor data fusion for vibration fault diagnosis of rolling element bearings by accelerometer and load cell, ELSEVIER
- Rama Krishna M.S. (2013), Neural Network for the Diagnosis of Rotor Broken Faults of Induction Motors Using MeSA,
- Iñigo Bediaga, Mendizabal X., Arnaiz A., and Muñoa J., (2013), Ball Bearing Damage Detection Using Traditional Signal Processing Algorithms
- Contreras Medina (2010), FPGA-Based Multiple-Channel Vibration Analyzer for Industrial Applications in Induction Motor Failure Detection, IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT, VOL. 59, NO. 1
- Balaras C.A., Argiriou A.A. (2002), Infrared thermography for building diagnostics, ELSEVIER, Energy and Buildings.
- Ali MD. Younus, Bo-Suk Yang (2012), Intelligent fault diagnosis of rotating machinery using infrared thermal image, ELSEVIER, Expert Systems with Applications
- Bagavathiappan S., Lahiri B.B., Saravanan T., Philip J., (2013), Infrared thermography for condition monitoring – A review, ELSEVIER, Infrared Physics & Technology.
- Picazo Ródenas M.J. (2013), Use of the infrared data for heating curve computation in induction motors: Application to fault diagnosis, ELSEVIER, Engineering Failure Analysis
- Meng Wang• Yun Liao Dajun Chen (2013) Study on the thermal effects of rubbers during loading–unloading cycles by infrared thermography, Polym Bull.
- Vincent Leemans, France Destain M. (2011), Evaluation of the Performance of Infrared Thermography for on-Line Condition Monitoring of Rotating Machines, Scientific Research, Engineering
- Unser, M. (1988), Karhunen-Loeve analysis of dynamic sequences of thermographic images for early breast cancer detection, Computer Vision and Pattern Recognition
- Kondo, K. (1999), Blood flow imaging algorithm for infrared thermographic systems, Engineering in Medicine and Biology
- Meckler, P. (2012), High-speed thermography of fast dynamic processes on electronic switching devices, Electrical Contacts (ICEC 2012)
- Taylor T., Littlewood J. (2012), In-Construction Testing of the Thermal Performance of Dwellings Using Thermography, Sustainability in Energy and Buildings, SPRINGER

- Ghosh A. (2014), Infrared thermography: An approach for iron ore gradation, Minerals Engineering
- Lahiria B.B., Bagavathiappana S. (2014) Effect of non-magnetic inclusions in magnetic specimens on defect detection sensitivity using active infrared thermography, Infrared Physics & Technology (ELSEIVER).
- Tinti A., Tarzia A. (2014), Thermographic analysis of polyurethane foams integrated with phase change materials designed for dynamic thermal insulation in refrigerated transport, Applied Thermal Engineering (ELSEIVER)
- Widad Laala, Salah-Eddine Zouzou, Salim Guedidi (2013), Induction motor broken rotor bars detection using fuzzy logic: experimental research, International Journal of System Assurance Engineering and Management
- Xiao-nian Wang, Zu-ren Feng, Miao Zhang (2013), A new segmentation method for phase change thermography sequence, ELSEIVER, Pattern Recognition
- Mei Yeen Choong, Wei Yeang Kow, Yit Kwong Chin (2012), Image Segmentation via Normalised Cuts and Clustering Algorithm, IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering, 23 – 25
- A.S.Abdul Nasir, M.Y.Mashor, Unsupervised Colour Segmentation of White Blood Cell for Acute Leukaemia Images
- Satoko Takemoto, Shin Yoshizawa, A novel performance evaluation system for fluorescent cell image segmentation, Computing and Networking (CANDAR), 2013
- Jay C. Acharya, Sohil A. Gadhiya, Objective assesment of different segmentación algorithim for underwater imagen.
- Ahmed A. Othman (2011), Evolving Fuzzy Image Segmentation, IEEE International Conference on Fuzzy Systems
- Syoji Kobashi, Kei Kuramoto, Yutaka Hata (2013), Interactive fuzzy connectedness image segmentation for neonatal brain MR image segmentation, IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics
- Rincón-Montes V. (2013), Quantitative Evaluation Method of Image Segmentation Techniques for Magnetic Resonance guided High Intensity Focused Ultrasound Therapy, International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control (CCE) Mexico City, Mexico.
- Xiaotong Wang, Yaonan Zhang (2012), Carotid Artery Segmentation in 3D Ultrasound Images Using a Hybrid Framework, International Conference on Information and Automation Shenyang, China
- Changzheng Liu, Guiyun Ye and Hui Wang (2011), Study of Segmentation Method Based on Infrared Images and Visible-light Images, The 6th International Forum on Strategic Technology
- Rao, R. R., Kim, D. N., Hwang, J. J. 2011. Fast Fourier Transform: Algorithms and Applications. Springer. ISBN 978-1-4020-6629-0.
- Rao, S. S. 2009. Engineering Optimization: Theory and Practice. Fourth Edition. John Wiley & Sons, Inc. ISBN. 978-0-470-18352-6.
- Antonino-Daviu J. A., Riera-Guasp M., Folch J. R., and Molina Palomares,2006 "Validation of a new method for the diagnosis of rotor bar failures via wavelet transform in industrial induction machines," IEEE Trans. Ind. Appl., vol. 42, pp. 990-996

- Antonino-Daviu J. A., Riera-Guasp M., Folch J. R., and Molina Palomares, 2006, "Validation of a new method for the diagnosis of rotor bar failures via wavelet transform in industrial induction machines," IEEE Trans. Ind. Appl., vol. 42, pp. 990-996
- Romary R. et al. "Electrical Machines Fault Diagnosis by Stray Flux Analysis" 2013 IEEE Workshop on Electrical Machines Design, Control and Diagnosis (WEMDCD), Paris, 2013, pp. 247-256.
- Kalpakjian S, Schmid SR (2006) Manufacturing engineering and technology, 5th edn. Pearson Prentice Hall, Upper Saddle River, pp 623–673
- PoTsang BH, Cheng-Chieh M, Chia-Hao K (2015) A PNN selflearning tool breakage detection system in end milling operations. Appl Soft Comput 37:114–124
- Tecnología del color, J. M. Artigas, Pascual Capilla Perea, Jaume Pujol i Ramo, Universitat de València, 2002 - 428 páginas
- Principios de color y holopintura, Antonio Valero Muñoz, Editorial Club Universitario, 2013.
- Tratamiento Digital de Imágenes Multiespectrales, Escrito por Jorge Lira Chávez, 2012. www.lulu.com
- <http://avellano.usal.es/~lalonso/RNA/> (Redes Neuronales)
- Redes Neuronales Artificiales, Rodrigo Salas, Departamento de Computación. Universidad de Valparaíso.
- Machine Vision, Ramesh Jain, Rangachar Kasturi, Brian G. Schunck, McGraw-Hill Series in Computer Science, 1995,
- Elementos de Probabilidad y Estadística, Elmer B. Mode, Editorial Reverté, Prentice-Hall, 2002
- Métodos de investigación, Salkind, Neil J., Prentice Hall, 1999
- Serie de Biología Fundamental Introducción a la Bioestática, Sokal, Rohlf, Editorial Reverté, S.A., 2002
- Curso básico de estadística para economía y administración de empresas, Sarabía Alegría J.M., Pascal Sáez M., 2005, Universidad de Cambria

Apéndice A

Low-Cost Thermographic Analysis for Bearing Fault Detection on Induction Motors

J A R Nunez¹, L M Velazquez¹, L A M Hernandez², R J R Troncoso² and R A Osornio-Rios^{1*}

¹HSPdigital – CA Mecatronica, Facultad de Ingenieria Campus San Juan del Rio.

Universidad Autonoma de Queretaro, Rio Moctezuma 249, 76807 San Juan del Rio, Queretaro, Mexico.

²HSPdigital-CA Telematica/Procesamiento Digital de Senales, DICIS, Universidad de Guanajuato, Carr., Salamanca-Valle km 3.5+1.8, Comunidad de Palo Blanco, 36885 Salamanca, Guanajuato, Mexico.

Received 8 July 2015; revised 7 February 2016; accepted 25 April 2016

This paper presents a low-cost thermography approach to detect faults in ball-bearings on induction motors under industrial operating conditions. The proposed methodology applies a thermal differential technique to make the failure detectable even in changing environmental conditions. The obtained results prove that around of the 5°C of thermal difference between the ball-bearing temperature and the surrounding environment is an indicative of a failure.

Keywords: Bearing fault, thermography, failure detection

Introduction

Bearing faults are one of the most common problems for rotating-machines in industry that lead to high economic losses since these faults increase power consumption and produces vibrations, heating, motor locking, and catastrophic failures. Therefore, as soon as a fault can be detected it could be repaired to minimize losses or further problems. Plenty of research has been done regarding bearing faults from different points of view; it has been proven that this fault is detected by measuring and analyzing the electric current^{1,2}, vibrations³, sound⁴, and temperature^{5,6} in motors. Each technique gives different levels of reliability having different computational complexity for signal processing. A specific sensor is required for each method; i.e.: measuring current with amperimetric clamps or vibrations with accelerometers; in most of the cases those sensors are expensive and are linked to a certain processing system. Moreover, thermal imaging has a non-intrusive approach but thermography systems are expensive and are not likely to be used as a continuum monitoring system⁷; most of them require an expert analysis of the thermal image mainly due to calibration issues. In this work, a thermography-based approach is followed to measure temperature by infrared emission using low-cost, off-the-shelf,

commercial equipment to detect bearing faults. The method combines thermographic analysis from a low-cost infrared camera and a temperature sensor, improving the failure detection in an industrial environment subject to different operating conditions.

Ball-bearing fault detection method

The proposed method is a thermography-based technique that uses a low-cost FLIR Lepton[®] infrared camera, and two resistance temperature detector (RTD) sensors. Figure 1 shows the healthy and faulty bearing at upper-left, the RTD mounting points and the infrared camera and the RTD at upper-central, the thermographic image at upper-right, the thermal image at bottom-right and the calibration curves at bottom-left. The information from the infrared image and the RTD sensors is fuzzed to produce a thermogram that is further processed to determine the state of the motor bearing under monitoring. Figure 1 shows the diagram of the proposed methodology, its starts taking a sequence of thermal images and temperature figures to fuse them into a calibrated thermogram from the RTD thermal curves, which compensates changes on ambient temperature giving an accurate failure detection range. The infrared camera gives an image of 60x80 pixels in a scale of 0 to 16383, where the pixel value represents a relative temperature that depends on the differential temperature between the scene and the internal camera temperature.

*Author for correspondence
E-mail: raosornio@hspdigital.org

To obtain the actual temperature value the image should be calibrated, the camera provides information about its enclosure and internal temperature but ambient temperature variations produces a drift in image values; therefore, an external calibration is needed to extract accurate information to determine the bearing state. The proposed methodology is based on the analysis of a set of thermal images under industrial working conditions, considering ambient temperature changes to obtain a performance curve from the thermal image. This curve is then compared with the reference curve when the bearing is failure-free (healthy) to detect an incipient failure.

Thermal performance curve

In order to perform the image calibration it must be found the correlation among the average interest area value in the image and the average RTD value. The correlation is calculated using a linear approximation to obtain the gain (p_1) and the offset (p_0), as seen in (1); applying this gain and offset correction to each pixel in the infrared image (I_n) the calibrated thermal image (T) is obtained, as depicted in Figure 1.

$$T(x,y) = p_1 * Im(x,y) + p_0 \quad \dots (1)$$

The obtained thermal performance curves (t_{XX}) represents the average temperature in the interest area

under their corresponding test conditions (XX); as well as t_{XX} represents the ambient temperature at the sampling time.

Thermal curves comparison

Once the thermal curve is obtained from the image, the ambient conditions of the test should be considered because the temperature value in which the motor stabilizes depends on the surrounding environment. Changes on the ambient temperature are considered to improve the detection of the bearing fault. As formerly pointed out, the camera provides information about its enclosure temperature that in a practical approach it could be used as ambient temperature. Therefore, a thermal difference (Δt_{sXX}) is performed to properly compare the thermal curves under various failure scenarios and operating conditions. In this work the thermal difference is used to detect the faulty bearing.

Results and Discussion

To validate the proposed method a set of experiments are conducted: firstly, with a failure-free bearing a reference curve is obtained; secondly, the thermal curve with the faulty bearing is obtained. Two different operating conditions for the mechanical load are tested in both experiments; a low-load and a high-load. The low-load condition consists in the induction

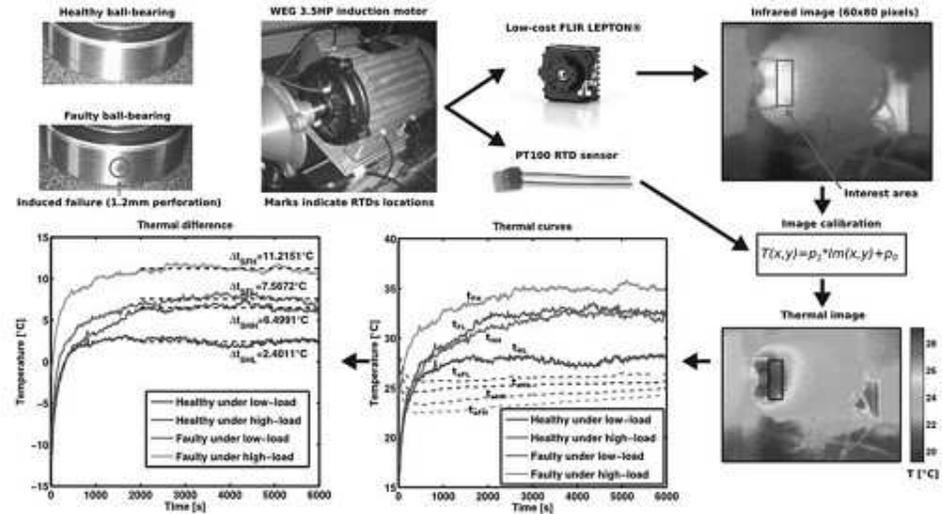


Fig. 1—Proposed Methodology

motor, a gear box, and an electric generator, representing around 25% of the motor capacity. The high-load condition has the same elements than the low-load condition with the addition of a resistance fed by the generator, representing a load around 75% of the motor capacity. The experimental set-up consists of a 2.6 kW induction motor having a nominal rotation speed of 3600 rpm at 60 Hz; a 4:1 gear box, a power inverter, two JUF62052RS ball-bearings, two PT100 RTDs, a FLIR Lepton[®] camera, a proprietary acquisition system for RTD sampling, and a processing unit implemented with a Raspberry PI 2 model B. Each experiment is reported with its test conditions; the healthy ball-bearing under low-load is referenced as HL, the healthy under high-load as HH, the faulty under low-load as FL, and the faulty under high-load as FH. All experiments run during one hour and forty minutes (6000 seconds) for the thermal stability. The four tests are performed by following the methodology depicted in prior section. Figure 1 shows the obtained thermal curves (t) and their ambient temperature (t_a) for the four tests. At first glance, it is evident that in all tests the bearing temperature (t) increases in a first-order step-response fashion, reaching a stable temperature. However, it is noticeable that ambient temperature also increases but in a linear way; in addition, looking to the first part of the curve the ambient temperature is over 25 °C and rapidly increases by 4 °C, which is due to the fact that the camera needs some time to warm up and stabilize its internal temperature. As a consequence of using the radiometry disabled set-up in the camera, the

thermal value in the image appears below the ambient temperature until the camera stabilizes its temperature, taking about 400 seconds. Once the warm up time has elapsed, it is noticeable that at second 2000th all curves seem to have reached its steady-state value. Figure 2a shows the last thermal image at the steady-stage at second 6000th, these images consider the raw thermal curve and show the ambient temperature at its current time, which can be considered as a straight-calibrated image, because the colour in the image represents an absolute temperature. Nevertheless, is it not easy to conclude the state of the ball-bearing from the information within the images of Figure 2a because the healthy under low-load seems hotter than the faulty under high-load, being counterintuitive. Therefore, a closer look into the ambient temperature gives the clue about what happens, the HL test has an ambient temperature of 25.7°C while FH has a 24.2°C, representing a difference of 1.5°C; additionally, the background colour in FH is darker than in HL supporting the idea that the environmental conditions affect the proper fault detection. In order to improve the fault detection considering the important role of ambient temperature, it is proposed a differential-calibrated approach, where the ambient temperature is subtracted from the straight-calibrated image giving a temperature differential image shown in Figure 2b and a the thermal differential curves (Δt) of Figure 1. This small change has an enormous impact in the detection accuracy, images in Figure 2b clearly shown a consistent result with the expected one. On one

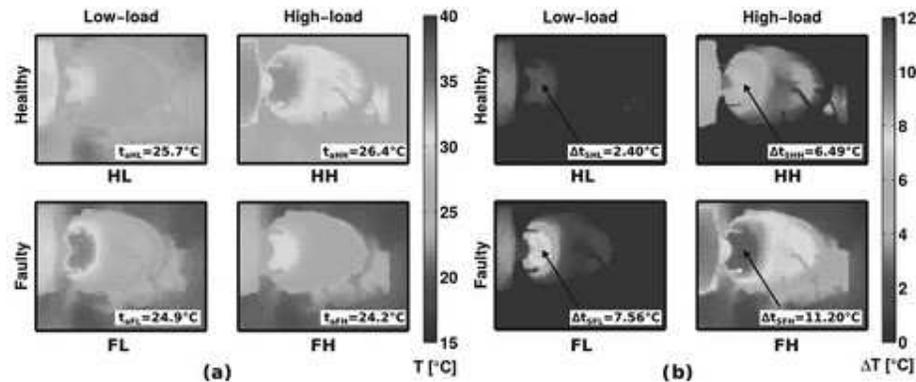


Fig. 2—Thermal image calibration, a) Straight-calibrated, and b) Differential-calibrated.

hand, the HL is the coolest one giving an average difference of 2.4°C in the steady-stage, as shown in Figure 1. When the load is increased the healthy ball-bearing increases its temperature but also the gear box as expected due to the increment in the mechanical stress, having a thermal difference of 6.49°C. On the other hand, the faulty ball-bearing under low-load (FL) in Figure 2b shows an evident heating in the ball-bearing area while the gear box remain almost the same value than in the HL test, making evident the presence of a bearing fault with a thermal difference of 7.56°C. Finally, the FH test produces similar results, in Figure 2b is more than evident that this is the condition that produces the highest thermal differential (11.2°C) with the higher values in the bearing area, but with the increment in the load the mechanical stress added to the ball-bearing failure produces a considerable heating in the entire motor and the gear box. Further more, analyzing the thermal differential curves in Figure 1 the rising time for the faulty ball-bearing is shorter than in the healthy one, this have plenty of sense because with a failure the ball-bearing tends to produce more heat more rapidly. In addition by comparing the healthy and faulty curves per test condition the gap between HL and FL is around 5°C, and between HH and FH is also around 5°C being consistent with the presence of the failure; moreover, other research works have obtained similar results within the same detection range⁵.

Conclusions

Based on the obtained results it is concluded that by using a low-cost camera with the proposed thermographic analysis it is possible to detect a faulty bearing in an induction motor, even considering a realistic operating and environmental conditions of an industrial facility. It is found that an absolute thermogram is not enough to determine if a bearing is

faulty, it is necessary to consider the ambient temperature, by doing so this differential value is enough to detect the failure. When the thermal stability point is reached it is possible to compare the reference value with the operating value and if this value is close to 5°C a ball-bearing failure has been detected.

Acknowledgements

This work was partially supported by CONACyT scholarship 278046 and by project SEP-CONACyT 222453-2013.

References

- 1 Frosini L & Bassi E, Stator current and motor efficiency as indicators for different types of bearing faults in induction motors, *IEEE Trans Ind Electron*, **57** (1) (2010) 244–251.
- 2 Amezcua J P, Cabal E, Romero R J, Osorio R A & Garcia A, Determination of system frequencies in mechanical systems during shutdown transient, *J Sci Ind Res*, **69** (2010) 415–421.
- 3 Abu M A & Abdel S M, Bearing problems' effects on the dynamic performance of pumping stations, *Alex Eng J*, **52** (2013) 241–248.
- 4 Jing L, Feature extraction of machine sound using wavelet and its application in fault diagnosis, *NDT&E Int*, **34** (2001) 25–30.
- 5 Popescu M, Dorrell D G, Alberti L, Bianchi N, Staton D A & Hawkins D, Thermal analysis of duplex three-phase induction motor under fault operating conditions, *IEEE Trans Ind Appl*, **49**(4) (2013) 1523–1530.
- 6 Andjelkovic Z R, Milivojevic D R & Stevic Z, Thermovisual camera commands decoding and ISI format encrypting, *J Sci Ind Res India*, **69** (2010) 523–528.
- 7 Gonzalez J L, Granados D, Osorio R A, Romero R J, De Santiago J J & Valtierra M, Methodology for overheating identification on induction motors under voltage unbalance conditions in industrial processes, *J Sci Ind Res*, **75** (2016) 100–107.
- 8 Garcia A G, Morales L A, Osorio R A, Benitez J P, Garcia-Perez A & Romero R J, Fault detection in induction motors and the impact on the kinematic chain through thermographic analysis, *Electr Pow Syst Res*, **114** (2014) 1–9.

Apéndice B



Smart-sensor for tool-breakage detection in milling process under dry and wet conditions based on infrared thermography

Juan A. Ramirez-Nunez¹ · Miguel Trejo-Hernandez¹ · Rene J. Romero-Troncoso¹ · Gilberto Herrera-Ruiz¹ · Roque A. Osornio-Rios¹

Received: 20 December 2017 / Accepted: 20 April 2018
© Springer-Verlag London Ltd., part of Springer Nature 2018

Abstract

The breakage of tools in the process of machining by removal of chip in industrial machinery is an important issue to consider because of the costs that can be generated by a setback in production or damage in parts of the machine-tool. High temperatures are one of the main causes that contribute to the damage of the tools and this problem has been researched in multiple studies; however, the use of refrigerant has not been considered due to its inherent interference in the process. The contribution of this work is the development of a smart-sensor for the timely detection of rupture of the tool in the milling process including refrigerant, which is specially designed with the application of infrared thermography and processing of thermal matrix obtained instead of the pseudo-color as commonly used. The outcome of this experimentation shows that with the smart-sensor, the condition of the tool in dry conditions and with coolant was obtained. Also, the smart-sensor provides the heat curves, images represented in different color palettes, the thermogram, and the average of the thermograms obtained during the monitoring of the cutting process.

Keywords Thermography · CNC · Tool-breakage · Wet condition · Smart-sensor

1 Introduction

The heat generated by the cutting process is transferred in a specific percentage to the workpiece, the tool, and the chip. Higher amount of energy is transferred to the chip and this amount can be decreased in accordance with the cutting speed. It is important to be aware of the temperature in this zone, knowing that an excessive increase may damage the tool, the workpiece, or the machine itself. The heat might modify the material composition on its surface, which would affect the hardness and dimensional features. Likewise, a broken tool or a tool with wear is prone to generate more heat due to the generated friction between it and the workpiece [1]. To reduce the heat concentration in the tool-workpiece interface, coolant liquid is used, which helps to remove the chip from the cutting zone, this is known as flushing effect [2]. The coolant

liquid should be selected adequately according to the machining process features, the material [3, 4], and the recommendations from machine-tool manufacturer. Even more, the last trends show the dry machining (or green machining process) and the minimum quantity lubricant (MQL) as areas of improvement together with the high speed machining (HSM) technologies, as shown by Bustillo [5] investigation, where the prediction of roughness in a drilling process using traditional lubrication and MQL is studied; in the same way, Liu et al. [6] studied the performance of tool wear in turning process under dry conditions and MQL or Musfirah [7] in which liquid nitrogen is used in a milling process to study the effects of the variation of cutting parameters.

The temperature monitoring in the machining tool-workpiece interface can be made for continuous cutting operations (as the turning process) or discontinuous (as the milling process). In the milling process, the temperature change is associated with cooling intervals [8] increasing in the active period and decreasing in the inactive period [9]. At the same time, in literature, different techniques for temperature monitoring in the cutting zone have been used, so that they can be from direct conduction, indirect radiation, or metallographic according to

✉ Roque A. Osornio-Rios
raosornio@hspsdigital.org

¹ HSPdigital-CA Mecatronica, Facultad de Ingenieria, Universidad Autonoma de Queretaro, Campus San Juan del Rio, Rio Moctezuma 249, Col. San Cayetano, 76807 San Juan del Rio, Qro., Mexico

Abukhshim [10], in which the thermocouple is incorporated in direct conduction [11], where the tool and the workpiece are made of different materials and the contact area forms a hot junction, producing an electromotive force (emf); however, both pieces besides are conductors and produce noise which has to be calibrated. Embedded thermocouples are also used, these are inserted into the tool as near as possible to the cutting zone on the rake face [12–15]; however, it is complicated because the sensors can be damaged with the chips of the cutting process. In indirect radiation methods, infrared pyrometers for point measurements are used (optic-fibers are the most advanced) and the thermographic cameras. The main advantages of thermographic devices are the fast response and the no physical contact, allowing to take measurements in inaccessible places in the process where the chips can damage the measure system, and it is probably the most adequate technique to work with high speed machining as mentioned in Abukhshim [10], whereupon, several investigations have been made using this method, for instance Artouzoul et al. [16], Sutter et al. [17], Saoubi and Chandrasekaran [18], Gresik et al. [19], and T. Husmann [20].

As mentioned previously, thermography for measuring temperature results to be the most adequate method, in which the object heat radiation may be captured through a thermographic camera, in charge of processing the energy that is transported in electromagnetic waves on the infrared spectrum, which can travel in vacuum and can be absorbed or partially reflected by a body [21]. The color pallet in thermography, for analyzing the object of interest in research, is commonly used, but it is necessary for the trained people to analyze the thermal images. Despite the cost of these cameras used to be high compared to other camera types, as CCD (charged couple device) cameras, its performance is better in a range invisible to human eye and has specific machining applications [16]; due to recent technological advances, the cost has been considerably decreased, even the combined use in the called IR-CCD technique has been reported by Saoubi and Chandrasekaran [18]. Several developments have been focused on thermal gradient measurements for tool wear in orthogonal cutting. At the same time, the tool-breakage diagnosis is made through several techniques of measuring as current [22], force [23], acoustic emission [24], vibrations [25, 26], infrared image processing [27], and others; even more, the thermography applications for failure or tool-breakage have not been widely studied. An inconvenience at the moment of measuring the temperature in the tool-workpiece interface, with thermography methods, is the chip interference because of flush away process in addition to the coolant liquid used. In thermography, in order to minimize these interference effects, instead of using false color from the thermogram, the thermal matrix analysis can be proposed.

By the above mentioned, it would be desirable to count with a method that lets these parameter effects decrease, in wet or dry conditions, and temperature in cutting zone can be adequately inferred through a smart-sensor, as it is known that this would provide a strong potential with good accuracy, not only in this process but in some others, as well. Nowadays, a smart-sensor is a tool to monitoring and detection faults in industrial equipment [28], in order to avoid economic losses for the industry.

The contribution of this work is the development of a smart-sensor for tool-breakage estimation in a CNC milling process. The system is capable of inferring temperatures in cutting zone through a processing unit which uses the thermal analysis, in order to distinguish if the tool is healthy or broken under wet and dry conditions. As primary sensors, an infrared camera for image acquisition and an external RTD (resistance temperature detector) temperature sensor for camera calibration are used. The smart-sensor has a processing unit where the self-adjustment or thermogram calibration is carried out, the segmentation of the region of interest and thermogram average evaluation to estimate temperature besides a display, the tool condition, the thermogram, signature, and typical curve of the process, can be observed. To probe the smart-sensor functionality and its portability in a work environment, a cutting process of steel with HSS (high speed steel) end-mill tools in healthy and broken conditions, with and without coolant, is carried out.

2 Background

2.1 Fault detection in the cutting tool

The condition of the tool in processes such as milling, turning, drilling, etc. may go from the ideal state (Fig. 1a) to the worn tool (Fig. 1b) or the detection of broken tool (Fig. 1c). In the former, the effect on the tool is gradual depending on certain

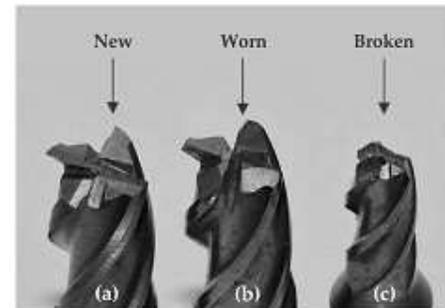


Fig. 1 Cutting tool: a new, b worn, and c broken

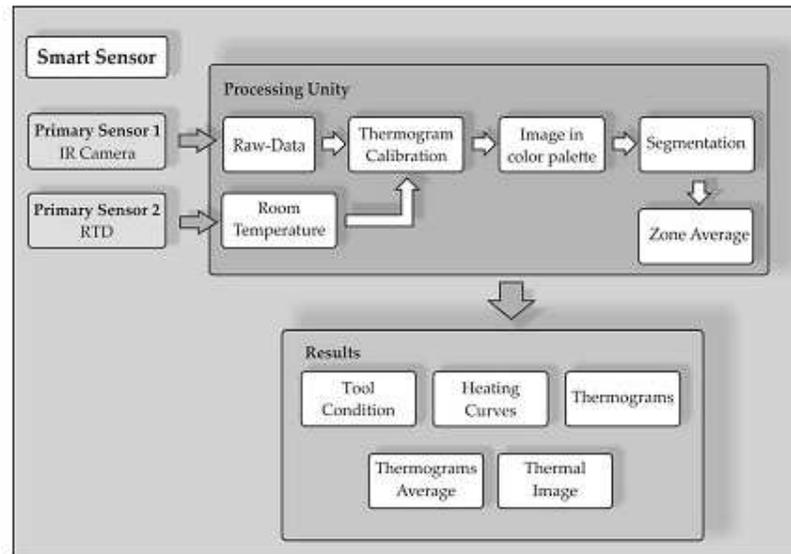


Fig. 2 Smart-sensor

aspects such as the materials used, the cutting parameters, cutting fluids, and others.

The latter case may result from the excessive wear or from the sudden and abrupt manner being caused some by the impact on the tool or by thermal fatigue, especially in the case of the cutting being interrupted due to the mechanical shock [1]. This phenomenon provokes risky effects on the machined workpiece such as poor dimensional accuracy, poor surface finish besides the damage that may cause the machine tool, and the costs that this entails, so it is very important to detect the failure to perform the stop of the process and the tool change.

The methods reported in literature to detect the breakage are those which use the vibration sensing, acoustic sensing, current, or a combination of all of them: besides the use of cameras and recently the use of thermography.

2.2 Thermography in metal cutting process

Thermography uses infrared detectors which absorb the infrared radiation emitted by a body without being in contact with it. Temperature may be inferred by using this type of cameras in which the images obtained are named thermograms because to each pixel corresponds a temperature value. The use of thermography in metal cutting processes may include its

application for the state of wearing on the tool and its correlation with temperature as pointed in reference [29].

Additional to the previous, for example in reference [13], a milling monitoring process is carried out, where an infrared camera is adapted to the tool machine, the workpiece was located appropriately on a tool-holder on a spindle, it means that the workpiece rotates and it is addressed towards a stationary settlement where the cutting tool is located, in addition to a dynamometer near it.

During the process, the IR images obtained which contain obstruction due to debris over the dragging angle of the tool are not considered. The temperature behavior is acquired and compared with the results starting from simulation.

Another work where thermography is used is Armendia et al. [8] where the fluctuations in temperature on the tool are determined. However, the work piece must be placed onto the spindle and modified in various configurations to simulate interrupted cutting. The insert is placed on an



Fig. 3 Raw data acquisition

Fig. 4 Signal acquisition of the environmental temperature



experimental arrangement allowing its observation through a microscopic camera.

The determination of the temperature at the point of contact between the tool and the workpiece has become something very important in the effort to understand the phenomena that occur at the time of the metal cutting process.

Such a case has been the work of Arrazola et al. [30], where the experimental arrangement is similar to references [8, 13, 16]. The use of thermography has also been applied to the process of metal cutting on lathe, as Grzesik et al. [19] in which the machining performance of with the variation of some parameters of cutting is analyzed. In these works, the pseudo-color or palette has been used where the false color is utilized for diagnosis.

One of the problems of the temperature determination in the metal cutting process is to be able to obtain an IR image well defined of the face of the tool, in the moment when this process takes place, both in continuous and interrupted cutting. Avoiding the interference caused by the chip and coolant, in case it is used, to correctly visualize the cutting process is a challenge still to be reached. The segmentation of the area of interest, taking the average of several thermograms to obtain a cleaner image of the cutting process without chips, could improve the estimation of the temperature.

Thermal Matrix in degrees centigrade ($^{\circ}\text{C}$)

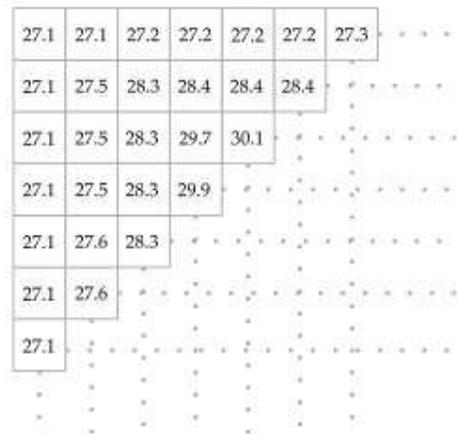


Fig. 5 Thermal matrix, values in degrees centigrade ($^{\circ}\text{C}$)

3 Smart-sensor

This section presents the proposed methodology to develop a smart-sensor which is based on a low-cost PC (Raspberry Pi). The diagram of Fig. 2 shows the smart-sensor proposed for the detection of rupture of tools in industrial machinery. The system uses as primary sensors an infrared camera and an RTD temperature sensor. The information from sensors is acquired in the processing unit. This information is processed in the following way: infrared camera acquires the Raw-Data, the RTD sensor acquires the temperature from the environment, with the help of these two values, the calibrated thermogram is obtained, i.e., an array of temperatures or thermal matrix.

Applying image processing techniques to the thermal matrix, a thermal image is obtained in three different color palettes like rainbow, grayscale, and iron black. The average temperature of the segmented area of the analyzed thermogram is produced subsequently to the segmentation of the area of interest on the thermal image. With the help of the processing unit, it is possible to obtain the following results: the thermal matrix (thermogram), heat curve, the average of the thermograms when executing a monitoring, taking images in different color palettes of the thermogram and finally, the condition of the cutting tool that determines if the tool is in good condition to be used or it is broken.

3.1 Primary sensor

Signals that the smart-sensor works come from two primary sensors, the first sensor is an infrared camera FLIR LEPTON model [31] resolution of 60×80 pixels, the second sensor is a PT100 RTD [32].

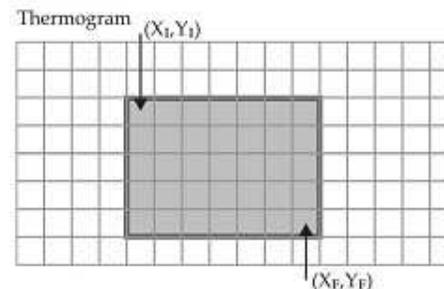


Fig. 6 Zone of interest segmentation in thermogram

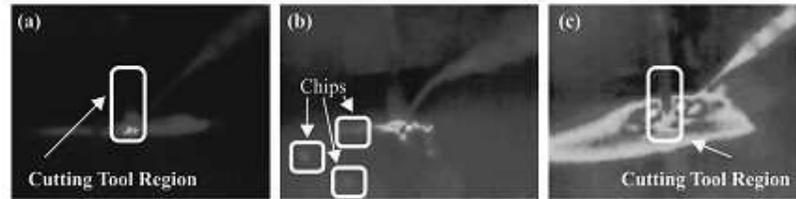


Fig. 7 Thermal images of a thermogram (a, b), thermal image of thermogram average (c)

3.2 Processing unit

Raw data. The acquisition of the Raw-Data's body is analyzed with the help of an infrared camera. The SPI (serial peripheral interface) communication protocol is used to perform this acquisition according to Fig. 3.

Room temperature As described in Fig. 4, with the help of the temperature sensor, a PT100 RTD, the temperature value of the surroundings or environment is captured; the room temperature value is not controlled. This analog signal is conditioned and is a conversion of analog to digital that is carried out with help of the ADC (10-bit) an Arduino-Mega card; then, this value is to be sent to the Raspberry Pi board by means of serial communication.

Thermogram calibration The calibration equation of the low-cost infrared camera LEPTON FLIR was deduced with the help of the infrared camera FLIR A310; this equation (Eq. 1) is used to make the self-adjustment of the low-cost infrared camera [33] to measure temperature of metal objects in a

range of 0 to 200 °C with a tolerance of $\pm 3.5\%$. To obtain a thermogram calibrated is necessary to calibrate the infrared camera making the next steps. First, the raw data values in the coordinates (x, y) are captured by the infrared camera Lepton. After, the room temperature ($T_{Environment}$) is measured at the beginning of the test with temperature sensor PT100. Finally, temperature matrix calibrated or thermogram calibrated ($T(x,y)$) is achieved by applying Eq. 1 to the raw data of the analyzed body (Fig. 5).

$$T(x,y) = 0.0261 * RD(x,y) - 213.3 + T_{Environment} \quad (1)$$

where $RD(x,y)$ is the value of radiation measured by the low-cost infrared camera in the coordinates (x,y) and $T_{Environment}$ is the room temperature of the place where the monitoring test is performed.

Color palette To obtain this image, it is necessary to transform the thermal matrix in grayscale to subsequently use color palettes, where the most common are the iron and rainbow [34] palettes.

Fig. 8 Experimental setup: a machining process, b display, c Lepton camera embedded on case and d Lepton camera board

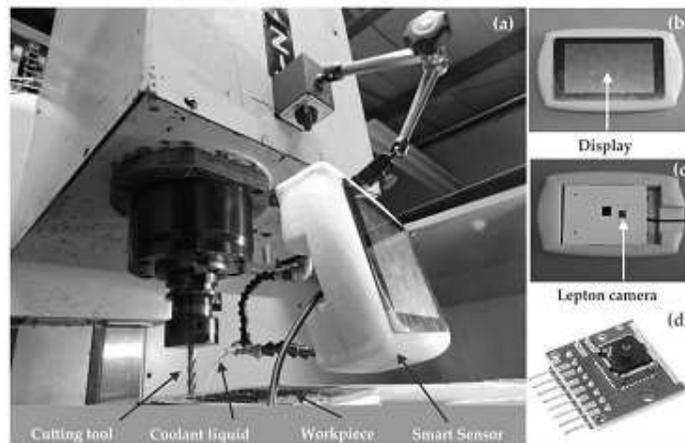


Table 1 Experimental conditions

Experiment	Tool condition	Coolant liquid condition	Cutting conditions	Cutting process
1	New	Dry	$a_p = 2 \text{ mm}$	Slot milling
2	New	Wet	$v_f = 100 \text{ mm/min}$	
3	Broken	Dry	$v_c = 30 \text{ m/min}$	
4	Broken	Wet		

Segmentation. In this block, the areas of interest of the thermogram image are selected, in order to process them later (Fig. 6).

Zone average Once the segmentation of areas of interest is carried out, the next step is to obtain the average temperature (Eq. 2) of each of them in order to obtain information with which it is possible to relate the fault with regard to the increase of temperature in these zones.

$$P_{zone} = \frac{\sum_{i=X_I}^{X_F} \sum_{j=Y_I}^{Y_F} T_{i,j}}{(X_F - X_I)(Y_F - Y_I)}, \quad (2)$$

where P_{zone} is the average of the area of interest upon the thermogram, $T(i, j)$ is the coordinate of the points on the thermogram, X_I and Y_I are the initial points of the area of interest, and X_F and Y_F are the end points of the areas of interest.

With the purpose of knowing the areas of interest, it is necessary to obtain the gradient of these zones, denoted by G_{zone} in Eq. 3, where the subindex zone indicates the zones 1, 2, 3, or 4 to study, in order to observe the increase of temperature in the area with respect to the ambient temperature throughout the process of monitoring of industrial machinery, and thus to set values of gradients that will help determine if this equipment or tools are damaged.

$$G_{zone} = \Delta P_{zone} = P_{zone_end} - P_{zone_begin}, \quad (3)$$

where P_{zone_end} is the average of the last thermogram zone acquired and P_{zone_begin} belongs to the first.

4 Result unit

The outcome section on the smart-sensor can provide the following: thermograms, thermal image, heating curves, thermograms average, and tool condition.

Thermograms They are obtained from the infrared camera raw data as described previously; with this information, it is possible to know the temperature matrix of the analyzed body.

Thermal image It is the assignment of colors to the image in grayscale representing the thermal matrix according to the rainbow palette.

Thermogram average Figure 5 depicts a thermogram; it is a temperature matrix with a size of 60×80 . These temperature values are processed to obtain a thermal image (Fig. 7a, b). This thermal image represented in rainbow color palette [32] is used to have a visual representation of the data captured by the low-cost infrared camera.

Figure 7a depicts a thermogram; in this case, it is not possible to identify the cutting tool zone. The presence of chip (Fig. 7b) being evacuated may interfere with the display of the industrial process. It is possible to find a visual interpretation sufficiently clear of the monitored process performing the average of all the thermograms (Fig. 7c). The next step is identifying the interest regions over the thermal image in order to know the coordinate values of these regions. Once the coordinate values are known, these are used to analyze directly the thermograms to obtain the heating curves.

Heating curves They are the graphic representation of the whole machining monitoring cycle of and show the behavior

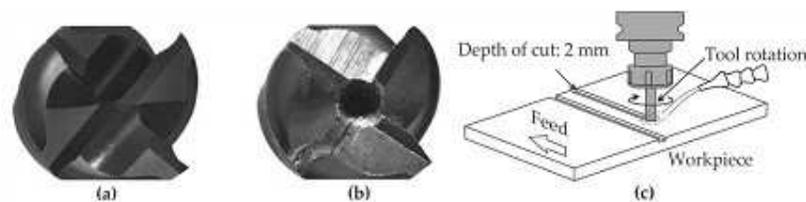
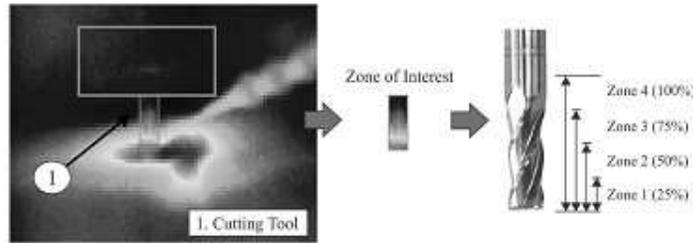


Fig. 9 Cutting tool and cutting process **a** new tool, **b** broken tool, and **c** cutting process

Fig. 10 Zones of interest to make the temperature analysis



of the average temperature of each segmented area. The average is obtained as described previously in *Zone-Average*.

Tool condition Due to the tool Tc condition which can be good or broken, based on the analysis of the curves of heat and G_{zone} signatures obtained from the experimentation, according to the use of new or broken tools and under the influence of the use of refrigerant or without it. The application of Eq. 4 for this purpose is suggested.

$$T_c(a) = \begin{cases} \text{Good} & \text{if } G_{zone} < (1 + a) * G_{zone_ref} \\ \text{Broken} & \text{if } G_{zone} \geq (1 + a) * G_{zone_ref} \end{cases} \quad (4)$$

Equation 4 represents two conditions of the cutting tool, when the cutting tool is broken and when the cutting tool is in good condition to be used. The term G_{zone_ref} is the value of the reference gradient obtained when using a new cutter under the use of coolant and without it. The variable α is used to obtain a threshold value to decide when to replace the cutting tool, the α value directly depends on the surface finishing of the piece to be manufactured, if α values are very close to 0.0, better quality of the surface finishing is expected since the

cutting tool would have minimum wear. Therefore, α value is related to the tool wear condition.

5 Experimental setup

The smart-sensor is tested by performing a process of cutting in a machining DynaMach Center as shown in Fig. 8a. The smart-sensor is connected to a properly conditioned center of machining by using a magnetic fastening system, to be located in such a way that the thermograms can be taken at an adequate distance. The distance is determined, after previous experimentation, and it was approximately 0.17 m, far enough for avoiding the coolant spreading, but close enough to the process to capture the cutting zone. The screen (Fig. 8b) and the Lepton camera (Fig. 8c) that are embedded in the system are protected, as much as possible, from the coolant liquid action and the chip remotion, although, due to the complexity of fluid behavior, there is a low possibility that a little drop of coolant hides exactly the hole where the lens of camera is located. The camera is included at the rear of

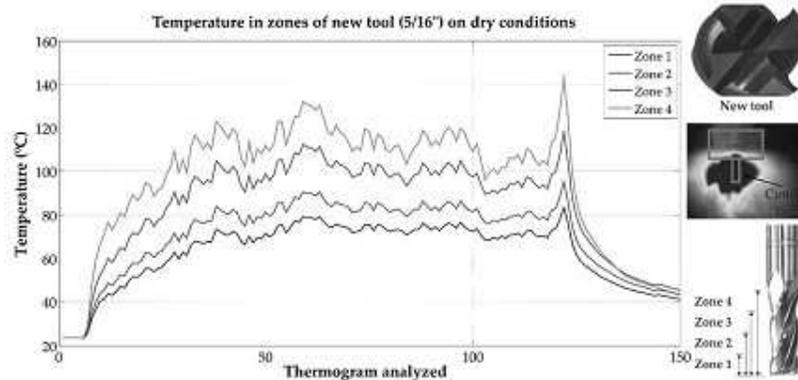


Fig. 11 Temperature behavior for different zones in new cutting tool under dry conditions

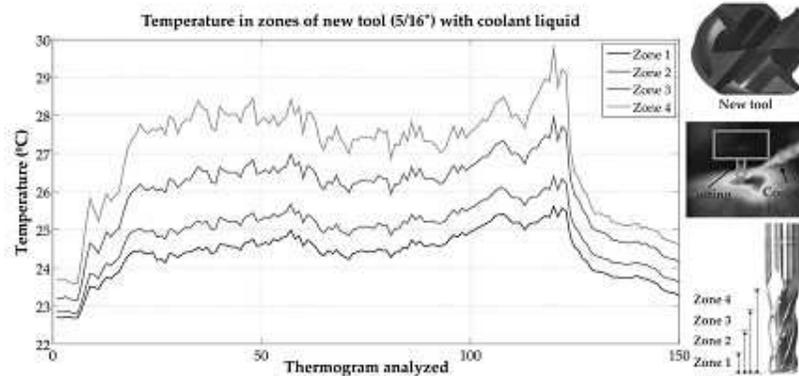


Fig. 12 Temperature behavior for different zones in new cutting tool under wet conditions

casing to be used in experimentation. The presented method does not depend on the time of processing. It is only necessary to capture the thermograms during the machining process, and, afterwards, by the processing unit inserted into the casing too, all the information is processed. In Fig. 8d appears the card in which the camera is located and can be observed in detail. Figure 8a depicts the light reflection of the lamps in some CNC machine zones, but in the milling and monitoring process, the lamps remain turned off. It is important to take into account this to avoid the cases when, in the cutting period of milling process, there is an interference of some objects between the cutting zone and the smart-sensor, as the same workpiece due to a complex 3D design, too much depth of cut or depth of slots. In the same way, the location of the system is difficult if material remotion is

excessive, as roughing operations, i.e., enough for covering, totally, the cutting zone. To solve this problem, an array of smart sensors should be used for monitoring, as much as possible, the cutting zone.

In the experiments described in Table 1, vertical cutters HSS-N 5/16 × 1/8" were used, which are shown in Fig. 9, whose images were taken with a microscope Leica EZ4D, in both status new as in Fig. 9a and with rupture (Fig. 9b). The constructive geometry of the tools does not affect the experiment. Both are end mills with four flutes, same material, diameter, and length but the first present center-cutting (a continuous cutting edge in the middle) and the second has no center-cutting (a depression in the middle); however, it is visibly broken. A center-cutting tool can be used for plunge operations (immersion in the material, although it is not recommended); the other is

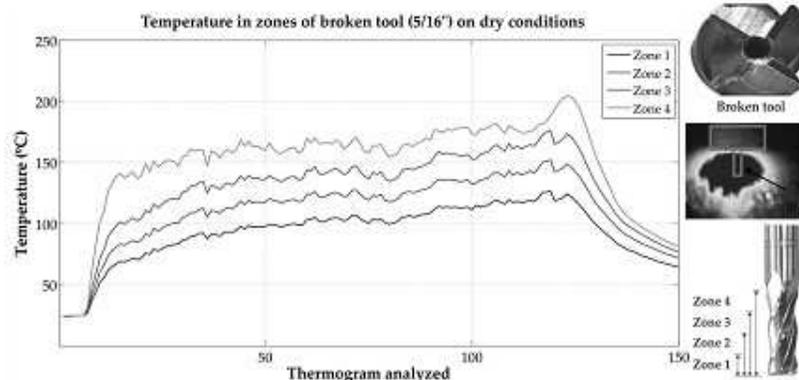


Fig. 13 Temperature behavior for different zones of broken tool under dry conditions

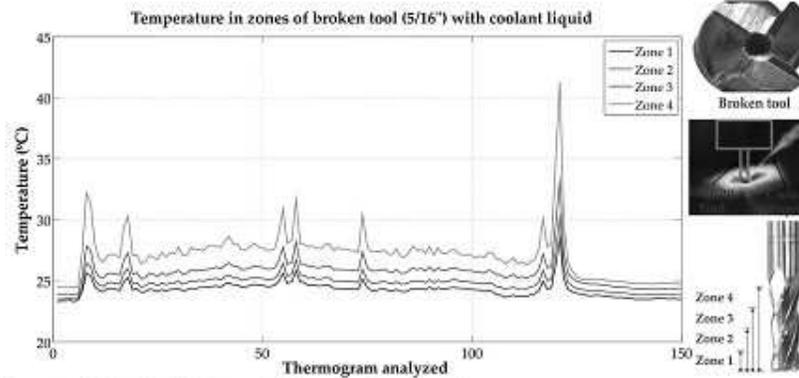


Fig. 14 Temperature behavior for different zones of broken tool under wet conditions

simply cheaper than the first. Its usage in operations as roughing, face milling, slot milling, i.e., is indistinct. With these cutters, a series of machining were carried out on a steel plate of carbon AISI 1018 which consisted of a slot milling of 20 cm length and a depth of cut $a_p = 2$ mm, both in dry conditions and coolant (Fig. 9c). The cutting speed used was $v_c = 30$ m/min, at 1200 rpm and feed rate $v_f = 100$ mm/min.

6 Results and discussion

This section presents the results obtained when testing the smart-sensor. These data are described in the same sense as

shown in Table 1, to make a slot milling as the cycle of machining. At first, the thermal curves obtained for experiment I are shown in Fig. 11, which is based on dry conditions when using a new vertical cutter 5/16".

The zone of interest of cutting tool (as shown in Fig. 10) is divided in four zones; each zone represents the 25, 50, 75, and 100% of the area in that region. When a thermogram, from the cutting process, is taken, each zone is analyzed through the calculus of the temperature average according to Eq. 2 presented in section 3.2. Each point in that graphs represents the value of temperature average by each zone that, in conjunction, is called the heating curves and represents the signature for each state of the tool. This kind of analysis is used in [29, 30] references.

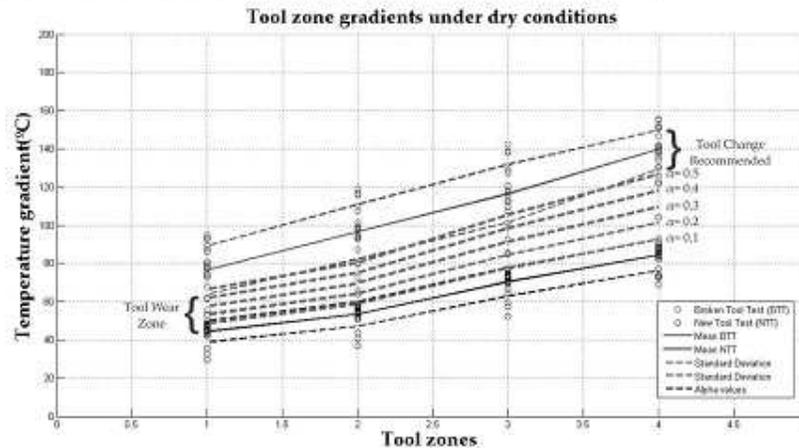


Fig. 15 Tool condition obtained in each zone of the tool under dry conditions

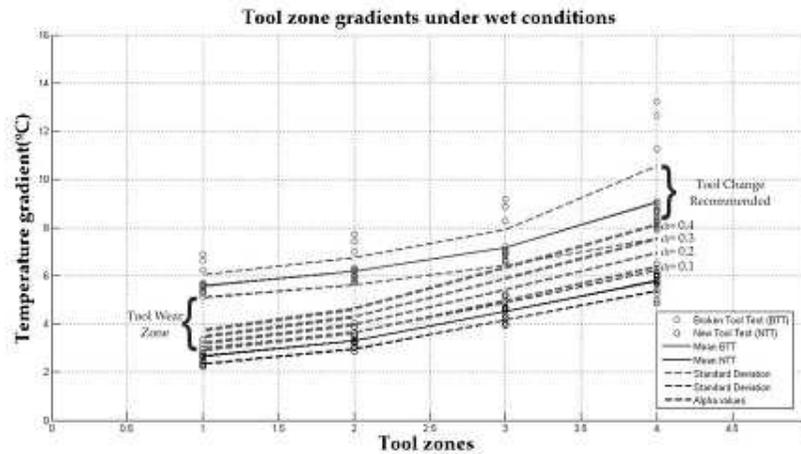
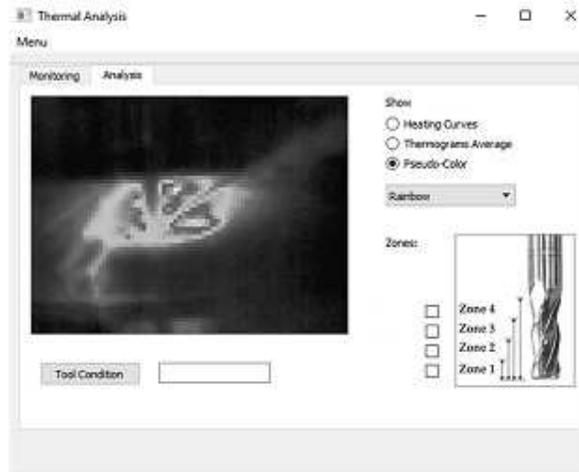


Fig. 16 Tool condition obtained in each zone of the tool under wet conditions

The attached image in pseudo-color, using the rainbow palette, shows the distribution of temperature for this experiment using the smart-sensor, in the image the red area is bigger than the cutting tool area because the heat generated, when the material is removed, is dissipated on the surface. The image depicted in Fig. 11 (thermal image) represents an average thermogram that was obtained by using all the thermograms taken during the cutting process monitoring without coolant. The thermal images presented are representative and the visual effect of the same temperature is caused by the last process

mentioned. The analysis is directly made in the temperature matrix (achieved by the Eq. 1) which contains the main information and not over the image in pseudo-color. The thermal image is used for identifying and selecting the cutting tool and region of interest as was described in Fig. 7 The ambient temperature obtained by the RTD was 25.9 °C, as it can be seen at the beginning of the graph, which leads to acquire gradients in each of the areas of $G_1 = 59.97$, $G_2 = 71.75$, $G_3 = 94.54$, and $G_4 = 119.58$ denoting the signatures obtained for the ideal state of the tool.

Fig. 17 Monitoring and analysis in the smart-sensor interface



As second step, in Fig. 12, the behavior of the heat curves obtained from experiment 2 is presented, which includes the use of a new cutter, but using refrigerant. A decrease in the behavior of temperatures can be seen. Gradients obtained by smart-sensor are $G_1=2.97$, $G_2=3.55$, $G_3=4.75$, and $G_4=6.07$. The decrease is clear in accordance with experiment 1 due to the action of the refrigerant. The image in pseudo-color with the dispersion of heat that is carried out in the cutting process can also be observed.

The thermal curves for experiment 3 are depicted in Fig. 13, where a broken cutter in dry conditions is used. The stress produced during the cutting process makes the temperature go higher.

This effect is also visible in the thermal image. Changes in the gradients are of $G_1=99.69$, $G_2=124.59$, $G_3=149.32$ y $G_4=180.09$, which are substantially higher than the ones obtained from experiment 1 using a new tool in dry conditions.

Finally, in Fig. 14, the outcome for experiment 4 is shown, in which a broken tool is utilized in the same way; however, the use of refrigerant is used. The use of refrigerant is clearly visible in the pseudo-color image, diminishing the interface temperature in the workpiece-cutting tool. Even with the use of refrigerant, the smart-sensor is capable of detecting the temperature behavior, whose values in gradients are $G_1=5.16$, $G_2=6.73$, $G_3=9.25$ y $G_4=16.79$ corresponding to each analyzed zone. These values are slightly higher than the results from experiment 2, where a new cutter is used besides the refrigerant. The previously said reports the capacity of visualizing the increase in temperature when using a broken tool even with the interference of liquid cooling the zone.

Figures 11 and 13 correspond to experimentation in dry conditions with a new tool and a broken tool, respectively. The temperatures in those graphs are reliably high. Figures 12 and 14 show the behavior of heating curves for new tool and broken tool experiments when coolant is applied. The effect of coolant in the cutting process dissipates the heat in the workpiece-cutting tool interface and is reflected in the thermograms. The temperature in each experiment has a peak at the end of the process. That effect appears when the tool is liberated from the material and all the heat in the tool is captured by the camera. If the peak is high (as Fig. 14), the rest of temperature apparently seems to be low.

On the other hand, Fig. 15 depicts the condition of the determined tool for the four zone gradients of the same, for the tests 1 and 3, these are under dry conditions when using a new tool and broken one.

The $\alpha(\alpha)$ values were suggested based on the standard deviation calculated from new tool state experiments as shown in Fig. 15, marked as new tool test (NTT), because the mean value is approximately equal to 0.1 once for each zone, then is incremented until reach the standard deviation in broken tool test (BTT). The intermediate zone is the tool wear zone. The levels of tool wear, in tool wear zone, are represented by alpha

variation, beginning from the new state until tool breakage state, depends on several factors as it has been demonstrated in reference [35], where the variation of a parameter or condition, as different types of cutting tool, materials, different cutting speeds, feed rates or depths of cut, affects directly the increment of tool wear, and consequently, temperature too. Alpha variation represents the possible effects of a change in any parameter, and due to the complexity of the process, a fine calibration is very difficult. The final suggested values of alpha ensure that TC value reaches or exceeds the upper limit of tool wear zone, enough for recommending the change of cutting tool. However, the lowest values can be determined by the user depending on the quality surface required.

At the same time, in Fig. 16, the resolution of the tool condition can be found, but now with the utilization of refrigerant. The temperature diminution is considerable compared to the obtained dry conditions; however, the system is capable of distinguishing when a tool is new or when it is broken. All the gradients obtained from zones 1 to 4 are over the limit considered, which easily infers that tool is not in a good condition. Then, it is possible to generalize the value of variable α to 0.3 for Eq. 4.

Finally, monitoring and outcome analysis can be shown through a GUI on the screen of a Raspberry Pi, according to Fig. 17. The interface has a monitoring section where it is possible to observe the acquired images from the zones of interest during the time span of the monitoring process, the thermogram average, the thermal images, and tool conditioning; likewise, it is possible to choose the tool zone to be analyzed.

7 Conclusions

A non-invasive smart-sensor that uses infrared technology has been developed in this study. This smart-sensor can detect whether the cutting tool of a CNC machine is in good condition to be used, starting from the analysis of thermograms obtained during the cutting process.

One of the contributions of this work is the segmentation upon the resulting image derived from the thermogram average; this image is used because it is better for the detection of the interest zones. When just one thermal image is analyzed, the chips can provoke a false hot zone detection. To avoid these false detections, the average thermogram is used.

The main contribution of this work is the analysis of the temperature gradients as a parameter to determine whether the cutting tool is in healthy state or broken state.

Moreover, following the described processing, it is possible to visualize through the display used, the thermogram, signature or gradient, the thermal curve, and the pseudo-color image. The experiments carried out verify that the proposed

smart-sensor shows utility to detect the rupture in a process of machining as it is milling, even with the presence of coolant and it can be applied to other manufacturing processes in different industrial machinery.

Acknowledgments This work was partially supported by CONACyT scholarship 278046 and by SEP-CONACyT 222453-2013.

Author's contributions R.d.R.-T. and R.A.O.-R. conceived of and designed the experiments. J.A.R.-N. and M.T.-H. performed the experiments. R.d.R.-T. and R.A.O.-R. analyzed the data. R.A.O.-R. and M.T.-H. contributed with materials and equipment. J.A.R.-N. and M.T.-H. wrote the paper. R.d.R.-T., G. H.-R., and R.A.O.-R. reviewed and approved the paper structure for submission.

Compliance with ethical standards

Conflicts of interest The author declare that they have no conflict of interest.

Publisher's Note Springer Nature remains neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.

References

- Kalpajian S, Schmid SR (2006) Manufacturing engineering and technology, 5th edn. Pearson Prentice Hall, Upper Saddle River, pp 623–673
- Dudzinski D, Devillez A, Moufki A, Larroque D, Zerrouk V, Vignau J (2004) A review of developments towards dry and high speed machining of Inconel 718 alloy. *Int J Mach Tools Manuf* 44: 439–456
- Kelly JF, Cotterell MG (2002) Minimal lubrication machining of aluminum alloys. *J Mater Process Technol* 120:327–334
- Irani RA, Bauer RJ, Wankentin A (2005) A review of cutting fluid application in the grinding process. *Int J Mach Tools Manuf* 45: 1696–1705
- Bustillo A, Corva M (2012) Using artificial intelligence to predict surface roughness in deep drilling of steel components. *J Intell Manuf* 23:1892–1902
- Liu Z, An Q, Xu J, Chen M, Han S (2013) Wear performance of (no-AlTiN)/(a-Si3N4) coating and (no-AlCrN)/(a-Si3N4) coating in high-speed machining of titanium alloys under dry and minimum quantity lubrication (MQL) conditions. *Wear* 305:249–259
- Mustfah AH, Ghani JA, Che Haron CH, Kasim MS (2015) Effect of cutting parameters on cutting zone in cryogenic high speed milling of Inconel 718 alloy. *J Teknologi (Sci Eng)* 77(27):1–7
- Armendia M, Garay A, Villar A, Davies MA, Arizola PJ (2010) High bandwidth temperature measurement in interrupted cutting of difficult to machine materials. *CIRP Ann Manuf Technol* 59:97–100
- De Silva MC, Wallbank J (1999) Cutting temperature: prediction and measurement methods a review. *J Mater Process Technol* 88: 195–202
- Abukhshim NA, Matiyenga PT, Sheikh MA (2006) Heat generation and temperature prediction in metal cutting: a review and implications for high speed machining. *Int J Mach Tools Manuf* 46: 782–800
- Grzesik M (1999) Experimental investigation of the cutting temperature when turning with coated indexable inserts. *Int J Mach Tools Manuf* 39:355–369
- Sugita N, Ishii K, Furusho T, Harada K, Mitsuishi M (2015) Cutting temperature measurement by a micro-sensor array integrated on the rake face of a cutting tool. *CIRP Ann Manuf Technol* 64:77–80
- Dinc C, Lazoglu I, Serpenguzel A (2008) Analysis of thermal fields in orthogonal machining with infrared imaging. *J Mater Process Technol* 198:147–154
- Norouzfard V, Hamed M (2014) Experimental determination of the tool-chip thermal contact conductance in machining process. *Int J Mach Tools Manuf* 84:45–57
- Liu Y, Wang X, Du F, Yao M, Gao Y, Wang F, Wang J (2017) Computer vision detection of mold breakout in slab continuous casting using an optimized neural network. *Int J Adv Manuf Technol* 88:557–564
- Artozoul J, Lesculier C, Bomont O, Dudzinski D (2014) Extended infrared thermography applied to orthogonal cutting: mechanical and thermal aspects. *Appl Therm Eng* 64:441–452
- Sutter G, Faure L, Molinari A, Ranc N, Pina V (2003) An experimental technique for the measurement of temperature fields for the orthogonal cutting in high speed machining. *Int J Mach Tools Manuf* 43:671–678
- M'Saoubi R, Chandrasekaran H (2004) Investigation of the effects of tool micro-geometry and coating on tool temperature during orthogonal turning of quenched and tempered steel. *Int J Mach Tools Manuf* 44:213–224
- Grzesik W, Rech J, Zak K, Claudin C (2009) Machining performance of pearlitic-ferritic nodular cast iron with coated carbide and silicon nitride ceramic tools. *Int J Mach Tools Manuf* 49:125–133
- Hasmann T, Magnus CS (2016) Thermography in incremental forming processes at elevated temperatures. *Measurement* 77:16–28
- Carlomagno GM, de Luca L, Cardone G, Astarita T (2014) Heat flux sensors for infrared thermography in convective heat transfer. *Sensors* 14:21065–21116
- Romero-Troncoso RJ, Herrera-Ruiz G, Tero-Villalobos J, Jauregui-Correa JC (2003) Driver current analysis for sensorless tool breakage monitoring of CNC milling machines. *Int J Mach Tools Manuf* 43:1529–1534
- PoTsang BH, Cheng-Chieh M, Chia-Hao K (2015) A PNN self-learning tool breakage detection system in end milling operations. *Appl Soft Comput* 37:114–124
- Neslušan M, Micieta B, Micietová A, Čiličková M, Mrkveča J (2015) Detection of tool breakage during hard turning through acoustic emission at low removal rates. *Measurement* 70:1–13
- Madhusudana CK, Kurvar H, Narendranath S (2016) Condition monitoring of face milling tool using K-star algorithm and histogram features of vibration signal. *Eng Sci Technol Int J* 19:1543–1551
- Ruili W, Ouaibani A, Serra R, Leroy R (2016) An automatic system based on vibratory analysis for cutting tool wear monitoring. *Measurement* 77:117–125
- Elgarni M, Al-Habaibeh A, Lotfi A (2015) Cutting tool tracking and recognition based on infrared and visual imaging systems using principal component analysis (PCA) and discrete wavelet transform (DWT) combined with neural networks. *Int J Adv Manuf Technol* 77:1965–1978
- Morales-Velazquez L, Romero-Troncoso RJ, Herrera-Ruiz G, Moringo-Sotelo D, Osorio-Rios R (2017) Smart sensor network for power quality monitoring in electrical installations. *Measurement* 103:133–142
- Wanigaratne PC, Kardekar AD, Dillon OW, Poulachon G, Jawahir IS (2005) Progressive tool-wear in machining with coated grooved tools and its correlation with cutting temperature. *Wear* 259:1215–1224
- Arzola PJ, Aristumano P, Soler D, Childs T (2015) Metal cutting experiments and modelling for improved determination of chip-tool

- contact temperature by infrared thermography. *CIRP Ann-Manuf Technol* 64:57–60
31. FLIR. "FLIR LEPTON Long Wave Infrared (LWIR) Datasheet", Version 1.2.6, March 17, 2016. www.flir.com/uploadedFiles/OEM/Products/LWIR-Cameras/Lepton/Lepton%20Engineering%20Datasheet%20-%20without%20Radiometry.pdf (Accessed on 23 March 2017)
 32. ZIEHL industrie-elektronik. "PT100 Temperature sensor Type TF101". http://www2.schneider-electric.com/resources/sites/SCHNEIDER_ELECTRIC/content/live/FAQS/239000/FA239836/ru_RU/5pt100sensors_e.pdf (Accessed on 23 March 2017)
 33. Ramirez-Núñez JA, Morales-Hernández LA, Osorio-Ríos RA, Antonino-Daviu JA, Romero-Francoso RJ (2016) Self-adjustment methodology of a thermal camera for detecting faults in industrial machinery. *IEEE Ind Electron Soc IECON*:7119–7124
 34. Jayadevan R, Luthi KN, Navas KA, Ananthan A (2015) A review on recent pseudo-coloring techniques. *Int J Sci Technol Eng* 1:344–348
 35. Kılıçkap E, Çalıcı O, Aksoy M, İnan A (2005) Study of tool wear and surface roughness in machining of homogenised SiC-p reinforced aluminium metal matrix composite. *J. Mater. Process Technol* 164-165:862–867

Apéndice C

Evaluation of the detectability of electromechanical faults in induction motors via transient analysis of the stray flux

Juan A. Ramirez-Nunez^{**}, Jose Antonino-Daviu^{*}, *IEEE Senior Member*, Vicente Climente-Alarcón^{***}, *IEEE Member*,
Alfredo Quijano-López^{*}, Hubert Razik^{****}, *IEEE Senior Member*, Roque A. Osornio-Rios^{**}, *IEEE Member*,
Rene J. Romero-Troncoso^{**}, *IEEE Senior Member*

^{*}Instituto Tecnológico de la Energía, Universitat Politècnica de València, Camino de Vera s/n, 46102, Valencia, SPAIN
joanda@diic.upv.es

^{**}CA Mecatronica, Facultad de Ingeniería, Campus San Juan del Rio, Universidad Autónoma de Queretaro, San Juan del Rio 76807, Queretaro, MEXICO

^{***}Department of Electrical Engineering and Automation, Aalto University, P. O. Box 15500, FI-00076 Aalto, FINLAND
vicial@ieee.org

^{****} Université de Lyon, Ampère, CNRS UMR 5005, Ecole Centrale de Lyon, INSA-Lyon, UCB Lyon 1, E-69100, Villeurbanne, FRANCE
Hubert.razik@univ-lyon1.fr

Abstract— The stray flux that is present in the vicinity of an induction motor is a very interesting information source to detect several types of failures in these machines. The analysis of this quantity can be employed, in some cases, as a supportive tool to complement the diagnosis provided by other quantities. In other cases, when no other motor quantities are available, stray flux analysis can become one of the few alternatives to evaluate the motor condition. Its non-invasive nature, low cost and easy implementation makes it a very interesting option that requires further investigation. The aim of this work is to evaluate the suitability of the stray flux analysis under the starting transient as a way to detect certain faults in induction motors (broken rotor bars and misalignments), even when these types of faults coexist in the motor. To this end, advanced signal processing tools will be applied. Several positions of the flux sensors are considered in this study. Also, for the first time, a fault indicator based on the stray flux analysis under the starting is introduced and its sensitivity is compared versus other indicators relying on other quantities. It must be emphasized that, since the capture of the transient and steady-state flux signals can be carried out in the same measurement, the application of the approach presented in this work is straightforward and its derived information may become crucial for the diagnosis of some faults.

Keywords—induction motor; fault diagnosis; transient analysis; wye/delta transforms; rotor faults; misalignment

1. INTRODUCTION

Induction motors fault detection methods relying on the use of the external magnetic field have been known over decades. These methods rely on the fact that the presence of a fault in the motor modifies the magnetic field in the vicinity of the machine [1-3]. Hence, a proper analysis of this quantity with suitable tools can enable to identify possible evidences of the presence of the failure. Some authors have defended the use of the stray flux analysis as a valuable diagnosis tool, emphasizing its non-invasive nature and simplicity [1]. Moreover, there has been a progressive reduction of the cost

and volumes of the flux sensors and today it is possible to find small and advanced sensors at very low prices [4]. Logically, the technique has its own constraints such as the difficult introduction of fault severity indicators or the influence of the sensor position over the results [1, 5]. These are some reasons that justify its much more limited penetration in industry in comparison with other alternative techniques, such as current or vibration analysis. For instance, current analysis is being successfully employed in industry to diagnose certain faults such as rotor damages or eccentricities. The combination of classical approaches relying on the analysis of steady-state currents (MCSA) [6-7] with modern methods based on the startup current analysis (that avoid some limitations of the classical approaches) [8-10] is providing very reliable results for the diagnosis of the aforementioned failures. This fact is of special interest, considering that in a single measurement the user can capture both necessary signals (startup+ steady-state current) without necessity of additional sensors or equipment. Moreover, the monitoring of the motor current can be carried out remotely, from the Motor Control Center (MCC) or Panelboard [11]. However, there are applications where current analysis may not be conclusive due to a diversity of causes [6] or where its sensitivity for the detection of some faults may be improvable. In this context, the analysis of the stray flux may become an interesting complementary information source for the diagnosis. For instance, some current investigations are oriented to study the potential of the stray flux analysis to provide immunity to axial air duct influence and load oscillations [12]. Moreover the measurement of this quantity only requires the installation of a simple flux sensor in the external frame, which is typically based on a coil, where the induced electromotive force e is monitored [1, 13]. Although some industrial users may be reluctant to install additional sensors, the necessary coil sensors are external to the machine and do not perturb its operation conditions; this may be an always preferable option than having eventual false indications, especially for large

This work was supported in part by the Spanish "Ministerio de Economía y Competitividad" (MINECO) and FEDER program in the framework of the "Proyectos I+D del Subprograma de Generación de Conocimiento, Programa Estatal de Fomento de la Investigación Científica y Técnica de Excelencia" (ref. DPI2014-52842-P).

machines, where the implications of these false diagnostics in terms of cost can amount for several million \$ [11].

Although there have been several works proposing the use of the stray flux for fault diagnosis purposes, they are focused on the analysis at steady-state. Most of these works rely on the evaluation of certain components that are amplified by the corresponding fault in the FFT spectrum of the steady-state signal [1, 5, 13]. However, as far as the authors know, no works have dealt with the analysis under transient regime (e.g. under the starting): the only related references in this regard are [14] which is the initiation of the investigation culminated in this paper and [15] that preliminarily suggests transient analysis to detect short faults. Bearing in mind that the starting and steady-state flux signals can be captured in the same measurement, it is illogical to renounce to the potential information that the analysis of the flux under the starting can provide. Moreover, the previous experience with startup current analysis has shown that some false indications of the steady-state analysis (such as those caused by rotor axial ducts or rotor core magnetic anisotropy) can be avoided due to limited flux penetration into the rotor yoke during the startup due to cage eddy current rejection [9, 16]. Furthermore, in many applications the motors rarely operate under stable regimes so the application of methods based on the analysis of stationary flux signals may be difficult. Hence, it is worthy to explore the viability and sensitivity of the transient analysis of the stray flux for the diagnosis of electromechanical faults in induction motors.

This work is focused on the analysis of the stray flux under the motor starting. The objective is to apply advanced signal processing tools, which are being currently employed for the analysis of other transient quantities, in order to detect eventual evidences of the presence of the considered failures (rotor faults and misalignments), even when these failures are simultaneously present in the motor. In the paper, both continuous and discrete time-frequency transforms are employed. More specifically, an optimized version of the Short Time Fourier Transform (STFT) and the Discrete Wavelet Transform (DWT) will be used. It is shown that the presence of these failures leads to the appearance of characteristic patterns in the time-frequency analyses of the startup flux signals. These patterns can be used for the reliable diagnosis of these faults and, in some cases, they are even clearer than those appearing when analyzing other quantities. Three different flux sensors positions are considered in the study. Moreover, a fault severity indicator based on transient flux analysis is proposed. The analysis of its sensitivity shows that it can be comparable with the sensitivity provided by other indicators utilized in well-known techniques. The results confirm the potential of the transient analysis of the flux as a supportive information source that could be incorporated in induction motor predictive maintenance programs.

II. ANALYSIS OF THE STRAY FLUX UNDER THE STARTING

In previous works, it was proven that the analysis of the external magnetic field, measured with proper sensors, can enable to detect several types of failures in induction motors.

With regards to rotor faults, in [13] is proven that components at s/f and $3s/f$ (where f =supply frequency and s =slip) in the axial field are particularly sensitive to the presence of rotor damages. This latter component is due to the angular speed variation at $2s/f$ caused by the presence of broken bars [1, 13]. Monitoring the amplitudes of these components in the FFT spectrum of the external magnetic field (especially, in the axial direction) is an interesting option to detect rotor damages. However, the low frequency values of these components, makes it necessary to have long acquisition times, so that the FFT analysis is able to properly distinguish them [1, 13].

The authors of [13] also demonstrate that the amplitude of the aforementioned component at s/f can be also affected by the presence of dynamic eccentricities in the machine that can lead to the amplification of that component.

Besides, Bellini and other authors [5] proved the usefulness of the stray flux analysis by studying the sideband components, given by $f \pm 2s/f$, appearing around the fundamental component in the Fourier spectra of the electromotive force (*emf*) induced in a coil sensor. As stated in [13], and unlike what happens with the components at s/f and $3s/f$ which have an axial nature, the components at $f \pm 2s/f$ are primarily present in the radial external magnetic field. This is particularly relevant since, depending on the flux sensor position, the predominant fault components in the induced *emf* can be the axial or the radial ones. In this regard, Fig. 1 shows the three flux sensor positions considered in the present paper. In agreement with [13], in Position A, the sensor measures the axial field. However, this position is not always easily accessible in industry. In Position B, the sensor measures the radial field but also a portion of the axial field. Finally, in Position C, the sensor predominantly measures the radial field. Depending on the sensor position, the radial or axial components will prevail in the transient analyses of the *emf* signals, which will be shown later.

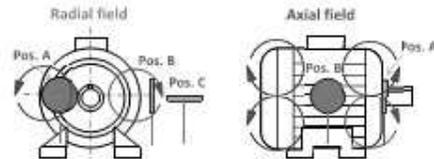


Fig. 1. Considered coil sensor positions.

On the other hand, some authors [6, 19] have stated that the presence of misalignments increases the amplitudes of components at f/f_r (f_r =rotor rotational frequency) in the spectrum of the stator current. The amplitudes of these same components can be also amplified due to the possible presence of mixed eccentricities in the machine (i.e. combination of static and dynamic eccentricities). Other authors [17] state that mixed eccentricities lead to the amplification of similar frequencies in the FFT spectrum of the steady-state flux.

These frequencies can be also written as (1) (p =pole pair number, $m=1, 2, 3, \dots$).

$$f_{em} = f \cdot (1 \pm m(1-s)/p) \quad (1)$$

The method presented in this paper relies on studying how the aforementioned components evolve under the starting and tracking them with suitable time-frequency tools. In this regard, the variation of the slip s under a direct-on-line starting will lead to a particular variation of the aforementioned flux-related fault components (both of those associated with broken bars (axial and radial) and those linked with eccentricities/misalignments). More specifically, these components will evolve in a characteristic way, when the slip s changes between 1 and near 0 during a startup (see Fig. 2):

- Firstly, in healthy conditions, only the fundamental component is expected at the low frequency region under analysis. In the time-frequency map, it will appear as a horizontal line (which may be thicker depending on the resolution of the employed time-frequency transform). Moreover, there are some additional harmonics that can partially evolve in that region, such as the slotting harmonics that were widely studied in works as [13]: the frequencies of some of these harmonics decrease to zero as the machine accelerates under starting. However, their evolutions in the low frequency region (below f) are usually much less noticeable than the fault-related components due to their small amplitudes and they are circumscribed to the initial instants of the starting after the connection.

- With regard to the broken bar-related harmonics, there are two main groups of components: the axial and radial ones. The axial component at $s \cdot f$ will drop from 50 Hz when the machine is connected ($s=1$) to near 0 Hz at steady state ($s \approx 0$), while the axial component at $3 \cdot s \cdot f$ will follow an analogue evolution but starting at 150 Hz and ending at near 0 Hz. The frequency of the radial component at $f/(1-2s)$ will drop first to zero and then increase again until it reaches a value near f at steady-state, following a characteristic V-shaped pattern that is similar to that followed by the lower sideband harmonic (LSH) present in the motor current [8]. The theoretical evolutions of all these components during a simulated transient are shown in Fig.2. Depending on the position of the flux sensor, a greater portion of axial or radial flux will be captured. As a consequence, the sensor position will determine a better distinction of the radial or axial components in the resulting analyses of the *emf* signals, as shown in this work.

- On the other hand, with regard to the mixed eccentricities or misalignments, for a machine with $p=2$, the two main fault components ($m=1$) would start at the supply frequency (50 Hz) and would end at near 25 Hz ($f_{em}(-)$) and 75 Hz ($f_{em}(+)$) under the starting (see Fig.2). In previous works [18], it was found that when rotor faults and eccentricities coexist in the machine, the analysis of the startup current has problems to detect the eccentricity/misalignment fault due to the preponderance of the rotor fault signature in the results of the *i-f* analyses.

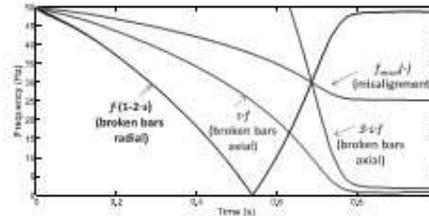


Fig.2 Theoretical evolutions under the starting for the broken bar-related components (axial and radial) and for the misalignment components

The identification of the evolutions of all these components with the aid of proper time-frequency tools, such as the Discrete Wavelet Transform (DWT) or the Short-Time Fourier Transform (STFT), would constitute a reliable indicator of the presence of the corresponding fault. Moreover, it is possible to quantify the level of fault severity by evaluating the amplitudes of the components in the time-frequency maps resulting from the application of the aforementioned time-frequency tools.

III. EXPERIMENTAL RESULTS IN LABORATORY MOTORS

The method was validated in the lab on two motors with different characteristics: on the one hand, a SIEMENS 4 pole, 400V, 1.1kW cage induction motor with 28 bars (Motor 1) and, on the other hand, a WEG 6 pole, 400V, 0.75kW cage induction motor with 36 bars (Motor 2), where the two considered failures were forced (Fig. 3). On the one hand, the bar breakages were reproduced by drilling a hole in the connection point between the bar and the short-circuit end ring. In this particular study, only adjacent broken bars were considered. On the other hand, to force the misalignment condition, the motor was set at an angle to the driven machine in the horizontal direction (Fig. 4). As a result, an angular misalignment of 6° was measured in the experiments. The flux sensor was manufactured in the laboratory and it was based on a coil of 1000 turns that was fixed to the external part of the motor frame. Its dimensions are specified in Fig.5. Three different sensor positions were tested (also depicted in Fig. 5) which correspond to the positions shown in Fig.1. Different tests were performed for each motor, under different fault and loading conditions. More specifically, three faulty cases were considered: healthy machine (with an inherent level of eccentricity), machine with misalignment and machine with misalignment + two broken bars. In each test, the *emf* signal delivered by the coil sensor was captured via a waveform recorder both under starting and at steady-state (40 seconds), using a sampling rate $f_s=5$ kHz. These signals were later transmitted to a computer, where the corresponding analyses were performed. The Fast Fourier Transform (FFT) was employed for the stationary analyses while the optimized Short Time Fourier Transform (STFT) and the Discrete Wavelet Transform (DWT) were used for the analyses of the *emf* signals under the starting. For comparative purposes, the motor current waveform was registered in each of the tests (both under the starting and at steady-state).

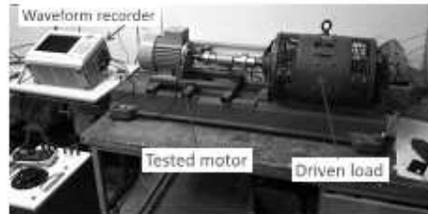


Fig. 3 Laboratory test bench

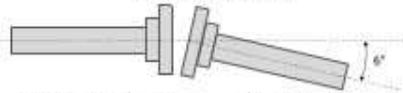


Fig. 4 Typical angular misalignment condition (horizontal direction)

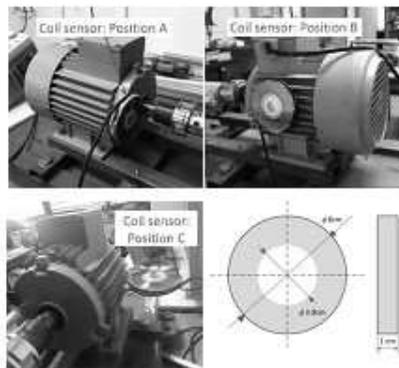


Fig. 5. Three tested positions and dimensions of the flux sensor.

Figure 6 shows the FFT analyses of the coil sensor *emf* signals at steady-state for Motor 1, for the three considered faulty cases (healthy machine (with an inherent level of eccentricity), machine with misalignment and machine with misalignment + two broken bars) and for the three considered sensor positions. Note the higher amplitudes of the *s/f* and *3-s/f* components for the broken bar case for the sensor positions A and B. On the contrary, at position C, the components have much smaller amplitudes since, at that position, the flux captured by the sensor is mostly radial [13]. Note that when the misalignment is present, the component at *s/f* is discernible but has much more reduced amplitude than for the broken bar case. The amplitude of this component is slightly higher for the misalignment case, in comparison with the case in which only inherent eccentricity is present. This indicates certain dependence between the amplitude of that component and the level of misalignment, as stated in [13], although the influence of broken bars is much higher. On the other hand, note also the

higher sensitivity at steady-state of the sensor at position B, in comparison with position A, due to the larger portion of flux captured.

Regarding the transient analyses, as commented above, two different time-frequency tools were applied to the coil sensor signals captured during the startup of the motor: the STFT was employed to detect the presence of the fault components by identifying the characteristic *t-f* evolutions of those components during the transient (which were described in the previous section). On the other hand, the DWT was utilized to develop a flux-based fault indicator that intends to indicate the rotor fault severity. This indicator has been defined by expression (2); it is analogue to the expression used for fault severity indicators relying on startup current analysis that were introduced in previous works [8]. It is well-known that the DWT performs a band pass-filtering of the analyzed signal (in this case, the transient *emf*). It decomposes the signal into a set of 'wavelet signals', each one covering a specific frequency range that is well-determined, since depends on the sampling rate that is used for capturing the *emf* signal [8]. The proposed indicator is based on the energy of one of these wavelet signals. More specifically, we propose using the signal d_s that, considering a sampling rate of 5 kHz, would cover the frequency range $\sim[10\text{Hz}-20\text{Hz}]$. This signal has been selected since it covers part of the frequency band through which the *s/f* component evolves under starting; when this harmonic is present, the energy of this signal will increase, whereas it will remain low if the harmonic is absent. Hence, this can be used as a good indicator of the presence of the fault. Fig. 7 illustrates the difference between d_s signal resulting from the DWT for a healthy motor and for a motor with broken bars. The proposed indicator, given by (2), relates the energy of the d_s signal in the shadowed area (denominator of the logarithm in (2)) to the energy of the total *emf* signal in the same time interval (numerator of (2)) and expresses this ratio in dB. In (2), emf_j is the value of the *j*th sample of the *emf* signal; $d_s(j)$ is the *j* element of the wavelet signal d_s ; N_s is the number of the sample corresponding to the starting point of the group of oscillations caused by the *s/f* component in d_s ; N_t is the number of sample at which these oscillations are extinguished (see Fig. 7). Note that, due to the dependence of the sensor location on the results, the idea of this indicator is to be computed always for the same position of the sensor in the diagnosed motor and to trend the value of this indicator over time.

Figure 8 shows the STFT analyses of the coil sensor signal during the startup for the Motor 1 under the three faulty conditions (sensor at positions A, B and C, as depicted in Fig.5). Interestingly, note that the startup flux analysis is able to detect the evolutions the different fault components (axial and radial). Their respective amplitudes depend on the corresponding position on the sensor: when the sensor is at position A, the transient evolution of the *s/f* component is clearly visible (with frequency decreasing from 50 to 0 Hz); it is already present in healthy condition (due to the inherent eccentricity in the machine) but its amplitude significantly increases when the broken bar fault is present. At position B, the same reasoning can be applied; the amplitude of that component is even higher for the broken bars case. On the contrary, at position C, the evolution of the radial component at

$f_m^{-1}(1-2f)$ is significant and is clearly noticeable in the time-frequency map, overlapping the xf evolution. This axial component is still present but it is much less evident than for the previous two previous sensor positions.

On the other hand, with regards to the misalignment detection, note that the xf amplitude is affected by that fault. However, note that this component does not show an important increment when the misalignment level gets worse (compare the healthy case and that with misalignment in all cases). This seems to be coherent with the previous steady-state analyses. On the other hand, note that when the misalignment increases, the component $f_{misal}(-)$ is clearly noticeable in all cases. This component seems to be more sensitive than xf for the detection of this fault and it would be an excellent indicator to compute the misalignment level in the machine.

For comparative purposes, Fig. 9 shows the analyses of the starting currents for the three considered cases (healthy machine (with an inherent level of eccentricity), machine with misalignment and machine with misalignment + two broken bars) for the Motor 1. Note that the starting current analysis is clearly able to detect the V-shaped pattern caused by the LSH due to broken rotor bars, which was well-characterized in previous works [8]. However, the detection of the misalignment pattern is not so easy. When only misalignment is present (see Fig. 9, middle), the misalignment component with frequency decreasing from 50 Hz to 25 Hz is still noticeable. However, when both faults coexist (Fig. 9, right), the broken bar pattern significantly masks the misalignment components evolution so that it is more difficult to detect that fault. This is coherent with the conclusions of other works [18]. In this context, the analysis of stray flux signals can provide interesting information for the diagnosis, in comparison with current analysis.

On the other hand, the computation of the DWT-based rotor fault indicator defined by (2), for Motor 1, is shown in Table I. The results included in the table show that the indicator experiences a small drop between healthy condition and the misalignment case for all sensor positions, while it experiences an important decrement when broken rotor bars are present. This indicates its especial suitability for rotor fault detection. On the other hand, note that the sensitivity is slightly better for the sensor at positions A and C. Note, however, that at position C the values of the indicator are very high, due to the low amplitude of the fault component; this makes not advisable the use of this position for the computation of the indicator, since its value may be easily affected by any perturbation that is not related to the fault. In the table, the proposed flux-based indicator is compared with the indicator based on the startup current analysis that was introduced in previous works [8]. Note that for the detection of misalignments, the proposed flux indicator shows better results than the current indicator.

Finally, in order to confirm the generality of the method, Fig. 10 shows the STFT of the startup cmf signals for the Motor 2 under the following conditions: 1) healthy state, 2) misalignment and 3) one broken bar plus inherent eccentricity. Note that analogue conclusions are reached in comparison with those obtained for Motor 1.

$$\gamma_{cmf}(dB) = 10 \cdot \log \left[\frac{\sum_{f=0}^{50} cmf^2}{\sum_{f=0}^{50} [d_{cmf}(f)]^2} \right] \quad (2)$$

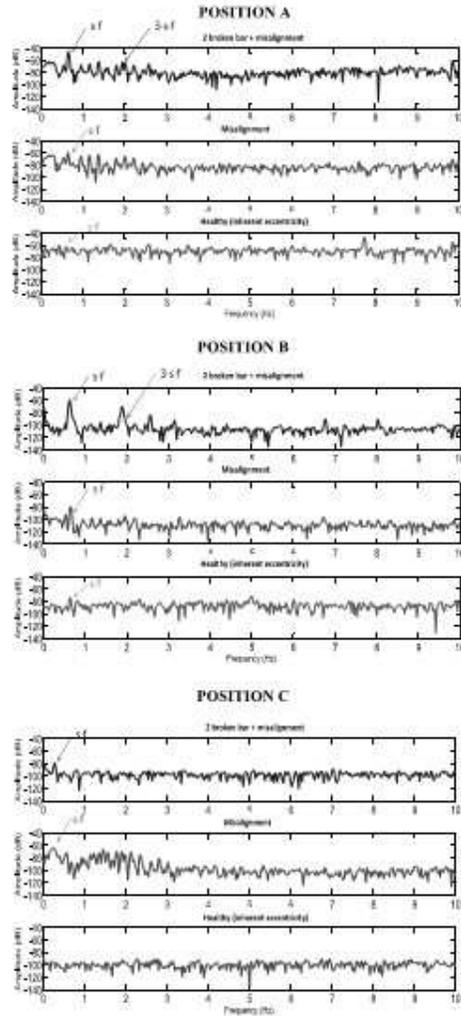


Fig. 6 FFT analyses of the coil sensor signal for the three faulty cases and for the three considered positions of the sensor (Motor 1).

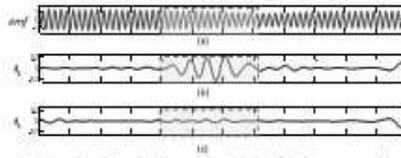


Fig. 7 DWT analysis of the ewf signal (Motor 1): (a) total ewf signal under starting, (b) signal d_1 for a motor with rotor fault, (c) d_1 signal for a healthy motor.

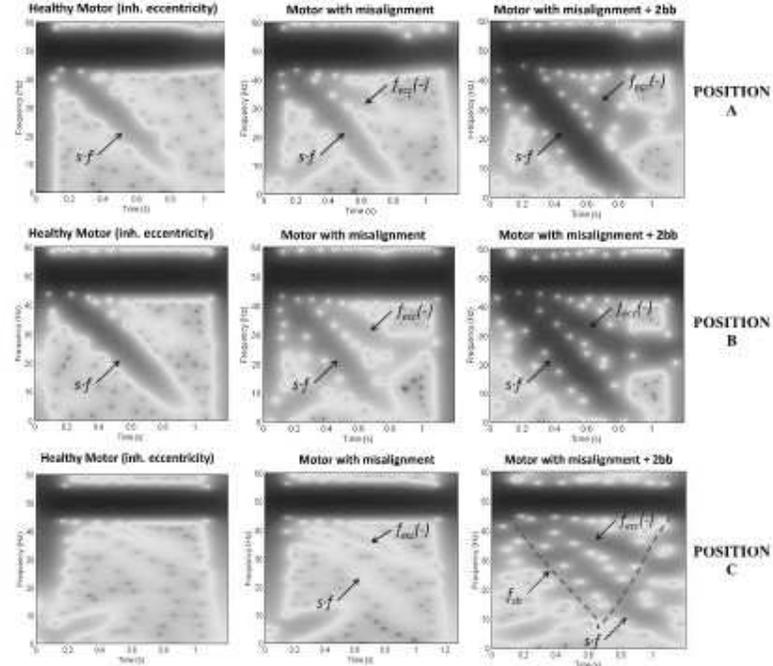


Fig. 8 STFT analyses of the coil sensor signals for the machine (Motor 1) with inherent eccentricity, motor with misalignment and motor with misalignment + two broken bars and for the three considered positions of the sensor (the color denotes the energy density in each point of the time-frequency map, with red=highest density while blue=lowest density).

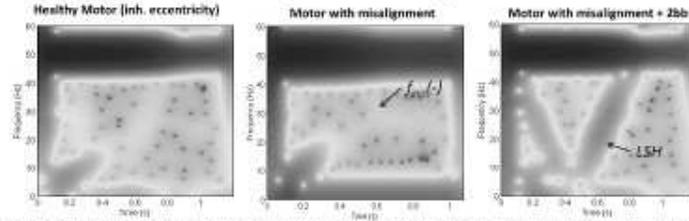


Fig. 9 STFT analyses of the starting current signals for the machine (Motor 1) with inherent eccentricity, motor with misalignment and motor with misalignment + two broken bars and for the three considered positions of the sensor (the color denotes the energy density in each point of the time-frequency map, with red=highest density while blue=lowest density).

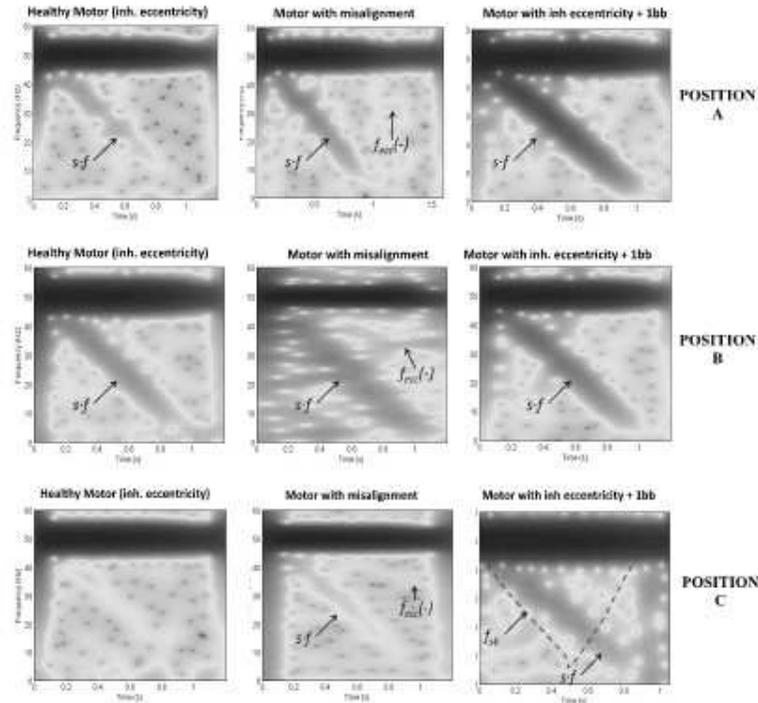


Fig. 10 STFT analyses of the coil sensor signals for the machine (Motor 2) with inherent eccentricity, motor with misalignment and motor with inherent eccentricity + one broken bar and for the three considered positions of the sensor (the color denotes the energy density in each point of the time-frequency map, with red=highest density while blue=lowest density).

TABLE I Rotor fault indicator (in dB) based on DWT for the considered faulty cases and sensor positions (Motor 1). The respective difference versus healthy condition is specified between brackets.

	Healthy (inherent ecc.)	Misalignment	Misalignment + broken bars
Flux indicator pos. A	38.1	34.1 (-4dB)	35 (-23.1dB)
Flux indicator pos. B	33.3	27.18 (-6.1dB)	15.8 (-17.5 dB)
Flux indicator pos. C	53.4	50.4 (-3dB)	30.8 (-22.6dB)
Current indicator	51	48.2 (-2.8 dB)	24 (-27 dB)

IV. CONCLUSIONS

This paper investigates, for the first time, the viability of the stray flux analysis under the starting to detect two types of failures in induction motors (rotor faults and misalignment), even when they coexist in the machine. Several signal processing tools are applied in the work for the analysis of the captured transient *emf* signals: on the one hand, a continuous tool, the STFT, is employed to track the evolutions of the fault harmonics during the startup. On the other hand, a discrete transform, the DWT, is used with the aims of computing a new rotor fault severity indicator relying on stray-flux analysis.

The results of the work prove that the advanced analysis of the startup flux can reliably diagnose the considered faults, even when they are simultaneously present in the machine. More specifically the following specific findings are obtained:

- Both considered faults seem to amplify the amplitude of the component at *sf*, despite it is much more

sensitive to the broken bar fault. This idea is the basis to compute a rotor fault severity indicator based on the startup evolution of this component.

- The misalignment fault can be easily detectable with the component f_{rotor} that is clearly amplified when the fault severity increases. Interestingly, this component is even observable when the broken bar fault is present. This is not so clear when analyzing startup currents, where the broken bar fault effects are usually much larger and often mask the misalignment components [18].
- The position of the flux sensor determines the type of components that can be visualized during the starting. While at Position A (and also B), the most noticeable components are the axial (x/f), at Position C the radial component evolutions (e.g. f_{sc}) are also relevant. This is important for the practical application of the method.
- Despite the smaller flux portion captured by the sensor when it is at Position A or C, the rotor fault indicator at these positions seems to be more sensitive than when it is placed at Position B. In any case, the visualization of the transient evolutions of the fault components is clearer for this latter position of the sensor.
- The developed indicator based on startup flux analysis has a sensitivity that is comparable to that based on startup current analysis, which was developed in previous works.
- An additional interesting conclusion of the investigation relies on the nature of the components caused by the misalignment condition considered in the paper (f_{rotor}). The time-frequency analyses of the startup *emf* signals together with FFT analysis of steady-state *emf* signals seem to confirm that these components have a radial nature since their amplitudes suffer more prominent increments when the coil sensor is at Positions B and C rather than when it is at Position A.

In conclusion, the results prove that the analysis of the stray flux under starting can be employed as an effective supportive technique to complement the diagnosis provided by other quantities and may be a tool of potential interest for the field.

REFERENCES

- [1] A. Ceban, R. Fusca and R. Romary, "Study of Rotor Faults in Induction Motors Using External Magnetic Field Analysis", *IEEE Trans. Ind. Electronics*, vol. 59, no. 5, pp. 2082-2093, 2012.
- [2] H.Henao, C.Demian, G.A.Capolino, "A Frequency Domain Detection of Faults in Induction Machines Using an External Flux Sensor", *IEEE Trans. Ind. Appl.*, Vol.39, No.5, Sept/Oct.2003, pp.1272-1279.
- [3] H.Henao, G.A.Capolino, C.Martin "On the stray flux analysis for the detection of the three-phase induction machine faults", *IEEE-IAS'03*, St. Lake City, Oct. 2003.
- [4] C. Jiang, S. Li and T. G. Habetler, "A review of condition monitoring of induction motors based on stray flux," *2017 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)*, Cincinnati, OH, 2017, pp. 5424-5430.
- [5] A. Bellini, C. Coscari, G. Franceschini, C. Tassoni and A. Toscani, "Vibrations, currents and stray flux signals to assess induction motors torque conditions", *IECON 2006 - 32nd Annual Conference on IEEE Industrial Electronics*, Pua, 2006, pp. 4865-4868.
- [6] W.T. Thomson, J. Culbert, "Current Signature Analysis for Condition Monitoring of Cage Induction Motors", IEEE Press, Wiley, New Jersey, 2017.
- [7] A. Bellini, F. Filippetti, G. Franceschini, C. Tassoni, R. Passaglia, M. Santini, G. Testini, M. Giovannini and A. Rossi, "On-field experience with on-line diagnosis of large induction motors cage failures using MCSA," *IEEE Trans. on Ind. Appl.*, pp. 1045-1053, vol. 38, no. 4, July/Aug. 2002.
- [8] J. A. Antonino-Daviu, M. Riera-Guasp, J. R. Folch, and M. Pilar Molina Palomares, "Validation of a new method for the diagnosis of rotor bar failures via wavelet transform in industrial induction machines," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 42, pp. 990-996, 2006.
- [9] C. Yang, T.-F. Kang, D. Hyun, S. Lee, J. Antonino-Daviu, J. Pons-Linares, "Reliable Detection of Induction Motor Rotor Faults Under the Rotor Axial Air Duct Influence," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 50, no. 4, pp. 2493-2502, Jul.-Aug. 2014.
- [10] Jose Antonino-Daviu, Martin Riera-Guasp, Jean Pons-Linares, Jongbin Park, Sang Bin Lee, Jyoon Yoo and Christian Kraß, "Detection of Broken Outer Cage Bars for Double Cage Induction Motors under the Startup Transient", *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 48, no.5, pp. 1539-1548, Sept-Oct. 2012.
- [11] S.B. Lee, E. Wiedenbrug, K. Yuuski, "ECCE 2013 Tutorial: Testing and Diagnostics of Induction Machines in an Industrial Environment", presented at ECCE 2013, Denver, CO, USA, Sep 2013.
- [12] L. Frosini, A. Adini and F. Beccarisi, "Detection of torque oscillations in induction motor drives by linear discriminant analysis," *2017 IEEE 11th International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED)*, Tinos, 2017, pp. 510-516.
- [13] R. Romary et al. "Electrical Machines Fault Diagnosis by Stray Flux Analysis" *2013 IEEE Workshop on Electrical Machines Design, Control and Diagnosis (WEMDCD)*, Paris, 2013, pp. 247-256.
- [14] J. Antonino-Daviu, A. Quijano-López, V. Clemente-Alarcon and H. Razik, "Evaluation of the detectability of rotor faults and eccentricities in induction motors via transient analysis of the stray flux," *2017 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)*, Cincinnati, OH, 2017, pp. 3559-3564.
- [15] H. Cherif, A. Menacer, R. Romary and R. Pusca, "Dispersion field analysis using discrete wavelet transform for inter-turn stator fault detection in induction motors," *2017 IEEE 11th International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED)*, Tinos, 2017, pp. 104-109.
- [16] J. A. Antonino-Daviu, J. Pons-Linares, Sungsik Shin, Kan Wang Lee and Sang Bin Lee, "Reliable detection of induction motor rotor faults under the influence of rotor core magnetic anisotropy," in *Proc. of the 2015 IEEE 10th International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED)*, Guarda, 2015, pp. 14-21.
- [17] L. Ishkova and O. Vitok, "Detection and classification of faults in induction motor by means of motor current signature analysis and stray flux monitoring", *Przeglad Elektrotechniczny*, R.92,NR 4/2016.
- [18] J. Antonino-Daviu, P. Jover Rodriguez, M. Riera-Guasp, M. Pineda-Sánchez, A. Arkio, "Detection of Combined Faults in Induction Machines with Stator Parallel Branches through the DWT of the startup current", *Mechanical Systems and Signal Processing*, Elsevier, vol. 23, no. 7, pp. 2336-2351, Oct. 2009.
- [19] C. Verucchi, J.M. Bussio, G.B. Bossio, G. Acosta, "Misalignment detection in induction motors with flexible coupling by means of estimated torque analysis and MCSA," *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 80, Dec 2016, pp.570-581.

Apéndice D

Self-adjustment Methodology of a Thermal Camera for Detecting Faults in Industrial Machinery

Juan A. Ramirez-Nunez, *Student Member, IEEE*, Luis A. Morales-Hernandez, Roque A. Osorio-Rios, *Member, IEEE*, Jose A. Antonino-Daviu, *Senior Member, IEEE*, Rene J. Romero-Troncoso, *Senior Member, IEEE*

Abstract— Industrial machinery makes extensive use of induction motors as primary motion supplies for the associated kinematic chain. These motors and the kinematic chain are susceptible to failures in one or several of the components making the detection of the faults a major issue for industries. Thermography is a technique that has been used for monitoring and diagnosis in industrial facilities and it is suitable for the monitoring of induction motors and the associated kinematic chain. This technique is an aid for the detection of faults and the diagnosis of the operating condition of industrial machinery. Several research works have used thermography for this purpose, but the problem is the manual adjustment that needs to be done to the thermal camera in order to obtain thermal images, named thermograms, that give the true temperature readings of the objects in focus. This paper presents a novel methodology that makes the adjustment of the thermal camera in an automated way, using additional external temperature sensors to calibrate the thermal images provided by the low-cost thermal camera to give readings of the true temperature of the objects. Experimentation is performed on an induction motor with an associated kinematic chain to test the efficiency of the proposed methodology.

Index Terms—infrared imaging, infrared image sensors, fault detection, image processing, predictive maintenance, monitoring.

I. INTRODUCTION

INDUCTION motors (IM) are the most utilized electric machines in industry with over 50% of global use [1]. IM are widely used in all manufacturing industries, textile factories, chemical industry, petroleum refineries and extraction facilities, among others. For this reason, it is important to keep these motors in optimal operating conditions; otherwise, the production line is interrupted due to

unexpected shutdowns when the associated machinery to the IM requires maintenance. The major faults in IM include bearing defects [2], mechanical unbalance [3], broken rotor bars [4-5] and misalignment [6]. The problem with faults in IM is that their effects are transmitted to the whole kinematic chain, with the consequent implications on productivity loss and safety risks. Therefore, it is necessary the monitoring and diagnosis of faults in IM and the associated kinematic chain to detect faults at an early stage for taking preventive actions before a catastrophic event happens.

Among the most common techniques for fault detection in industrial machinery are: vibration analysis [7-10], motor current signature analysis (MCSA) [2, 11-12] and thermographic analysis [13-21]. Usually the technique for fault detection in IM is the MCSA. Nevertheless, the detection of faults on the associated kinematic chain with this technique has limitations, especially when the fault is located in an element of the kinematic chain that is not the motor. Therefore, the thermographic analysis is used as a complement for the MCSA method for detecting faults in industrial machinery. Regarding the vibration analysis technique, some instances are the research of Saucedo-Dorantes *et al.* [7] for diagnosing different levels of wear in a gearbox, and Tsypkin [8] that used it to detect bearing failures. Despite the popularity of vibration analysis, this technique has the drawback of being invasive because it is needed to install one or more accelerometers on the system under test, which is not even possible for certain applications. On the other hand, MCSA has been used by Haddad *et al.* [11] to detect and estimate the severity of an outer race bearing fault with the MCSA and Linear Discriminant Analysis (LDA). Grillo *et al.* [12] use a new diagnosis method based on the combined use of Double-Frequency Sliding (DSF) and Discrete Wavelet Transform (DWT) for the analysis of the stator phase current for detection and quantification of outer cage broken bars, under speed-varying condition. Recently, the infrared thermography technology is commonly used in the industry for detecting faults in industrial machinery. Thermographic analysis has the advantage of being non-invasive because the camera does not need to be in contact with the surface of the system under analysis; therefore, it has the advantage of not interfering with the system to monitor its operating condition

This work was partially supported by CONACyT scholarship 278046 and by SEP-CONACyT 222453-2013 and PROMEP 101.5/14/710401 grants.

Juan A. Ramirez Nunez, Luis A. Morales Hernandez and Roque A. Osorio Rios are with the CA Mecatronica, Facultad de Ingenieria, Campus San Juan del Rio, Universidad Autonoma de Queretaro, San Juan del Rio 76800, Queretaro, Mexico (e-mail: jaramirez@hspdigital.org, lamorales@hspdigital.org, roosorio@hspdigital.org).

Jose A. Antonino-Daviu is with the Universitat Politècnica València, Instituto Tecnológico de la Energía (ITE), camino de Vera s/n, 46022 Valencia, Spain. (e-mail: joanda@die.upv.es)

Rene J. Romero-Troncoso is with the CA Telemática at DICE-University of Guanajuato, Mexico and with HSPdigital Research Group, México, (Corresponding author e-mail: troncoso@hspdigital.org)

state. Thermographic analysis has been used by Huda and Taib [18] for monitoring the thermal condition of electrical equipment; and Zou and Huang [19] used thermography to detect faults in building materials. Some researchers have combined two or more types of analyses techniques to improve the accuracy of the fault detection [14,17]; for example, Krewerth *et al.* [17] used the combination of ultrasonic analysis and thermographic analysis to detect faults in CNC machinery, but with this technique it is necessary to analyze more information of the additional sensors used. A drawback of thermographic analysis is that it is necessary to calibrate the camera before each test is performed.

With the aid of thermographic cameras in the analyses of faults in IM, Garcia-Ramirez *et al.* [16] examined the effects of faults in IM and their associated kinematic chain; Karvelis *et al.* [13] used automatic segmentation of infrared images to find faults in inductor motors. Nevertheless, in these investigations it was necessary to manually enter some environmental parameters to the infrared camera, because for using a thermal camera, it is necessary to make a parameter adjustment like the relative humidity, condition temperature, emissivity [22], absolute temperature and distance to the body under analysis and these parameters must be changed at the beginning of each test to the infrared camera. Generally, this task is performed only by trained people, but in the industrial field these parameters may vary; therefore, it is an industrial need to propose a methodology for the self-adjustment of infrared cameras. For making the automatic acquisition of these parameters it is necessary to use external sensors, but, it is worth mentioning that the other methodologies make this task manually. Another drawback of thermal cameras is their cost, which is generally high; nevertheless, for certain industrial applications there are available low-cost thermal cameras that are suited for industrial environments.

The contribution of this paper is the development of a methodology that provides a way for self-adjustment of the infrared camera parameters in an industrial environment and to help searching faults in industrial machinery. With the development of this methodology, no specialist is needed to operate the monitoring equipment for diagnosing faults in industrial machinery. Experimentation is done in a kinematic chain with an IM, a gearbox and a mechanical load. Two case studies are analyzed with the proposed methodology, one considered the healthy state with a balanced coupling of the IM with the kinematic chain and the second one where the coupling is mechanically unbalanced. With this methodology, it is only necessary to use temperature signals from environmental sensors and with these data and the thermogram, it is possible to make the self-adjustment of the hottest regions of the thermogram. This methodology is proposed with the purpose of being utilized in the industry for continuous monitoring in an affordable way, using a non-specialized low-cost infrared camera.

II. THEORETICAL BACKGROUND

The infrared cameras are devices that permit to detect the heat that radiates off the body of the target under study. This type of technology is passive and does not require a source of

radiation for functioning because the source is the heat radiated by the objects on focus. The radiation spectrum of thermal cameras is in the infrared region and this radiation is safe and harmless. Another important characteristic of thermal cameras is the non-invasive nature of these devices.

Thermal cameras produce images from the measurement of the heat emission of the bodies under study. These images produced by the thermal cameras are not calibrated and the data delivered in this way is known as raw data. Raw data values need to be converted into temperature values T_{obj} [23], that is to say, obtain the thermogram and this conversion is given by (1).

$$T_{obj} = \sqrt[4]{\frac{W_{tot} - (1 - \tau_{obj}) \cdot \tau_{atm} \cdot \sigma \cdot (T_{ref})^4 - (1 - \tau_{atm}) \cdot \sigma \cdot (T_{atm})^4}{\tau_{obj} \cdot \tau_{atm} \cdot \sigma}} \quad (1)$$

Where W_{tot} is the total radiation received by the camera, τ_{atm} is the room transmittance, σ is a constant used in the Stefan-Boltzmann formula, T_{ref} is the reflected temperature, T_{atm} is the room temperature and τ_{obj} is emissivity of the object. For calculating the room transmittance, it is generally estimated using the distance from the object to the camera and the relative humidity. These parameters need to be entered in the infrared camera to adjust the raw data to provide the true temperature of the objects on the image.

With the objective of making the adjustment of the infrared camera, it is necessary to take different environmental parameters where the thermal image is captured, i. e. the room temperature, emissivity, distance and temperature of the body. These values need to be set to the camera in order to obtain a thermogram with the camera that shows true temperatures. In most cases, this task is performed by qualified personnel.

If the sensor has a linear behavior, the raw data conversion to temperature gradients $T(x,y)$ is given by (2).

$$T(x,y) = m \cdot RD(x,y) + b - T_{AD} \quad (2)$$

Where m is a slope equation (temperature gain), $RD(x,y)$ is the raw data value in this coordinate, b is the gain offset, and T_{AD} is the temperature reference for the calibration of the thermogram.

In order to visually detect the interest regions of the thermogram, it is necessary to process the data to obtain the thermal image. The thermal image is obtained by pseudo coloring technique [24], and it is possible to use different color palettes for this purpose like iron color, rainbow, or gray scale. The selection of the color palette depends on the specific use of the thermal image; for instance, iron color and rainbow color scale are used for monitoring spots of interest in industrial installations, electrical equipment [18-19], gas pipeline, medical visualizations (computed tomography). These are applications where it is necessary visual interpretation of the region or pixels of the image with more intensity, equivalent to hotter regions, to determine if the region has a possible fault or not, and the gray scale is better suited for displaying the true temperature of the objects to quickly identify the regions that have high temperatures in reference to a background temperature.

III. METHODOLOGY

Fig. 1 describes the flow chart of the proposed methodology. First, with the infrared camera, the radiation emitted by the kinematic chain is captured; this radiation is named raw data and these values are converted into true temperature values in degrees centigrade by calibrating and adjusting these data in reference to the room temperature to obtain the thermogram, which is a temperature matrix containing the calibrated temperatures on the image. Generally, thermal cameras use their internal temperature reference for adjusting the thermogram; whereas in the proposed methodology, the estimation of true temperatures on the thermal image are improved by taking as reference several temperature signals at selected points in the surroundings, which are acquired in synchrony with the raw data. These temperatures are acquired from six sensors, three sensors close to the kinematic chain, two sensors on the IM housing, and one sensor close to the infrared camera. The two sensors on the IM are used to estimate the equation to calibrate the raw data into true-temperature thermograms over the interest regions. At this point, the direct temperature matrix is not easily visualized. For improving the visualization properties of the temperature matrix, it is possible to create a visually enhanced image from the thermogram using image processing techniques. The thermogram can be enhanced by setting and adjusting the image contrast on a gray scale image. After processing the image, it is possible to view and identify all regions of interest of the kinematic chain taken by the infrared camera. With this improvement, it is possible to identify and locate the regions that radiate more heat, but in many cases this visualization is not enough to efficiently detect all the hot spots on the image. After making the contrast setting, the regions or components that have greater temperature gradient can be visualized, that is to say, with these steps, a segmentation of hot regions in the image can be carried out. This segmentation is important because the analysis of data focuses only on the zone of interest. The whole process is done first with a healthy motor and then over a motor with a damaged bearing.

IV. EXPERIMENTAL SETUP

Fig 2 depicts all equipment used in this investigation, Fig 2a shows the test bench used for experimentation. The kinematic chain on the test bench consists in a 2.5 kW three-phase IM (WEG 00236ET3E145T-W22) with a nominal rotation speed of 3690 rpm when it is fed by the power line at 110 V and 60 Hz; a 4:1 ratio gearbox (BALDOR GCF4X01AA) and a DC generator (BALDOR CDP3604), used as the mechanical load comprising around 50% of the nominal load; two resistance temperature detector (RTD) sensor PT100; three temperature sensor LM35; and a proprietary data acquisition system for RTD and LM35 sampling. Fig. 2b shows the processing unit implemented with a Raspberry Pi-2 model B and a PC. Fig. 2c shows the low-cost FLIR Lepton[®] [25] infrared camera with a resolution of 60x80 thermal pixels is used. The infrared camera is placed at 1.4 meters off the kinematic chain. The distance and location of the camera is selected to see all elements of the kinematic chain; yet, the position or distance

of the camera can be compensated in the resulting thermogram [26].

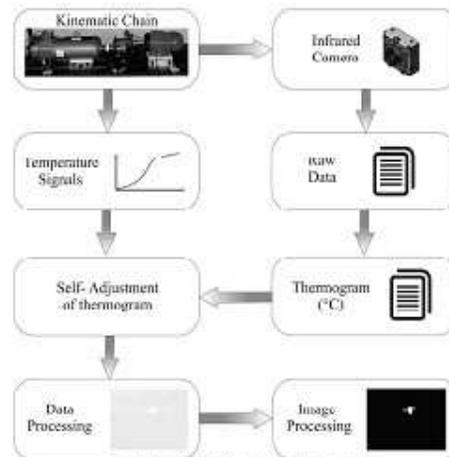


Fig. 1 Flow chart of the proposed methodology.

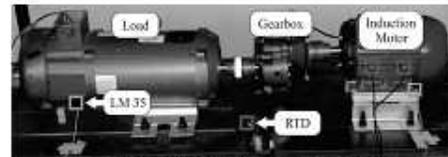


Fig. 2. Test bench for experimentation, kinematic chain.

With the proposed methodology, the analysis of a kinematic chain is carried out for a normal operating condition and a condition with a fault. The normal condition is established as the condition with all the elements healthy and perfectly coupled and balanced. The condition with a fault is forced by introducing mechanical unbalance at the coupling between the IM and the gearbox. At both operating conditions of the kinematic chain, the raw data is acquired each 10 seconds and each test lasts 30 minutes. The temperature of each element in the kinematic chain is monitored to detect if any of these elements presents an excessive temperature increment, which means that the element is working under abnormal conditions. Also, the monitoring permits the analysis of the repercussions that a fault in an element affects the rest of the kinematic chain. All the data are stored in a Raspberry Pi-2 model B. Afterwards, the acquired information is processed and analyzed under MATLAB to make the self-adjustment of the thermograms with the proposed methodology.

V. EXPERIMENTAL RESULTS

A. Regions of Interest

Fig. 3 shows the regions to be analyzed in the kinematic chain for experimentation. These regions are marked Z1, Z2, Z3, and Z4. Region Z1 corresponds to the mechanical load; region Z2 is located on the gearbox; region Z3 is the coupling between the IM and the gearbox; and Z4 is IM region.

B. Self-adjustment of the Thermogram

Fig. 4 depicts the results obtained from the tests performed in the kinematic chain. Fig. 4a shows the thermogram without processing where it is barely possible to detect some regions like Z3 and Z4, but the image is not clear. Fig. 4b depicts the thermogram after applying image processing techniques consisting in contrast enhancement that improves the thermal image in which it is possible to better appreciate the different regions of interest in the kinematic chain. This thermogram is not adjusted to the room temperature, yet. Fig. 4c depicts the adjusted thermogram using as reference the temperature provided by the internal sensor in the camera, including the segmentation of the regions of interest. In this image, it is possible to observe only the regions of interest Z2, Z3, and Z4; but region Z1 cannot be appreciated. Fig. 4d depicts the adjusted thermogram using as reference the external sensors. In this thermogram it is possible to visualize all the interest regions, as shown by the image segmentation, which is an improvement respecting the thermogram that is adjusted with the internal sensor as reference.

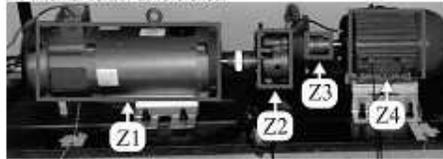


Fig. 3 Regions of interest.

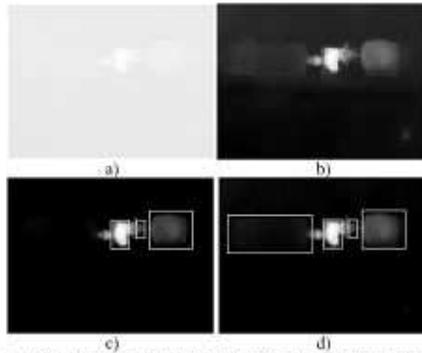


Fig. 4 Self-adjustment of a thermogram. a) Raw data, b) Contrast enhanced thermogram, c) Segmentation of the self-adjusted thermogram with internal sensor d) Segmentation of the self-adjusted thermogram with external sensor.

C. Cases of Study

Experimentation consists in two cases of study; one with the kinematic chain in normal condition, and the other with an unbalanced coupling between the motor and the gearbox. Fig. 5 shows the results obtained with the proposed methodology. Fig. 5a shows the thermogram of the kinematic chain, obtained at the normal condition and self-adjusted with the internal sensor. Fig. 5b depicts the thermogram obtained with the normal condition in the kinematic chain and self-adjusted with the external sensor. Fig. 5c shows the thermogram obtained on the kinematic chain with the unbalanced coupling and the self-adjustment considering the internal temperature of the sensor camera. Fig. 5d depicts the thermogram of the unbalanced coupling condition on the kinematic chain using the external sensor for self-adjustment.

When the self-adjustment is done with the internal sensor, the obtained thermograms for both cases, normal operation and unbalanced coupling, are very similar and it is difficult to differentiate the operating condition (Figs. 5a and 5c). On the other hand, Fig. 5b depicts the normal condition with the self-adjustment using the external sensor, whereas Fig. 5d shows the case of the unbalanced coupling with the self-adjustment of the external sensor, and it is easier to differentiate the operating condition.

To better appreciate the difference between operating conditions for the self-adjusted methodology, Table I summarizes the estimated temperature gradients on each of the interest regions in the kinematic chain. The temperature gradients shown in Table I represent the gradients considering the self-adjustment with the internal sensor, and the self-adjustment with the external sensor. As it can be noticed, the temperature gradients using the internal sensor are closer for the two operating conditions than the temperature gradients using the external sensor, which means that with the proposed method it is easier to distinguish between the operating conditions due to the higher temperature gradient.

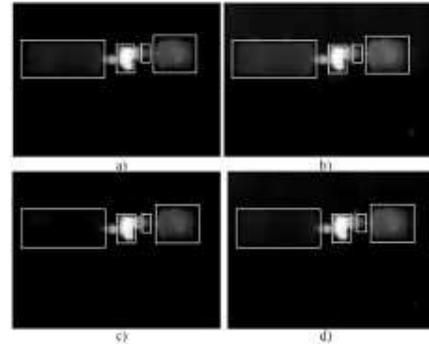


Fig. 5 Self-adjusted thermogram of the kinematic chain: a) Normal condition with internal sensor, b) Normal condition with external sensor, c) Unbalanced coupling condition with internal sensor, d) Unbalanced coupling condition with external sensor.

For instance, Table I shows the temperature gradient obtained for zone Z2 when the values of internal and external temperature of the sensors are utilized. With the internal temperature value the difference between the gradients of the healthy state (18.27°C) and the unbalanced state (18.61°C) is 0.34°C. In comparison, when it is used the temperature of the external sensor, the gradient of the healthy state (17.93°C) and the unbalanced state (19.43°C) is 1.5°C, which is 5 times higher than the standard method, improving the detection of the faulty condition on the IM and its associated kinematic chain.

TABLE I
TEMPERATURE GRADIENTS ON THE REGIONS OF INTEREST

Zones	Internal Temperature(°C)		External Temperature(°C)	
	Without fault	With fault	Without fault	With fault
Z1	1.58	0.37	1.18	0.73
Z2	18.27	18.61	17.93	19.43
Z3	3.69	4.86	3.87	4.88
Z4	5.00	5.12	4.86	6.00

D. Discussion

With the proposed method of self-adjusting the thermogram using external sensors, the temperature estimation in the thermal image is improved by enhancing the gradient to better distinguish between the two operating conditions, normal operation and unbalanced coupling, as it can be appreciated in Table I.

Regarding the thermal images, when the self-adjustment is done using the internal sensor, not all the interest regions are appreciated. For instance, region Z1 cannot be distinguished from the background. Yet, when the self-adjustment is done using the external sensor, all the interest regions are visible and distinguishable from the background.

It also can be noticed that the thermogram provides the thermal information, not only from the region where the abnormal operation is taking place, but also the effects that this abnormality produces on the whole kinematic chain.

With the obtained temperature gradients of the proposed methodology, it is possible to make decisions regarding preventive and corrective maintenance. These decisions can be made automatically, according a pre-established threshold, which indicates that the kinematic chain is operating with abnormalities.

VI. CONCLUSIONS

The proposed methodology provides good results to make the automatic self-adjustment of the infrared camera to detect the temperature gradients in the regions of interest along the kinematic chain. The obtained results show that the proposed methodology can be used for the fault diagnosis in industrial machinery by identifying the interest regions on the kinematic chain and establishing a threshold that indicates abnormal operation. Experimentation is done using a low-cost thermal camera and results show that the device is able to detect abnormalities and differentiate between operating conditions, even with the limited resolution that these cameras have.

For further investigation, the proposed methodology can be extended to analyze kinematic chains with other kind of faulty conditions or the combinations of these faults. Besides,

thermal analysis as developed in the proposed methodology can be applied to the monitoring and diagnosis of other industrial processes like computerized numerical control machines.

VII. REFERENCES

- [1] M.E.H. Benbouzid, "A review of induction motors signature analysis as a medium for faults detection", in *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 47, no. 5, pp. 984-993, 2000.
- [2] W.T. Thomson and M. Fenger, "Current signature analysis to detect induction motor faults", in *IEEE Ind. Appl. Mag.*, vol. 7, no. 4, pp. 26-34, 2001.
- [3] C. Kral, T.G. Habetler and R.G. Harley, "Detection of Mechanical Imbalances of Induction Machines Without Spectral Analysis of Time-Domain Signals", in *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 40, no. 4, pp. 1101-1106 2004.
- [4] M. Hernandez-Vargas, E. Cabal-Yepez, A. Garcia-Perez and R.J. Romero-Troncoso, "Novel methodology for broken-rotor-bar and bearing faults detection through SVD and information entropy", in *J. Sci. Ind. Res.*, vol. 71, pp. 589-593, 2012.
- [5] S.H. Kia, H. Henao and G.A. Capolino, "Diagnosis of Broken-Bar Fault in Induction Machines Using Discrete Wavelet Transform Without Slip Estimation", in *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 45, no. 4, pp. 1917-1922, 2007.
- [6] J.M. Bossio, G.R. Bossio and C.H. De Angelo, "Angular Misalignment in Induction Motors with Flexible Coupling", in *Proc. IEEE Ind. Electron. Conf. IECON*, pp. 1033-1038, 2009.
- [7] J.J. Saucedo-Durantes, A.G. Garcia-Ramirez, J.C. Jauregui-Correa, R.A. Osorio-Rios, A. Garcia-Perez and R.J. Romero-Troncoso "Reliable methodology for gearbox wear monitoring based on vibration analysis", in *Proc. IEEE Ind. Electron. Soc. IECON*, pp. 3381-3385, 2014.
- [8] M. Tsypkin, "Induction Motor Condition Monitoring Vibration Analysis Technique A Practical Implementation", in *IEEE Int. Elec. Mach. Drive Conf. IEMDC*, pp. 406-411, 2011.
- [9] X. Zhang, N. Hu, L. Hu, L. Chen and Z. Cheng, "A bearing fault diagnosis method based on the low-dimensional compressed vibration signal", in *Adv. Mech. Eng.*, vol. 7, no. 7, 2015.
- [10] P. Bangalore and L. B. Tjernberg, "An Artificial Neural Network Approach for Early Fault Detection of Gearbox Bearings", in *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 6, no. 2, pp. 980-987, 2015.
- [11] R.Z. Haddad, C.A. Lopez, J. Pons-Linares, J. Antonino-Daviu and E.G. Strangas, "Outer Race Bearing Fault Detection in Induction Machines Using Stator Current Signals", in *IEEE Ind. Inf. Intell. Syst. IIIS*, pp. 801-808, 2015.
- [12] Y. Grith, S.B. Lee, F. Filippetti and L. Zari, "Advanced Diagnosis of Outer Cage Damage in Double Squirrel Cage Induction Motors Under Time-Varying Condition Based on Wavelet Analysis", in *IEEE Energy Conv. Congr. Exp. ECCE*, pp. 1284-1290, 2012.
- [13] P. Karvelis, G. Georgoulas, C.D. Stylios, I.P. Tsoumas, J.A. Antonino-Daviu, M.J. Pizarro-Rodenas and V. Clemente-Alarcon "An Automated Thermographic Image Segmentation Method for Induction Motor Fault Diagnosis", in *Proc. IEEE Ind. Electron. Soc. IECON*, pp. 3396-3402, 2014.
- [14] M.J. Pizarro-Rodenas, J. Antonino-Daviu, V. Clemente-Alarcon, R. Rayo-Pastor and A. Mota-Villar, "Combination of Noninvasive Approaches for General Assessment of Induction Motors", in *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 51, no. 3, pp. 2172-2180, 2015.
- [15] E. Barreira, R.M.S.F. Almeida and J.M.P.Q. Delgado, "Infrared thermography for assessing moisture related phenomena in building components", in *Constr. Build. Mater.*, vol. 110, pp. 251-269, 2016.
- [16] A.G. Garcia-Ramirez, L.A. Morales-Hernandez, R.A. Osorio-Rios, J.P. Bentes-Rangel, A. Garcia-Perez and R.J. Romero-Troncoso, "Fault detection in induction motors and the impact on the kinematic chain through thermographic analysis", in *Elev. Pow. Syst. Res.*, vol. 114, pp. 1-9, 2014.

- [17] D. Krewerth, T. Lippmann, A. Weidner and H. Biermann, "Application of full-surface view in situ thermography measurements during ultrasonic fatigue of cast steel G42CrMo4", in *Int. J. Fatigue*, vol. 80, pp. 459-467, 2015.
- [18] A.S.N. Huda and S. Taib, "Suitable features selection for monitoring thermal condition of electrical equipment using infrared thermography", in *Infrared Phys. Techn.*, vol.61, pp. 184-191, 2013.
- [19] H. Zou and F. Huang, "A novel intelligent fault diagnosis method for electrical equipment using infrared thermography", in *Infrared Phys. Techn.*, vol. 73, pp. 29-35, 2015.
- [20] E. Barreira and V. P. Freitas, "Evaluation of building materials using infrared thermography", in *Constr. Build. Mater.*, vol. 21, pp. 218-224, 2007.
- [21] M.J. Picazo-Rodenas, R. Royu, J. Antonino-Daviu and J. Rogier-Folch, "Energy balance and Heating Curves of electric motors based on Infrared Thermography", in *IEEE Int. Symp. Ind. Electron. ISEI*, pp. 591-596, 2011.
- [22] N.P. Avdelidis and A. Moropoulou, "Emissivity considerations in building thermography", in *Energy Buildings*, vol. 35, pp. 663-667, 2003.
- [23] R. Usamentiaga, P. Vemegis, J. Guereñaga, L. Vega, J. Mollada and Francisco G. Bulnes, "Review Infrared Thermography for temperature Measurement and Non-Destructive Testing", in *Sensors-Basel*, vol. 14, no. 7, pp. 12305-12348, 2014.
- [24] R. Jayadevan, K.N. Latha, K.A. Navas and Anjali Ananthan, "A Review on Recent Pseudo-Coloring Techniques", in *Int. J. Sci. Tech. Eng.*, vol. 1, no. 11, pp. 344-348, 2015.
- [25] FLIR Lepton, Available at <http://www.flir.com/core/content/7fd-66257>
- [26] O. Muñoz-Omeñas, D.A. Elvira-Ortiz, R.A. Osornio-Rios, R.J. Romero-Troncoso, L.A. Morales-Hernández, "Methodology for thermal Analysis of Induction Motors with Infrared Thermography Considering Camera Location", in *Proc. IEEE Ind. Electron. Soc. IECON*, 2016.

Engineering of the mentioned University, where he develops his docent and research work. He has been invited professor in Helsinki University of Technology (Finland) in 2005 and 2007, Michigan State University (USA) in 2010, Korea University (Korea) in 2014 and Université Claude Bernard Lyon 1 (France) in 2015. He is IEEE Senior Member since 2012 and he has published over 100 contributions, including international journals, conferences and books.

Rene de J. Romero-Troncoso (M'07-SM'12) received the Ph.D. degree in mechatronics from the Autonomous University of Queretaro, Mexico, in 2004. He is currently a Head Professor with the University of Guanajuato and an Invited Researcher with the Autonomous University of Queretaro, Mexico. He is author of two books on digital systems (in Spanish), and a coauthor of more than 130 technical papers published in international journals and conferences. His fields of interest include hardware signal processing and mechatronics. Dr. Romero-Troncoso is a National Researcher level 3 with the Mexican Council of Science and Technology, CONACYT, and fellow of the Mexican Academy of Engineering. He is part of the editorial board of *Hindawi's International Journal of Manufacturing Engineering and The Scientific World Journal*.

Juan A. Ramirez-Nunez received his M.S. degree on mechatronic from the Autonomous University of Queretaro, Mexico, in 2014. Currently he is working towards his Ph.D. at the Autonomous University of Queretaro, Mexico. He is part of the HSPdigital research group and his research interest include digital system, image processing, thermographic analysis for engineering applications and hardware signal processing on FPGA.

Luis A. Morales-Hernandez received the Engineer Electromechanical, M.Sc. instrumentation and automatic control, and Ph.D. degrees in engineering from the Faculty of Engineering, University Autonomous of Queretaro, Mexico in 2004, 2005, and 2009, respectively. He is currently a researcher-professor in the electromechanical engineering and mechatronics master and doctoral respectively in Faculty of Engineering, University Autonomous of Queretaro. He is involved in some governmental projects and technology transfer contracts to industry. His research interests are in the fields of Image Processing, Pattern Recognition and Computer Vision. Dr. Morales-Hernandez received the Best Thesis Award in engineering for his Ph.D.

Roque A. Osornio-Rios (M'10) received the Ph.D. degree in mechatronics from the Autonomous University of Queretaro, Queretaro, Mexico, in 2007. Dr. Osornio-Rios is a National Researcher level 2 with the Mexican Council of Science and Technology, CONACYT. He is currently a Head Professor with the University of Queretaro, Mexico. He is advisor for more than 80 theses, and a coauthor of more than 90 technical papers published in international journals and conferences. His fields of interest include hardware signal processing and mechatronics. Dr. Osornio-Rios is fellow of the Mexican Academy of Engineering. He is part of the editorial board of *Journal of Scientific and Industrial Research*.

Jose A. Antonino-Daviu (SM'12) received his M.S. and Ph. D. degrees in Electrical Engineering, both from the Universitat Politècnica de València, in 2000 and 2006, respectively. He also received his B.S. in Business Administration from Universitat de València in 2012. He was working for IBM during 2 years, being involved in several international projects. Currently, he is Associate Professor in the Department of Electrical