

UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE VALÈNCIA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA



**DIAGNÓSTICO DE MÁQUINAS ELÉCTRICAS
MEDIANTE TÉCNICAS DE TERMOGRAFÍA
INFRARROJA**

TESIS DOCTORAL

PRESENTADA POR:

DÑA. MARÍA JOSÉ PICAZO RÓDENAS

DIRIGIDA POR:

DR. D. JOSÉ ALFONSO ANTONINO DAVIU

DR. D. RAFAEL ROYO PASTOR

Valencia, enero de 2016

TESIS DOCTORAL

**DIAGNÓSTICO DE MÁQUINAS ELÉCTRICAS
MEDIANTE TÉCNICAS DE TERMOGRAFÍA
INFRARROJA**

REALIZADA POR: Dña. M^a José Picazo Ródenas

DIRIGIDA POR:

Dr. D. José Alfonso Antonino Daviu

Dr. D. Rafael Royo Pastor

TRIBUNAL CALIFICADOR:

Presidente: Dr. D. Vicente Macián Martínez

Secretario: Dr. D. Francisco Javier Madruga Saavedra

Vocal: Dr. D. Joaquín González Norniella

Valencia, enero de 2016

Resumen:

La presente Tesis tiene como principal objetivo el desarrollo y validación de un sistema de diagnóstico automático de averías en motores de inducción, basado principalmente en el uso de la técnica de termografía infrarroja.

La implementación de sistemas que hagan factible la detección de las citadas averías con suficiente antelación, esto es, cuando éstas todavía se encuentran en estado incipiente, a partir de la información suministrada por diversas magnitudes de la máquina constituye un hito perseguido por muchos investigadores. Además, estos sistemas de mantenimiento predictivo deben poseer una alta fiabilidad, que los haga idóneos para su utilización en una amplia variedad de aplicaciones industriales. Sin embargo, todavía hoy no se ha desarrollado un sistema de mantenimiento predictivo que se muestre plenamente consistente y válido para la detección de un amplio rango de averías en motores eléctricos de inducción.

El desarrollo de este tipo de sistemas cobra, si cabe, más relevancia en el contexto actual, en el que las citadas máquinas eléctricas se están expandiendo a otras aplicaciones emergentes, como la generación eólica o el accionamiento de vehículos eléctricos.

El proceso a implementar está constituido por diversas fases complementarias, caracterizadas por un determinado grado de precisión en el diagnóstico de averías de motores eléctricos. Cada una de ellas consta de una parte experimental, basada en ensayos en motores de inducción, tanto del motor sano, como del motor en estado de fallo. Una vez concluida la fase experimental, se procede al correspondiente análisis y tratamiento de la información obtenida, por diversas técnicas características.

Se parte de una primera fase, centrada en la obtención del modelo térmico, fundamentado por el balance energético del motor de inducción, así como por las curvas de calentamiento. Para ello se utiliza la tecnología infrarroja experimental y las ecuaciones de la Teoría de Transferencia de calor. De esta manera, a partir de dicho modelo, validado tras la aplicación a diversos montajes, se pretende predecir y comparar las curvas de calentamiento del motor, bajo distintas condiciones de operación o estado de fallo.

La siguiente fase consiste en el análisis detallado de la información procedente de las imágenes infrarrojas obtenidas experimentalmente en los distintos casos estudiados, encaminada a la obtención de datos relevantes para poder efectuar un diagnóstico de mayor precisión.

El tercer paso que se plantea es la combinación del método de termografía infrarroja con la técnica de análisis de corrientes para conseguir un aumento en la fiabilidad en el diagnóstico, además de poder analizar un rango más amplio de averías.

Finalmente, a partir de la información procedente de los ensayos y análisis previos y con la ayuda de sistemas de procesamiento dotados de algoritmos de inteligencia artificial, basados en el reconocimiento de patrones térmicos, se realizará la implementación del sistema de diagnóstico automático de detección de averías. De esta manera, estos sistemas evitan la subjetividad característica de la utilización de la termografía infrarroja de manera

aislada, e incluso pueden llegar a eliminar por completo la intervención humana en el proceso de detección, con el consecuente aumento de efectividad.

Ello permitiría la implementación futura de estas técnicas de diagnóstico en sistemas de diagnóstico predictivo, que bien pudieran consistir en equipos portátiles de diagnóstico adaptados a ambientes industriales.

La Tesis se presenta en el formato compilación de artículos, incluyendo tanto artículos publicados en revistas indexadas como en congresos internacionales, algunos de ellos en colaboración con grupos de renombre mundial, que cubren las diferentes áreas y fases comentadas.

Resum:

La present Tesi té com a principal objectiu el desenvolupament i validació d'un sistema de diagnòstic automàtic d'avaries en motors d'inducció, basat principalment en l'ús de la tècnica de termografia infraroja.

La implementació de sistemes que facin factible la detecció de les esmentades avaries amb suficient antelació, és a dir, quan aquestes encara es troben en estat incipient, a partir de la informació subministrada per diverses magnituds de la màquina constitueix una fita perseguida per molts investigadors. A més, aquests sistemes de manteniment predictiu han de tenir una alta fiabilitat, que els faci idonis per a la seva utilització en una àmplia varietat d'aplicacions industrials. No obstant això, encara avui no s'ha desenvolupat un sistema de manteniment predictiu que es mostri plenament consistent i vàlid per a la detecció d'un ampli ventall d'avaries en motors elèctrics d'inducció.

El desenvolupament d'aquest tipus de sistemes cobra més rellevància en el context actual, en què les esmentades màquines elèctriques s'estan expandint a altres aplicacions emergents, com la generació eòlica o l'accionament de vehicles elèctrics.

El procés a implementar està constituït per diverses fases complementàries, caracteritzades per un determinat grau de precisió en el diagnòstic d'avaries de motors elèctrics. Cadascuna d'elles consta d'una part experimental, basada en assajos en motors d'inducció, tant del motor sa, com del motor en estat de fallada. Un cop conclosa la fase experimental, es procedeix al corresponent anàlisi i tractament de la informació obtinguda, per diverses tècniques característiques.

Es parteix d'una primera fase, centrada en l'obtenció del model tèrmic, fonamentat en el balanç energètic del motor d'inducció, així com per les corbes d'escalfament. Per a això s'utilitza la tecnologia infraroja experimental i les equacions de la Teoria de Transferència de calor. D'aquesta manera, a partir d'aquest model, validat després de l'aplicació a diversos muntatges, es pretenen predir i comparar les corbes d'escalfament del motor, sota diferents condicions d'operació o estat de fallada.

La següent fase consisteix en l'anàlisi detallada de la informació procedent de les imatges infraroges obtingudes experimentalment en els diferents casos estudiats, encaminada a l'obtenció de dades rellevants per poder efectuar un diagnòstic de major precisió.

El tercer pas que es planteja és la combinació del mètode de termografia infraroja amb la tècnica d'anàlisi de corrents per aconseguir un augment en la fiabilitat en el diagnòstic, a més de poder analitzar un rang més ampli d'avaries.

Finalment, a partir de la informació procedent dels assaigs i anàlisis previs i amb l'ajuda de sistemes de processament dotats d'algoritmes d'intel·ligència artificial, basats en el reconeixement de patrons tèrmics, es realitzarà la implementació del sistema de diagnòstic automàtic de detecció d'avaries. D'aquesta manera, aquests sistemes eviten la subjectivitat característica de l'utilització de la termografia infraroja de manera aïllada, i

fins i tot poden arribar a eliminar completament l'intervenció humana en el procés de detecció, amb el consegüent augment d'efectivitat.

Això permetrà la implementació futura d'aquestes tècniques de diagnòstic en sistemes de diagnòstic predictiu, que bé podrien consistir en equips portàtils de diagnòstic adaptats a ambients industrials.

La Tesi es presenta en el format compilació d'articles, incloent tant articles publicats en revistes indexades com en congressos internacionals, alguns d'ells en col·laboració amb grups de renom mundial, i que cobreixen les diferents àrees i fases comentades.

Summary:

The main objective of this Thesis is the performance and validation of an automatic diagnostic system for induction motor failures, based mainly on the use of Infrared Thermography Technique.

The implementation of these systems allow the detection of the failures in advance, when they are still in an incipient state, from information provided by various magnitudes of the machine, is a milestone pursued by many researchers. However, these predictive maintenance systems must possess high reliability making them suitable for a wide variety of industrial applications. Up till today, no predictive maintenance system, fully consistent and valid for the detection of a wide range of faults in electric induction motors, has been developed.

The development of such systems becomes more relevant in the current context, in which the mentioned electric machines are expanding to other emerging applications, such as wind generation and driving electric vehicles.

This development process consists of several complementary stages.

The first phase is focusing on obtaining the thermal model, based on the energy balance of the induction motor as well as the heating curves, with the use of Infrared Thermography and the Heat Transmission Theory. This model, validated after applying it to various assemblies, will accurately predict the heating curves of the motors under different operating conditions or even in fault condition.

The second stage involves the detailed analysis of the information from the infrared images obtained experimentally from the different case studies, in order to obtain the relevant data to make a more accurate diagnosis.

The third step consists on the combination of the infrared thermography and the motor current signal analyses. The coupling of both will increase the diagnosis reliability and expand its applicability to a wider range of faults.

Finally, the postprocessing of the data gathered from the previous stages using artificial intelligent algorithms, based on the recognition of thermal patterns, will be integrated into the automatic diagnostic system. These systems are able to minimize the human intervention in the detection process with a consequent increase in effectiveness. The future implementation of these predictive diagnostics systems may well consist of portable diagnostic equipment adapted to industrial environments.

The Thesis is presented in the format of articles' compilation. It includes the two articles published in indexed journals and presented in international conferences, performed in collaboration with world renowned groups and covering the different areas and stages described.

*A mi familia, por su apoyo
incondicional.*

*Sobre todo a mi marido y a mi hijo Pau, ambos
pilares fundamentales en esta etapa de mi vida.*

AGRADECIMIENTOS

A mis padres, Juan Miguel y Victoria, por su amor y dedicación, por haber estado presentes en todo momento y por haberme enseñado la importancia de la responsabilidad y el sacrificio. A mi hermana mayor M^a Victoria, por haber sido un gran apoyo y confidente, así como una referencia en los primeros años de mi vida. A mi sobrina Victoria, por ser un ejemplo de esfuerzo y coraje y a mi cuñado Jose, el apoyo que necesitan día a día.

A mis suegros, Josep y Empar, por haber sido unos segundos padres para mí, por su cariño y confianza. A mi cuñado Carles, por su cercanía y por haberme aceptado como la hermana que nunca tuvo.

A mi marido Pau, mi alma gemela, mi mejor amigo y compañero, mi impulso y apoyo incondicional, un pilar fundamental en mi vida, además de ser un ejemplo de profesionalidad, integridad, esfuerzo y responsabilidad. Gracias por tu amor, respaldo y ayuda durante todo este tiempo. A mi hijo Pau, por el brillo especial y ternura que emana, por todo lo que me ha enseñado y por representar mejor que nadie la superación, alegría y ganas de comerse el mundo.

Así mismo, quiero dar las gracias a todas aquellas personas que me han permitido realizar estos estudios de posgrado, fundamentalmente miembros del Instituto de Investigación CMT-Motores Térmicos, Instituto de Ingeniería Energética, así como del Departamento de Ingeniería Eléctrica de la Universitat Politècnica de València.

En especial, agradezco a mis directores de Tesis, Dr. D. José Alfonso Antonino Daviu y Dr. D. Rafael Royo Pastor, por su dedicación, paciencia y máxima colaboración para llevar a buen término esta Tesis.

INDICE GENERAL

Resumen

Resum

Summary

PARTE I. MEMORIA

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

1.1 OBJETIVOS.....	1
1.2 ORGANIZACIÓN Y DESARROLLO DE LA TESIS	3

CAPÍTULO 2. ESTADO DEL ARTE

2.1 DESCRIPCIÓN DEL MOTOR DE INDUCCIÓN DE JAULA DE ARDILLA.....	5
2.1.1 INTRODUCCIÓN.....	5
2.1.2 CONSTITUCION DEL MOTOR.....	5
2.1.3 FUNCIONAMIENTO DEL MOTOR.....	7
2.2 MANTENIMIENTO DEL MOTOR DE INDUCCIÓN DE JAULA DE ARDILLA.....	11
2.2.1 JUSTIFICACIÓN.....	11
2.2.2 FALLOS EN MOTORES DE INDUCCIÓN.....	12
2.2.3 TIPOS Y TÉCNICAS DE MANTENIMIENTO	25
2.3 RADIACIÓN Y TERMOGRAFÍA INFRARROJA.....	32
2.3.1 INTRODUCCIÓN.....	32
2.3.2 ORIGEN Y EVOLUCIÓN DE LA TERMOGRAFÍA INFRARROJA.....	33
2.3.3 FUNDAMENTOS DE RADIACIÓN INFRARROJA.....	35
2.3.4 LEYES FUNDAMENTALES DE LA RADIACIÓN.....	42
2.3.5 ELEMENTOS FUNDAMENTALES DE UN SISTEMA TERMOGRÁFICO.....	44
2.3.6 DISPOSITIVOS DE TERMOGRAFÍA INFRARROJA.....	47
2.3.7 CONCEPTOS EXPERIMENTALES	54
2.3.8 JUSTIFICACION DEL USO TERMOGRAFÍA PARA EL DIAGNÓSTICO DE MOTORES DE INDUCCIÓN.....	57
2.4 TÉCNICA DE ANÁLISIS DE CORRIENTES.....	62
2.4.1 INTRODUCCION.....	62
2.4.2 TEORÍA DEL ANALISIS DE SEÑAL DE CORRIENTE DEL MOTOR (MCSA).....	62
2.4.3 METODOLOGÍA DE ANÁLISIS DE SEÑAL.....	65
2.5. PROCESADO DE IMÁGENES.....	77
2.5.1 INTRODUCCIÓN.....	77
2.5.2 TÉCNICAS DE RECONOCIMIENTO DE IMÁGENES.....	77
2.5.3 MÉTODOS DE CLASIFICACIÓN DE RESULTADOS (DATA MINING).....	86

CAPÍTULO 3. METODOLOGIA PARA LA OBTENCIÓN DE MODELO TÉRMICO BASADO EN EL BALANCE ENERGÉTICO DE MOTOR DE INDUCCIÓN MEDIANTE TERMOGRAFÍA INFRARROJA.

3.1 DESCRIPCIÓN DEL MÉTODO PROPUESTO	91
3.2 PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL.....	92
3.2.1 DESCRIPCIÓN DEL MOTOR.....	92
3.2.2 DESCRIPCIÓN DE LA CÁMARA TERMOGRÁFICA.....	95
3.2.3 DESCRIPCIÓN DE OTROS DISPOSITIVOS.....	95

3.2.4 ESQUEMA DEL SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE DATOS Y PROCEDIMIENTO DE ENSAYO.....	97
3.2.5 DESCRIPCIÓN DEL SOFTWARE DE ANÁLISIS DE IMÁGENES TERMOGRÁFICAS Y PROCEDIMIENTO DE TRATAMIENTO DE DATOS.....	103
3.3 CARACTERIZACIÓN DE MODELO DE BALANCE ENERGÉTICO.....	112
3.4 VALIDACIÓN DEL MODELO. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	117
3.5 CONCLUSIÓN.....	125

CAPÍTULO 4. METODOLOGÍA DE CARACTERIZACIÓN DE FALLOS Y DIAGNÓSTICO PRELIMINAR DE MOTORES DE INDUCCIÓN MEDIANTE TERMOGRAFÍA INFRARROJA

4.1 DESCRIPCIÓN DEL MÉTODO PROPUESTO.....	127
4.2 FALLOS ESTUDIADOS.....	127
4.3 PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL.....	131
4.4 RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	134
4.4.1 FALLO DE RODAMIENTOS.....	134
4.4.2 FALLO DEL SISTEMA DE VENTILACIÓN.....	136
4.4.3 FALLO DE BARRAS ROTAS.....	138
4.4.4 FALLO DE DESEQUILIBRIO DE FASES.....	140
4.4.5 COMPARATIVA ENTRE LOS DISTINTOS FALLOS ESTUDIADOS.....	144
4.5 CONCLUSIÓN.....	147

CAPÍTULO 5. COMBINACIÓN DE TÉCNICAS NO INVASIVAS (ANÁLISIS DE CORRIENTES Y TERMOGRAFÍA)

5.1 DESCRIPCIÓN DEL MÉTODO PROPUESTO.....	148
5.2 PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL.....	151
5.2.1 DESCRIPCIÓN DEL OSCILOSCOPIO DIGITAL Y DE LA PINZA AMPERIMÉTRICA.....	152
5.3 RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	153
5.3.1 FALLO DE BARRAS ROTAS.....	153
5.3.2 FALLO DE RODAMIENTOS.....	159
5.3.3 FALLO DEL SISTEMA DE VENTILACIÓN.....	164
5.4 CONCLUSIÓN.....	169

CAPÍTULO 6. METODOLOGÍA DE SEGMENTACIÓN AUTOMÁTICA DE IMÁGENES INFRARROJAS

6.1 DESCRIPCIÓN DEL MÉTODO PROPUESTO.....	170
6.2 PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL.....	171
6.2.1 ADQUISICIÓN DE IMÁGENES MEDIANTE TERMOGRAFÍA INFRARROJA.....	173
6.2.2 MÉTODO DE RECONOMIENTO DE IMÁGENES.....	173
6.3 RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	181
6.3.1 RESULTADOS DEL MÉTODO C.4.5.....	181
6.2.2 RESULTADOS DEL MÉTODO NAÏVE BAYES.....	182
6.4 CONCLUSIÓN.....	183

CAPÍTULO 7. CONCLUSIÓN Y TRABAJOS FUTUROS

7.1 CONCLUSIÓN.....	184
7.2 TRABAJOS FUTUROS.....	185

BIBLIOGRAFÍA.....	186
--------------------------	------------

PARTE II. RELACIÓN DE ARTÍCULOS

ARTÍCULO 1. M.J.Picazo-Ródenas, R.Royo, J.Antonino-Daviu, J.Roger-Folch, “**Energy balance and Heating Curves of electric motors based on Infrared Thermography**”, 20th IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), 2011, Poland. Print ISBN 978-1-4244-9310-4. DOI: 10.1109/ISIE.2011.5984224.....**199**

ARTÍCULO 2. M.J.Picazo-Ródenas, R.Royo, J.Antonino-Daviu, J.Roger-Folch, “**Use of the infrared data for heating curve computation in induction motors: Application to fault diagnosis**”. Engineering Failure Diagnosis, vol. 35, pp 178-192. Ed ELSEVIER, 2013. DOI:10.1016/j.engfailanal.2013.01.018.....**216**

ARTÍCULO 3. M.J. Picazo-Ródenas, R. Royo, J. Antonino-Daviu, “**A new methodology for complementary diagnosis of induction motors based on infrared thermography**”, International Journal on Energy Conversion (IRECON), Vol 3, No. 2, 2015. DOI:10.15866/irecon.v3i2.5647.....**244**

ARTÍCULO 4. M.J. Picazo-Ródenas, J. Antonino-Daviu, Senior Member, IEEE , V. Climente-Alarcón, Member, IEEE, R. Royo-Pastor and A. Mota-Villar “**Combination of non-invasive approaches for general assessment of induction motors**, IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 51, no. 3, pp. 2172-2180, 2015. DOI: 10.1109/TIA.2014.2382880.....**266**

ARTÍCULO 5. Petros Karvelis, George Georgoulas, Chsysostomos D. Stylios , Ioannis P. Tsoumas , Jose Alfonso Antonino-Daviu, María José Picazo Ródenas, Vicente Climente-Alarcón “**An Automated Thermographic Image Segmentation Method for Induction Motor Fault Diagnosis**”, Proceedings 40th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, 10.1109/IECON-pp. 3396-3402, 29 Oct. 2014. DOI: 10.11009/IECON.2014.7049001.....**286**

PARTE I: MEMORIA

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

1.1 OBJETIVOS

El objetivo fundamental de la presente Tesis consiste en la **Implementación de un sistema de diagnóstico automático de averías de máquinas eléctricas basado principalmente en la técnica de termografía infrarroja**. Se pretende que este sistema posea un alta fiabilidad, idóneo para su utilización en una amplia variedad de aplicaciones industriales y válido para la detección de un amplio rango de averías. Su carácter automático evita la fuerte carga subjetiva que conlleva la aplicación individual de termografía infrarroja hace que en algunos casos, solo termógrafos experimentados puedan caracterizar los fallos con éxito.

Para poder cumplir el objetivo fundamental de la Tesis, se han de conseguir los siguientes objetivos específicos:

- **Obtención de Modelo Térmico basado en el balance energético de un motor eléctrico**, mediante el uso de termografía infrarroja y con el empleo de la Teoría de Transferencia de calor. De esta manera, se pretende predecir el comportamiento térmico del motor bajo cualquier configuración o condiciones de operación, encaminado al estudio de la dependencia entre las curvas de calentamiento del motor y el tipo de fallo presente en la máquina, de cara a obtener eventuales indicadores que informarán sobre la presencia de la avería, a partir de dichas curvas.
- **Caracterización de fallos y Diagnóstico preliminar** mediante análisis de las principales diferencias en el comportamiento térmico de los motores dañados, tras la comparación de las imágenes termográficas obtenidas y las curvas de calentamiento en diversos puntos estratégicos de la carcasa del motor, para cada uno de los fallos estudiados.
- **Evaluación de las técnicas existentes para el diagnóstico de fallos en motores de inducción e implementación de un método consistente en la combinación de la técnica de análisis de corrientes y termografía infrarroja**. De esta manera, mediante el uso combinado de estas técnicas, me ayudará a diagnosticar un rango más amplio de averías, obteniendo al mismo tiempo resultados más fiables que si se empleara una sola técnica. Además, dado el carácter no invasivo de estas técnicas, el procedimiento se haría sin perturbar el funcionamiento de la máquina.
- **Implementación de una Metodología de procesamiento de imágenes y reconocimiento de formas para detectar de forma automática los patrones térmicos generados en diferentes condiciones**. Estos sistemas están dotados de algoritmos de inteligencia artificial, que pueden ayudar a reducir dicha subjetividad e incluso, en algunos casos, eliminar por

completo la intervención humana en el proceso de detección, con el consecuente aumento de efectividad.

Para la consecución de los objetivos planteados en la presente Tesis se partirá de una parte experimental, mediante el desarrollo de ensayos, efectuados sobre máquinas eléctricas con distintos tipos y grados de avería. Estos ensayos se fundamentan en la captura de una secuencia de imágenes infrarrojas mediante la utilización de una cámara termográfica, de manera que permite obtener la evolución térmica y secuencia de imágenes termográficas de la superficie de la máquina desde el régimen transitorio hasta alcanzar el estado permanente. Se complementará a partir de los ensayos experimentales realizados con la técnica de análisis de corrientes, mediante la captura de la señal de corriente del estator, en un intervalo de tiempo lo suficientemente largo para realizar el rastreo de los armónicos relacionados con los fallos

Posteriormente, le sigue el procesado de la Información, mediante el análisis detallado de los datos disponibles, tanto procedentes de la secuencia de imágenes termográficas obtenidas, así como de un análisis de la señal de corriente. De manera añadida, a partir de la secuencia de imágenes termográficas, se implementa un método de reconocimiento de patrones de dichas imágenes.

Las principales averías cuyo diagnóstico se pretende abordar en la presente Tesis son las siguientes: fallos en rodamientos, fallos en sistema de ventilación, rotura de barras rotóricas y desequilibrio de fases.

1.2 ORGANIZACIÓN Y DESARROLLO DE LA TESIS

La Tesis está organizada en torno a dos núcleos principales.

El primer núcleo consiste en una Memoria que contiene fundamentalmente la introducción del trabajo, el estado del arte basado en las diferentes conceptos teóricos y tecnologías empleadas y una relación de capítulos donde se detallan las distintas metodologías empleadas en la presente Tesis y sobre los que se basa la contribución científica desarrollada.

En el segundo núcleo de la Tesis, se recogen las aportaciones científicas asociadas al presente trabajo, que consiste en una colección de cinco artículos en los que participa el autor de la Tesis.

La estructuración de la Memoria de la Tesis se lleva a cabo mediante siete capítulos descritos a continuación:

El capítulo 1 está dedicado a la introducción, con el planteamiento de objetivos a satisfacer y la descripción de la organización y desarrollo de la Tesis.

El capítulo 2 se basa en una revisión y recopilación de los distintos conceptos teóricos y tecnologías empleadas en la presente Tesis. A su vez, este capítulo está subdividido en cinco partes fundamentales. La primera parte, se encarga de realizar una descripción del motor de inducción, con el detalle de su constitución y funcionamiento. En la segunda parte, se justifica la necesidad de realizar un Mantenimiento del más alto nivel en los motores de inducción y se realiza una revisión y clasificación de los principales fallos en los motores de inducción, así como las principales estrategias de Mantenimiento y Técnicas de diagnóstico de referencia. La tercera parte describe con detalle la Termografía infrarroja, principal Técnica de diagnóstico utilizada en la presente Tesis, con la justificación final del uso de dicha técnica para el diagnóstico de motores de inducción, a partir de una revisión bibliográfica exhaustiva. La cuarta parte describe la Técnica de análisis de corrientes, aplicada principalmente al diagnóstico de averías rotóricas y la quinta parte describe la base teórica de la Técnica de procesado y reconocimiento de imágenes, así como los métodos de clasificación de la información obtenida.

El capítulo 3 se centra en la Metodología para la Obtención del Modelo Térmico basado en el balance energético del motor de inducción, con el uso de Termografía Infrarroja. Se describe el método propuesto, así como el proceso experimental seguido, con la descripción del procedimiento de ensayo y de los programas de tratamiento de la información. Seguidamente, se realiza la caracterización del modelo, con el uso de la Teoría de Transferencia de Calor, para posteriormente validar dicho modelo, con la aplicación al motor bajo condiciones de fallo. Finalmente, se exponen las conclusiones que se extraen tras la aplicación de esta Metodología, basadas en la capacidad del Modelo para predecir y comparar las curvas de calentamiento del motor bajo distintas condiciones de funcionamiento, incluyendo las condiciones en estado de fallo.

En el capítulo 4 se desarrolla la Metodología de análisis detallado de la información procedente de las imágenes termográficas obtenidas experimentalmente, tanto del motor

sano, como del motor en estado de fallo, encaminada a la obtención de datos relevantes para poder efectuar un diagnóstico más preciso. Se describe el método propuesto, la descripción de fallos estudiados, así como el procedimiento experimental, resultados y discusión para cada caso. Finalmente, se exponen las conclusiones que se extraen tras la aplicación de esta Metodología, de forma que se valida el uso de la técnica viable para el diagnóstico de alarmas o condiciones anormales de funcionamiento en los motores de inducción. Este hecho se ratifica ya que tanto las imágenes termográficas como la evolución temporal de temperaturas contienen por sí solas claros patrones distintivos.

El capítulo 5 se centra en la Metodología basada en la combinación de dos técnicas no invasivas de diagnóstico: análisis de corrientes y termografía Infrarroja. De esta manera, se pretende aumentar la fiabilidad en el diagnóstico, además de poder analizar un rango más amplio de averías. Se describe el método propuesto, mediante la representación de un diagrama con los distintos pasos a seguir. Seguidamente, se detalla el proceso experimental seguido, con la descripción del procedimiento de ensayo y de los algoritmos de tratamiento de la información. Finalmente, se exponen los resultados y discusión y las conclusiones que se extraen. De esta manera, se verifica que las técnicas empleadas muestran distinta efectividad para identificar cada fallo, por lo que se complementan y constituyen una Metodología de mantenimiento predictivo de alto nivel, que conlleva una mayor fiabilidad en el diagnóstico.

En el capítulo 6 se desarrolla la Metodología de segmentación automática de imágenes termográficas, orientada a un diagnóstico automático de los principales fallos de los motores de inducción. Se detalla el método de reconocimiento de patrones en las imágenes seguido, dotado de algoritmos de inteligencia artificial. Finalmente, se presentan los resultados y discusión, así como las conclusiones que se extraen, donde se ratifica la potencialidad del método propuesto para la identificación del tipo de fallo de una manera automática con un alto grado de precisión.

En el capítulo 7 se recogen las conclusiones que se extraen y los trabajos futuros que se plantean.

La Memoria termina con la lista de referencias bibliográficas citadas.

El documento se cierra con el segundo núcleo de la Tesis, donde se recogen cinco artículos representativos de la contribución científica aportada a la literatura especializada en la materia.

CAPÍTULO 2. ESTADO DEL ARTE

2.1. DESCRIPCIÓN DEL MOTOR DE INDUCCIÓN DE JAULA DE ARDILLA

2.1.1. INTRODUCCIÓN

Las máquinas eléctricas rotativas son aquellas que permiten la conversión entre distintos tipos de energía, gracias a la combinación de los efectos de campos magnéticos y corrientes eléctricas. Mediante su utilización, es posible obtener energía eléctrica a partir de energía mecánica y realizar el proceso inverso, actuando como generador o como motor respectivamente.

Dentro de la familia de las máquinas eléctricas rotativas, se pueden distinguir diversos tipos. Los más destacados son los siguientes:

- Máquinas de inducción o asíncronas.
- Máquinas síncronas.
- Máquinas de corriente continua.

El motor asíncrono, también llamado motor de inducción, es el tipo de motor más utilizado de todas las máquinas eléctricas rotativas. Esto se debe a sus características constructivas, que lo hacen más económico y robusto. Por tanto, precisa de un menor mantenimiento que el resto de máquinas. Sin embargo, por su gran uso en el entorno industrial, constituye un elemento clave en numerosos procesos críticos, por lo que resulta de especial interés conocer y saber identificar las averías típicas de este tipo de máquinas, así como los procedimientos predictivos que puedan guiar a una reducción de fallos imprevistos [Durocher, 2004], [Thomson, 2001].

En este apartado, se describe, con fines meramente introductorios, la máquina asíncrona (y, más específicamente, el motor de jaula de ardilla), desde un punto de vista constructivo y de funcionamiento. Se realiza esta descripción, a sabiendas de que este funcionamiento es bien conocido por muchos posibles lectores, dado que la Tesis abarca diferentes áreas y con el fin de facilitar la comprensión del documento por expertos no familiarizados con el área de máquinas eléctricas.

2.1.2. CONSTITUCIÓN DEL MOTOR

Como es sabido, el motor trifásico de inducción, al igual que el resto de máquinas eléctricas, consta de dos partes diferenciadas, que son la parte fija o estator y la parte giratoria o rotor. Ambas se encuentran separadas por un pequeño espacio libre que recibe el nombre de entrehierro, que permite el libre giro del rotor en el interior de la máquina. [Fraile Mora, 2008].

En la Figura 2-01, se muestran los principales elementos de un motor de corriente alterna de inducción tipo jaula de ardilla.

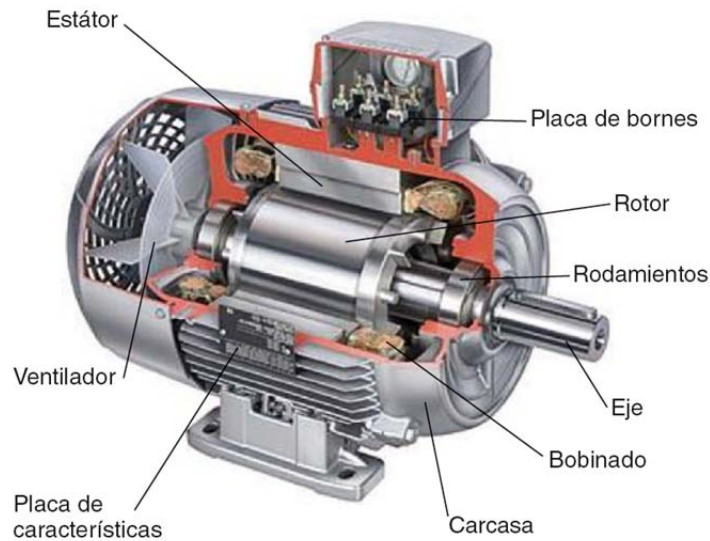


Figura 2-01. Constitución de un motor de jaula de ardilla.

El Estator está formado a su vez por tres elementos principales: la carcasa, el núcleo y el devanado.

La carcasa es la estructura que sirve como soporte del motor. Por lo general se construye de hierro fundido, acero o aluminio, ya que debe ser resistente a la corrosión. Suele también estar compuesta por aletas para permitir un enfriamiento mucho más rápido del motor.

El núcleo magnético del estator está compuesto de chapas de acero magnético con tratamiento térmico para reducir al mínimo las pérdidas del hierro.

El devanado del estator está compuesto, generalmente, por tres bobinas con iguales características, usualmente una por fase, formando un sistema trifásico para conectarse a la red de suministro. En máquinas de baja tensión y potencias no muy elevadas, este devanado está fabricado con hilo de cobre esmaltado y en grandes máquinas suele ser de pletina de cobre aislada con aislamientos del tipo micra-epoxi.

El Rotor está formado por otros tres elementos principales: el eje, el núcleo de chapas además de las barras y anillos de cortocircuito.

El eje del motor, también conocido como flecha, es el encargado de transmitir la potencia mecánica desarrollada por el motor. Éste recibe un tratamiento térmico para evitar problemas con deformación y fatiga.

El núcleo de chapas tiene las mismas características que las del estator.

Las barras y anillos de cortocircuito son fabricadas con aluminio, cobre o bronce y se encuentran fundidos a presión en una pieza única.

El motor también dispone de otros **elementos auxiliares**: la caja de bornes, sistema de ventilación y entrehierro.

La caja de bornes aloja los terminales de los devanados estatóricos para su conexión a la alimentación. Existen dos terminales por devanado y generalmente un devanado por fase.

El sistema de refrigeración consiste en un ventilador. Si éste está acoplado al eje de giro, refrigerará al motor cuando gire, evacuando el calor al exterior. Es lo que se llama auto-ventilación. También existen motores con ventilación forzada, si el motor tiene su propio ventilador, o refrigerados con agua o aceite.

El entrehierro es el espacio de aire que separa el estator del rotor. Debe ser lo más reducido posible para minimizar los flujos de dispersión y reducir la reluctancia del circuito magnético, ya que el aire conduce mucho peor el flujo magnético que el hierro.

2.1.3. FUNCIONAMIENTO DEL MOTOR

A continuación, se enuncian las Leyes Fundamentales y parámetros fundamentales que rigen el funcionamiento de los motores asíncrono [Fraile Mora, 2008], [Fernandez, 1998].

Ley de Faraday. Cuando el flujo magnético concatenado por una espira varía, se genera en ella una fuerza electromotriz conocida como fuerza electromotriz inducida. La variación del flujo abarcado por la espira puede deberse a tres causas diferentes: la variación temporal del campo magnético en el que está inmersa la espira, la variación de la posición relativa de la espira dentro de un campo constante o una combinación de las dos causas anteriores. En cualquier caso, la fuerza electromotriz inducida en la espira sólo depende de la variación del flujo abarcado por ella sin importar su origen.

La ley de inducción electromagnética fue enunciada por Faraday en 1831 y postula que “el valor absoluto de la fuerza electromotriz inducida está determinado por la velocidad de variación del flujo que la genera”:

$$|e| = \left| \frac{d\phi}{dt} \right| \quad (2-01)$$

El sentido de la fuerza electromotriz se determina a partir de la ley de Lenz que especifica que “la fuerza electromotriz inducida debe ser tal que tienda a establecer una corriente por el circuito magnético que se oponga a la variación del flujo que la produce”:

$$|e| = - \left| \frac{d\phi}{dt} \right| \quad (2-02)$$

En un motor asíncrono, este fenómeno se manifiesta al energizar el devanado del estator. Cuando se conecta a una fuente de suministro trifásica, se produce un campo magnético de una magnitud constante que gira en el entrehierro a una velocidad sincrónica (o de sincronismo). Este campo rotatorio induce una fuerza electromotriz (f.e.m) en el devanado o jaula del rotor. Como el rotor está constituido por barras cortocircuitadas, la tensión inducida produce también una corriente inducida en ellas, produciendo su vez su propio campo magnético, que es el mismo que interactúa con el campo magnético principal, experimentándose una fuerza o par que hace girar al rotor. A este par desarrollado se le conoce como par de arranque. Cuando el motor es energizado con una carga inicial, se requiere que el par de la carga sea menor que el par de arranque para que el rotor comience a girar. Cuando el motor arranca sin carga, el rotor alcanzará rápidamente una velocidad muy cercana a la velocidad de sincronismo. Sin embargo, nunca podrá girar a esta velocidad debido a que sus bobinas parecerían fijas respecto al campo rotatorio y no habría f.e.m inducida en ellas. Al no existir una f.e.m inducida en el rotor, no circularía ninguna corriente y como consecuencia, no se manifestaría ninguna fuerza debida a la no interacción de los campos magnéticos del rotor y estator.

En el funcionamiento de un motor de inducción hay magnitudes y aspectos importantes que sirven como indicadores de su funcionamiento y como delimitadores de las condiciones en las cuales debe funcionar el motor. Entre estos aspectos se encuentran la potencia mecánica, potencia eléctrica, velocidad nominal, par nominal, corriente consumida, clase de servicio y clase de aislamiento. A continuación definiremos algunos de estos aspectos:

Potencia mecánica (P_{mec}). La potencia mecánica es la potencia que desarrolla el motor en su eje en un instante dado bajo unas condiciones de carga específicas. Depende del par y de la velocidad de giro del eje, según la siguiente expresión:

$$P_{mec} = T \cdot \omega_{eje} \quad (W) \quad (2-03)$$

Donde T es el par en el eje (en N.m) y ω_{eje} es la velocidad angular del rotor (en rad/s).

Potencia eléctrica (P_{elec}). La potencia eléctrica es la potencia demandada por el motor para su funcionamiento y su valor viene dado por la siguiente expresión:

$$P_{elec} = \sqrt{3} \cdot U_l \cdot I_l \cdot \cos\varphi \quad (W) \quad (2-04)$$

Donde U_l es la tensión de línea, I_l es la corriente de la línea y φ es el ángulo que forma la potencia aparente con respecto a la activa en el triángulo de potencias.

Par nominal (T). El par motor es el momento de fuerza que ejerce un motor sobre el eje de transmisión de potencia. La potencia desarrollada por el par motor es proporcional a la velocidad angular del eje de transmisión. Su valor viene dado por la siguiente expresión:

$$T = P_{mec}/\omega_{eje} \quad (\text{N}\cdot\text{m}) \quad (2-05)$$

Donde P_{mec} es la potencia mecánica del eje y ω_{eje} es la velocidad angular del rotor.

Rendimiento (η). El rendimiento es la eficiencia con la que un motor eléctrico aprovecha la energía consumida (potencia eléctrica) para generar potencia útil en el eje (potencia mecánica). El orden de magnitud del rendimiento para los motores eléctricos se encuentra entre 70-80% para motores pequeños y más del 90 % para motores de cientos de kW. Se define mediante la siguiente fórmula:

$$\eta = \frac{\text{Potencia en el eje del motor}}{\text{Potencia consumida}} \quad (2-06)$$

Deslizamiento (S). El deslizamiento es la diferencia relativa entre la velocidad del campo magnético (velocidad de sincronismo) y la velocidad del rotor.

$$S = \frac{n_s - n}{n_s} \quad (2-07)$$

Donde n_s es la velocidad de sincronismo y n es la velocidad angular del rotor.

Clase de servicio. Otro de los factores que influye en el calentamiento del motor, junto a los factores ambientales y el grado de carga, es la clase de servicio, que hace referencia al conjunto de regímenes a los que está sometida la máquina. En efecto, si una máquina presenta alternancia de ciclos de trabajo con fuerte carga y ciclos casi en vacío, sin carga o incluso parada, alcanzará menos temperatura que otra que trabaje continuamente con fuertes cargas.

Habría que distinguir entre los siguientes conceptos:

Régimen de una máquina eléctrica rotativa: conjunto de valores numéricos de aquellas magnitudes eléctricas que caracterizan sus diferentes estados de funcionamiento.

Servicio: conjunto de regímenes, incluyendo los periodos de funcionamiento en vacío y reposo, a los que está sometida una máquina, teniendo en cuenta su duración y secuencia en el tiempo.

Las clases de servicio se encuentran normalizadas de la siguiente manera:

S1: Servicio continuo.

S2: Servicio temporal.

S3: Tipo de servicio periódico intermitente sin arranque.

S4: Servicio periódico intermitente con arranque.

S5: Servicio periódico intermitente con arranque y frenado eléctrico.

S6: Tipo de servicio de funcionamiento continuo.

S7: Servicio de funcionamiento continuo con arranque y frenado eléctrico

S8: Servicio periódico de funcionamiento continuo con cambios de carga/velocidad relacionados.

S9: Servicio con variaciones de carga y velocidad no periódicas.

Clase de aislamiento: La función principal del aislamiento en las máquinas eléctricas consiste en separar partes que se encuentran a diferentes potenciales (conductores entre sí, con respecto a la carcasa, a las chapas magnéticas, etc.). La capacidad de un aislante para soportar temperatura sin degradarse es una cualidad muy importante, por lo que las normas los clasifican por las temperaturas límites que soportan. Esta temperatura límite define la vida útil de los materiales y compuestos, es decir, el periodo de tiempo en el que mantiene sus características físicas y químicas sin degradarse de manera excesiva como para hacer peligrar el sistema de aislamiento de la máquina.

Es muy importante no sobrepasar los límites de temperatura o intercambiar materiales de una clase por los de otra inferior ya que sobrepasar esos límites implica una fuerte degradación para el aislamiento. Para los materiales y sus compuestos más usados en bobinados de motores y generadores eléctricos, los límites de temperatura, en función de la clase térmica son los siguientes:

Clase E temperatura máxima 120°C

- Compuestos de papel y lámina de poliéster
- Lamina de poliéster.

Clase B temperatura máxima 130°C

- Lamina de poliéster usado con compuestos y barnices clase B.
- Barnices y resinas polivinílicas. Melaninas

Clase F temperatura máxima 155°C

- Compuestos de papel de poliamida y poliéster
- Barnices y resinas epoxídicas y poliéster modificadas

Clase H temperatura máxima 180°C

- Papel de poliamida
- Tejidos y fieltros de vidrio. Hilados y cintas.
- Barnices y resinas de siliconas.

2.2. MANTENIMIENTO DEL MOTOR DE INDUCCIÓN DE JAULA DE ARDILLA

2.2.1. JUSTIFICACIÓN

Según diversos autores, tal como se ha comentado en el apartado anterior, entre un 40% y un 50% de la energía demandada en un país industrializado, se consume en motores asíncronos. Este hecho demuestra la importancia que tiene este tipo de máquinas en la industria y justifica la inversión de recursos en el conocimiento de sus averías y de las técnicas predictivas para detectarlas con suficiente antelación [Durocher, 2004], [Thomson, 2001].

Tradicionalmente, las máquinas eléctricas rotativas han sido consideradas como elementos de bajo mantenimiento, especialmente las máquinas de inducción de jaula de ardilla. Sin embargo, pueden sufrir fallos o anomalías tanto de tipo eléctrico, mecánico o incluso una combinación de ambos tipos. Estos fallos o anomalías pueden estar causados por factores térmicos, eléctricos, ambientales o mecánicos (TEAM) principalmente. La gran mayoría de veces suelen estar estrechamente vinculados al entorno dónde se ubica la máquina eléctrica o el ciclo de trabajo que realiza.

Desde el punto de vista mecánico, las máquinas eléctricas rotativas pueden estar sometidas a arranques muy frecuentes, ciclos de trabajo muy pesados, a marchas intermitentes o incluso a cargas pulsantes. Desde el punto de vista eléctrico, pueden estar sometidas a transitorios indeseados en su alimentación. Además, pueden estar expuestas a sobrecargas térmicas o incluso a contaminación ambiental.

Todas las anteriores causas mencionadas y otras, pueden provocar diferentes fallos en las máquinas eléctricas rotativas. Por todo ello, cada día resulta más necesario conocer el estado de las máquinas para así poder detectar y diagnosticar los posibles fallos que puedan aparecer, incluso cuando todavía se encuentran en un estado incipiente.

De manera adicional, en los últimos años, se ha producido una apertura de fronteras asociada a la introducción a nuevos mercados de importación y exportación que conlleva la emergente libre competencia entre diferentes países. Este hecho desemboca en todos los sectores industriales en una reducción de costes que conlleva a un uso de materiales más económicos, abaratamiento de la obra, así como la necesidad de automatización de las plantas de producción. Estos cambios suponen además un incremento de los presupuestos destinados al mantenimiento de máquinas eléctricas rotativas y demás equipos industriales, ya que las pérdidas ocasionadas por una avería inesperada de una máquina o un equipo dentro del proceso de producción, pueden acarrear importantes pérdidas para la empresa. La consecuencia de este aporte económico destinado al desarrollo del mantenimiento, son los estudios elaborados y el desarrollo de planes de mantenimiento realizados en los últimos

años. Además se han realizado estudios sobre la clasificación de los fallos, la frecuencia con que se producen los fallos, las diferentes formas de diagnosticar los fallos, etc.

En el siguiente apartado se abordan los fallos más frecuentes en este tipo de máquinas, haciendo énfasis en el motor de inducción que, como se ha comentado, es la máquina eléctrica rotativa más utilizada.

2.2.2. FALLOS EN MOTORES DE INDUCCIÓN

Las máquinas eléctricas de inducción se consideran muy robustas y tolerantes a fallos. Pero debido a la posibilidad de que se produzca algún fallo o avería, unido a que un alto porcentaje de las máquinas eléctricas de inducción se ubican en puntos vitales dentro de los procesos de fabricación o de la propia industria, son consideradas como elementos susceptibles para su realizarles diagnosis y detección de fallos.

En la Tabla 2-01 se indican, aunque sin cuantificar, las posibles solicitaciones que pueden producirse sobre el motor y los elementos constituyentes del mismo que pueden verse afectados [Duque, 2010].

Solicitación	Estator	Rotor	Rodamientos	Eje
Térmica	X	X	X	X
Dieléctrica	X	X	X	X
Residual		X		X
Mecánica	X	X	X	X
Dinámica		X	X	X
Electromagnética	X	X	X	X
Ambiental	X	X	X	X

Tabla 2-01. Posibles solicitaciones de las principales partes de un motor.

En las últimas décadas, se han realizado diferentes estudios sobre la ocurrencia de los distintos fallos en las motores de inducción, debido a que cada vez se hace más necesario la posibilidad de detectar estos fallos de forma incipiente, antes incluso de que lleguen a ocurrir. De esta manera, se permite un margen de tiempo valioso para poder realizar una parada controlada y realizar su reparación o reposición. Las conclusiones de dichos estudios son, en ocasiones, discordantes. Esto se debe a que el porcentaje de ocurrencia de los distintos fallos está estrechamente ligado tanto al tamaño del motor considerado como a la industria en la que opera. De este modo, se ha comprobado en [Allianz] que la distribución de fallos en motores de baja potencia (<4kW) difiera de la de motores grandes de alta tensión (>4kW). Por otro lado, en el estudio elaborado en [Thorsen, 1997] sobre motores operando en la industria petroquímica, queda constatado que el porcentaje de ocurrencia de distintos fallos no es igual para una industria con motores con regímenes de funcionamiento más estable (petroquímica) que una con arranques frecuentes (cementera, papelera).

En cualquier caso, una Tabla empleada por muchos artículos como referencia del porcentaje de fallos en motores de inducción es la Tabla 2-02, la cual resume porcentualmente los principales fallos que se producen en las máquinas eléctricas rotativas, según el estudio de [Thomson, 2001] y que viene a ser un compendio de otros estudios ([IEEE Motor Reliability Working work, 1985],[Thorsen, 1997], [Bonnet, 1992]).

TIPO DE FALLO	PORCENTAJE
Fallo rodamientos	41 %
Fallos en el estator	37 %
Fallos en el rotor (rotura de barras y anillos rotóricos)	10 %
Otros	12 %

Tabla 2-02. Porcentaje de ocurrencia de fallos por tipos.

De la Tabla 2-02, se extrae que un alto porcentaje, muy cercano a la mitad del total de los fallos, se debe a fallos en rodamientos. Este fallo tiene un carácter mecánico y generalmente está producido por el desgaste, ya que los rodamientos soportan todas las fricciones del movimiento. El otro gran porcentaje de fallos se produce en el estator y está principalmente ligado al deterioro en el sistema aislante. Los fallos en el rotor suponen un menor porcentaje y pueden ser fallos de tipo eléctrico, como la rotura de barras o anillos de cortocircuito o de origen mecánico, como eventuales excentricidades estáticas, dinámicas o, más comúnmente, mixtas [Singh, 2002].

De manera añadida, en la Figura 2-02, extraída de un informe elaborado en 1982 por el “Electric Power Research Institute”, se detallan los tipos de fallos que se producen en cada elemento y además se los desglosa de forma porcentual [Negrea, 2006] [Tesis Puche, 2008].

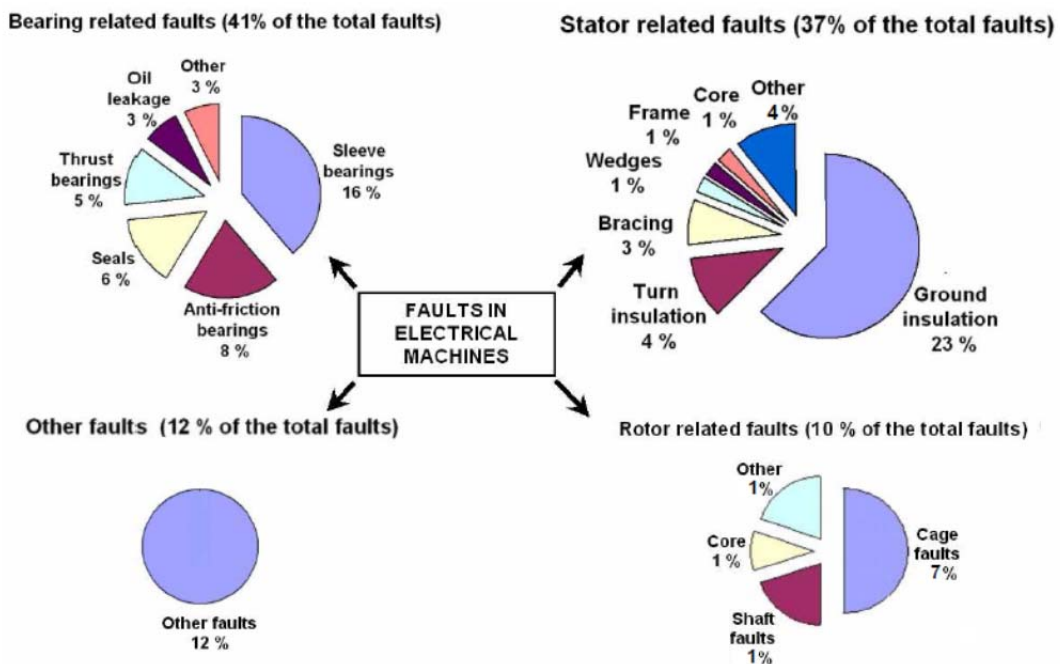


Figura 2-02. Distribución de fallos, extraído de EPRI 1982.

En cuanto a la clasificación de los fallos, no existe una clasificación de los fallos estandarizada, ya que ésta se puede realizar atendiendo a diversos criterios.

Según algunos estudios, las averías se clasifican según las fuentes que puedan producir fallos. En la Figura 2-03, se representa un diagrama de dicha clasificación, en función de las causas de fallo, internas o externas a la propia máquina eléctrica. Las fuentes internas de fallos corresponden a pequeñas anomalías constructivas que desembocan en fallos mecánicos tales como excentricidades, fallos en el rotor o laminaciones y en fallos eléctricos tales como rotura de barras, fallos en los dieléctricos, fallo en circuitos magnéticos, etc. Las fuentes de fallos externas no dependen de la máquina eléctrica sino de los equipos auxiliares y de la ubicación de la máquina eléctrica. A su vez, se agrupan en fuentes de fallo eléctricas, como fluctuaciones en las tensiones de alimentación, tensiones desbalanceadas, en fuentes de fallo mecánicas, como sobrecargas, cargas pulsantes o fuentes ambientales, relacionadas con el entorno de trabajo, como sería la temperatura y la humedad [Singh, 2002], [Tesis Puche, 2008].

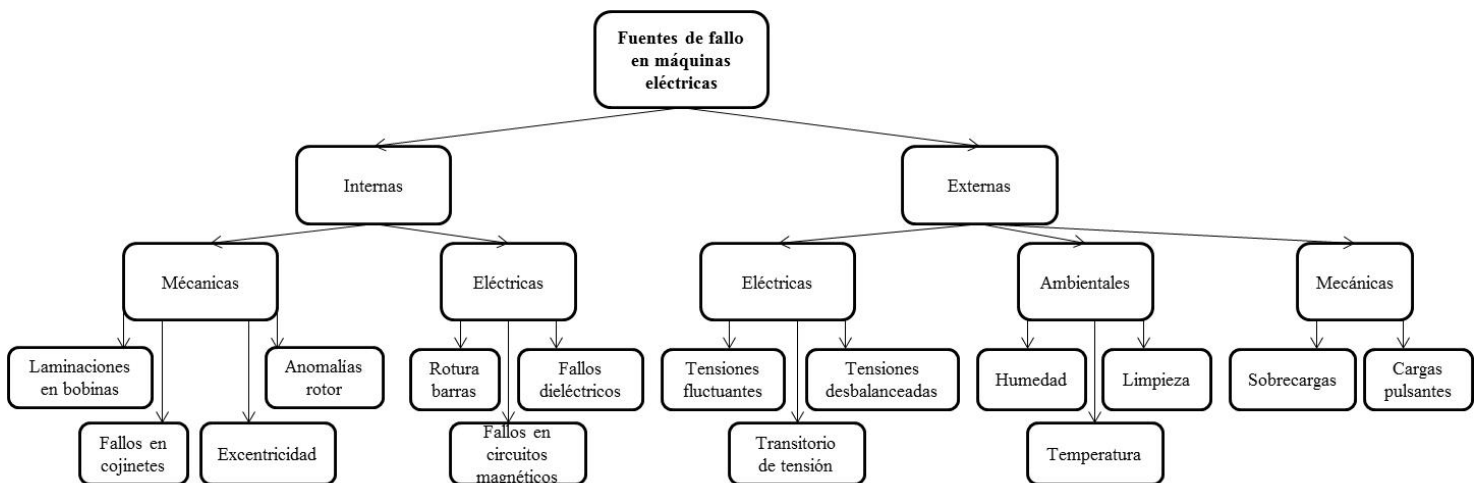


Figura 2-03. Fuentes de fallo en las máquinas eléctricas rotativas extraído de [Singh, 2002].

Por otra parte, en la Figura 2-04, se representa una clasificación de los fallos según la naturaleza del fallo, según sea de origen eléctrico o mecánico. A su vez, el siguiente escalón de clasificación se centra en los elementos donde se producen dichos fallos [Mirafzal, 2006], [Tesis Puche, 2008].

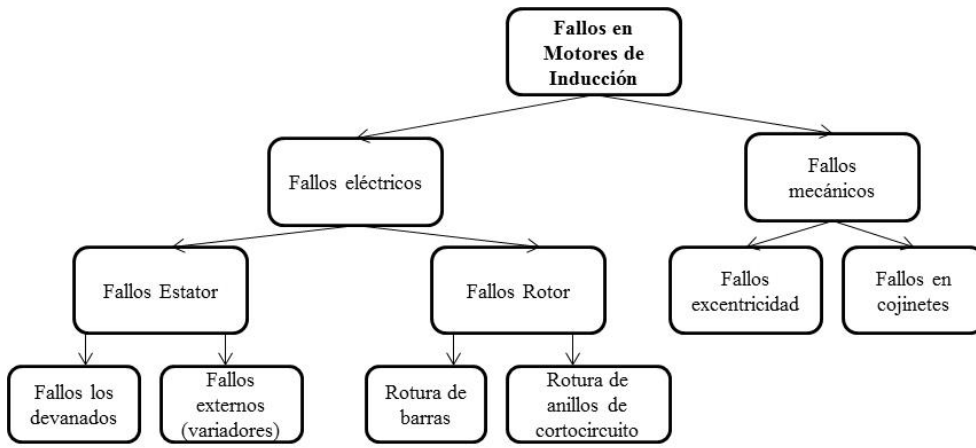


Figura 2-04. Clasificación de los principales fallos de máquinas eléctricas atendiendo a la naturaleza del fallo extraído de [Mirafzal, 2006].

En la Figura 2-05 se representa otro ejemplo de clasificación de fallos, en función de los elementos en los que se produce el fallo, rotor o estator [Singh, 2002], [Tesis Puche, 2008].

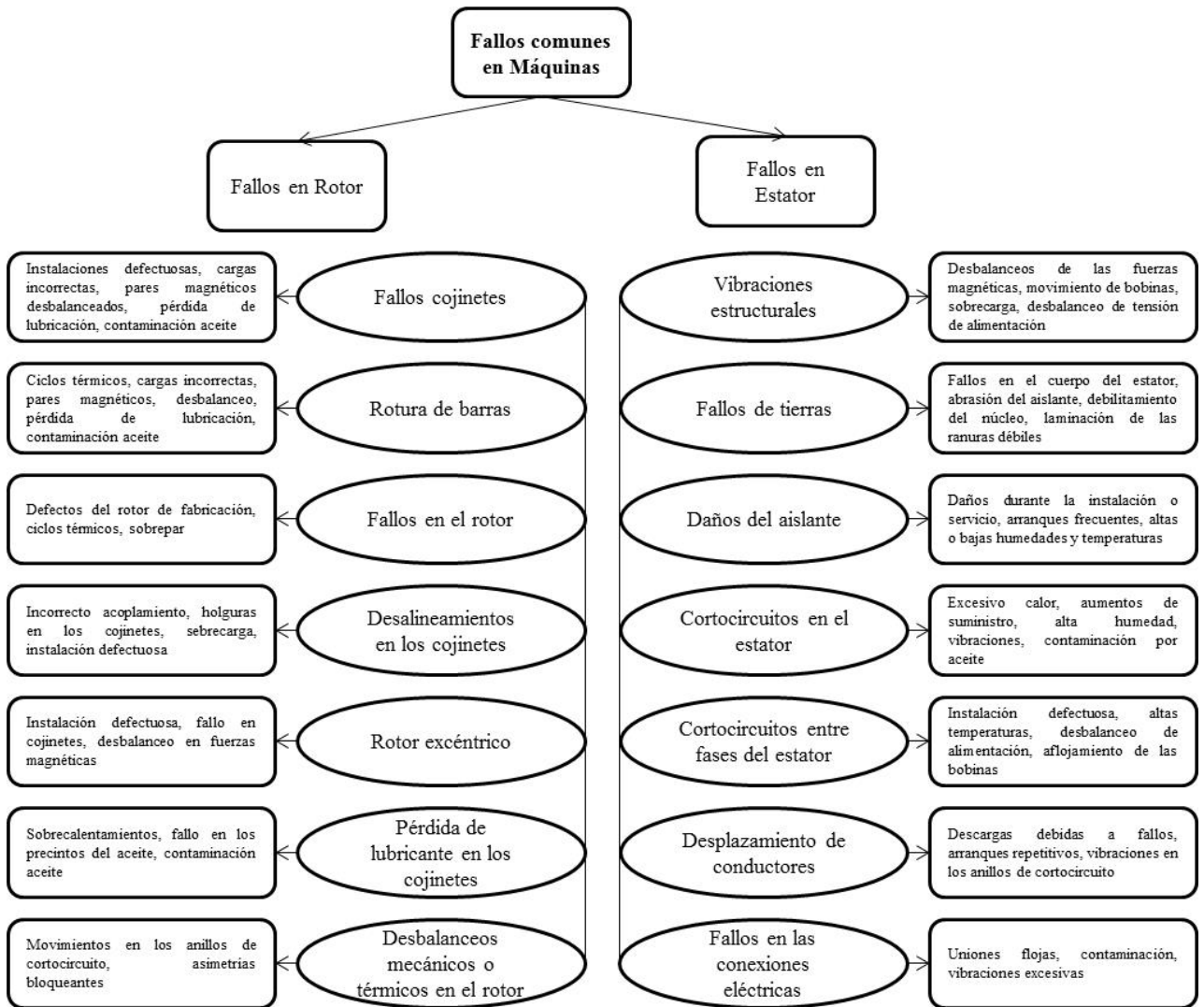


Figura 2-05. Clasificación de los principales fallos de máquinas eléctricas atendiendo al elemento donde se produce el fallo extraído de [Singh, 2002].

A partir de las clasificaciones de los fallos presentadas, obtenidas de las distintas referencias, se propone aquí una clasificación propia de los fallos o averías. En primer lugar se clasifican según su naturaleza física, ya sean eléctricos o mecánicos y a partir de ahí, en función de los elementos en los que se produce el fallo. De esta manera, se citan los principales fallos que se producen en las máquinas eléctricas rotativas, tal como se muestra en la Figura 2-06.

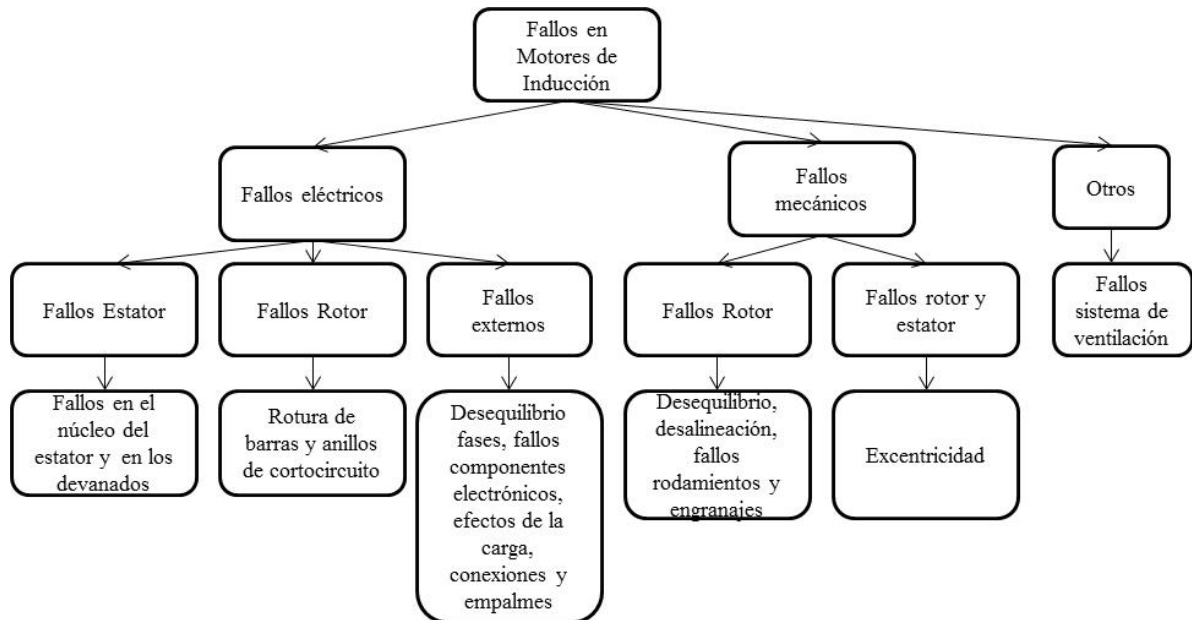


Figura 2-06. Clasificación propia de fallos eléctricos.

A continuación, se describen con detalle los principales fallos en motores eléctricos, atendiendo a la última clasificación, mostrada en la Figura 2-06.

2.2.2.1. FALLOS ELÉCTRICOS

2.2.2.1.1. FALLOS EN EL ESTATOR

Tal y como se muestra en la Tabla 2-02 y Figura 2-02, los fallos en el estator suponen un gran porcentaje de las averías que presentan los motores de inducción (37%). Dentro de estos fallos, se puede distinguir entre:

Fallo en el núcleo del estator. El núcleo del estator de una máquina de inducción está diseñado para conducir el flujo electromagnético. Está constituido por delgadas láminas o chapas de acero aisladas que se apilan para evitar la circulación de corrientes parásitas en el núcleo del estator, ya que éstas disminuyen la eficiencia de la máquina. Los fallos en el núcleo del estator no son muy frecuentes comparados con los del aislamiento del devanado. Sin embargo, el proceso de reparación o reconstrucción resulta más caro, ya que requiere la sustitución del elemento completo. La mayoría de los fallos comienzan con daños en el aislante entre chapas. Este hecho se debe a diversas causas como la formación de arcos eléctricos derivados de fallos en el devanado, aumento de temperatura, presencia de contaminantes químicos o partículas extrañas, sobreexcitación, holguras en el núcleo,

restricciones o bloqueos en el sistema de ventilación del estator o incluso la presión aplicada durante rebobinado. Todos ellos suponen un excesivo calentamiento en el núcleo o incluso vibraciones en los devanados sueltos del estator. Pero hay otras causas de fallo del núcleo como es el caso de una corriente de falta en el estator que puede dar lugar a que el núcleo funda [Tallam, 2007], [IEE Guide, 2007],[O'Donell, 1985],[Albrecht, 1986],[Bonnett, 1992],[O.V.Thorsen, 1999].

Fallo en el devanado del estator. Los fallos del devanado estático representan una de las principales causas de fallo del motor. Se originan por una degradación gradual del aislamiento entre espiras o del aislamiento a tierra (muro aislante). Esta degradación es usualmente debida a una combinación de factores de origen diverso: vibraciones, fuentes de tensión diferencial, sobrecalentamiento o contaminación [Yun, 2007], [Yoo, 2008], [Yoo, 2009].

La mayor parte de los fallos que se producen en el estator, según Fig 2-02, se deben al fallo de aislamiento a tierra (23%) y la rotura de aislamiento (4%). El fallo de aislamiento a tierra provoca una elevada corriente a tierra que podría suponer un fallo irreversible en el núcleo de la máquina. Si el fallo se detecta con antelación, la máquina se puede poner en funcionamiento tras el rebobinado del estator. Hay que tener en cuenta que el reemplazamiento de un motor supone un tiempo de inactividad importante ya que muchas aplicaciones industriales requieren ejes y acoplamientos a medida. El deterioro del aislamiento del devanado comienza normalmente con un fallo entre espiras que afecta gradualmente a varias espiras del devanado. La corriente de falta, que es el del orden del doble de la corriente durante el bloqueo del rotor, causa un calentamiento severo y localizado que se propaga a lo largo del devanado [Tallam, 2007].

Lo ideal, no obstante, es detectar este tipo de fallos con mucha antelación antes de que se produzcan ya que, dada su rápida evolución, es muy difícil planificar medidas de mantenimiento oportunas una vez el fallo está ya presente en la máquina, ya que el colapso es inminente. Es por ello que usualmente el estado del devanado se monitoriza mediante medidas periódicas de resistencia de aislamiento o índice de polarización, o incluso mediante la monitorización de las descargas parciales; estas pruebas dan idea de la degradación en el estado del aislante, permitiendo adoptar medidas oportunas con suficiente antelación, mucho antes de que el cortocircuito devenga. Existen, a este respecto, una variedad de ensayos off-line para controlar el estado del aislante, además de los antes citados: ensayo de la tangente de delta, ensayos de sobretensión, etc.

Los fallos en el núcleo o en el aislamiento del estator pueden producir, entre otras:

- Altas temperaturas de las bobinas, o del núcleo del estator.
- Láminas flojas del núcleo del estator, juntas en mal estado, etc.
- Pérdida de abrazadera en los anillos de cortocircuito.
- Contaminación debido al aceite, humedad y suciedad.
- Descargas eléctricas y desequilibrios en el suministro.
- Fugas en los sistemas de refrigeración. Altas temperaturas de las bobinas.
- Láminas flojas del núcleo del estator, juntas en mal estado, etc.

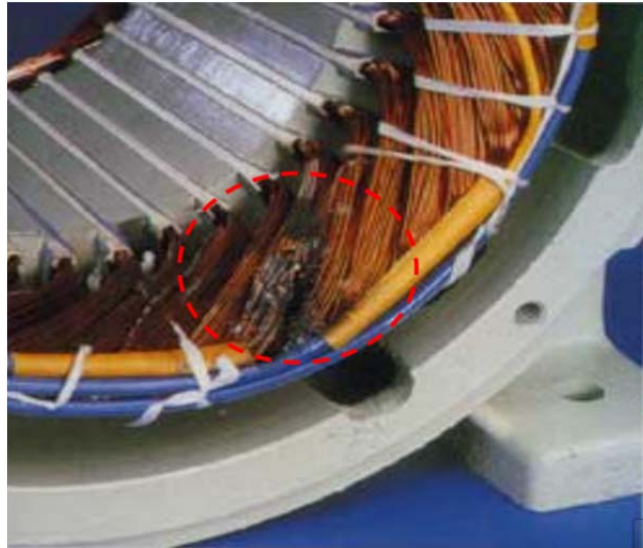


Figura 2-07. Cortocircuito en el devanado estatórico.

2.2.2.1.2. FALLOS EN EL ROTOR

Las averías que se suelen presentar en el rotor de los motores de inducción están relacionadas principalmente con las grandes temperaturas alcanzadas en este elemento, así como las elevadas fuerzas centrífugas que se producen en el extremo de las barras, en el punto de conexión con el anillo de corto circuito.

La **rotura de barras** es una de las averías más comunes en el rotor. En diversos trabajos se ha postulado que la rotura de barras se debe principalmente a esfuerzos térmicos, esfuerzos magnéticos, vibraciones, esfuerzos residuales, esfuerzos dinámicos del par producido en el eje, fuerzas centrífugas, esfuerzos cíclicos, esfuerzos ambientales por contaminación e incluso esfuerzos mecánicos debido a laminaciones, fatiga, etc. [Nandi, 2005].

Si bien el desarrollo de este tipo de fallo es usualmente gradual y el motor puede continuar operando largo tiempo con una o varias barras rotóricas rotas, en ocasiones la rotura de una barra rotórica también ha llevado a efectos catastróficos en la máquina. Por ejemplo, en ocasiones fuerzas centrífugas elevadas han llevado a la protrusión de varias barras del rotor que han deteriorado el aislamiento estatórico llevando a la parada inmediata de la máquina (ver Figura 2-08, (a)). En otras ocasiones, partes de la barra rota se han desprendido dañando el aislamiento del devanado estatórico y forzando la parada intempestiva de la máquina y, con ello del proceso de producción (Figura 2-08, (b)) [SBL Tutorial]. La Figura 2-08 (c) muestra una avería de rotura de barras en un rotor de un motor de minería.

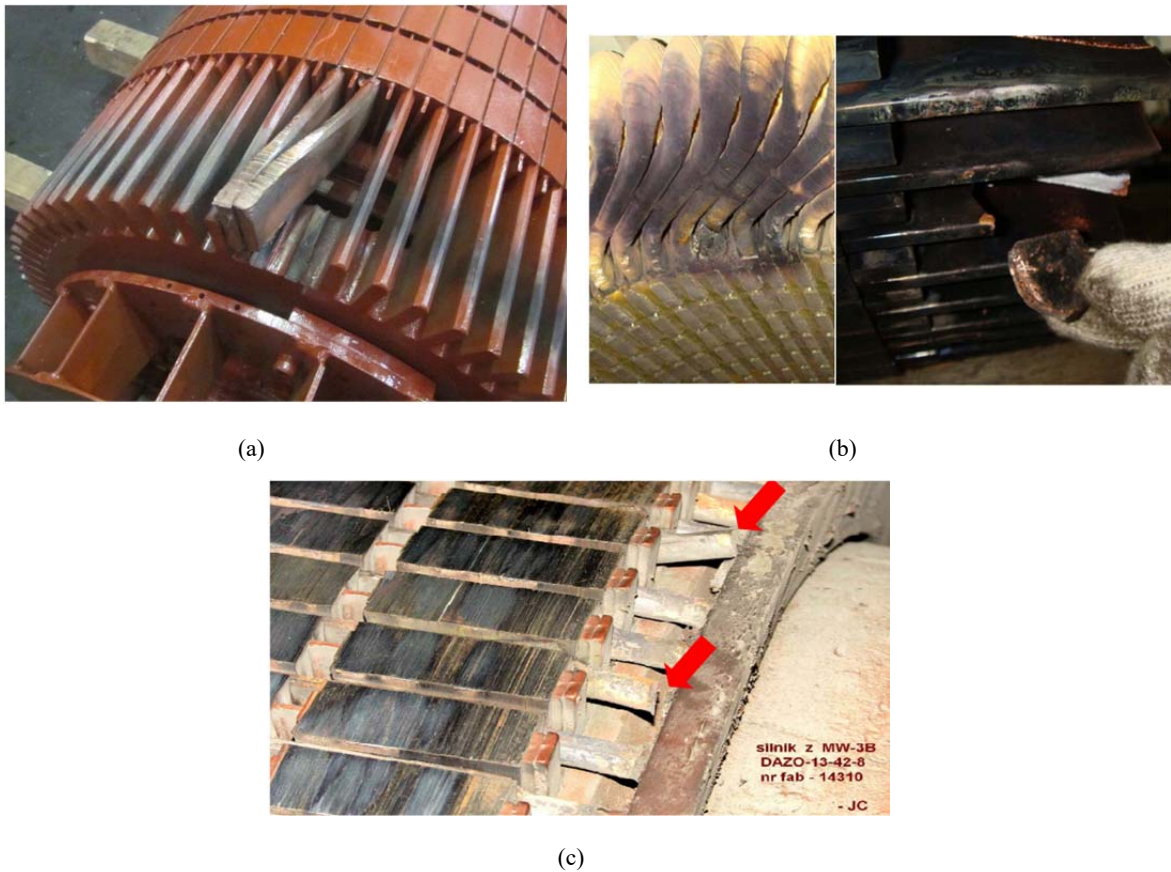


Figura 2-08. Ejemplos de barras rotas: protrusión de barras hacia el exterior (a), desprendimiento de fragmentos de barras rotas (b), rotor con barras rotas (c).

Cuando una resistencia al paso de la corriente, que puede ser generada por una pequeña fisura, aparece en una barra, se manifiesta una gran disipación de calor alrededor de ese punto, por lo que los gradientes de temperatura derivados de este fenómeno contribuyen a que dicha grieta se acreciente, llevando finalmente a la ruptura total de la barra. Usualmente, la avería se propaga progresivamente hacia las barras adyacentes debido a que la corriente que deja de conducir la barra que se rompe, se redistribuye entre las barras vecinas, ocasionando un incremento de la corriente eléctrica (y de la temperatura) en esas barras, lo que contribuye a que dichas barras sean las más propensas a deteriorarse a continuación, por lo que se inicia el proceso de aparición de nuevas grietas [Tesina Mota, 2013].

Dicha fractura suele iniciarse en los puntos de unión de la barra con el anillo de cortocircuito o en este mismo, ya que en dicha zona es donde suelen acumularse los mayores esfuerzos electrodinámicos, además de ser puntos relativamente 'débiles' al encontrarse la barra unida al anillo mediante soldadura. En el proceso de evolución de la avería hay que tener en cuenta que las barras rotóricas soportan las fuerzas de frenado y aceleración del motor. Por tanto, si la máquina sufre fluctuaciones bruscas en su velocidad de giro, originadas por su ciclo de trabajo, o por el tipo de máquina accionada, el fallo puede desarrollarse rápidamente como consecuencia de la fatiga de los materiales. Además, debido a los regímenes transitorios térmicos del motor, la jaula puede sufrir movimientos diferenciales dentro del paquete magnético rotórico, lo que conduce habitualmente a la

torsión y agrietamiento de los anillos. Una vez que una barra o anillo se ha agrietado, el proceso es degenerativo: la barra defectuosa se calienta en torno a la fisura hasta llegar a romperse. La rotura puede originar la aparición de arcos eléctricos entre las dos partes separadas, que habitualmente daña el circuito magnético.

La rotura de barras genera una asimetría en la jaula rotórica de un motor de inducción, lo cual produce un campo magnético rotativo de sentido contrario al giro del rotor [Castelli, 2006].

2.2.2.1.3. FALLOS EXTERNOS

Desequilibrio entre Fases. Este tipo de avería se origina frecuentemente debido a conexiones sueltas, rotura de cables o deterioro de conexiones que, al dificultar el paso de la corriente por alguna de las fases del motor, ocasionan que las tensiones de alimentación al motor no formen un sistema perfectamente equilibrado. En un caso extremo (caída de una fase), el motor puede incluso llegar a funcionar con dos fases de alimentación, lo cual supone una sobrecarga de las fases operativas que lleva a un sobrecalentamiento de las mismas. En general, el desequilibrio de tensiones de alimentación conlleva, entre otras, un funcionamiento del motor en condiciones no ideales que repercuten en una pérdida de su eficiencia.

Fallo en componentes Electrónicos del Sistema de Alimentación ó Regulación de la máquina eléctrica. En muchas aplicaciones industriales, las máquinas eléctricas de inducción se encuentran alimentadas a través de sistemas electrónicos encargados de su regulación. Estos sistemas se suelen utilizar para realizar los arranques en las máquinas eléctricas y solventar el aumento de la corriente que experimentan entre otras posibilidades, tales como controlar la frenada, regular diferentes velocidades, etc. Por lo tanto, estos sistemas externos pueden inducir fallos a la máquina eléctrica y deberán ser tenidos en cuenta a la hora de realizar un estudio de diagnosis y detección de fallos en ésta [Tesis Puche, 2008].

Efectos de la Carga. Si el Par de la carga varía con la posición del rotor, la corriente debe contener componentes espectrales las cuales deben coincidir con este efecto. [Tesis Puche, 2008].

Conexiones y empalmes. Las conexiones defectuosas pueden provocar sobrecalentamiento y un estado de fallo en la caja de bornas. Estos problemas se originan frecuentemente debido a la combinación de diversas causas, como defectos de fabricación, conexiones sueltas, corrosión, oxidación o contaminación en la superficie del contacto. [Yoo, 2009], [IEEE Guide, 2007].

2.2.2.2. FALLOS MECÁNICOS

2.2.2.2.1. FALLOS EN EL ROTOR

Desequilibrio. Un sistema mecánico giratorio está en equilibrio si la resultante de todas las fuerzas, tanto internas como externas y sus respectivos pares son de magnitud, dirección y sentido constante. Una vez fijadas la constancia en módulo, sentido y dirección de las fuerzas, gracias a una distribución homogénea de las masas, se fija la máquina mediante anclajes que opongan una fuerza a la resultante del sistema.

Se distinguen dos tipos de desequilibrios [Tesis Puche, 2008].

- Estático, producido por una distribución no homogénea de masa, detectable con el rotor parado. Si un rotor posee un desequilibrio estático, al apoyar sus dos extremos sobre los cojinetes, se desplazará hasta quedar la parte más pesada en la posición más baja.
- Dinámico, asociado al propio movimiento. Si un rotor posee una distribución longitudinal de pesos incorrecta se produce la intersección de los ejes de rotación y principal de inercia en un solo punto.

Desalineación. De la misma manera que es imposible fabricar un rotor totalmente equilibrado, lo es también el hecho de conseguir alinear perfectamente el eje del motor y el de la máquina acoplada en todos los planos. El acoplamiento entre ambas se realiza a través de un sistema rígido o flexible y se debe conseguir que los ejes de ambas máquinas estén perfectamente alineados. Si esto no ocurre, aparece una fuerza resultante sobre el acoplamiento. En caso de conseguir dicho acoplamiento perfecto, la fuerza resultante sería nula. Es uno de los problemas más frecuentes de las máquinas rotativas, ya que la presencia de holguras, procesos térmicos y dinámicos en los rotores, desgastes, fuerzas externas, provocan la deformación del rotor y su desplazamiento, favoreciendo así la desalineación. Hay técnicas para corregir la perfecta alineación de los ejes, mediante relojes de alineación, o incluso el uso del láser para lograr una alineación perfecta [Tesis Puche, 2008], [IEEE Guide, 2007]

Fallos en los rodamientos. De acuerdo con la Tabla 2-02 y la Figura 2-02, los rodamientos (cojinetes) son la primera causa de avería en los motores eléctricos. Estos resultados son ciertos si no se realiza ninguna acción de prevención efectiva sobre ellos, ya que tienen una vida finita debido a la fatiga del material cuando trabajan en condiciones especificadas por el fabricante.

Los fallos prematuros pueden originarse por diferentes causas, entre ellas podemos citar las siguientes, según [IEEE Guide, 2007], [Gaberson, 1999].

- Paso de corriente eléctrica por los rodamientos.
- Lubricación inadecuada o excesiva
- Sobrecargas
- Mal montaje.
- Vibraciones, desalineamiento, desequilibrios o eje defectuoso.

Los fallos típicos que se producen en los rodamientos son los siguientes:

Fatiga. Este fenómeno de rotura de material que puede sufrir un rodamiento en condiciones normales de funcionamiento, se puede clasificar en tres niveles: laminado, picado y desconchado. El *laminado* consiste en la deformación plástica de la capa superficial del material (aproximadamente 10 micras de espesor), que provoca un endurecimiento del material. Se llama *picado* a la aparición de pequeños cráteres, con una profundidad igual al espesor de la capa que ha sufrido deformación plástica (aproximadamente 10 micras). La principal causa de este fenómeno es la lubricación insuficiente. Al faltar lubricante, las crestas de ambas superficies entran en contacto, originándose pequeñas grietas que crecen desde la superficie. Por último, el *desconchado* consiste en la aparición de grietas en el interior del material que progresan hasta la superficie, generando efectos superficiales con profundidades entre 20 y 100 micras. En la Figura 2-09 se muestra un ejemplo de desconchado en la pista interna de un rodamiento [Tesina Mota, 2013], [Besa, 2005].



Figura 2-09. Pista interna de rodamiento con desconchado.

Desgaste. Se identifica mediante marcas y surcos en el camino de rodadura y elementos rodantes, además del color mate de las superficies. Este tipo de fallo se debe principalmente a la presencia de partículas extrañas en el interior del rodamiento o vibración cuando el eje no está girando.

Adherencias. Se refiere a la transferencia de material entre las pistas de rodadura y los elementos rodantes. El material sufre sobrecalentamiento y se pueden formar grietas de fatiga o desconchado.

Corrosión. Debido a la presencia de agua o agentes corrosivos se provoca oxidación en la superficie del material, la cual se presenta en forma de trazos negros-grisáceos, cruzando los caminos de rodaduras. A continuación, En la Figura 2-10, se muestra un ejemplo de corrosión en rodamientos [Tesina Mota, 2013], [Besa, 2005].



Figura 2-10. Pista externa de rodamiento con corrosión.

Daño por corriente eléctrica. El paso de corriente por un rodamiento ocasiona aumentos de temperatura localizados, oxidación y pérdida de material, tal como se observa en la Figura 2-11 [Tesina Mota, 2013], [Besa, 2005]. Este tipo de fallo es muy usual en motores operados mediante convertidor de frecuencia. Hasta la fecha se han propuesto diversas soluciones, como el uso de rodamientos cerámicos aislados, si bien ninguna se ha mostrado totalmente válida para paliar este problema.



Figura 2-11. Pista interna de rodamiento con daño por paso de corriente eléctrica.

Daño por avería en las partes del rodamiento. Cuando hay un defecto de fábrica o algún golpe grave, se pueden producir fallos de naturaleza mecánica que pueden resultar en la destrucción del rodamiento. Este tipo de fallo es más grave debido a la alta velocidad con que deteriora el rodamiento. La siguiente figura muestra un rodamiento averiado debido al fallo de la jaula de retención [Tesina Mota, 2013], [Besa, 2005].



Figura 2-12. Rodamiento con jaula de retención averiada.

Fallos en engranajes. El uso de los engranajes se debe a la elevada velocidad de giro de las máquinas eléctricas rotativas y la necesidad de diferentes velocidades de giro y pares según el tipo del proceso al cual se adecue la máquina eléctrica, es por ello en infinidad de aplicaciones el uso de trenes de engranajes entre la máquina a accionar y la máquina motriz. Los trenes de engranaje pueden estar constituidos por dos piñones, un piñón y un conjunto de engranajes, o varios conjuntos formando una estructura más compleja. Estos engranajes, elementos externos a la máquina eléctrica rotativa, influirán sobre ésta, de manera que es importante conocer sus efectos [Tesis Puche, 2008].

2.2.2.2.2. FALLOS EN ROTOR Y ESTATOR

Excentricidad en el Entrehierro. La introducción de asimetrías en el circuito magnético del motor, originadas por un entrehierro no uniforme, que se traduce en excentricidad del rotor, constituye un problema particularmente significativo en los motores de inducción, debido al grosor relativamente pequeño del entrehierro.

Las excentricidades en las máquinas eléctricas engloban varios tipos de fallos provocados por no estar perfectamente alineados los centros de rotor y estator. También se produce cuando uno de los dos elementos constitutivos, estator o rotor, no presenta una perfecta redondez. Se suele decir que una máquina eléctrica rotativa no tiene un entrehierro uniforme, sí la distancia entre cualquier punto del rotor al estator no es la misma, ya sea al girar o con el motor parado.

Por norma general, la inmensa mayoría de las máquinas eléctricas de pequeña-mediana potencia que se están fabricando a día de hoy, poseen un entrehierro de tamaño muy reducido, normalmente inferior a un milímetro, por lo que resulta de vital importancia conseguir una perfecta alineación de los centros de rotor y estator.

El fallo de la excentricidad se clasifica en cuatro casos, como son excentricidad estática, dinámica, mixta y axial. A continuación se explican los diferentes tipos de excentricidad en las máquinas eléctricas [Tesis Puche, 2008].

Excentricidad estática. En este caso, la posición de mínimo entrehierro permanece fija en el espacio. Normalmente, se produce porque el centro de rotación (que coincide con el centro geométrico del rotor) se encuentra desplazado respecto del centro geométrico del estator.

Excentricidad dinámica. En este caso, la posición de mínimo entrehierro se mueve solidariamente con el rotor, si bien siempre tiene la misma anchura. Este tipo de excentricidad se produce cuando el centro geométrico del rotor se encuentra desplazado respecto de su centro de rotación, que coincide con el centro del estator.

Excentricidad mixta: se manifiesta como una combinación de las dos anteriores.

Excentricidad axial. Se trata de la representación de las anteriores excentricidades a lo largo del eje de la máquina. Por tanto, el eje de giro del rotor no es paralelo al eje geométrico del estator y da lugar a una excentricidad distinta en cada sección.

2.2.2.3. OTROS

2.2.2.3.1. FALLOS EN EL SISTEMA DE VENTILACIÓN

Fallo en el sistema de ventilación. Claramente, un fallo en este sistema origina un incremento de temperatura ya que deja de realizar su función principal. Entre las causas que ocasionan el fallo en el sistema de refrigeración de un motor, podemos mencionar la obstrucción de las vías de circulación del aire, por colmatación en filtros o acumulación de suciedad interna o partículas, pérdida de capacidad de refrigeración, ensamblaje o alineamiento inadecuado o fuga en los intercambiadores de calor. El funcionamiento del motor sin refrigeración produce un calentamiento excesivo que podría dañar el aislamiento del devanado estatórico principalmente [IEEE Guide, 2007].

2.2.3. TIPOS Y TÉCNICAS DE MANTENIMIENTO EN MOTORES DE INDUCCIÓN

A continuación, se comentan brevemente los diferentes planes o estrategias del mantenimiento industrial, así como su evolución en los últimos años, centrándonos fundamentalmente en las máquinas eléctricas rotativas.

Se entiende por **mantenimiento** al conjunto de acciones o técnicas que permiten conservar o restablecer un equipo en un estado específico y asegurar un determinado servicio con un coste mínimo y la máxima seguridad. Existen varios tipos de mantenimiento, que son mantenimiento correctivo, preventivo y predictivo.

El mantenimiento correctivo se basa en la intervención tras una avería, manifestada como parada de un equipo o instalación, es decir la interrupción súbita de la producción en la empresa. Por tanto, queda reducido a la reparación y por tanto las inversiones que comporta son mínimas. Por el contrario, presenta muchas desventajas,

como imprevisión de la avería, de los suministros, inseguridad, unido al alto coste por las paradas improductivas. En la actualidad, únicamente se utiliza cuando los costes de las paradas de la producción son menores que realizar otro tipo de mantenimiento preventivo, por lo que únicamente se utiliza en sistemas secundarios que no interfieren en la producción de la empresa. En el resto, la tendencia reside en la creación de planes de mantenimiento preventivo que a largo plazo resultan mucho más eficaces [Macián, 2005], [Cabanas, 1998], [Fernández, 1998].

El mantenimiento preventivo surgió para remediar los inconvenientes del mantenimiento correctivo. Este método de mantenimiento, consiste en efectuar las intervenciones en las máquinas y equipos antes de que se produzca la avería, a intervalos previamente determinados, de manera que se prevenga la avería antes de que ocurra. Esta periodicidad se determina mediante una metodología basada en análisis estadísticos o a partir del análisis de los históricos disponibles. Las principales actuaciones consisten en la sustitución de componentes y piezas, independientemente del estado, así como otras actuaciones de limpieza y lubricación. También se le conoce como Mantenimiento programado o sistemático. Los inconvenientes que plantea son la pérdida económica por el desaprovechamiento de material y de recursos, al sustituir los elementos antes de su vida útil y la parada de la producción para poder efectuar las intervenciones [Macián, 2005], [Tesis Puche, 2008], [Fernández, 1998].

Durante los años cincuenta, con el desarrollo de la industria para atender los esfuerzos de la post-guerra y de la industria electrónica, se observó que el tiempo de paradas de producción para diagnosticar fallos era mayor que la propia ejecución de reparación. Debido a esto, se seleccionó un equipo de especialistas que conformarían un órgano de asesoramiento a la producción denominado “Ingeniería de Mantenimiento”. De esta manera, gracias al avance de la tecnología estadística, de la organización de la producción y la tecnología informática, se realizaron muestreos estadísticos que determinaban el momento más óptimo para realizar la parada del equipo y realizar las tareas de Mantenimiento. Así, podían controlar y planear el Mantenimiento preventivo y analizar las causas y efectos de averías. Paulatinamente, con la sofisticación de instrumentos de protección y medición, la Ingeniería de Mantenimiento pasó a desarrollar criterios de Predicción de fallos, conocidos como Mantenimiento Predictivo, que posteriormente se incorporarán a los planes de Mantenimiento [Macián, 2005], [Tesis Puche, 2008] , [Fernández, 1998].

El mantenimiento predictivo se puede definir como el seguimiento organizado con medición periódica o continua de variables de estado del sistema y su comparación con unos patrones preestablecidos, para la determinación del instante en que se debe producir la intervención para el mantenimiento. El mantenimiento predictivo consiste en predecir el estado y grado de fiabilidad de una máquina sin necesidad de pararla y si procede, reparar el fallo cuando este se encuentra aún en un estado incipiente, es decir, justo antes de que se produzca. Para ello, se recurre a determinadas técnicas que permiten la realización de mediciones de parámetros críticos en las mismas. Las mediciones efectuadas se comparan con los patrones de funcionamiento correctos, definidos por el fabricante o por el departamento de mantenimiento, para de esta forma detectar y analizar las variaciones encontradas y emprender las acciones preventivas que sean necesarias. Este mantenimiento

tiene la ventaja por tanto de poder ajustar con mayor precisión el ciclo de vida real de los componentes de recambio o renovación. Los inconvenientes que posee son los elevados costes de algunos sofisticados equipos de medida, la limitación de dicho instrumental y la cualificación técnica del personal que realiza dichas mediciones e interpretaciones. Entre las técnicas más difundidas podemos mencionar: análisis de vibraciones, análisis de lubricantes, Termografía y ensayos no destructivos [Macián, 2005], [Tesis Puche, 2008], [Fernández, 1998].

A continuación, veremos las características particulares de mantenimiento de las máquinas eléctricas.

Tal como se ha mencionado con anterioridad, las máquinas eléctricas rotativas están presentes en infinidad de aplicaciones industriales, incluidas las aplicaciones denominadas “críticas” por encontrarse o formar parte de la cadena de producción industrial. Existe la posibilidad de que algunas de las averías que pueden padecer o sufrir las máquinas eléctricas rotativas sean destructivas. Por tanto, se hace necesario el conocimiento del estado interno de la máquina, para así poder evitar paradas industriales intempestivas y además alargar la vida útil de la máquina eléctrica rotativa, a pesar de que poseen unas características constructivas que las hacen más robustas y con un menor mantenimiento frente a las demás máquinas eléctricas rotativas. Por tanto, resulta fundamental establecer programas de Mantenimiento, en los que se incluyan Técnicas Predictivas del más alto nivel.

En la Tabla 2-03, extraída de [Cabanás, 1998], se relacionan diversas técnicas para la monitorización del estado de la máquina, junto con el parámetro a controlar en cada caso.

Parámetro indicador	Técnicas y sistemas
No cuantificable, de inspección visual	Endoscopios, mirillas
Vibraciones	Análisis espectral, velocidad de vibración, desplazamientos, curvas de tendencia
Funcionamiento: presión, caudal, temperatura	Diagramas temporales de comportamiento y evolución, programas informáticos
Ruido	Análisis del espectro: identificación de componentes
Envejecimiento y contaminación de lubricantes	Análisis físico-químicos, vida remanente
Espesor de la película de lubricación	Medida de impulsos de choque, espectro de vibración en alta frecuencia
Desgastes anómalos	Concentraciones metálicas en el aceite de lubricación
Estado de rodamientos	Medida de impulsos de choque, vibraciones de alta frecuencia
Estado alineamiento	Láser de monitorización
Control de esfuerzos	Extensimetría, acústica, telemetría
Velocidades críticas	Amortiguación dinámica
Control del par y potencia	Torsiómetros, extensimetría, telemetría
Equilibrado de fases	Medidas de tensión e intensidad
Consumos anómalos	Medidas de intensidad, potencia
Anomalías en las corrientes de alimentación, estado del devanado, excentricidad, desequilibrio	Técnicas de medida y análisis de componentes de frecuencia, espectrogramas
Severidad en el Servicio	Recuento de arranques y maniobras
Temperaturas en los devanados	Seguimiento de la temperatura, termografía
Resistencia eléctrica en los devanados	Medidas de resistencia, índice de polarización
Presencia de fallos de aislamiento	Medida de factor de pérdidas dieléctricas, análisis de descargas parciales
Contaminación en los devanados	Corrientes de absorción y fuga
Estado de las escobillas	Termografía, análisis estroboscópico.

Tabla 2-03. Tabla resumen de los parámetros indicadores y técnica a emplear según el fallo.

Por tanto, existen multitud de métodos para el seguimiento del estado de máquinas eléctricas, así como técnicas para la detección temprana de fallos en dichas máquinas, aunque inicialmente sólo se usaba la técnica de análisis de vibraciones.

A continuación, se describe brevemente las principales técnicas para el monitorizado de las máquinas eléctricas rotativas.

Técnica de análisis de vibraciones.

Mediante el monitorizado del estado de vibración de un motor eléctrico, podemos obtener información sobre su integridad. El método de trabajo que se suele emplear para la detección de averías mediante análisis de vibraciones se basa en la identificación y determinación de cada una de las componentes que integran la vibración global de la máquina. Es decir, se transforma la señal de la vibración al dominio de la frecuencia y se asocian los picos en frecuencia que aparecen con una avería o defecto particular del cual se conoce a priori la frecuencia a la que genera vibración. Para la obtención de las vibraciones de una máquina, se utiliza típicamente un transductor de aceleración llamado acelerómetro que se coloca sobre la estructura de la máquina que se quiere analizar. El acelerómetro envía la señal obtenida a un sistema de tratamiento de la señal que la adecua y digitaliza para que sea posible observarla en una pantalla. Además, permite descomponerla en el espectro de la frecuencia para detectar el origen de los fallos.



Figura 2-13. Montaje de un analizador de vibraciones.

Las principales averías que se pueden detectar con estas técnicas son defectos en los rodamientos, desalineación o excentricidad.

Las ventajas que me ofrece esta técnica se basan en la posibilidad de realizar la medida con la máquina en funcionamiento, además de ser una técnica muy arraigada en la industria, con gran fiabilidad de los resultados obtenidos.

Los inconvenientes que presenta radican en la necesidad de personal cualificado, además de tratarse de una técnica intrusiva y costosa en comparación con otras. Además, en algunas ocasiones resulta difícil distinguir entre fallos del motor u otros fenómenos que no guardan relación con el mismo fallo, como serían oscilaciones en la carga.

Técnica de análisis de corrientes.

La corriente de alimentación de un motor tiene características de frecuencia y amplitud que deben permanecer constantes si las condiciones de uso del motor no varían.

Varios autores, como Jham en el 1973, Hargins en el 1982, Kliman en 1988 [Tesina Mota, 2013], entre otros, han relacionado la aparición de distintas frecuencias en la

corriente de alimentación de un motor asíncrono con diferentes tipos de averías, lo que ha hecho del análisis espectral de la corriente de alimentación una herramienta muy versátil para el mantenimiento predictivo de máquinas eléctricas rotativas. La aplicación de esta técnica es sencilla, ya que sólo se necesita de una pinza amperimétrica que se coloca en una de las líneas de alimentación, además del sistema de adquisición y tratamiento de la señal.

Las averías detectables mediante el análisis espectral de la corriente de alimentación son fundamentalmente la rotura de barras o anillos del rotor y excentricidades, si bien puede también aportar información muy útil sobre la existencia de otros fallos en la máquina (fallos en rodamientos).

Las ventajas del método se basan en la facilidad para la toma de datos, con la máquina en funcionamiento, la posibilidad de tomar la medida a distancia en el cuadro de distribución, además de tratarse de una técnica no intrusiva.

Como inconvenientes, destaca la necesidad de disponer de personal cualificado para la interpretación de la señal obtenida, así como la necesidad de que la máquina tenga cierta carga para la detección de ciertos fallos.

Termografía infrarroja.

La mayoría de las condiciones que causan fallos en los motores se revelan bajo la forma de una temperatura excesiva, un aspecto directamente ligado a la vida y funcionamiento de la máquina, debido a que los límites de temperatura alcanzados en ciertas áreas, limitan la capacidad de los motores. Desafortunadamente, el calor no es un síntoma tan obvio como el bloqueo, el ruido o el disparo del guardamotor. Normalmente, pasa más inadvertido y sin embargo puede llegar a dañar el motor, quemando el aislamiento eléctrico. Por eso, la Termografía, la cual ha experimentado un gran desarrollo en los últimos años, resulta un método excepcional para detectar fallos en máquinas eléctricas. Las averías que son potencialmente detectables con esta técnica son principalmente fallos en rodamientos, fallos en el paquete magnético, fallos en los devanados, roturas de barras, fallos en el sistema de ventilación, además de fallos en conexiones y empalmes.

Las ventajas del método se basan en la facilidad para la toma de datos, con la máquina en funcionamiento, sin interrumpir la producción, además de tratarse de una técnica no intrusiva, que evita situaciones de riesgo para los operarios, debido a la ausencia de contacto con el sistema durante la inspección. Además, no necesita personal demasiado cualificado para análisis básicos.

En cuanto a los inconvenientes, destaca la imposibilidad de poder obtener las temperaturas del interior del motor, ya que únicamente permite ver la distribución en la superficie de éste. De manera añadida, tiene una carga subjetiva que hace que en algunos casos, solo termógrafos experimentados puedan caracterizar los fallos con éxito. Por tanto, diversos métodos de reconocimiento de imágenes con algoritmos de inteligencia artificial pueden ayudar a reducir la subjetividad y, en algunos casos, eliminar por completo la intervención humana en el proceso de detección, con consiguiente aumento de efectividad.

Otras técnicas.

Aparte de las ya mencionadas, existen otras técnicas predictivas que se utilizan en la industria. Se suelen realizar ensayos mediante descargas parciales, ensayos de tangente de delta, ensayos de ondas de choque, ensayos con tensión continua y ensayos de sobretensión, para detectar principalmente fallos en el aislamiento de motores. Estas técnicas son intrusivas e interfieren en el funcionamiento de la máquina, ya que se necesita desconectarla de la fuente de alimentación para realizar el ensayo.

A continuación, en la Tabla 2-04, se presenta un análisis comparativo de diversas técnicas predictivas en motores eléctricos [Hidalgo, 2003]. Esta tabla tiene, no obstante, muchos matices, algunos de los cuales se comentarán a lo largo de la Tesis.

Avería Técnica	Sistema de aislamiento	Excentricidad	Contaminación	Devanados	Rotor	Circuito de potencia
Análisis de vibraciones	NO	SI Generalmente a 2*FI con bandas laterales	SI contaminación severa en el rotor es causa de desbalance, depende del conocimiento del analista detectar esta cauda raíz	SI Desequilibrios inductivos y/o resistivos, presencia de cortos entre espiras causan vibraciones excesivas. Usualmente a 2*FI con armónicos.	SI Desequilibrios inductivos y/o resistivos, presencia de cortos entre espiras causan vibraciones excesivas. Usualmente a 1x con bandas laterales	NO
Análisis de corrientes del motor	NO	SI Bandas laterales alrededor de la frecuencia de excentricidad	NO	SI Alto desequilibrio de corrientes y alta corriente de arranque	SI tiempo de arranque más prolongado, bandas laterales de paso y de polo	SI Desequilibrio de corriente, la corriente es baja en la fase con la falla
Termografía Infrarroja	SI Termógrafos experimentados pueden determinar la causa del calentamiento . Posible combinación reconocimient o imágenes.	NO	SI Termógrafos experimentados pueden determinar la causa del calentamiento. Posible combinación reconocimient o imágenes.	SI Termógrafos experimentados pueden determinar la causa del calentamiento . Posible combinación reconocimient o imágenes.	SI Termógrafos experimentados pueden determinar la causa del calentamiento. Posible combinación reconocimient o imágenes.	SI Un punto caliente en el circuito del motor se puede detectar siempre cuando esté visible. Falsos contactos internos no podrán detectarse

Tabla 2-04. Comparación de las técnicas de análisis de vibraciones, análisis de corrientes y termografía infrarroja para la detección de fallos en motores eléctricos.

Con toda esta información, podemos llegar a la conclusión de que el uso de diversas tecnologías juntas me ayudará a obtener mejores resultados y corroborar los diagnósticos obtenidos. De esta manera, combinando diversas técnicas predictivas, tal como se puede observar en la Tabla 2-04, se cubren las principales condiciones de fallo de los motores eléctricos. Añadir, que en el caso de la termografía infrarroja, para evitar los inconvenientes de la valoración subjetiva por parte del operador, su uso se puede combinar igualmente con un método de procesado basado en el reconocimiento de imágenes y aumentar la eficacia del diagnóstico.

Por todo ello, en la presente Tesis, se ha incidido en el desarrollo de dos métodos de mantenimiento predictivo que permiten detectar y diagnosticar los principales fallos de las máquinas de inducción. Estos se basan en la combinación de la técnica de termografía infrarroja (con el consiguiente procesado de imágenes termográficas) y la técnica de análisis de corrientes.

2.3. RADIACIÓN Y TERMOGRAFÍA INFRARROJA

2.3.1. INTRODUCCIÓN

La temperatura ha sido desde los inicios de la humanidad una magnitud física de interés, ya sea para cocer alimentos o para mantener alejados animales peligrosos, por lo que el ser humano siempre ha sabido que el control de este parámetro es esencial para la supervivencia. Hoy en día, el control de la temperatura tiene fines más sofisticados ya que controlamos la temperatura fundamentalmente para fines productivos y de control de procesos.

Medir la temperatura es especialmente importante para poder controlarla u obtener información. En la actualidad, es posible hacerlo gracias al descubrimiento de ciertas propiedades en algunos materiales que generan una magnitud física en respuesta a un cambio de la temperatura medida. Un ejemplo de este hecho sería el cambio de volumen de un termómetro de mercurio con la variación de la temperatura o la señal eléctrica proporcional a un diferencial de temperatura que se genera en un termopar, sistemas de medida que necesitan contacto físico para poder medir. Sin embargo, no todos los sistemas de medida necesitan esta condición de contacto, como es el caso de la termografía infrarroja.

Etimológicamente, la termografía infrarroja significa “escritura con calor de lo que está debajo del rojo”. Actualmente, este término se puede definir como la técnica que permite medir la temperatura superficial de un objeto sin necesidad de entrar en contacto físico con el mismo. Este hecho se logra gracias a la captación de la radiación infrarroja que los cuerpos, por encima de 0° K, emiten como parte de la radiación electromagnética. Por tanto, se puede convertir las mediciones de dicha radiación en mediciones de temperatura. Hoy en día, la termografía infrarroja ha avanzado hasta el punto de poder generar una imagen térmica o termograma en dos dimensiones, de manera que permite

conocer de forma instantánea la distribución superficial de la temperatura de un objeto para simplificar el análisis del proceso u objeto en estudio [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013].

En este apartado, se exponen los detalles de la Termografía como técnica de medida de temperatura sin contacto. Se presenta un resumen de la historia de este método, así como sus principios físicos fundamentales, la instrumentación existente hoy en día, algunos conceptos experimentales y finalmente la justificación de su uso para motores de inducción a partir de una revisión bibliográfica exhaustiva.

2.3.2. ORIGEN Y EVOLUCIÓN DE LA TERMOGRAFÍA INFRARROJA

Antes de abordar a los aspectos técnicos de la termografía, es conveniente conocer su historia, recopilada por diversas fuentes [AETIR, 2011], [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

La humanidad, desde su inicio, se ha mostrado interesada por el fenómeno del calor, utilizándolo para generar luz, cocer alimentos, forjar metal, etc. En aquel entonces, la idea que se tenía era muy intuitiva y meramente cualitativa, hasta que en 1593 Galileo Galilei le dio una perspectiva cuantitativa al fenómeno del calor, de manera que surge el concepto de temperatura, como una medida relativa que compara unos cuerpos con otros. Su aportación consistió en el diseño del primer termómetro, que se trataba de un capilar de cristal con un fluido de alto coeficiente de dilatación en su interior. Este dispositivo de contacto se ha usado hasta hace poco tiempo para medir temperaturas de entre -180 a 650 ° C.

Años más tarde, en el 1800, William Herschel, descubrió los rayos infrarrojos (IR) con un famoso experimento. Herschel quería proteger sus ojos mientras observaba el sol trabajando como astrónomo para el Rey George III en Inglaterra, así que utilizó un prisma para separar los colores del azul al rojo. Ayudado con un termómetro de mercurio, observó que la temperatura era aún elevada más allá del rojo donde ya no había radiación visible. Además, observó que la distancia a la que la temperatura era máxima dependía de la longitud de onda y tenía un lugar específico.

Al descubrimiento de Herschel le siguieron otros hitos en el desarrollo de la termografía infrarroja.

En 1829, Nobili inventó el primer termopar basándose en el efecto Seebeck. Pocos años más tarde, en 1833, Melloni descubrió uno de los primeros detectores térmicos, la termopila, que consiste en la conexión de varios termopares en serie. De esta manera, se podía detectar la presencia de una persona a diez metros de distancia a partir del registro de radiación.

En 1840, gracias al hijo de Herschel, John, se consigue lo que se considera la primera imagen termográfica mediante la utilización de un evapograma en papel.

En 1880, A. Longley inventó el bolómetro, perfeccionado posteriormente por Abbot, de manera que podía detectar el calor emitido por un animal, en este caso de una

vaca, a 400 metros de distancia. Este instrumento consiste igualmente en un detector térmico que varía la conductividad eléctrica al recibir radiación.

En 1900 Max Planck formuló su teoría de la Radiación.

Entre 1914 y 1918, durante la primera guerra mundial, aparecieron los primeros fotoconductores, que generan una señal eléctrica al recibir radiación.

Entre 1940 y 1945, durante la segunda guerra mundial, se registraron muchas patentes, que incluían aplicaciones en las áreas de maquinaria, detección de icebergs, comunicaciones, entre otras. De esta manera, se podía detectar, aunque de manera muy vaga, el movimiento de tropas durante la noche. Por su parte, los alemanes establecieron el enfriamiento en los detectores, que constituyó el principal aporte de este periodo.

El periodo de post-guerra fue fructífero en cuanto a investigación y desarrollo. Se caracteriza por la transferencia de muchas tecnologías infrarrojas desarrolladas durante la guerra a aplicaciones civiles. Entre los años 1945 y 1960, se desarrollaron detectores infrarrojos con nuevos materiales como Antimonio de indio (InSb) y mercurio talio telurio (HgCdTe), los cuales no dependían del calentamiento de su superficie sensitiva para producir una señal de salida, por lo que eran más rápidos que los detectores térmicos de la época.

En los años 60, se comercializaron al público las primeras cámaras termográficas, constituidas por un detector simple por lo que únicamente podían medir una temperatura puntual.

Hacia 1970, el principal objetivo de investigación residía en la obtención de instrumentos más ligeros para poder utilizarlos en medidas in situ. El principal inconveniente residía en la necesidad de utilizar refrigerantes como el nitrógeno líquido en los sensores de radiación infrarroja, lo que hacía que los sistemas siguieran siendo voluminosos y pesados.

En 1986, se produjo un cambio cualitativo en el aspecto citado anteriormente, ya que se introdujo la refrigeración criogénica, llevada a cabo mediante un ciclo termodinámico Stirling inverso. Este sistema tenía una serie de inconvenientes, como el elevado tiempo de espera para alcanzar la temperatura adecuada de funcionamiento, además de su elevado coste.

Hacia 1988, sale al mercado la primera cámara termográfica completamente portátil, cuyo peso era de unos 12 kg. Este hecho posibilitaba el desarrollo de la Termografía infrarroja en campos como el Mantenimiento. Este avance fue posible fundamentalmente gracias al desarrollo de la óptica y procesadores de señal, ya que supuso la consecución de sistemas de menor tamaño.

En 1992, tiene lugar una pequeña revolución en la comunidad infrarroja con el desarrollo del primer Focal Plane Array (FPA) para cámaras infrarrojas. Resulta similar en cuanto a estructura a un CCD (Charge-Couple Device), circuito integrado con un número determinado de condensadores acoplados utilizado en las cámaras fotográficas y de video digitales. El FPA comprime en un chip la matriz de detectores con la electrónica asociada.

Cuenta con una salida digital y suprime la necesidad de señales compatibles con TV, por lo que aumenta la velocidad de adquisición en los eventos térmicos. La década de los 90 se caracteriza por grandes avances tecnológicos tanto en la óptica, electrónica digital de imágenes y sensores infrarrojos principalmente. En los detectores FPA se estandariza el uso de Pt Si y se empieza a comercializar como detector no refrigerado el microbolómetro.

En los primeros años del siglo XXI, principalmente se mejoran las prestaciones de las cámaras termográficas, aumentando la precisión, sensibilidad, exactitud, la respuesta rápida, a la vez que se reduce el tamaño de los equipos. En concreto, en el año 2003 se comercializa el detector QWIP (Quantum Well Infrared Photodetector), fabricado con materiales semiconductores.

En la actualidad, las cámaras termográficas se encuentran tan desarrolladas que permiten la captación en tiempo real de auténticas imágenes y secuencias térmicas que representan la distribución térmica superficial de los objetos observados. Con este dispositivo, la medida se realiza a distancia, sin necesidad de un tiempo de estabilización, con mayores posibilidades. Por tanto, resulta de gran utilidad en el amplio campo de investigación y desarrollo, con múltiples aplicaciones.

En general, los avances tecnológicos de la termografía infrarroja se deben principalmente al desarrollo de las partes fundamentales de la cámara termográfica, que son la óptica de precisión, el procesado inteligente de la señal electrónica y los detectores de infrarrojos de estructura matricial. Se han diseñado por tanto, nuevos sistemas de captura de imágenes siendo cada vez más pequeños, más compactos y ligeros, de mayores velocidades, sin olvidar una sustancial reducción de su precio.

Así, de esta manera, antes de estos avances, la cámara de infrarrojos básicamente consistía en un detector con un sistema electromecánico de barrido de elevado ruido y limitado rendimiento, mientras que en la actualidad se cuentan con cámaras con detectores con interfaces digitales de 14 bits, valores de sensibilidad térmica desde 100mK hasta 50 mk, resolución infrarroja de hasta 640x480 píxeles, y frecuencias de muestreo de hasta decenas de KHz.

Tal como se ha descrito, la termografía cuenta con una larga historia, llena de hitos, que han permitido su desarrollo. En la actualidad, gracias a la posibilidad de combinar dicha tecnología con poderosas técnicas de tratamiento de señal y procesadores cada vez más pequeños, se considera como una de las técnicas de Ensayos no destructivos de mayor desarrollo y con mayores posibilidades de seguir consolidándose [Tesina Mota, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

2.3.3. FUNDAMENTOS DE RADIACIÓN INFRARROJA

En Física, la luz visible, la radiación ultravioleta y la radiación infrarroja pueden ser descritas como ondas, o más específicamente, como ondas electromagnéticas [AETIR, 2011], [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

Las ondas son perturbaciones periódicas que mantienen su forma mientras se desplazan en el espacio en función del tiempo. El espacio que hay entre dos puntos similares de la onda se llama longitud de onda (λ), el tiempo que tarda la onda en hacer una oscilación completa se llama periodo de oscilación (T) y a su inverso (el número de veces que la onda oscila en un tiempo determinado) se le llama frecuencia (f). La longitud de onda y la frecuencia están relacionadas por la velocidad de propagación (c) mediante la siguiente ecuación:

$$c = f \cdot \lambda \quad (2-08)$$

La velocidad de propagación depende de la naturaleza física de la onda. Las ondas de sonido por ejemplo, que solo existen si hay materia presente en el espacio, tiene una velocidad de 340 m/s en el aire. Por otro lado, las ondas electromagnéticas se propagan con una velocidad mucho mayor de 300.000 Km/s en el vacío (la velocidad de la luz).

Normalmente la geometría de las ondas es sinusoidal, como se muestra en la Figura 2-14.

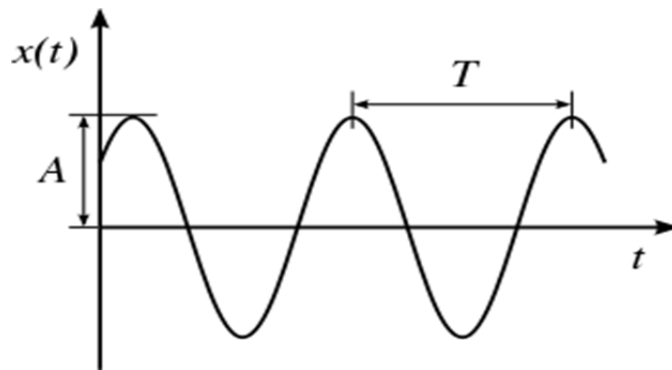


Figura. 2-14. Onda sinusoidal expresada en función del tiempo.

Las ondas electromagnéticas, y por tanto las del infrarrojo, tienen campos eléctricos y magnéticos, perpendiculares entre sí y a la vez perpendiculares a la dirección de propagación. Esto significa que las ondas de infrarrojo son transversales tal y como se muestra en la Figura 2-15.

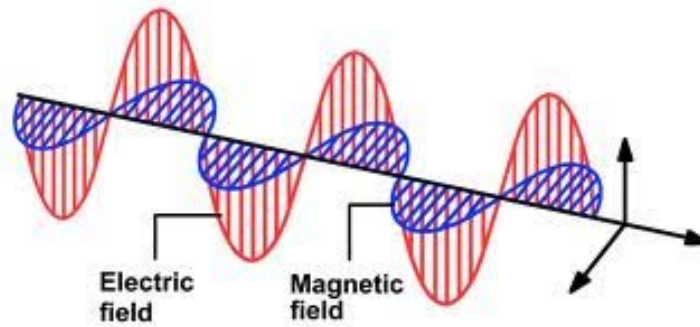


Figura. 2-15. Onda de infrarrojo transversal.

La Figura 2-16 refleja una visión de las ondas electromagnéticas ordenadas según su longitud de onda. De esta manera, se muestra el espectro electromagnético formado por una variedad de ondas, cada una de ellas con una aplicación técnica específica. Las longitudes de onda que más se utilizan son las siguientes: Gamma, Rayos X, Ultravioleta, Visible, Infrarrojo, Microondas y ondas de radio.

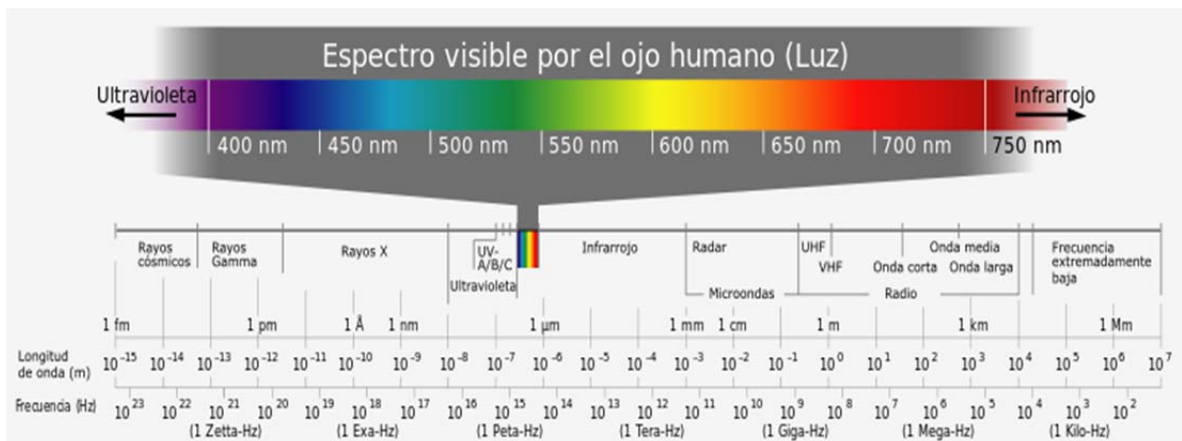


Figura. 2-16. Espectro de la radiación electromagnética.

Se denomina Radiación Térmica a la parte intermedia del espectro, la cual se extiende de 0,1 a 1.000 μm e incluye una parte de UV, todo el visible y el infrarrojo. Se trata de la principal fuente de radiación infrarroja y está relacionada con la transferencia de calor. Los cuerpos emiten radiación térmica como consecuencia de su temperatura, en función del tipo de material que lo constituye. La transmisión de calor por radiación se lleva a cabo por emisión y absorción de radiación térmica.

Para explicar mejor este fenómeno de emisión resulta conveniente introducir el concepto de cuerpo negro, que veremos a continuación.

2.3.3.1. CUERPO NEGRO

Cualquier objeto con una temperatura mayor a 0° Kelvin emite radiación térmica. La radiación térmica máxima que un cuerpo puede emitir depende de su temperatura y de una propiedad del material llamada emisividad (ϵ). Para un cuerpo negro, el valor de la emisividad es 1, lo que significa que es capaz de emitir toda la radiación térmica recibida hasta alcanzar el equilibrio térmico con su entorno. Por ello se le llama radiador perfecto. De manera añadida, un cuerpo negro es capaz de absorber toda la energía irradiada en cualquier dirección y longitud de onda. Ninguna superficie puede irradiar más energía que un cuerpo negro a una temperatura y longitud de onda dada [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

Aunque es más bien un concepto matemático, en la realidad se puede emular un cuerpo negro. Por ejemplo, a partir de una cavidad con una pequeña apertura. Los cuerpos negros reales son diferentes de los ideales, ya que el cuerpo negro hecho con una cavidad no es un emisor isotrópico difuso en todo el hemisferio, sino que está limitado en un cono vertical de 20°. En la Figura 2-17 se representa la idealización de un cuerpo negro.

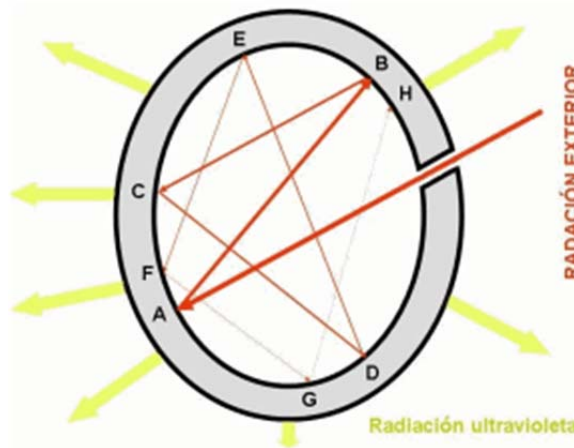


Figura. 2-17. Idealización de un cuerpo negro.

2.3.3.2. COMPARACIÓN DE CUERPO NEGRO Y OTROS TIPOS DE SUPERFICIES

Las propiedades radiantes de las superficies que describen cuantitativamente la forma en que la energía radiante interacciona con la superficie de los materiales, se clasifican en propiedades espectrales y direccionales. Las propiedades espectrales describen el comportamiento de las superficies en función de la longitud de onda, tal como se observa en la Figura 2-18 a) y las propiedades direccionales muestran la relación de la inclinación de la radiación respecto a la superficie, tal como se muestra en la Figura 2-18 b) [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

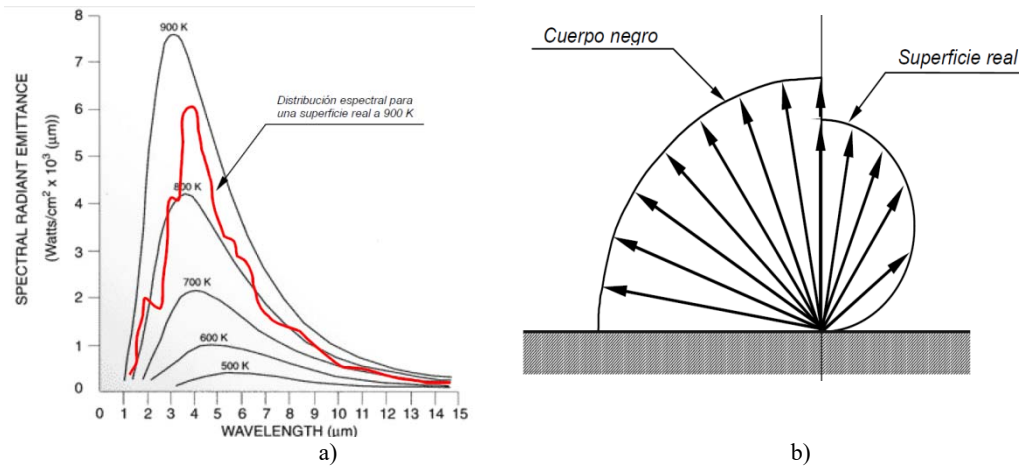


Figura. 2-18. Comparación de la emisión de un cuerpo negro y una superficie real. a) A través de la distribución espectral y b) la distribución direccional.

A continuación se describen distintos tipos de superficies, en función de la emisividad.

Superficie gris. Se trata de un tipo especial de superficie no negra en la que el poder emisor monocromático es independiente de la longitud de onda de la radiación emitida. Su emisividad se mantiene para todas las longitudes de onda de las radiaciones emitidas a la misma temperatura. Esta definición de cuerpo gris no elimina la posibilidad de que el poder emisor dependa de la temperatura de la superficie emisora. Las características de superficie gris la poseen en grado bastante elevado ciertos materiales, como la pizarra.

Superficie selectiva. Es aquella en la que los coeficientes de radiación varían en función de la longitud de onda. Se llaman superficies selectivas frías cuando las propiedades de radiación se incrementan con la longitud de onda. Por ejemplo, aquellos materiales que tienen poca absorbanza para radiación de onda corta y muy buenos radiadores para ondas largas, a la que se emite la máxima radiación a temperatura ambiente. Las superficies selectivas calientes cuentan con propiedades inversas a las anteriores y resultan de gran utilidad para colectores solares.

Superficie difusa o lambertiana. Es aquella en la que la superficie emite radiación en igual intensidad en todas las direcciones.

2.3.3.3. ABSORCIÓN, REFLEXIÓN Y TRANSMISIÓN

Las superficies reales no se comportan como los cuerpos negros definidos anteriormente frente a la radiación infrarroja. Éstas solo absorben parte del flujo incidente de radiación (G_i), ya que otra parte del flujo incidente se refleja y la otra es transmitida. Además, estas porciones absorbidas (α), transmitidas (τ) y reflejadas (ρ) del flujo incidente, dependen de la longitud de onda (λ), de la orientación (θ , ϕ), de la temperatura (T) y de la calidad de la superficie (grado de suavidad o contaminación). La parte del flujo que se refleja no afecta a la temperatura del objeto pero el flujo absorbido aumenta la energía

térmica interna del objeto. Según la Ley de conservación de la energía, la radiación incidente (G_i) en una superficie se expresa con la Ecuación 2-09 [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

$$G_i = \alpha + \tau + \rho \quad (2-09)$$

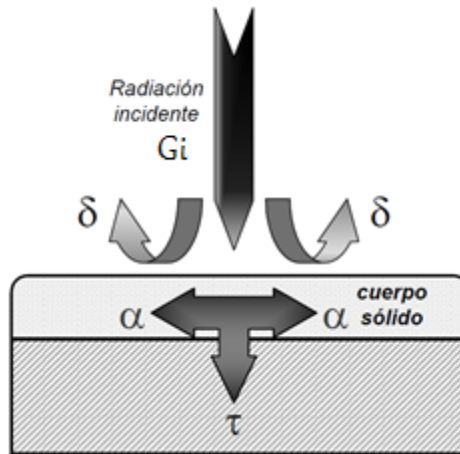


Figura. 2-19. Procesos de radiación asociados a un medio semitransparente.

Algunos cuerpos tienen valores característicos. Los llamados sólidos transparentes transmiten toda la radiación ($\tau = G_i$), mientras que un sólido opaco es aquel que no transmite radiación ($\tau = 0$), y un cuerpo negro, como ya se explicó, absorbe toda la radiación ($\alpha = G_i$). La proporción en la que la radiación incidente en una superficie se reparte, depende de ciertas propiedades de los materiales y superficies que se definirán a continuación.

2.3.3.3.1. EMISIVIDAD

Los cuerpos reales no emiten toda la radiación como los llamados cuerpos negros, por lo que su capacidad de emitir radiación debe ser corregida con un factor llamado emisividad (ϵ). Se trata de una cantidad adimensional con valores comprendidos entre cero a uno. La emisividad es una propiedad de las superficies que indica su capacidad para emitir radiación. Se define como el cociente entre la radiación emitida por un cuerpo negro y la emitida por una superficie real en las mismas condiciones de temperatura, dirección y longitud de onda, según la Ecuación 2-10. [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

$$\epsilon(\lambda, T) = \frac{E_\lambda(\lambda, T)}{E_{n,\lambda}(\lambda, T)} \quad (2-10)$$

La emisividad depende mucho del tipo de material y de las condiciones de su superficie. Además, también es función de la longitud de onda, de la temperatura a la que esté la superficie y del ángulo de emisión. Para los metales, la emisividad se incrementa con la temperatura, mientras que para los no metales se incrementa con el ángulo de emisión. A continuación, se presentan los valores de emisividad para algunos materiales comunes.

Material	Emisividad*	Material	Emisividad*
Aluminio pulido	0,05	Hierro, chapa galvanizada, bruñido	0,23
Aluminio, superficie rugosa	0,07	Hierro, chapa, galvanizado, oxidado	0,28
Aluminio oxidado	0,25	Hierro brillante, grabado	0,16
Placa de amianto	0,96	Hierro forjado pulido	0,28
Tela de amianto	0,78	Hollín	0,96
Papel de amianto	0,94	Níquel, en hierro fundido	0,05
Latón mate	0,22	Níquel, puro pulido	0,05
Latón pulido	0,03	Pintura, acabado en plata**	0,31
Ladrillo común	0,85	Papel, negro, mate	0,94
Bronce basto	0,55	Papel, blanco	0,9
Bronce pulido	0,1	Goma	0,93
Hierro fundido basto	0,81	Acero, galvanizado	0,28
Hierro fundido pulido	0,21	Acero, muy oxidado	0,88
Cromo pulido	0,1	Acero, recién laminado	0,24
Hormigón	0,54	Acero, superficie rugosa	0,96
Cobre pulido	0,01	Acero, rojo oxidado	0,69
Cobre oxidado	0,65	Acero, chapa, niquelado	0,11
Cinta aislante, plástico negro	0,95	Acero, chapa, laminado	0,56
Esmalte**	0,9	Agua	0,98
Hierro laminado en caliente	0,77	Vidrio	0,92
Hierro oxidado	0,74	Oro pulido	0,02

*Emisividad medida a 0° C, difiere poco de la emisividad a temperatura ambiente

**La pintura de acabado plata se mide a 25° C y la pintura de esmalte a 27° C.

Tabla 2-05. Valores de emisividad para algunos materiales comunes. Fuente: Pagina web de la empresa FLUKE para Europa.

2.3.3.3.2. ABSORTIVIDAD

La relación entre el flujo de radiación incidente (G_i) en una superficie y la porción absorbida (G_a) por ésta se denomina absorptividad. De la misma manera que la emisividad, la absorptividad de una superficie depende de la banda espectral, la temperatura de la superficie y la orientación del flujo incidente (Ecuación 2-11). [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

$$\alpha = \frac{dG_a}{dG_i} \quad (2-11)$$

2.3.3.3.3. REFLECTIVIDAD

Es la relación entre el flujo de radiación incidente y la porción reflejada. Esta propiedad se caracteriza por depender de dos condiciones, el ángulo del flujo incidente y el ángulo del flujo reflejado. Esto hace que sea complicado el cálculo de la reflectividad. Por tanto, se suele trabajar de manera exclusiva con una reflectividad que representa un promedio integrado sobre el hemisferio asociado con la radiación reflejada. De esta manera, no proporciona ninguna información con respecto a la distribución direccional de esta radiación. La radiación hemisférica total se define según la Ecuación 2-12. [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

$$\rho = \frac{\int_0^{\infty} \rho_{\lambda}(\lambda) \cdot G_{\lambda}(\lambda) d\lambda}{\int_0^{\infty} G_{\lambda} d\lambda} \quad (2-12)$$

2.3.3.3.4. TRANSMISIVIDAD

La transmisión a través de un cuerpo semitransparente es una cuestión complicada debido a su naturaleza bidireccional y a posibles reflexiones que implican considerar el espesor del material y sus propiedades. Sin embargo, desde un punto de vista microscópico, es posible definir la transmisividad hemisférica espectral como la relación entre el flujo incidente ($G_{\lambda,i}$) y el transmitido ($G_{\lambda,t}$) en el espacio hemisférico de la superficie de salida (Ecuación 2-13). [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

$$\tau = \frac{dG_{\lambda,t}}{dG_{\lambda,i}} \quad (2-13)$$

2.3.4. LEYES FUNDAMENTALES DE LA RADIACIÓN

2.3.4.1. LEY DE PLANCK

La Ley de Planck es una de las leyes más importantes acerca de emisión térmica. Ésta describe la distribución de la emisión de energía de un cuerpo negro en función de la longitud de onda, para una temperatura dada. Su expresión viene dada por la Ecuación 2-14. [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

$$E_{\lambda,n}(\lambda, T) = \frac{C_1}{\lambda^5 \cdot (e^{\frac{C_2}{\lambda T}} - 1)} \left[\frac{W}{m^3} \right] \quad (2-14)$$

Donde, $C_1 = 3.742 \times 10^8 \text{ W } \mu\text{m}^4 \text{ m}^{-2}$; $C_2 = 1.493 \times 10^4 \text{ } \mu\text{m K}$; $\lambda =$ Longitud de onda de la radiación; $T =$ Temperatura absoluta de un cuerpo negro dada en grados Kelvin.

Si esta expresión se representa gráficamente para varias temperaturas, se obtienen las siguientes curvas representadas en la Figura 2-20.

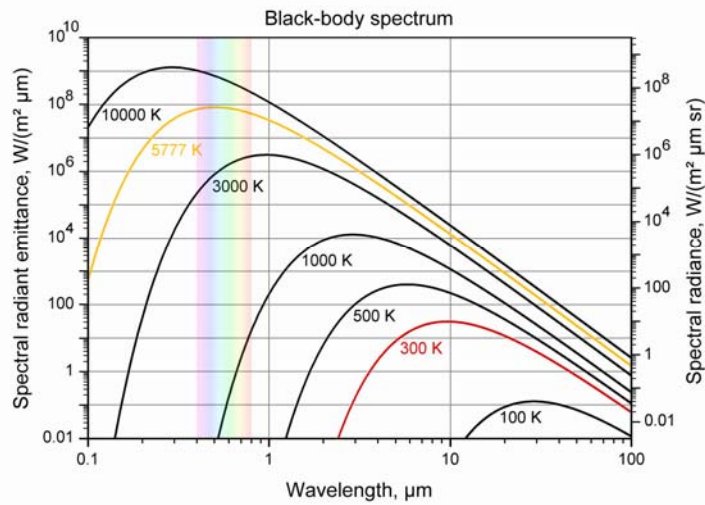


Figura. 2-20. Representación gráfica de la ley de Planck.

Tras analizar la Figura, se puede comprobar que la radiación emitida por un cuerpo negro varía de forma continua en todo el espectro. Para cualquier longitud de onda, la magnitud de la radiación emitida aumenta con la temperatura. Además, comparativamente, hay más radiación en longitudes de onda más cortas a medida que aumenta la temperatura.

La Ley de Planck, además de ser válida para las características propias del cuerpo negro, representa la emisión máxima posible cuando se aplica a cuerpos reales.

2.3.4.2. LEY DE DESPLAZAMIENTO DE WIEN.

En la Figura 2-20, se puede apreciar que si unimos los puntos de máxima radiación a las diferentes temperaturas, se forma una línea recta inclinada. Esta línea, que se obtiene al derivar la Ley de Plank, está determinada por la Ecuación 2-15. [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

$$\lambda = \frac{2897.7 \mu m K}{T} \tag{2-15}$$

Un ejemplo que comprueba la utilidad de esta ecuación es el caso del sol, cuya superficie está a 6.000° K aproximadamente. Al desarrollar la ecuación con este dato, podemos comprobar que la radiación emitida por el sol tiene una longitud de onda de aproximadamente 0.5 μm, justo en medio del espectro visible.

2.3.4.3. LEY DE STEFAN-BOLTZMANN

Al integrar la ley de Planck en función de la longitud de onda, se obtiene la radiación máxima de un cuerpo negro para una temperatura dada. Esta ley establece que la radiación total de un cuerpo negro es proporcional a la cuarta potencia de la temperatura, según la ecuación 2-16 [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

$$E_b = \sigma T^4 \quad (2-16)$$

Donde E_b es la radiación total del cuerpo negro ($W\ m^{-2}$); σ es la constante de Stefan-Boltzmann 5.7×10^{-8} ($W\ m^{-2}\ K^{-4}$) y T es la temperatura absoluta del cuerpo (K).

2.3.5. ELEMENTOS FUNDAMENTALES DE UN SISTEMA TERMOGRÁFICO

2.3.5.1. DETECTORES INFRARROJOS

Los detectores infrarrojos (DI) actúan como transductores que convierten la radiación en señales eléctricas. Éstos son la parte fundamental de los sistemas de termometría por radiación infrarroja. Los DI se pueden clasificar en dos grupos principales: detectores térmicos y detectores cuánticos [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

Los detectores cuánticos son transductores de un paso que provocan el movimiento de los portadores de cargas libres dentro del detector, tras la absorción de fotones provenientes de la radiación infrarroja. Cuando la radiación incide en el detector, se genera un desequilibrio de cargas que se traduce en un cambio de su resistencia eléctrica.

Los detectores térmicos son transductores de dos pasos, por lo que primero la radiación que incide en el detector genera un cambio de temperatura sobre un material. Seguidamente, se genera una señal eléctrica en la salida del detector térmico como consecuencia de un cambio en una de sus propiedades físicas.

Los más destacados son los detectores Focal Plane Array (FPA), sensores térmicos que contienen varias filas y columnas de detectores-celdas juntos. Se trata de una matriz de detectores que se coloca justo en el punto de enfoque de la imagen. Los detectores FPA ofrecen una alta resolución de imagen ya que no necesitan barrer la escena, además de ser ligeros y eficientes energéticamente. Los detectores FPA de microbolómetros no necesitan refrigeración, por lo que se elimina el sistema de enfriamiento criogénico. Entre sus desventajas está su menor sensibilidad, menor precisión y estabilidad, debido a la poca variación de la señal de salida con respecto a la variación de temperatura de cada microbolómetro.

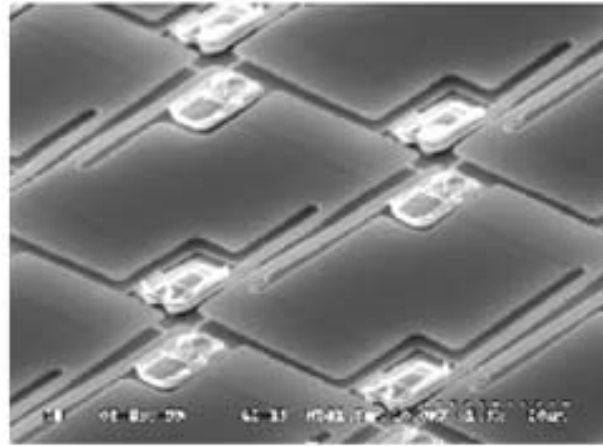


Figura. 2-21. Vista microscópica de un detector FPA de microbolómetros.

2.3.5.2. ELEMENTOS ÓPTICOS

Una de las partes más importantes de cualquier sistema de detección de infrarrojos es el objetivo de la cámara. Los elementos ópticos de la cámara afectan directamente la imagen final de salida. El sistema óptico en Termografía Infrarroja está compuesto por un conjunto de 7 a 15 lentes, espejos o una combinación de ambos, unidos en varios grupos (denominados objetivos), donde su comportamiento en conjunto, viene a ser el de una lente positiva simple de altas prestaciones. [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

Los parámetros más significativos de evaluación de los elementos ópticos son:

- **Distancia Focal:** Es la distancia comprendida entre el centro de la lente y el punto focal. Define la potencia o poder de desviación de un objetivo.
- **Cobertura del objetivo:** La mayor calidad de la imagen en cuanto a nitidez y luminosidad solo se forma en una zona del plano focal en forma de círculo alrededor del eje principal. Fuera de esta zona, y conforme se aleja, la imagen va oscureciéndose, deformándose, y perdiendo nitidez. La porción útil de la imagen, en forma de círculo, se denomina Cobertura del objetivo.
- **Ángulo visual:** Si un objetivo tiene una distancia focal muy corta, la imagen se formará muy cerca de la lente y los motivos proyectados serán muy pequeños. La mayor o menor cantidad de escena del original, queda proyectada dentro de la cobertura del objetivo enfocado al infinito. Se denomina ángulo visual del objetivo a lo que puede ser captado por el sensor.
- **Aberraciones ópticas:** Se refieren a los efectos de degradación de la imagen causados por la lente o por el mal uso de la misma se conocen como aberraciones ópticas. A continuación se definen brevemente las aberraciones más comunes:

- Aberración esférica. Para las lentes curvadas las radiaciones que están más cerca y lejos del eje óptico se enfocan en diferentes posiciones, comprometiendo la nitidez de la imagen.
- Aberración de coma. Cuando los rayos que convergen oblicuamente, lo hacen en el plano focal, pero no precisamente en el lugar que les corresponde. Esto se detecta en puntos luminosos en los bordes de la imagen y adoptan forma de coma. Los objetivos corregidos contra la aberración esférica y de coma, se denominan Aplanáticos.
- Aberración de astigmatismo. En algunos objetivos resulta imposible enfocar con nitidez simultáneamente los objetos verticales y horizontales, incluso estando ambos en el mismo plano.
- Aberración de curvatura de campo. Se debe a que el plano focal de una lente no es plano, pero el del sensor sí, lo que hace difícil enfocar a la vez el centro y los bordes de la imagen lo que resulta en una imagen con tendencia esférica en lugar de plana.
- Aberración de distorsión. Este tipo de aberración modifica la forma de la imagen, cambiando la posición de los puntos incluso estando totalmente enfocada la imagen.
- Aberración cromática. Es un fenómeno en donde diferentes longitudes de onda del rango infrarrojo y visible, no se enfocan en el mismo punto. Se reconocen dos tipos, la axial que provoca la variación de la distancia focal con la longitud de onda. Y la lateral o transversal, causante de la variación de intensidad con la longitud de onda.

2.3.5.3. PANTALLA DE VISUALIZACION

La pantalla de visualización, presente fundamentalmente en las cámaras termográficas, debe ser grande y lo suficientemente brillante para ser vista fácilmente bajo distintas condiciones de iluminación que se pueden presentar en el campo de trabajo. Las pantallas a menudo proporcionan información como la carga de la batería, fecha, hora, temperatura del objetivo y una clave de espectro de color relacionada con la temperatura.

2.3.5.4. ELEMENTO DE ENFRIAMIENTO

A excepción de los detectores de microbolómetros, todos los demás detectores de radiación infrarroja requieren ser refrigerados para trabajar apropiadamente. Esto es necesario debido a que el calor circundante al sensor puede introducir ruido en la medida que irradie mayor energía que la radiación original. La mayoría de las cámaras

termográficas refrigeradas utilizan un pequeño y portátil ciclo térmico Stirling, que mantiene el detector frío, hasta aproximadamente $-220\text{ }^{\circ}\text{C}$.

2.3.6. DISPOSITIVOS DE TERMOGRAFÍA INFRARROJA

La termografía infrarroja ha tenido un avance significativo en múltiples campos. A la vez, se han desarrollado varios dispositivos de medición de acuerdo a las necesidades y requerimientos de cada aplicación. Resulta interesante hacer una revisión de los dispositivos más empleados en la industria clasificándolos por su principio de funcionamiento (puntual, lineal o en 2 dimensiones). Entre ellos, podemos mencionar el pirómetro infrarrojo, el escáner lineal y la cámara termográfica.

2.3.6.1. PIRÓMETRO INFRARROJO

El pirómetro de infrarrojo se conoce también como medidor puntual ya que mide la temperatura promedio de un área muy pequeña. Este dispositivo capta la radiación infrarroja que se filtra a través de la lente. A continuación, mediante un sensor fotoresistivo que actúa como transductor, se produce una corriente eléctrica que se traduce en valor de temperatura a partir de un circuito electrónico. Puede medir desde temperaturas inferiores a $0\text{ }^{\circ}\text{C}$ hasta valores superiores a $2.000\text{ }^{\circ}\text{C}$ [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

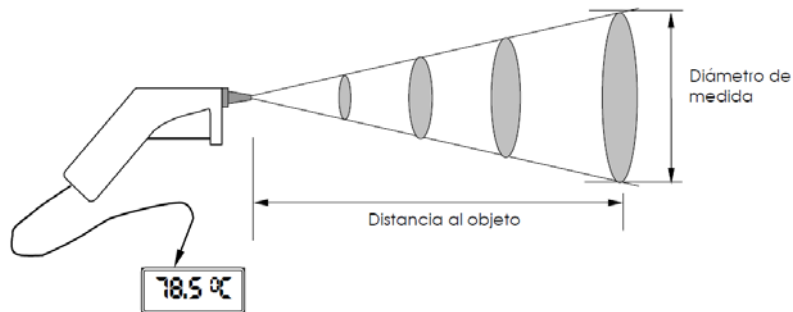


Figura. 2-22. Pirómetro infrarrojo.

En cuanto a su utilización, hay que tener en cuenta que este instrumento debe apuntar directamente al punto de medida, a la distancia especificada por el fabricante. Hay que resaltar que este dispositivo es muy dependiente de la emisividad de la superficie que se mide, por lo que es indispensable conocerla antes de realizar la medida.

A continuación, se detallan los tipos existentes:

Pirómetro óptico. Se fundamentan en la Ley de Wien de distribución de la radiación térmica, según la cual, el color de la radiación varía con la temperatura. El color de la radiación de la superficie a medir se compara con el color emitido por un filamento

que se ajusta con un reóstato calibrado. Se utilizan para medir temperaturas elevadas, desde 700 °C hasta 3.200 °C, a las cuales se irradia suficiente energía en el espectro visible para permitir la medición óptica.

Pirómetro fotoeléctrico. Se basan en el efecto fotoeléctrico, por el cual se liberan electrones de semiconductores cristalinos cuando incide sobre ellos la radiación térmica.

Pirómetro de radiación total. Se fundamentan en la Ley de Stefan-Boltzmann, según la cual, la intensidad de energía emitida por un cuerpo negro es proporcional a la cuarta potencia de su temperatura absoluta.

2.3.6.2. ESCÁNER LINEAL INFRARROJO

El escáner infrarrojo es un sistema de termografía fijo que permite extender el concepto de medida puntual a una medida de perfil lineal. Mide en tiempo real el perfil térmico de una línea o plano de medida mediante el movimiento del objeto medido o del mismo escáner.

El escáner infrarrojo consta de un sensor simple de un solo punto de medida, pero al combinar este dispositivo con un sistema de barrido lineal en constante movimiento, se logra captar diferentes puntos sucesivos para la obtención del perfil de temperaturas. El escáner infrarrojo es muy utilizado en la industria para la medición de temperatura en hornos rotativos, de manera que permite la identificación de pérdida de material refractario o la aparición de deformaciones en las paredes del horno [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

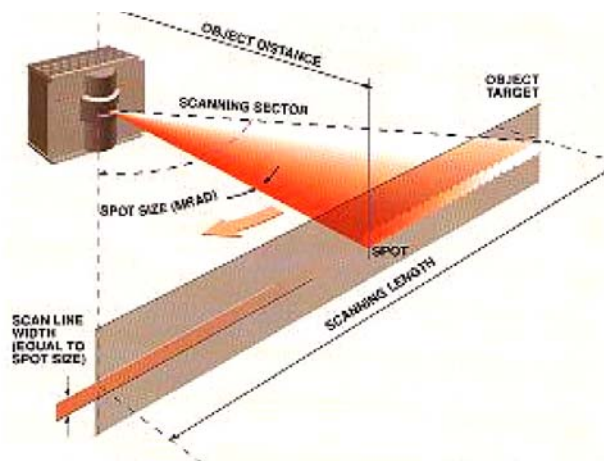


Figura. 2-23. Escáner infrarrojo.

2.3.6.3. CÁMARA TERMOGRÁFICA

La cámara termográfica permite conocer la distribución térmica superficial de un objeto, sin necesidad de contacto y con una alta precisión. Esta tecnología ha tenido un desarrollo exponencial en los últimos años y actualmente se emplea en innumerables aplicaciones, desde la Medicina hasta la industria.

Se puede definir una cámara termográfica como un dispositivo que, a partir de las emisiones de infrarrojos medias del espectro electromagnético de los cuerpos detectados, forma imágenes luminosas visibles por el ojo humano. Las cámaras infrarrojas operan con longitudes de onda en la zona del infrarrojo térmico, que se considera entre 3 μm y 14 μm . En la Figura 2-24 se representa una imagen de una cámara termográfica de última generación [AETIR, 2011], [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].



Figura. 2-24. Cámara infrarroja.

2.3.6.3.1. FUNCIONAMIENTO DE CÁMARA TERMOGRÁFICA

La óptica de la cámara dirige la radiación infrarroja del objeto en estudio hacia un detector que se encuentra en su interior. A continuación, se obtiene una respuesta eléctrica (cambio de tensión o resistencia eléctrica) que será interpretada por el circuito electrónico de la cámara. Posteriormente, la señal es transformada en una imagen de falsos colores donde los distintos tonos de color representan distintas temperaturas de la superficie del objeto observado [AETIR, 2011].

Se debe tener en cuenta que la radiación total que recibe la cámara es el resultado de la suma de la radiación emitida por el cuerpo observado, la reflejada por los cuerpos circundantes sobre la superficie del objeto en estudio y la emitida por la propia atmósfera. La radiación total recibida por la cámara termográfica se puede expresar con la Ecuación 2-17 (ver Figura 2-25).

$$N_{CAM} = \tau_{ATM}\epsilon N_{OBJ} + \tau_{ATM}(1 - \epsilon)N_{ENT} + (1 - \tau_{ATM})N_{ATM} \quad (2-17)$$

Donde τ_{ATM} es el índice de transmisibilidad de la atmósfera en la ventana espectral de interés, ϵ es la emisividad del objeto en estudio, N_{OBJ} es la radiación de la superficie del objeto, N_{ENT} es la radiación de los cuerpos en el entorno del objeto y N_{ATM} la radiación de la atmósfera. Si alrededor del objeto en estudio no hay objetos con altas temperaturas, si la emisividad del objeto es alta y el coeficiente de transmisividad de la atmósfera es cercano a la unidad, la ecuación se puede simplificar en la Ecuación 2-18.

$$N_{CAM} \approx N_{OBJ} \quad (2-18)$$

La región espectral de trabajo de la cámara termográfica, está condicionada por la transmisividad de la atmósfera, ya que los gases contenidos en esta son transparentes a ciertas longitudes de onda y absorben la radiación en otras regiones espectrales. La Figura 2-26 muestra la transmisividad de la atmósfera a distintas longitudes de onda y los gases que la afectan.

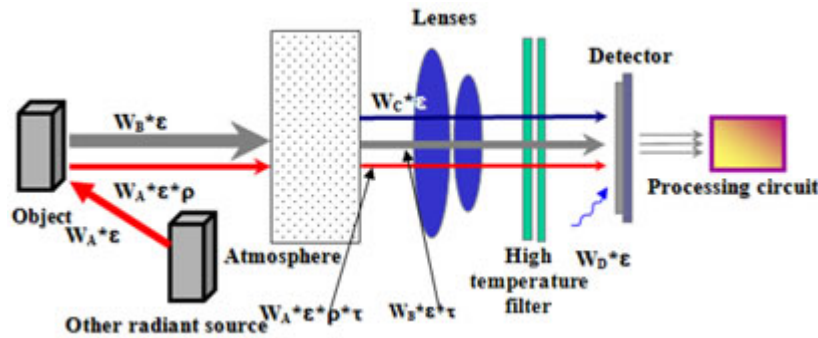


Figura. 2-25. Elementos típicos de una cámara termográfica y esquema de radiación total recibida por la cámara.

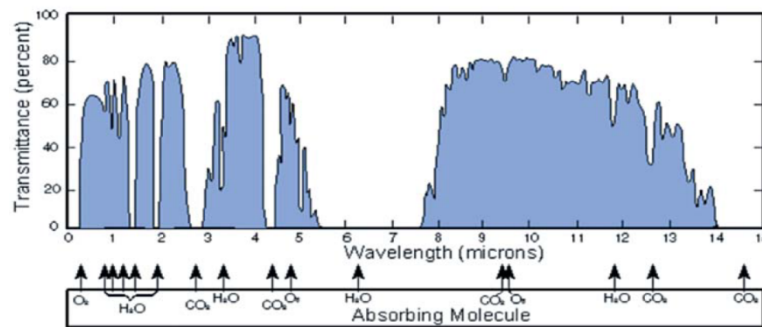


Figura. 2-26. Transmisividad infrarroja de la atmósfera.

2.3.6.3.2. MODELOS ACTUALES DE CÁMARAS TERMOGRÁFICAS

En el mercado, existe una amplia variedad de cámaras termográficas, diseñadas para diferentes circunstancias, presupuesto, aplicación y entorno de trabajo. Las marcas líderes en el mercado son FLIR, FLUKE, TESTO Y TROTEC. Elegir una cámara termográfica puede resultar difícil ya que hay una amplia variedad de características y funciones. El rendimiento también puede variar mucho y, además, hay algunas cámaras termográficas que se adaptan mejor a ciertas tareas y a entornos en concreto. Cuándo, dónde y cómo se piensa utilizar la cámara termográfica, determinarán finalmente la que mejor se adapta al trabajo.

A continuación, se presenta una comparación de las distintas gamas de cámaras que oferta la marca FLIR, con la indicación de sus características fundamentales como

almacenamiento, resolución, programa informático, constitución de la cámara, precio y algunos otros parámetros destacados.

Modelo FLIR i5. Por su diseño compacto, ligero y resistente, la cámara de modelo FLIR i5, está pensada para un entorno industrial. Es resistente al agua y su rango de temperatura de operación es de 0° C a 50° C. El programa informático integrado resulta de fácil manejo, con funciones suficientes para realizar el monitorizado de equipos.

Rango de temperaturas	-20 ° a 250 ° C
Almacenamiento	5.000 imágenes (tarjeta de memoria MicroSD)
Emisividad	De 0.1 a 1.0 ajustable
Frecuencia de imagen	9 Hz
Cambio de visión	17°x17°
Sensibilidad térmica	0,1 ° C
Resolución del detector	80x80 pixeles
Medición	Por punto
Video	NO
Autonomía	>5 horas
Dimensiones	223x79x83 mm
Peso	340 g
Precio aproximado	1.500 €



Figura. 2-27. Características principales e imagen de cámara termográfica FLIR i5.

Modelo FLIR E40. Se trata de un modelo portátil con opciones de video y grabación de voz o texto, ideal para generar informes de las inspecciones. Además, gracias a su conectividad vía Wi-fi, permite compartir información de forma instantánea, justo después de hacer una medición o grabación. La cámara cuenta con la función de Picture-in-Picture (PIP) que permite mostrar una imagen térmica superpuesta a la correspondiente imagen natural. La pantalla de la cámara es táctil LCD de 3,5”.

Rango de temperaturas	-20 ° a 650 ° C
Almacenamiento	>1.000 imágenes JPEG radiométricas (en tarjeta de memoria incluida)
Emisividad	De 0.1 a 1.0 ajustable
Frecuencia de imagen	60 Hz
Cambio de visión	25°x19°
Sensibilidad térmica	0,07 ° C
Resolución del detector	160x120 pixeles
Medición	3 puntos, 3 tareas, isoterma y delta T
Video	SI
Autonomía	4 horas
Dimensiones	245x95x105 mm
Peso	825 g
Precio aproximado	4.000 €



Fig. 2-28. Características principales e imagen de cámara termográfica FLIR E40.

Modelo FLIR T400. Con una sensibilidad térmica de 0.05° C y un rango de temperaturas que va desde -20° C a 1200° C, el modelo FLIR T400 comprende los modelos de gama superior. Cuenta con opción de video y grabación de voz o texto, función de Picture-in-Picture (PIP). Es compatible con el software de tratamiento de imágenes ThermaCAM Researcher de FLIR. También, este modelo tiene la opción de adquirir lentes con diferentes ángulos que permiten visualizar zonas en las que no es posible girar toda la cámara.

Rango de temperaturas	-20 ° a 1.200 ° C
Almacenamiento	>1.000 imágenes JPEG radiométricas (en tarjeta de memoria incluida)
Emisividad	De 0.1 a 1.0 ajustable
Frecuencia de imagen	30 Hz
Cambio de visión	25°x19°
Sensibilidad térmica	0,05 ° C
Resolución del detector	320x240 pixeles
Medición	5 puntos, 5 recuadros (máx/min./med), isoterma, área de medición caliente/frío, auto, delta T)
Video	SI
Autonomía	4 horas
Dimensiones	106x201x125 mm
Peso	880 g
Precio aproximado	9.500 €



Figura. 2-29. Características principales e imagen de cámara termográfica T400.

Modelo P640. Al igual que la T400, la P640 tiene opción de video y grabación de voz o texto, función de Picture-in-Picture (PIP). Además, la alta sensibilidad de la P640, su amplio rango que le permite medir temperaturas de -40° C hasta 500° C y la posibilidad de conectarse al ordenador, la hacen una cámara ideal para la investigación. Este modelo corresponde a la alta gama de la marca FLIR. Las características que diferencian esta cámara de las demás son su alta resolución, alta sensibilidad térmica, puntero láser y capacidad para anotaciones más grabación de voz y video. Este modelo es el que se utiliza en los ensayos de esta Tesis.

Rango de temperaturas	-40 ° a 1.500 ° C
Almacenamiento	>1.200 imágenes JPEG radiométricas (en tarjeta de memoria incluida)
Emisividad	De 0.1 a 1.0 ajustable
Frecuencia de imagen	60 Hz
Cambio de visión	24°x18°
Sensibilidad térmica	0,03 ° C
Resolución del detector	3200x240 pixeles
Medición	3 puntos, 1 recuadro y línea de medición.
Video	SI
Autonomía	3 horas
Dimensiones	305x169x161 mm
Peso	2.480 g
Precio aproximado	30.000 €



Figura. 2-30. Características principales e imagen de cámara termográfica P640.

Modelo GF 309. Se trata de una cámara diseñada especialmente para la medición de altas temperaturas. Puede visualizar objetos a través de llamas, inspeccionar metales al rojo vivo, visualizar el interior de hornos y aun así mantiene una buena precisión en altas temperaturas.

Rango de temperaturas	-40 ° a 500 ° C
Almacenamiento	>1.000 imágenes JPEG radiométricas (en tarjeta de memoria incluida)
Emisividad	De 0.1 a 1.0 ajustable
Frecuencia de imagen	30 Hz
Cambio de visión	25°x19°
Sensibilidad térmica	0,03 ° C
Resolución del detector	640x480 pixeles
Medición	5 puntos, 5 recuadros (máx/min./med), isoterma, área de medición caliente/frío, auto, delta T)
Video	SI
Autonomía	3 horas
Dimensiones	324x144x147 mm
Peso	1.800g
Precio aproximado	60.000 €



Figura. 2-31. Características principales e imagen de cámara termográfica GF309.

2.3.7. CONCEPTOS EXPERIMENTALES

2.3.7.1. FACTORES QUE AFECTAN A LAS MEDIDAS.

La medida de la temperatura no es una medida directa, resulta necesario medirla a través de una variable que reaccione con el cambio térmico, como por ejemplo la resistencia eléctrica en las termo-resistencias, el efecto Seebeck en los termopares o un cambio de volumen como ocurría en los termómetros de mercurio. Esto hace que la exactitud y la repetitividad de las medidas de temperatura no sean perfectas debido a las características y funcionamiento del tipo de medida que se realice [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

En el caso de la medición de temperatura por termografía infrarroja ocurre igual, ya que la medición puede verse afectada por ciertos factores que vale la pena analizar y definir para tenerlos en cuenta a la hora de realizar una medición de temperatura por dicha técnica.

No todos los factores que influyen en la medida de la radiación por la cámara termográfica lo hacen en la misma proporción y bajo las mismas condiciones. Los factores que influyen sobre la medida realizada por una cámara termográfica se pueden clasificar en factores internos y factores externos dependiendo de su origen.

Los factores que influyen sobre la medida realizada por una cámara termográfica se pueden clasificar en factores internos y factores externos dependiendo de su origen.

Factores Internos

Los factores internos son factores que corresponden al propio sistema de la cámara y que pueden alterar la medida de ésta. La sensibilidad y precisión del sensor infrarrojo depende mucho de su temperatura interna, por lo que el aporte de energía de los elementos cercanos a este influirá en la medida [AETIR, 2011], [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

La radiación procedente de los elementos internos de la cámara se debe a que en la óptica de la cámara las lentes y los espejos absorben una pequeña parte de la radiación incidente y en consecuencia, emiten su propia radiación.

Los usuarios de las cámaras termográficas no necesitan tener en cuenta los factores internos que influyen en la medición realizada por la cámara, ya que los fabricantes se ocupan de este tema y realizan compensaciones de forma interna en la cámara. Lo único de lo que debe asegurarse el usuario es de que la cámara esté calibrada y en condiciones de funcionamiento.

Factores externos

La naturaleza variable de la radiación emitida por los cuerpos y las condiciones del entorno, han hecho necesario que las cámaras incorporen en su sistema algoritmos de

corrección y compensación, que tienen como objetivo dar una medida lo más precisa posible. Esto se logra con el aporte del usuario de cierta información del entorno como la emisividad de la superficie a medir, la distancia al objeto, la temperatura atmosférica, la temperatura ambiental y la humedad relativa. En la mayoría de los casos estos factores son difíciles de determinar con precisión, por lo que las cámaras deben corregir el error que generan estos factores sobre la medida [AETIR, 2011], [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

Aparte de estos factores que alteran la radiación que incide en la cámara, recordar que existen otras condiciones que afectan la medida, como por ejemplo las reflexiones aportadas por objetos cercanos y la radiación emitida por la atmosfera (Ver ecuación 2-17 y Figura 2-24).

2.3.7.2. MONITORIZADO POR TERMOGRAFÍA INFRARROJA

El monitorizado por termografía infrarroja se puede realizar por dos procedimientos distintos, clasificados como termografía pasiva y termografía activa.

2.3.7.2.1. MONITORIZADO POR TERMOGRAFÍA INFRARROJA PASIVA

La termografía pasiva se trata de una técnica de monitorizado por condición, favorecida por el desarrollo tecnológico de la instrumentación disponible en el mercado. Se basa en la primera Ley de la termodinámica sobre la conservación de la energía. Ésta establece que cualquier proceso que consume energía libera parte de esta en forma de pérdidas de calor [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

En la termografía pasiva, no se usa ninguna estimulación como calentamiento o enfriamiento externo para provocar un flujo de calor en el cuerpo inspeccionado. Se realiza la captura de información de temperatura en tiempo real desde una distancia segura sin ninguna interacción con el objeto o equipo. En el caso de equipamiento, para realizar un correcto análisis, resulta fundamental el conocimiento de la correlación de las características térmicas de un equipo con su estado normal de operación. De esta manera, se obtendrá la **firma térmica** del sistema, que no es más que el patrón de comparación que nos ayudará para el análisis de las imágenes térmicas obtenidas. De esta manera, permite disponer de un registro de valores de temperatura y gráficos de evolución de temperatura, tanto en condiciones normales de operación como en estado de fallo. Se cuenta con dos modalidades, que son el monitorizado cuantitativo y cualitativo, que se describen a continuación:

Monitorizado cuantitativo. Se usa para la determinación precisa de la medida de temperatura. De esta manera, permite realizar el seguimiento de la temperatura (parámetro) en diferentes partes y piezas (síntomas), bajo comportamientos y características específicas (condición). Para ello, se realiza la captación de imágenes que muestran una modificación y

evolución del estado. Posteriormente, las imágenes se tratan y analizan para el diagnóstico y localización del tipo de fallo producido. De manera añadida, resulta fundamental registrar la información en un histórico y la realización de los modelados térmicos correspondientes.

Monitorizado cualitativo. Se trata de una estimación por comparación, a partir de la diferencia térmica con zonas circundantes, resaltando zonas térmicamente anormales como las siguientes:

- Partes y componentes más calientes de lo que deberían estar, causados por rozamiento, desgastes, concentración de esfuerzos, etc.
- Pérdidas excesivas de calor por una situación defectuosa o inadecuada.
- Determinación del reparto de temperaturas por medio de curvas isoterma.

La posibilidad de adquisición de registros de forma inmediata, facilita la detección de puntos anómalos, posibilitando además una investigación y análisis posterior.

2.3.7.2.2. MONITORIZADO POR TERMOGRAFÍA INFRARROJA ACTIVA

Las condiciones de operación y sobre todo el propósito del monitorizado, han permitido que se desarrollen procedimientos alternativos, que aunque tengan su principio en la técnica anterior, establecen condiciones de operación y medida especiales para hacer más notorios algunos síntomas [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

La termografía activa utiliza estímulos externos para inducir un contraste térmico (flujo de calor interno) relevante en el objeto bajo inspección. El termograma o imagen termográfica obtenida presenta un patrón térmico que posibilita una caracterización cuantitativa del interior del espécimen. Así, se pueden detectar laminaciones o inclusiones, corrosiones, fisuras, descolados de materiales o incluso estimar propiedades térmicas de materiales y daños por impactos.

Una vez que el calor entra en contacto con la superficie del espécimen, la energía se transmite por conducción al interior de la pieza. La temperatura del material cambia a medida que el frente térmico aplicado se propaga por difusión bajo la superficie. La presencia de un defecto modifica el ratio de difusión produciendo un contraste en la temperatura superficial sobre ese punto una vez que el frente térmico le alcanza.

Se utilizan varias técnicas para transmitir la energía al objeto y para observar su temperatura superficial, la mayoría de las cuales tienen aplicación en la industria aeroespacial. A continuación definimos algunas de esas técnicas.

2.3.7.2.2.1. TERMOGRAFÍA PULSADA (PT)

Es el método de termografía infrarroja activa más común debido a su fácil implementación y eficacia. Consiste en la estimulación térmica de la superficie de un objeto con un foco de calor de forma pulsada (del orden de milisegundos para los materiales altamente conductores y unos pocos segundos para materiales menos conductores de calor). Al hacer esto, la temperatura superficial del objeto cambia rápidamente, debido a que el frente térmico se propaga debajo de la superficie y hacia el espacio en forma de radiación. La presencia de defectos en la superficie del objeto o cerca de esta cambia la velocidad de propagación en el espacio alrededor del defecto. Este método se utiliza, por ejemplo, para la detección de grietas en los materiales [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

2.3.7.2.2.2. LOCK-IN THERMOGRAPHY (LT)

Esta técnica intenta resolver la imposibilidad de hallar defectos cercanos a la superficie con una cámara termográfica convencional. Debido a su versatilidad de operación, ha sido asimilada al mantenimiento de fuselajes de la industria aérea. Consiste en entregar energía por radiación óptica modulada o pulsada en las zonas sub-superficiales del componente. Esta energía generará ondas térmicas que pueden ser captadas con una cámara termográfica. [M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013], [Tesis Peralta, 2001].

2.3.7.2.2.3. VIBROTHERMOGRAPHY (VT)

Es una técnica de termografía infrarroja activa en la que bajo el efecto de vibraciones mecánicas inducidas al objeto en estudio, se libera calor por medio de la fricción sobre los lugares donde hay imperfecciones de la superficie, como serían grietas o delaminaciones [Tesis Peralta, 2001].

2.3.8. JUSTIFICACION DEL USO DE LA TERMOGRAFÍA PARA EL DIAGNÓSTICO DE MOTORES DE INDUCCION.

Tal como se mencionaba en el apartado 2.2., y según los datos registrados en la Tabla 2-02, los fallos de mayor importancia en los motores de inducción se encuentran en los rodamientos y en los devanados del estator. La mayoría de estos fallos, incluso como otros notables como sería el fallo del sistema de ventilación, se manifiestan en forma de temperatura excesiva. Por eso, la Termografía resulta un método con gran potencial para detectar dichos fallos. Además, esta disciplina de mantenimiento ofrece la ventaja de poder detectar un problema sin interrumpir la producción, hecho que adquiere una gran importancia en los procesos industriales. Adicionalmente, los precios de las cámaras son cada vez más competitivos, pudiéndose amortizar rápidamente ya que se puede utilizar una misma cámara para múltiples motores operando en una planta de producción.

A continuación, se presenta una revisión de las contribuciones técnicas más significativas relativas a la utilización de la técnica de termografía infrarroja como

herramienta predictiva para la detección de fallos en máquinas eléctricas. Para ello, se detalla su aplicación para el diagnóstico de los distintos fallos, bajo la clasificación propia de fallos, Figura 2-06. En [Bagavathiappan, 2013], se expone la idoneidad del uso de la termografía infrarroja para el monitorizado de los elementos eléctricos, ya que diversos daños en estos elementos se traducen en un aumento de temperatura, fácilmente detectado con esta técnica.

2.3.8.1. APLICACIÓN DE LA TERMOGRAFÍA A LA DETECCIÓN DE FALLOS ELÉCTRICOS

2.3.8.1.1. FALLOS EN EL ESTATOR.

Fallos en el núcleo.

Los fallos en el núcleo, tal como se ha mencionado en el apartado 2.2., se deben a diversas causas que pueden provocar la aparición de puntos calientes entre las laminaciones del estator. Normalmente, estos fallos se originan debido a un debilitamiento gradual del aislamiento inter-lámina debido a estrés térmico, ambiental, eléctrico o mecánico. También, se puede deber a defectos en el proceso de fabricación o rozamientos entre estator-rotor debidos a fallos en rodamientos, entre otros, pueden contribuir al daño en el núcleo estatórico. Unos de los métodos más empleados para detectar este tipo de fallos es la termografía infrarroja.

De acuerdo con [Tallam, 2007], el método típico para monitorizar el estado del aislamiento entre chapas magnéticas en el núcleo es el denominado “Full Ring Test”. En este test, se dispone un devanado externo alrededor del yugo del núcleo del estator en forma toroidal para crear una excitación en torno al 80 al 100% del flujo nominal. Dicho flujo de excitación en el yugo excita el fallo interlaminar si existe e induce las corrientes de falta. Una vez el núcleo del estator se calienta, se usa una cámara infrarroja para inspeccionar el núcleo del estator y los devanados.

En otro artículo científico [Ferreria, 2009], se cita la relación entre el uso de inversores y el aumento de temperatura del motor, lo que implica una reducción de la vida útil del sistema de aislamiento eléctrico, con un impacto más significativo en el núcleo del estator y devanados. Para demostrar este hecho, el autor utiliza una cámara infrarroja para inspeccionar el núcleo del estator y devanados.

Fallos en los devanados.

Eventuales cortocircuitos incipientes en los devanados del motor hacen que el motor se caliente debido a la disminución de la resistencia del conductor, lo cual se traduce en una mayor intensidad de corriente. Por ello, la termografía se ha propuesto por varios autores como un método potencialmente válido para detectar este tipo de fallos.

Inversamente, las conexiones defectuosas que supongan puntos de alta resistencia en el circuito de alimentación o en los propios devanados del motor provocan disipaciones anormales de temperatura que pueden ser detectadas con Termografía (por ejemplo,

conexiones defectuosas en la caja de bornas). A este respecto, esta técnica se muestra como un método más seguro, rápido y preciso que otros métodos destinados a prevenir conexiones de alta resistencia y daños en los devanados [Yun, 2007],[Yoo, 2008], [Yoo, 2009].

En [Han, 2003], se menciona el uso de esta técnica para el monitorizado del devanado estático de un motor, principalmente. Se afirma igualmente que el procesado de las imágenes y la utilización de técnicas de inteligencia artificial resultan indispensables en los sistemas de monitorizado.

En la Guía IEEE sobre Técnicas de Mantenimiento en las Máquinas de inducción se cita para prevenir problemas de devanado en las máquinas eléctricas [IEEE Guide, 2007].

En [Haq, 2006] se expone un trabajo de investigación para monitorizar la degradación del aislamiento a tierra del devanado estático mediante termografía infrarroja. Se estudió el comportamiento de varias barras de estator de media tensión mediante el uso de termografía infrarroja tras la exposición de éstas a un envejecimiento acelerado mediante la aplicación de ondas de choque. Los estudios experimentales mostraron que tanto los esfuerzos electromecánicos como las pérdidas térmicas son cuantitativamente superiores en el caso de suministro a través de convertidor que directamente a la frecuencia de alimentación. Por tanto, se demuestra la eficacia del uso de una cámara infrarroja para detectar zonas dañadas en el aislamiento de puesta a tierra tras el proceso de envejecimiento.

2.3.8.1.2. FALLOS EN EL ROTOR

Rotura de barras.

La rotura de barras es un fenómeno que supone una gran disipación de calor alrededor del punto dañado. Conceptualmente, cuando una barra rompe, las barras adyacentes pasan a conducir una corriente superior con lo que su calentamiento también lo es, por lo que la termografía puede resultar un buen método para detectar este tipo de fallos.

En un estudio desarrollado en 2003, se utiliza la Termografía infrarroja para medir la temperatura de la superficie del rotor y de esta manera estudiar el flujo y los intercambios de calor por convección en el entrehierro de un sistema rotor-estator [Boutarfa, 2003].

En [IEEE Guide, 2007], también se menciona el uso de la termografía para inspeccionar las barras de rotor con la máquina parada. Durante la inspección, se puede observar un calentamiento desigual en las barras de rotor y anillos. Hay que tener en cuenta que la suciedad y polvo del rotor podría ser la fuente de la formación de arcos durante el arranque. De todas maneras, el principal método para detectar este fallo es el análisis espectral de corrientes. Por ello, en la presente Tesis se propone un método de diagnóstico basado en la combinación de la termografía y la técnica de análisis de corrientes.

2.3.8.1.3. FALLOS EXTERNOS

Conexiones y empalmes

Los datos estadísticos y argumentos recopilados de diversos artículos muestran la importancia del monitorizado mediante técnicas como la Termografía y la reparación de las conexiones defectuosas para lograr un funcionamiento fiable, eficiente y seguro.

En [Yoo, 2003], [Yoo, 2009] se menciona el uso de la Termografía para monitorizar la temperatura e identificar los puntos calientes debidos a contactos defectuosos. En este artículo se resalta la idoneidad del uso de esta técnica por su mayor rapidez, precisión y seguridad comparada con otros métodos.

2.3.8.2. APLICACIÓN DE LA TERMOGRAFÍA A LA DETECCIÓN DE FALLOS MECÁNICOS

2.3.8.2.1. FALLOS EN ROTOR

Rodamientos, desequilibrio, desalineamiento.

Las averías en los rodamientos del motor producen una gran cantidad de calor debido a la fricción que se genera entre las pistas de rodadura y los elementos rodantes. Además, el eje gira con mayor dificultad lo que sobrecarga el motor y por tanto genera calor.

En [Bortnem, 1995], se demostró que los acoplamientos provocan gran disipación de energía. El ensayo realizado se basa en la conexión de un motor de 7,45 kW a un generador de 8kW con una carga de 7,6 kW en el que se midieron las temperaturas de los acoplamientos en función del desalineamiento. Dichas temperaturas se extrajeron de los termogramas obtenidos con una cámara termográfica. Se establece finalmente una distribución lineal de la temperatura proporcional al desalineamiento con un máximo de 5° C para 0,000762 m de desalineamiento.

En [Gaberson, 1999], se estableció igualmente un estudio basado en la relación entre desalineamiento o desequilibrio y pérdidas de energía. El ensayo se realizó con varios acoplamientos de un motor trifásico de 22,37 kW conectado a un generador de 20 kW con una carga resistiva. Tras los ensayos, se observó que en aquellos casos que suponían un elevado desalineamiento, las pérdidas de energía eran del 2% y a su vez estaban relacionados con un aumento significativo de la temperatura en el acoplamiento. En cambio, el desequilibrio originaba unas pérdidas de energía del 1%. Este descubrimiento respalda por tanto el uso de la termografía para identificar desalineamiento y desequilibrio.

En 2003, un estudio demostró igualmente la relación entre el análisis de vibraciones y la termografía [Harrison, 2003]. Se menciona el uso de la termografía infrarroja en sustitución de la técnica de análisis de vibraciones cuando resulta imposible el acceso a la máquina o como técnica de análisis alternativa. Los ensayos se realizaron usando un motor, un grupo de bombeo, una cámara infrarroja y un equipo de análisis de vibraciones. Tras el

análisis de la imagen termográfica, se observó un aparente aumento de temperatura en el acoplamiento de la bomba. Los datos procedentes del análisis de vibraciones mostraban un patrón clásico de holguras y desalineamiento. Por tanto, una vez realizada la inspección preventiva periódica y la sustitución del elemento dañado, el test de análisis de vibraciones mostraba una considerable reducción de la amplitud de vibración y la eliminación total del desalineamiento. El siguiente paso sería comprobar la relación del calor representado en la imagen térmica con las vibraciones mediante la comparación de la primera imagen térmica con la segunda tomada tras la reparación. Se observó un considerable cambio en el valor de la temperatura en el acoplamiento. Este hecho respalda nuevamente la teoría que vincula íntimamente el calor y las vibraciones, además de resultar síntomas evidentes de un estado de fallo de una máquina fácilmente monitorizable.

En [IEEE Guide, 2007] se cita además la Termografía para detectar problemas mecánicos, de lubricación o problemas de refrigeración en los rodamientos de una máquina.

En [Shahab, 2015], se presenta un estudio basado en el uso de la Termografía infrarroja para la detección de desalineamiento mediante la captura de la temperatura de los acopamientos del eje de un motor eléctrico. Los resultados se pueden observar tanto en las imágenes termográficas capturadas, como en las gráficas de evolución temporal de la temperatura.

En [García-Ramirez, 2014], [Jeffali, 2015], se presentan Metodologías basadas en la Técnica de Termografía infrarroja para la detección de defectos en motores de inducción, así como la repercusión que dichos fallos tienen en la cadena cinemática. En [Jefalli, 2015] se demuestra este hecho ya que el fallo mecánico causado por el desalineamiento se traduce en un aumento de temperatura en la máquina, que se puede observar tanto en las imágenes termográficas como en las gráficas de evolución de temperatura extraídas. En [García-Ramirez, 2014], se estudian diversos fallos típicos del motor (barras rotas, fallos en rodamientos, desalineamiento, desequilibrio). Los resultados obtenidos, basados en la variación de temperaturas en diversas áreas del motor y de las cadenas cinemáticas, establecen un criterio para el diagnóstico.

2.3.8.2.2. OTROS

Ventilación inapropiada.

Claramente, un fallo en el sistema de ventilación origina un incremento de temperatura ya que deja de realizar su función principal. Por esta razón, la Termografía es la técnica más intuitiva para detectar los fallos de dicho sistema.

En [IEEE Guide, 2007], se menciona como uno de los métodos para detectar colmatación en filtros o cualquier otro problema que suponga algún tipo de restricción en el sistema que origine, por tanto, un incremento de temperatura.

2.4. TÉCNICA DE ANÁLISIS DE CORRIENTES

2.4.1. INTRODUCCIÓN

El Método de análisis de la señal de corriente del motor (MCSA) es una técnica utilizada para determinar la presencia de determinadas averías en motores de inducción sin interrumpir la producción. Este carácter no invasivo de la técnica constituye una de sus grandes ventajas frente a otras técnicas de diagnóstico como el análisis de vibraciones. En cualquier caso, el análisis de corrientes se puede utilizar en conjunción con otros métodos, como la Termografía o el propio análisis de vibraciones, para conseguir un diagnóstico más preciso y eficaz.

El análisis de la corriente se basa en analizar la señal de la corriente demandada por el motor (corriente estatórica) mediante herramientas adecuadas de procesamiento de señal. Dicha señal obtenida se representa en tiempo-magnitud y, para su correspondiente tratamiento y análisis normalmente se transforma a otros dominios, como el dominio frecuencial (mediante la transformada de Fourier, FFT) o el dominio tiempo-frecuencia (mediante herramientas de descomposición tiempo-frecuencia).

2.4.2. TEORÍA DEL ANÁLISIS DE LA SEÑAL DE CORRIENTE DEL MOTOR (MCSA)

La corriente ideal demandada en un motor de inducción es una senoide de 50 Hz. Esta señal, representada en el espectro de frecuencia, viene dada por una componente frecuencial a 50 Hz, tal como se observa en la Figura 2-32. En esta situación ideal no existirían otros picos en el espectro de frecuencias [Tesina Francés, 2015].

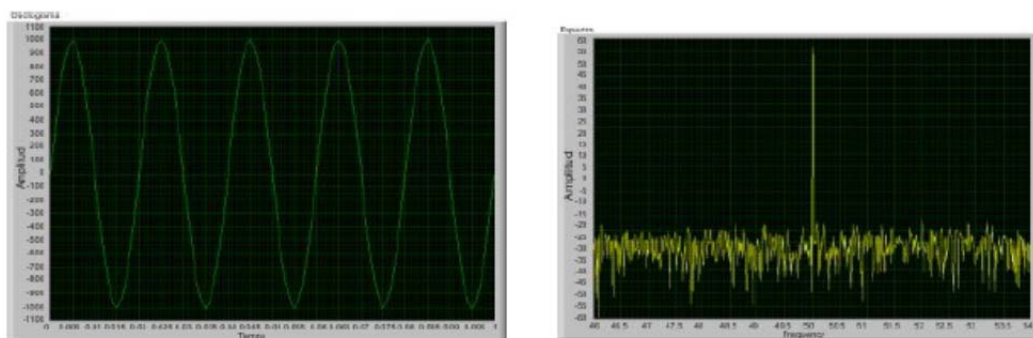


Figura 2-32. Representación de amplitud frente a tiempo de la corriente ideal en un motor (izquierda). Espectro de corriente frente a frecuencia en el funcionamiento de un motor ideal, con la representación de un pico correspondiente a la frecuencia fundamental de la máquina (derecha).

Durante la operación real de un motor aparecen armónicos de corriente a otras frecuencias. Esto se conoce como la “firma” del motor (Current Signature). Algunos armónicos aparecen en operación normal, aun estando el motor en estado sano y se deben fundamentalmente a características constructivas de la propia máquina (armónicos de

ranura), a armónicos de la tensión de alimentación (armónicos de devanado), al propio ruido del entorno, a la carga accionada, acoplamientos etc. Otros armónicos, en cambio, aparecen por problemas eléctricos o mecánicos del motor. Estos fallos provocan distorsiones en el campo magnético de entrehierro que inducen componentes en la corriente estatórica, las cuales se pueden observar en el espectro.

Muchos de los estudios realizados en las últimas décadas, se han centrado en la identificación de las frecuencias características de los armónicos que los principales fallos inducen en la corriente demandada por la máquina de inducción. En la siguiente tabla, se representa la frecuencia característica de los principales fallos en los motores eléctricos, según la clasificación realizada en el apartado 2.2. [Tesis Puche, 2008], [Tesina Francés, 2015].

Tipo de Fallo			Frecuencia característica
ELECTRICOS	ESTATOR	En los devanados (aislamiento de la máquina)	$f_s = \left(k \pm n \frac{(1-s)}{p} \right) f$
	ROTOR	Rotura de barras y anillos de cortocircuito	$f_B = f_1 (1 \pm 2k \cdot s) \quad k=1, 2, 3 \dots$
	EXTERNOS	Electrónica	No frecuencia característica
Efectos de la carga		$f_{carga} = f_s \pm m \cdot f_r = f_s \cdot \left[1 \pm m \cdot \left(\frac{1-s}{p} \right) \right]$	
MECÁNICOS	ROTOR	Desequilibrio	Estático. En reposo el rotor siempre se para en la misma posición Dinámico. Si no coincide el eje de inercia y el de rotación del rotor.
		Cojinetes	Fallos internos: $f_v [Hz] = \left(\frac{N}{2} \right) \cdot f_r \left[1 \pm \frac{b_d \cdot \cos \beta}{d_p} \right]$ Fallo rodamientos: $f_v [Hz] = \left(\frac{d_p \cdot f_s}{2 \cdot b_d} \right) \cdot \left[1 - \left(\frac{b_d \cdot \cos \beta}{d_p} \right)^2 \right]$ Frec. Tren: $f_v [Hz] = \left(\frac{f_r}{2} \right) \cdot \left[1 - \left(\frac{b_d \cdot \cos \beta}{d_p} \right) \right]$
	ROTOR Y ESTATOR (excentricidad)	Estática	$f_{estatica} = \left[\left((k \cdot N) \cdot \left(\frac{1-s}{p} \right) \right) \pm \vartheta \right] \cdot f$
		Dinámica	$f_{dinamica} = \left[\left((k \cdot N \pm n_d) \cdot \left(\frac{1-s}{p} \right) \right) \pm \vartheta \right] \cdot f$
		Mixta	$f_l = f \pm k \cdot f_r \quad k=1, 2, 3 \dots$ $f_r = \text{frecuencia mecánica}$
		Axial	Igual que las anteriores
	EXTERNOS	Desalineación	Proporcional a: $F = \frac{E \cdot I}{a} \cdot \tan \beta$
		Engranajes	La más característica $f_{rg} = \frac{R_g}{60}$

Tabla 2-06. Tabla resumen de las principales frecuencias características de los principales fallos o averías de máquinas eléctricas rotativas de inducción.

2.4.3. METODOLOGÍA DE ANÁLISIS DE LA SEÑAL

Como se puede observar en la anterior tabla, la rotura de barras, además de ser un fallo relativamente frecuente en los motores eléctricos, es un fallo con un frecuencia característica establecida, por lo puede resultar un buen candidato para el diagnóstico mediante el método MCSA. Por tanto, es el que se considera a modo de ejemplo en este apartado para explicar la metodología de análisis de corrientes.

2.4.3.1. FUNDAMENTOS FÍSICOS DE LA ROTURA DE BARRAS ROTÓRICAS

El efecto de una barra rota en una máquina de inducción se puede traducir a nivel físico, de acuerdo con la teoría postulada por [Deleroi, 1982], como la superposición de la distribución de las corrientes por una jaula en buen estado más la distribución que aparecería si se sustituyera la barra rota por una fuente de corriente de igual valor y sentido contrario a la corriente que circula por dicha barra cuando la jaula está sana (que se denomina ‘corriente de falta’). La suma de estas dos distribuciones daría una corriente nula en la barra que se rompe [Deleroi 1982], [Venkata, 2012], [Tesina Francés, 2015].

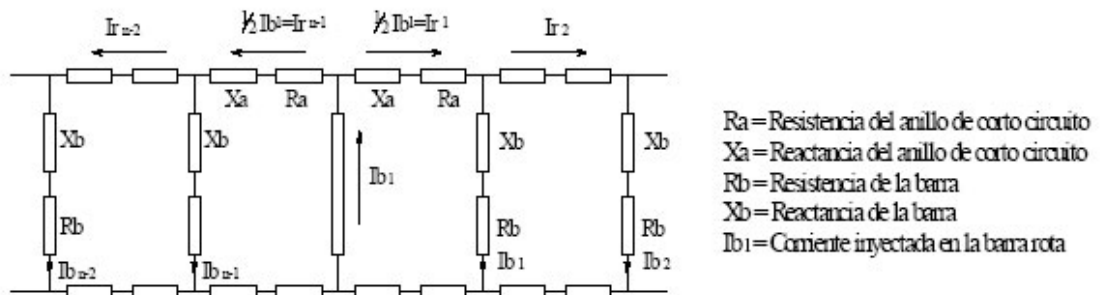


Figura 2-33. Circuito equivalente barra rota [Flores, 2011].

La corriente de falta fluye a través de los anillos de corto circuito y del resto de las barras de la jaula, originando un campo magnético en el entrehierro (campo de falta) [Riera, 2008].

El campo de falta se superpone al campo normal de la máquina en buen estado, causando alteraciones en su comportamiento; más específicamente, induce armónicos de corriente en los devanados del estator. La detección de estos armónicos en el espectro de Fourier de la corriente en régimen permanente es la base del método clásico para el diagnóstico de rotura de barras en motores de inducción [Riera], [Tesis Antonino, 2006].

Las principales componentes inducidas en la señal de corriente por el campo de falta son los denominados armónicos o bandas laterales que vienen dadas por:

$$f_b = (1 \pm 2s)f \quad (2-19)$$

$$s = (n_s - n) / n_s \quad (2-20)$$

Donde f es la frecuencia de red y s es el deslizamiento; n_s es la velocidad de sincronismo y n es la velocidad de la máquina. La banda lateral inferior (o armónico lateral inferior) tendrá signo negativo y la superior (armónico lateral superior), tendrá signo positivo. Estos armónicos son los utilizados normalmente en el ámbito industrial para el diagnóstico de asimetrías del rotor.

En caso de motores síncronos, se ha comprobado que ocurre algo parecido en caso de rotura de devanado amortiguador que es, a fin de cuentas, como la jaula de un motor de jaula de ardilla [Antonino, 2012].

2.4.3.2. ANÁLISIS DE LA SEÑAL MEDIANTE TRANSFORMADA DE FOURIER

En primer lugar, se define señal eléctrica como “Una alteración de la señal tensión, corriente, potencia u otra magnitud eléctrica empleada para transmitir información” [Pallás, 2006].

El análisis de la señal se puede realizar en el dominio del tiempo, de la frecuencia, frecuencia-tiempo, de forma estadística, etc. Asimismo, el análisis se puede desarrollar, dependiendo del momento en que se registre la señal, en régimen estacionario o régimen permanente.

Muchos autores han desarrollado, en estas últimas décadas, varios métodos para diagnosticar la presencia de barras rotas en motores de inducción. Tradicionalmente, se ha empleado la **transformada de Fourier de la corriente** en régimen permanente, cuyo el objetivo consiste en detectar la avería mediante la evaluación de la amplitud en el espectro de componentes frecuenciales asociadas a la misma [Thomson, 2001] [Cabanás]. Usualmente, la detección de la avería se realiza mediante el estudio de las dos componentes que aparecen cerca de la frecuencia fundamental. Estas componentes frecuenciales, como se ha mencionado en el apartado anterior (ver Ecuación 2-19), se conocen como armónicos laterales (izquierdo y derecho). No obstante, cabe señalar que, además de estos armónicos laterales, la rotura de barras crea también otras componentes con frecuencias normalmente superiores, si bien tienen más reducida amplitud con lo que se prefiere utilizar los armónicos laterales para el diagnóstico de este fallo.

Cuando aparece una rotura de barras, las amplitudes de los armónicos laterales se incrementan significativamente, siendo posible diagnosticar la rotura en base a la evaluación de este incremento de amplitud. Esto se observa en la Figura 2-34. La imagen de la izquierda (a) muestra el análisis espectral de una máquina sana. La imagen del centro (b) representa el espectro de una máquina con una barra rota. Se aprecian claramente las diferencias entre ambos espectros, con un incremento notable de amplitud de las

componentes laterales para la máquina averiada. Este análisis con la transformada de Fourier tiene la ventaja de la simplicidad de la herramienta de procesamiento y la robustez de la técnica que ha dado buenos resultados en una amplia gama de aplicaciones.

Sin embargo, este método clásico tiene varios inconvenientes [Picazo, TIAS 2015]. Entre ellos caben destacar dos especialmente: 1) La aplicación del método no resulta adecuada en condiciones de velocidad variable (ya que, en tal caso, el deslizamiento s no tiene un valor fijo y las componentes de avería no aparecen a una frecuencia fija sino ‘repartidas’ entre varias frecuencias en el espectro, con lo que no resulta posible la evaluación correcta de su amplitud) y 2) El método puede dar lugar a diagnósticos erróneos en determinadas situaciones que son bastante frecuentes en la práctica. Estos diagnósticos erróneos se pueden clasificar en falsos positivos (cuando la técnica diagnóstica que la máquina está averiada cuando, en realidad, está sana) o falsos negativos (cuando la técnica diagnóstica que la máquina está sana cuando, en realidad, está averiada). Estos falsos diagnósticos pueden llevar a cuantiosas pérdidas para la empresa involucrada. Las causas que pueden dar lugar a falsos positivos/negativos cuando se utiliza esta técnica se han estudiado recientemente en la literatura y se sintetizan en la Tabla 2-07.



ESTADO REAL DE LA MÁQUINA	CONCLUSIÓN DE DIAGNÓSTICO	
	Sano	Averiado
Sano		FALSO POSITIVO: - Oscilaciones de carga. - Existencia de conductos axiales de refrigeración. - Problemas de anisotropía magnética.
Averiado	FALSO NEGATIVO: - Diagnóstico en condiciones de vacío o carga reducida. - Roturas en jaula externa en rotores de doble jaula. - Roturas de barra no adyacentes. - Estimación errónea de la velocidad.	

Tabla 2-07. Tabla resumen de conclusión de diagnóstico tras análisis de la señal mediante transformada de Fourier.

Un ejemplo de falso negativo se podría dar en el caso en que la máquina operara en condiciones de carga reducida o sin carga; en tal caso, el deslizamiento s es muy reducido y los armónicos laterales se pueden llegar a superponer a la frecuencia fundamental, tal como se muestra en el apartado c) de la Figura 2-34 [Antonino 2006].

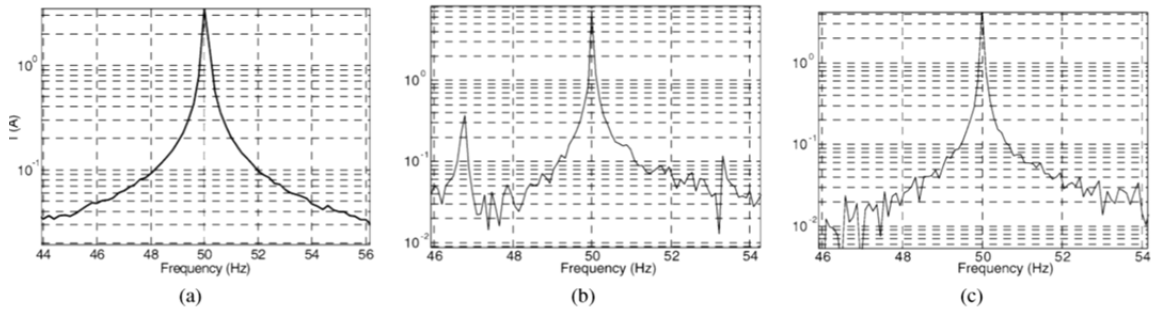


Figura 2-34. Análisis clásico de barras rotóricas rotas. a) espectro máquina sana; b) espectro máquina con dos barras rotas; c) espectro máquina con barra rota sin carga [Antonino, 2006].

Otro ejemplo, en este caso de falso positivo, es el caso de que el motor opere bajo condiciones de carga oscilante. Esta situación es común en cargas como molinos, bombas o compresores que pueden provocar fluctuaciones en la velocidad del motor, las cuales pueden causar armónicos con frecuencias próximas o incluso similares a las de los armónicos laterales. Estas frecuencias pueden provocar confusión o incluso conducir a un diagnóstico erróneo (ver Figura 2-35).

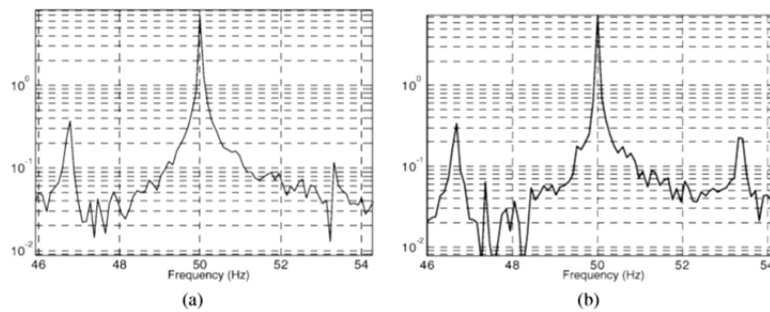


Figura 2-35. Análisis clásico de barras rotóricas rotas. a) máquina cargada con dos barras rotas; b) máquina sana con carga pulsante [Antonino-Daviu, 2006].

Armónicos con frecuencias similares a las de los laterales se pueden deber también a otras causas como tensiones de suministro oscilante o incluso características constructivas de la máquina (conductos axiales de refrigeración), los cuales pueden conducir también a eventuales falsos positivos, como indicaba la Tabla previamente mostrada.

Debido a éstos y a otros inconvenientes que presenta el método clásico de detección de barras rotas, durante la última década se han dedicado ingentes esfuerzos a buscar alternativas a este método que ayuden a complementar la información obtenida con este para poder llegar a una conclusión más fiable de diagnóstico. En este contexto, el análisis de la corriente durante regímenes transitorios (arranque de la máquina, frenado, transitorios de carga, parada, etc.) ha cobrado una especial relevancia en años recientes.

Para el análisis de estas señales, de naturaleza no estacionaria, como se ha comentado, la herramienta clásica (FFT) no es apta y se ha optado por modernas técnicas de análisis de señal en el dominio tiempo-frecuencia, como la transformada Wavelet discreta (DWT) [Riera-Guasp, 2008] [Antonino, 2006-2].

2.4.3.3. ANÁLISIS DE SEÑAL MEDIANTE TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA (DWT)

La transformada Wavelet discreta (DWT) descompone una señal $f(t)$, muestreada a una frecuencia de muestreo f_s , en un conjunto de señales, denominadas ‘señales Wavelet’. Éstas son una señal de aproximación, a_n y un conjunto de señales de detalle, $d_1, d_2, d_3, \dots, d_n$. Cada señal wavelet está asociada a una banda de frecuencias específica (cuyos límites dependen de la frecuencia de muestreo y del orden de la correspondiente señal wavelet) [Rubio, 2006]. De esta forma, la señal wavelet contiene las componentes de la señal original analizada en un rango determinado de frecuencias [Antonino, 2006]. En otras palabras, es como si cada señal wavelet actuara como un filtro paso banda, extrayendo las componentes de la señal original que están incluidas en la banda de frecuencias asociada a dicha señal wavelet (Figura 2-36). En resumen, la señal analizada se puede descomponer, según la DWT, como:

$$f(t) = \sum_i \alpha_i^n \cdot \varphi_i^n(t) + \sum_{j=1}^n \sum_i \beta_i^j \cdot \psi_i^j(t) = a_n + d_n + \dots + d_1 \quad (2-21)$$

Donde α_i^n, β_i^j son los coeficientes de escala y wavelet respectivamente; $\varphi^n(t)$ y $\psi^j(t)$ son las funciones de escala al nivel n y la función wavelet a nivel j respectivamente; siendo n el nivel de descomposición; a_n es la señal de aproximación al nivel n y d_j es la señal Wavelet al nivel j [Antonino, 2006].

De esta forma, al realizar la DWT de una cierta señal en n niveles, se obtienen las siguientes señales:

- a_n : Señal de aproximación al nivel n .
- $d_1, d_2, d_3, \dots, d_n$: Señales de detalle a los respectivos niveles (1, 2, 3... n).

Como se ha comentado anteriormente, de acuerdo con el algoritmo que define la DWT (algoritmo de Mallat) [Mallat, 2008], cada señal wavelet está asociada a una banda frecuencial, extrayendo las componentes de la señal original incluidas en dicha banda. Estas bandas dependen tanto de f_s como del nivel de la correspondiente señal wavelet. La Tabla 2-8 detalla las bandas de frecuencia asociadas a cada señal wavelet. Se puede apreciar como si f_s es la frecuencia de muestreo, d_n contendrá la información de los componentes de la señal cuyas frecuencias se encuentren incluidas en el intervalo $[2^{-(n+1)} \cdot f_s, 2^{-n} \cdot f_s]$ Hz. La señal de aproximación a_n incluirá los componentes de baja frecuencia de la señal pertenecientes al intervalo $[0, 2^{-(n+1)} \cdot f_s]$ Hz.

Señal Wavelet	Banda de frecuencia
a_n	$[0, 2^{-(n+1)} \cdot f_s]$
d_n	$[2^{-(n+1)} \cdot f_s, 2^{-(n)} \cdot f_s]$
d_{n-1}	$[2^{-(n)} \cdot f_s, 2^{-(n-1)} \cdot f_s]$
...	...
d_3	$[2^{-4} \cdot f_s, 2^{-3} \cdot f_s]$
d_2	$[2^{-3} \cdot f_s, 2^{-2} \cdot f_s]$
d_1	$[2^{-2} \cdot f_s, 2^{-1} \cdot f_s]$

Tabla 2-08. Señal DWT: Frecuencias asociadas.

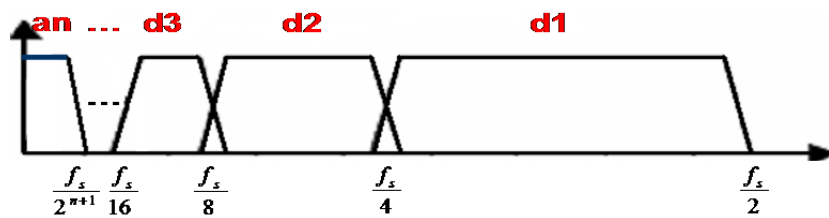


Figura 2-36. Ancho de banda en las descomposiciones Wavelet.

A continuación, se realiza una comparación entre el análisis de Fourier y el análisis mediante Wavelet.

- El análisis wavelet está especialmente indicado para señales con pulsos o intermitencias (en general, señales no estacionarias): sucesos que ocurren de manera no periódica. Para estas señales, Fourier da muy poca información, ya que se pierde casi toda información temporal.
- La transformada de Fourier es “inestable” frente a señales de tipo intermitentes: si añadimos un impulso localizado en el tiempo a una señal, todo el espectro de Fourier se verá afectado, mientras que solo algunos coeficientes Wavelet se modificarán.
- Cuando un sistema es lineal y los modos de vibración son modos propios del sistema, el análisis de Fourier proporciona mucha información sobre los mismos. Pero si no es así, la descomposición en modos propios no da información interesante, ya que mezcla la información de los varios modos de oscilación.
- La Transformada Discreta Wavelet presenta además claras ventajas frente a su contrapartida de Fourier:
 - Más rápida desde el punto de vista computacional, ya que no genera información redundante.

- En muchos casos proporciona un mejor ajuste a los datos con menos coeficientes (permitiendo una mejor compresión de los datos que los métodos basados en Fourier).
- Las técnicas de filtrado de ruido basadas en wavelets dan mejores resultados, ya que el análisis de Fourier detecta la presencia de una determinada frecuencia pero no brinda información acerca de la evolución en el tiempo de las características espectrales de la señal. Muchos aspectos temporales de la señal, tales como el comienzo y el fin de una señal finita y el instante de aparición de una singularidad en una señal transitoria, no pueden ser analizados adecuadamente por el análisis de Fourier.
- Por el contrario, la Transformada Wavelet posee ciertos inconvenientes:
 - Es una técnica reciente. Aunque en los últimos años se ha hecho un gran esfuerzo por darle todo el rigor matemático que tiene la transformada de Fourier y unificar métodos y notaciones, el ritmo de aparición de publicaciones sobre el tema hace que no sea tarea fácil
 - No permite realizar algunos cálculos como los relacionados con la convolución o la modulación de una señal.

2.4.3.3.1. APLICACIÓN DE LA DWT A LA CORRIENTE DE ARRANQUE

A mediados de la década de los 90, un grupo de investigadores ingleses [Thomson, 1999] [Watson, 1992] ya sugirieron que el análisis de la corriente de arranque podría dar información muy útil para la detección de asimetrías rotóricas. De hecho, estos investigadores ya proponían que la aplicación de transformadas adecuadas, como las Wavelets, podrían ayudar a detectar las componentes de avería durante el transitorio. No obstante, el todavía incipiente desarrollo de estas herramientas de análisis de señal y, sobretodo, su escasa aplicación a máquinas eléctricas hizo que sus resultados por aquel entonces fueran muy limitados [Antonino, 2006].

Posteriormente, a principios del siglo XXI, otros autores como Douglas y Pillay o Zhang [Douglas, 2003], volvieron a insistir en la aplicación de estas transformadas para el análisis de la corriente de arranque. En el caso de los primeros, sus resultados fueron limitados por el hecho de centrarse en los coeficientes Wavelet (concepto diferente del de ‘señales Wavelet’) los cuales, si bien se ven incrementados en caso de avería, no permiten una interpretación física del fenómeno que acontece. Es por ello que dichos autores no relacionaron las variaciones en los coeficientes con la evolución del armónico lateral provocado por la rotura de barras. En el caso de Zhang, se proponía el uso del ‘Wavelet ridge’ que básicamente consistía en unir máximos locales en el plano tiempo-frecuencia para la detección de la evolución de la componente de fallo. Si bien la idea resultaba atractiva, tampoco se ahondó en la relación con la evolución del armónico lateral.

En el año 2004, un grupo del Departamento de Ingeniería Eléctrica de la Universitat Politècnica de València propuso la aplicación de la DWT a la señal de la corriente de arranque [Roger-Folch, 2004]. La novedad en este caso residía en centrarse en las señales

Wavelet resultantes de la DWT. En sus resultados se observaba como dichas señales constituyen un fiel reflejo del fenómeno físico que está ocurriendo cuando aparece la rotura de barras, ya que las oscilaciones que aparecen en dichas señales en caso de máquina averiada son causadas por la evolución en frecuencia de la componente de avería (ver Figuras 2-37 y 2-38).

Más concretamente, como se comprobó en trabajos posteriores [Antonino, 2006], el método propuesto se centra en el estudio de las señales Wavelet de alto nivel, resultantes de la aplicación de la DWT a la señal de corriente de arranque, cuyas bandas de frecuencia asociadas están por debajo de la frecuencia fundamental. Cuando se produce una rotura de barras, aparecen ciertas oscilaciones en dichas señales con un patrón en forma de Λ muy definido. Dicho patrón aparece por la evolución de una componente concreta causada por la avería, que resulta ser el armónico lateral inferior. En efecto, a medida que la máquina se acelera durante el arranque, el deslizamiento va variando entre 1 en el momento de la conexión y cerca de 0 en régimen permanente. Esta variación del deslizamiento provoca una variación en la frecuencia del armónico lateral inferior (ver expresión (2-19), signo negativo) muy característica. Partiendo de un valor absoluto igual a la frecuencia de alimentación (50 Hz), la frecuencia de este armónico descenderá primero hasta 0 Hz y luego aumentará progresivamente hasta un valor final cercano a 50Hz en régimen permanente. Por consiguiente, teniendo en cuenta que la señal d_6 representada en la Figura 2-37 cubre la banda que incluye la componente fundamental y que la señales d_7 , d_8 y a_8 cubren bandas de frecuencia progresivamente inferiores a la fundamental (en el análisis mostrado, la frecuencia de muestreo era de $f_s=5$ kHz), el armónico lateral empezará evolucionando dentro de d_6 (50Hz), y penetrará sucesivamente en d_7 , d_8 y a_8 , a medida que su frecuencia desciende a 0Hz. A continuación, volverá a penetrar sucesivamente en d_8 , d_7 y d_6 , a medida que su frecuencia vuelve a aumentar hasta acercarse a 50 Hz. En conclusión, las oscilaciones que van apareciendo en las citadas señales wavelet reflejan la evolución del armónico lateral inferior durante el arranque, estando por tanto ordenadas en el característico patrón en forma de Λ que presenta la evolución de dicho armónico (ver Figura 2-37 (b)).

La principal ventaja de este método de diagnosis reside en el hecho de que la interpretación del fenómeno físico producido es directa. Además, en determinadas situaciones, este método conduce a un correcto diagnóstico cuando el método clásico no proporcionaba resultados precisos o incluso en situaciones en las que este método clásico da lugar a diagnósticos erróneos. Otras ventajas que aporta este método es su reducido tiempo de cálculo. Todo esto le confiere un elevado potencial para su implementación futura en dispositivos portátiles que permiten el diagnóstico de averías en máquinas eléctricas.

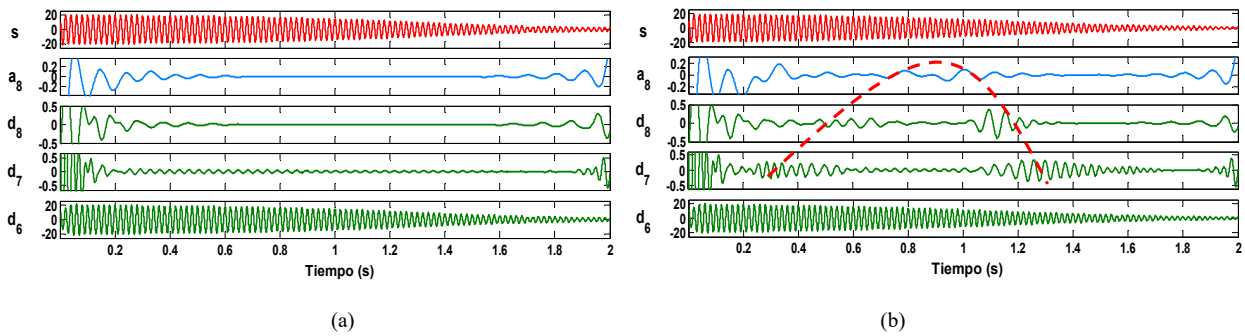


Figura 2-37. Señales Wavelet de alto nivel: a) Máquina sana; b) Máquina con 1 barra rota.

En rigor, la metodología descrita basada en la transformada wavelet discreta, tiene dos partes claramente diferenciadas, que son el análisis cuantitativo y el análisis cuantitativo.

Método cualitativo

Se basa en la detección del patrón característico en las señales Wavelet, como el patrón en forma de Λ antes descrito u otras posibles variantes. De esta manera, sirve para detectar si la avería está presente en la máquina.

La detección de la avería mediante la DWT se puede realizar mediante dos variantes diferentes, que se detallarán a continuación.

Enfoque 1: Señales wavelet (detalle+aproximación) de alto nivel

Como se ha comentado, las señales Wavelet de alto nivel reflejan la evolución en frecuencia del armónico lateral durante el arranque: primero, decrece desde la frecuencia de suministro ($f=50\text{Hz}$) hasta 0 Hz. A continuación, aumenta hasta volver a alcanzar casi la frecuencia de suministro. La Figura 2-37, descrita anteriormente, compara la DWT de la corriente de arranque en los casos de una máquina sana (a) y una máquina con defecto (b). En la figura (b) se observa el patrón causado por la evolución del lateral a través de las bandas de frecuencia cubiertas por las señales d_7 , d_8 y a_8 . En primer lugar decrece para posteriormente aumentar la frecuencia dibujando así una parábola convexa. La presencia de este patrón confirma la existencia de la avería.

Enfoque 2: Señal de aproximación (suma de las señales del enfoque 1)

Si se realiza la descomposición DWT de forma que se obtenga una sola señal de aproximación que cubra las frecuencias entre 0 y la frecuencia fundamental, esta señal reflejará la evolución tanto en frecuencia como en amplitud del lateral durante el arranque. Por tanto, la señal de aproximación obtenida será un fiel reflejo de la forma de onda del armónico lateral [Riera, 2008]. La Figura 2-38 muestra dicha señal, obtenida a partir de la corriente de arranque para una máquina sana (a) y para una máquina con una barra rota (b). Como se observa, la señal de aproximación no muestra ninguna variación significativa

cuando la máquina está sana. No es así cuando hay rotura de barras; en este caso, en la señal de aproximación aparecen oscilaciones de carácter cíclico y su frecuencia también presenta una evolución peculiar (primero disminuye y luego aumenta). Esta señal no es más que la forma de onda que presenta el armónico lateral inferior.

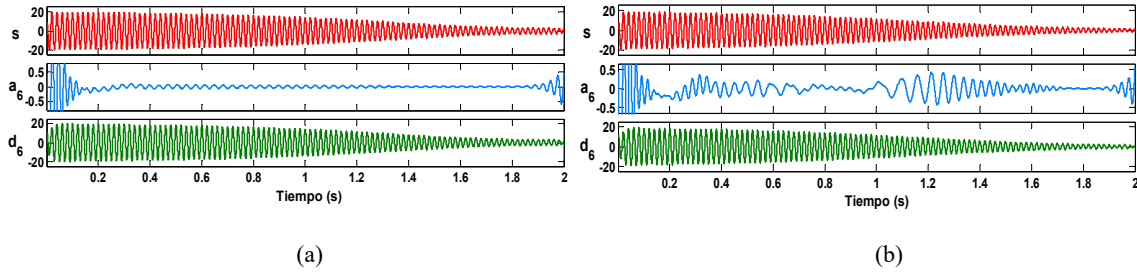


Figura 2-38. Señales Wavelet de aproximación: a) máquina sana; b) máquina con 1 barra rota.

Método cuantitativo

Una vez detectada la presencia de la avería en el motor, el siguiente paso se basa en cuantificar el grado de severidad del fallo. Este paso es trascendental, ya que las decisiones de mantenimiento a adoptar no serán las mismas si la máquina se encuentra en un estado de fallo incipiente que si el grado de desarrollo del fallo es avanzado.

Para cuantificar el grado de la avería, el método se basa en la computación de indicadores basados en la energía de las señales wavelet de alto nivel resultantes de la DWT. De manera que cuanto mayor sea el nivel de energía, mayor grado de asimetría rotórica, por lo que estaremos en un caso de mayor número de barras rotas. Si bien, hay varios indicadores posibles que han dado resultados satisfactorios, cada uno de ellos basado en diferentes señales Wavelet o combinaciones entre ellas, el siguiente indicador ha demostrado ser especialmente fiable (Ecuación 2-22) [Antonino, 2006].

$$\gamma_{DE} = 10 \cdot \log \frac{\sum_{j=N_b}^{N_s} i_j^2}{\sum_{j=N_b}^{N_s} i_j^2 [d_{nf+1}(j)]^2} \quad (2-22)$$

Dado que en la descomposición Wavelet aparecen efectos de borde al comienzo y final de cada señal de detalle o aproximación, este indicador no evalúa la totalidad del intervalo temporal que abarca la corriente transitoria de arranque, sino únicamente considera las muestras de esta señal incluidas entre N_b y N_s . De este modo, la influencia de las perturbaciones al comienzo y final de la señal son suprimidas. En la expresión anterior, el numerador dentro de los corchetes representa la energía total de la señal de corriente de arranque (i) entre las citadas muestras. Esta energía se calcula como el cuadrado de los valores instantáneos de la corriente. Por otro lado, el denominador representa la energía de la señal de detalle d_{nf+1} , también evaluada entre las citadas muestras N_b y N_s . Esta señal es

aquella señal Wavelet con nivel inmediatamente superior a aquella que contiene al armónico fundamental en la descomposición DWT (en la Figura 2-37 sería la señal d7, ya que el armónico fundamental está contenido en d6).

Como se puede observar, el indicador se define de forma que venga expresado en decibelios (dB). De acuerdo con su definición, cuando mayor sea el valor de γ_{DE} , menor es la energía contenida de la señal de detalle y, por lo tanto, menor es el grado de severidad de la avería. Este parámetro permite una mejor identificación del grado de avería, y son más fáciles implementarlos en sistemas automáticos de monitorizado.

2.4.3.4. ANÁLISIS DE SEÑAL DE CORRIENTE MEDIANTE OTRAS TRANSFORMADAS TIEMPO-FRECUENCIA

Se ha detallado en el apartado previo el método de análisis de la corriente de arranque de un motor de inducción mediante la transformada wavelet discreta. Como se ha comentado, esta metodología de análisis transitorio resulta muy útil, ya que proporciona diagnósticos correctos en situaciones en las que la herramienta clásica (MCSA) no resulta fiable. En este contexto, el análisis del arranque se ha mostrado especialmente válido para evitar tanto falsos positivos como falsos negativos de la herramienta clásica, como se verá en apartados posteriores de esta Tesis.

Cabe, no obstante, apuntar que la transformada DWT no es la única opción para el análisis de la corriente de arranque (y, en general, de cualquier corriente transitoria en la máquina). Esta transformada se puede incluir dentro del grupo de herramientas tiempo-frecuencia consideradas como *Discretas*. Entre las características de este tipo de transformadas, que incluiría a la DWT, se pueden citar: simplicidad, sencillez de aplicación, reducido coste computacional, disponibilidad en muchos paquetes de software comerciales (como Matlab) o sencillez en la introducción de indicadores de severidad del fallo. Por el contrario, el principal inconveniente de este tipo de transformadas es que la visualización de las evoluciones de las componentes de fallo no resultan tan sencillas (en el caso de la DWT, como se ha visto, la evolución del armónico lateral inferior, se debe observar a través de ciertas oscilaciones que aparecen en diferentes señales wavelet que, en ocasiones, no resultan tan sencillas de discernir).

Además de las transformadas discretas, habría otro gran grupo de herramientas tiempo-frecuencia: las transformadas *Continuas*. Estas transformadas pueden basarse en diferentes mecanismos matemáticos, como la correlación con átomos tiempo-frecuencia (en el caso de la Short Time Fourier Transform (STFT) o la Continuous Wavelet Transform (CWT)) o la correlación de la señal con una traslación tiempo-frecuencia de sí misma (Wigner-Ville Distribution (WVD)) [Pons IECON, 2012].

En cualquier caso, estas herramientas continuas tienen importantes ventajas como sería el hecho de ofrecer una representación mucho más completa del contenido tiempo-frecuencial de la señal analizada. Además, las evoluciones de las componentes, tanto de avería, como las presentes aún en estado sano son muy fáciles de visualizar ya que la

representación del plano tiempo-frecuencia es en forma de imagen, en la cual se pueden identificar as evoluciones simultáneas de muchas componentes. Por el contrario, el principal inconveniente de estas transformadas es su usualmente elevado coste computacional (normalmente, mucho más elevado que el de las discretas). Por tanto, el ámbito de aplicación de estas transformadas es el análisis off-line, en el que el elevado tiempo de computación no resulta un requisito crucial.

En esta Tesis, dado que está enfocada a la técnica de termografía infrarroja y no al análisis de corrientes, se hará uso de la trasformada DWT, la cual resulta más apta para análisis on-line, en los que el requisito de tiempo de computación reducido resulta relevante.

2.5. PROCESADO DE IMÁGENES

2.5.1. INTRODUCCIÓN

Una vez que las imágenes termográficas han sido adquiridas por la técnica idónea de Termografía, resulta conveniente la realización posterior de un análisis cuantitativo o cualitativo para la detección de defectos. Este método posee una gran componente subjetiva, fuertemente dependiente de la experiencia profesional. Por tanto, resulta conveniente la utilización de diferentes métodos automatizados de procesado de imágenes con algoritmos de inteligencia artificial para ayudar a reducir dicha subjetividad, incluso llegar a eliminar por completo la intervención humana en el proceso de detección, con el consiguiente aumento de efectividad.

Los métodos de reconocimiento de imágenes serían un ejemplo de estos métodos de procesado, los cuales resultan muy eficaces para una correcta y eficaz detección de defectos de forma automática, mediante su comparación con la firma térmica que no es más que el patrón de comparación que me ayuda en el análisis de imágenes térmicas o termogramas.

Una vez utilizado el método inicial de procesado de la imagen, resulta necesario realizar un proceso de clasificación de la información disponible, para sacar la información oculta en los datos y de esta manera, poder discriminar el tipo de fallo de cada una de las imágenes termográficas. Para ello, se utilizan algoritmos de Data Mining.

2.5.2. TECNICAS DE RECONOCIMIENTO DE IMÁGENES

2.5.2.1. ANTECEDENTES

En los últimos años, se han desarrollado diversos métodos de gran efectividad para el reconocimiento visual de objetos mediante la búsqueda de características o rasgos distintivos entre distintas vistas de una imagen.

La idea tradicional de estos métodos consiste en detectar en primer lugar estructuras o puntos significativos en la imagen (detector) y obtener una descripción discriminante de estas estructuras a partir de sus alrededores (descriptores), la cual será utilizada posteriormente para la comparación, usando una medida de similitud entre estos descriptores.

Una imagen proporciona mucha información, parte de la cual puede no ser útil. Cuando hablamos de características, nos referimos a cualquier información que nos permita tratar la imagen de manera reducida, como aristas o esquinas. En la literatura, las características visuales hacen referencia a ciertos elementos de la imagen con dos componentes:

- Un punto en la imagen. Se suele usar el término detector. Representa que hay algo interesante.

- Cierta información extraída de la vecindad del punto, descriptor: codifica la información interesante.

Existen multitud de métodos de detección de características, algunos menos de descriptores. Tanto los detectores como los descriptores deben ser invariantes a escala, posición, luminosidad y rotación. Se suelen usar para encontrar correspondencias entre imágenes (estéreo, flujo óptico, reconocimiento de objetos). Un detector de puntos de interés se diseña para encontrar el mismo punto en diferentes imágenes incluso si el punto está en distintas posiciones y escalas.

Muchas metodologías se han ido desarrollando desde el año 1981 con el trabajo de Moravec [Moravec, 1981], quien fue el primero en desarrollar algoritmos de búsqueda de vértices en imágenes, con el fin de hacer coincidir imágenes obtenidas desde distintos ángulos.

El trabajo de Moravec fue años más tarde, en 1988, mejorado por Harris y Stephens (1988) [Harris, 1988], creando el detector de esquinas de Harris, muy utilizado para estos ámbitos, que no sólo busca esquinas como dice su nombre, sino que además busca cualquier punto dentro de la imagen con altos gradientes en todas direcciones. Pero para detectar los puntos de interés de una imagen, las líneas rectas no sirven debido a que los puntos en ellas son muy parecidos a sus vecinos. Por este motivo, no son aptas para una buena descripción de las características que contiene una imagen. Además, el detector de Harris no es invariante para cambios de escala, que pueden ocurrir en una cantidad muy grande de imágenes reales tomadas con una cámara desde distancias diferentes.

Para mejorar los problemas del método expuesto por Harris, Lowe [Lowe 1999], [Lowe 2003], encontró en 1999 un nuevo algoritmo denominado SIFT, que revolucionó el mundo del procesamiento de imágenes. Su idea principal es la transformación de la imagen a una representación compuesta de “puntos de interés”. Esos puntos contienen la información característica de la imagen que posteriormente son usados para la detección de muestras.

Un estudio y comparación de detectores estos se presenta en [Tuytelars, 2007]. Entre todos los estudios realizados de comparación de descriptores locales, destaca [Mikoljazyk, 2005]. En éste, se expone una evaluación con respecto al comportamiento de una amplia representación de los distintos descriptores locales existentes. Los resultados, que se presentan en la Tabla 2-09, muestran que mediante el criterio de comparación Precision- Recall, el descriptor GLOH es el mejor en relación al rendimiento mostrado en la mayoría de las situaciones de análisis, seguido de cerca por el descriptor SIFT.

Debido al mayor coste computacional del descriptor GLOH y a la mayor eficiencia del descriptor SIFT, se propone la selección de éste último como algoritmo de correspondencia de imágenes a implementar en nuestro caso; ya que además se pretende que sea inmune en la medida de lo posible, a la rotación, a la iluminación, a la escala y a pequeños cambios de posición o perspectiva.

Descriptor	recall	1-precision	Nº correspondencias correctas de vecino más próximo
GLOH	0,25	0,52	192
SIFT	0,24	0,56	177
Contexto de forma	0,22	0,59	166
PCA-SIFT	0,19	0,65	139
Momentos	0,18	0,67	133
Correlación cruzada	0,15	0,72	113
Filtros orientables	0,12	0,78	90
Spin images	0,09	0,84	64
Differential invariants	0,07	0,87	54
Filtros complejos	0,06	0,89	44

Tabla 2-09. Comparación de descriptores, extraído de [Mikoljazyk, 2005].

2.5.2.2. MÉTODO SIFT

El Descriptor SIFT (Scale Invariant Features Transform) es uno de los métodos de características locales más popular y ampliamente utilizado. Fue propuesto por Lowe en 1999 [Lowe, 1999]. Se trata de un algoritmo utilizado en visión artificial para extraer las características relevantes de las imágenes para su uso posterior en reconocimiento de objetos, detección de movimiento, etc.

Este método consta de los siguientes pasos principales:

- **Detección de máximos y mínimos espacio-escala.** El primer paso es la búsqueda de puntos clave en la imagen que puedan ser keypoints. Para ello, hay que identificar las localizaciones y las escalas en los objetos que se puedan repetir desde diferentes puntos de vista del mismo objeto. Por tanto, hay que detectar localizaciones en la imagen, buscando características que sean estables en todas las escalas posibles. Una vez se han dado estas razones, el único núcleo de espacio-escala posible es la función gaussiana.

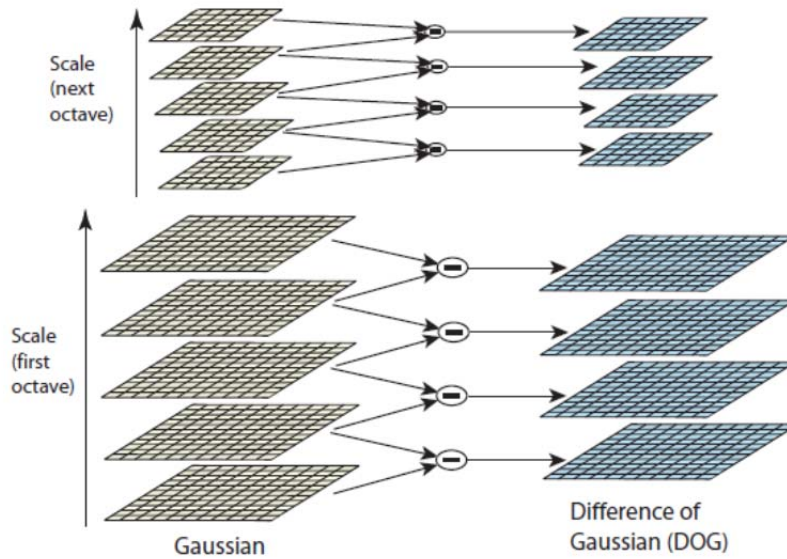


Figura. 2-39. Método de obtención de la imagen mediante una diferencia de Gaussianas [Lowe, 2004]

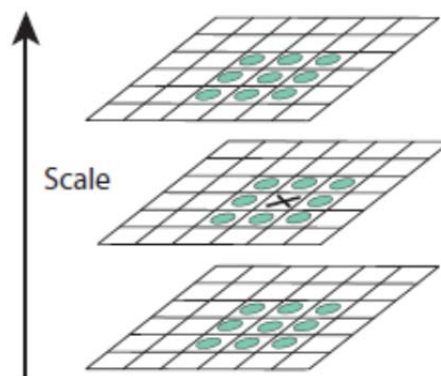


Figura. 2-40. Visualización de los puntos vecinos que se tienen en cuenta para el cálculo de máximos y mínimos entre escalas [Lowe, 2003]

- **Localización de los keypoints.** Una vez que se han encontrado los posibles keypoints, el siguiente consiste en realizar un ajuste detallado de la ubicación, escala y proporción de las principales curvaturas cercanas a los datos. Esta información permite rechazar puntos que no son estables debido a su bajo contraste o a una pobre localización a través de un borde. La primera implementación que se puede realizar para este enfoque consiste simplemente en localizar los keypoints a la ubicación y escala del punto central del punto de muestreo. En cambio, existe otro método mediante un ajuste a una función cuadrática, la cual mejora notablemente los resultados en cuanto a coincidencia y estabilidad en los puntos.
- **Asignación de la orientación.** A cada localización del keypoint se le asigna una o más orientaciones, basado en las orientaciones de los gradientes locales de la

imagen. La asignación de una orientación a los keypoints es muy importante, ya que si se consigue una orientación coherente basada en las propiedades locales de la imagen, el descriptor puede ser representado en relación de dicha orientación y por lo tanto ser invariante a la rotación. Este enfoque contrasta con la de otros descriptores invariantes a la orientación, que buscan propiedades de las imágenes basadas en medidas invariantes a la rotación. La desventaja de este enfoque es la limitación del número de descriptores que se pueden usar, con el rechazo de mucha información de la imagen. Para establecer una orientación adecuada, este método se basa en el gradiente local de la imagen alrededor de los keypoints. Para ello se utilizará la imagen suavizada por la gaussiana a la mayor escala determinada por el keypoint, de modo que todos los cálculos se realizan de un modo invariable a la escala.



Figura. 2-41. Visualización de histograma de orientaciones ponderado y asignación de la orientación dominante.

- **Descriptores de los keypoints.** Los gradientes locales se miden y se transforman en una representación que permite importantes niveles de la distorsión de la forma local y el cambio en la iluminación. El aspecto esencial de este método se corresponde al número de keypoints que se puede generar, ya que si de cada imagen obtenemos muy pocos keypoints, a la hora de realizar el matching se dispondrán de muy pocos puntos candidatos que puedan coincidir en ambas imágenes.

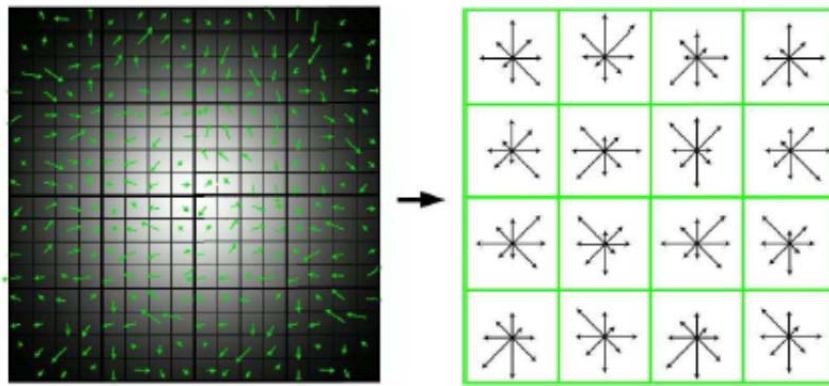


Figura. 2-42. Segmentación de la vecindad de los keypoints y los histogramas de orientación de cada región. Visualización de histograma de orientaciones ponderado y asignación de la orientación dominante.

- **Algoritmo de Matching.** Con todos los descriptores calculados, solo queda realizar el proceso de matching entre los puntos de las distintas imágenes. Para ello, el profesor Lowe [Lowe, 1999], propone el método del vecino más próximo. Este método está basado en la distancia euclídea entre vectores. El algoritmo consiste en lo siguiente:
 - Calcular los descriptores de una imagen A, en la cual se quiere encontrar un objeto que está definido en una imagen B.
 - Cuando ya se tienen los vectores de los descriptores de todos los keypoints, por cada keypoint de la imagen A se calcula la distancia que existe entre su vector descriptor y todos los demás vectores de los puntos característicos de la imagen B.
 - Una vez que se tienen calculadas todas las distancias por cada keypoint de la imagen A, se calcula la relación entre las dos distancias menores.
 - Si esta relación es menor que un valor umbral, existe una correspondencia entre el keypoint de la imagen A y el keypoint más cercano de la imagen B.
 - Para escoger el valor umbral, se debe tener en cuenta que es más probable obtener un falso negativo que un falso positivo, por lo tanto, se puede seleccionar un valor umbral alto con la seguridad de obtener un número de falsos positivos bastante bajo.

En la siguiente Figura 2-43, se representa un ejemplo de reconocimiento de formas en una imagen compleja mediante el procedimiento descrito. Las imágenes de entrada a localizar se muestran en la parte superior izquierda, tomadas desde diferentes puntos de vista respecto a la imagen principal. Las áreas reconocidas se muestran en la imagen inferior, donde se representan los keypoints como figuras que definen los bordes de las imágenes de entrada por medio de la transformación utilizada para el reconocimiento. [Lowe, 2004], [PFC Alguacil, 2009], [Marilina, 2004], [Duarte], [Lowe, 2004].

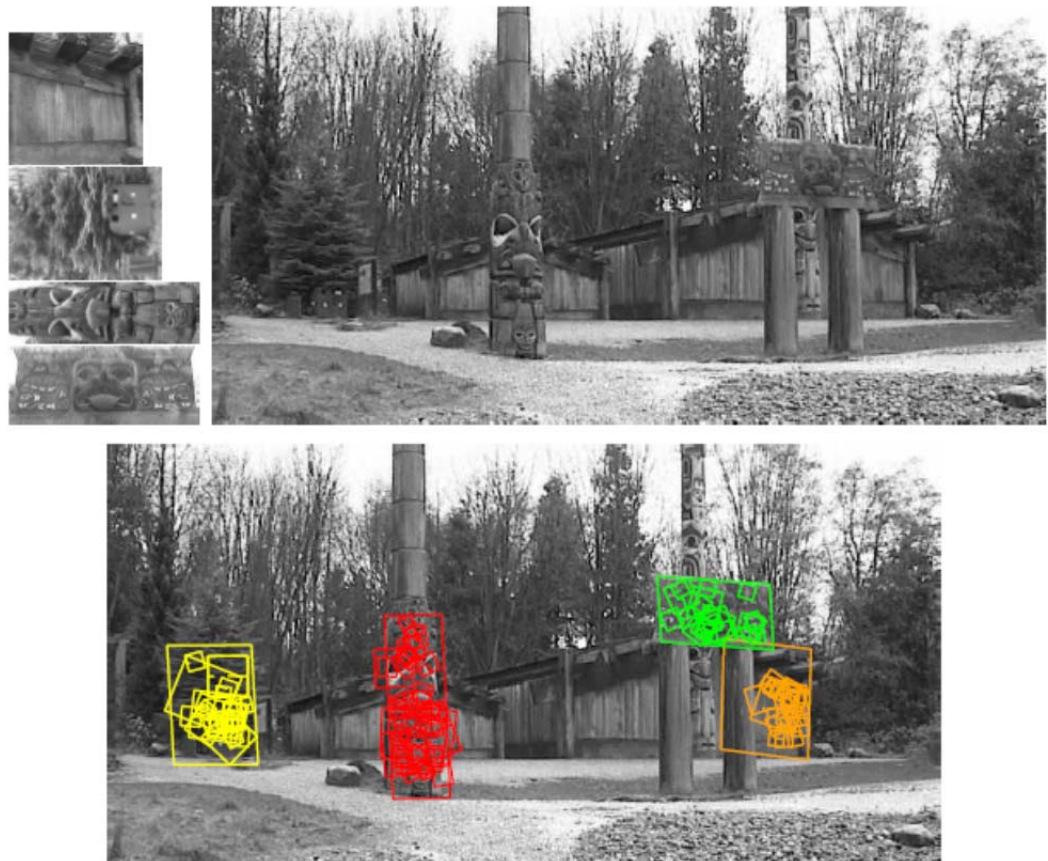


Figura. 2-43. Ejemplo de reconocimiento de formas por método SIFT [Lowe, 2004].

2.5.2.3. OTROS MÉTODOS

Descriptor GLOH. El descriptor GLOH (Gradient Location and Orientation Histogram), se suele utilizar en tareas de visión artificial. Es una variante del descriptor SIFT y considera mayor número de regiones espaciales en los histogramas. La mayor dimensionalidad del descriptor se consigue mediante el análisis de componentes principales (PCA).

Fue propuesto por primera vez por Mikolajczyk y Schmid en 2005 [Mikolajczyk, 2005]. Es muy similar al SIFT ya que consiste en un histograma de orientaciones alrededor de un punto de interés. Sin embargo, difiere en los siguientes aspectos:

- Se calcula sobre una red polar en vez de una red rectangular.
- Usa un gran número de particiones o regiones para cuantificar el gradiente de direcciones.
- Utiliza el análisis de componentes principales para reducir la dimensionalidad del descriptor de la imagen.

En cuanto a los resultados, los autores están de acuerdo en que el descriptor GLOH permite un mejor rendimiento, sobre todo en el proceso de matching en las figuras

estructuradas. Sin embargo, el descriptor SIFT tiene un menor coste computacional y mayor eficiencia.

En la Figura 2-44, se representa la red polar utilizada para el cálculo de orientación de los histogramas. En la Figura 2-45 se representa un ejemplo de matching entre imágenes. Se observa que hay un total de 400 coincidencias obtenidas con este descriptor. De éstas, 192 son correctas, representadas en amarillo y 208 son falsas, marcados en azul [Mikoljazyk, 2005].

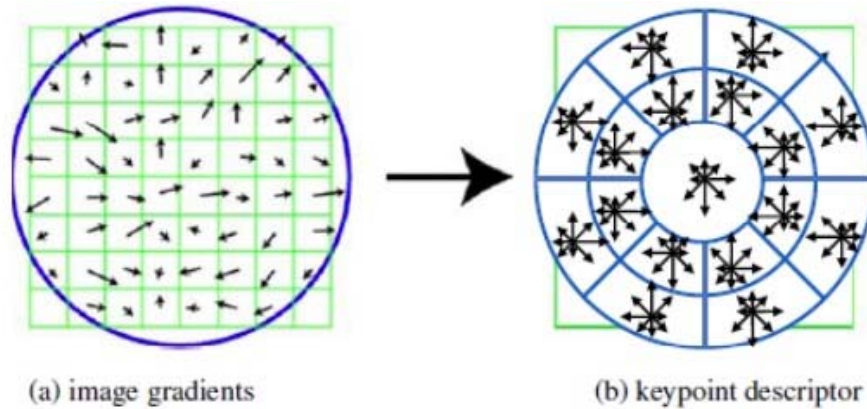


Figura. 2-44. Representación de red polar para cálculo de orientación de histogramas.

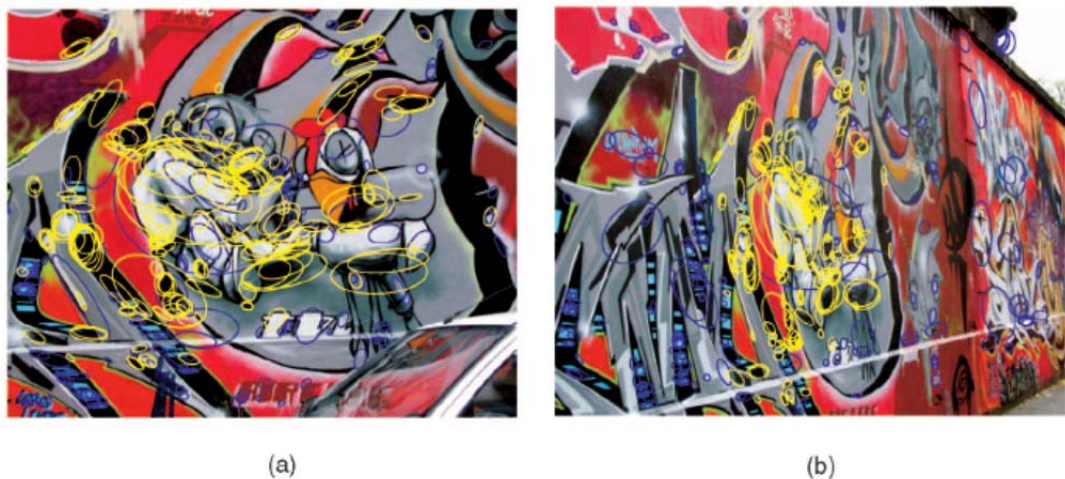


Figura. 2-45. Ejemplo de reconocimiento de formas por procedimiento GLOH [Mikoljazyk, 2005].

Contexto de forma. Se trata de un descriptor usado en reconocimiento de objetos. Fue propuesto por primera vez por Serge Belongie y Jitendra Malik en el año 2000 [Belongi, 2000]. Se trata de un método para describir formas, de manera que permite la medida de la similitud de dichas formas y la recuperación de las correspondencias de puntos. La idea básica consiste en recoger varios puntos del contorno de una forma. Un sistema completo que utiliza contexto de formas se basa en los siguientes pasos:

- Seleccionar al azar un conjunto de puntos del borde de una forma conocida y otro conjunto de puntos de una forma desconocida.
- Calcular el contexto de forma de cada punto encontrado en el paso anterior.
- Relacionar cada punto de la forma conocida sobre la forma desconocida. Para minimizar el coste de dicho proceso, primero se elige una ecuación de transformación que envuelva los bordes de la forma conocida sobre la forma desconocida. Posteriormente, seleccionamos los puntos de la forma desconocida que correspondan más claramente a cada punto señalado de la forma conocida.
- Se calcula la distancia de forma entre cada par de puntos de las dos formas. Se usa una suma ponderada de la distancia del contexto de forma, la distancia de la apariencia de la imagen y la energía de flexión (una medida de cuanto transformación se requiere para alinear las dos imágenes).
- Se identifica la forma desconocida, utilizando un clasificador para comparar la distancia de su forma con las distancias de las formas de los objetos conocidos.

En la Figura 2-46, se muestra un ejemplo de este procedimiento. Las figuras a) y b) son los puntos de borde de las dos formas. La figura c) representa el diagrama polar utilizado para calcular el contexto de forma. La figura d) es el contexto de forma para el punto marcado con un círculo en a). La figura e) representa el punto marcado como un diamante en b) y la Figura f) representa el punto representado como un triángulo. Como se puede comprobar, como d) y e) son los contextos de forma para dos puntos estrechamente relacionados, son muy parecidos, mientras que el contexto de forma representado en f) es muy diferente.

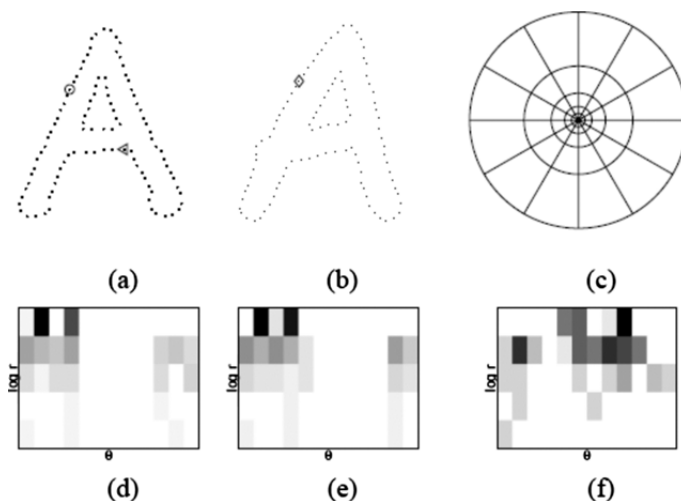


Figura. 2-46. Ejemplo del procedimiento Contexto de forma de reconocimiento de imágenes.

2.5.3. MÉTODOS DE CLASIFICACIÓN DE RESULTADOS (DATA MINING)

El **Data Mining** consiste en la extracción no trivial de información que reside de manera implícita en los datos. Dicha información era previamente desconocida y podría resultar útil para algún proceso. En otras palabras, el data mining prepara, sondea y explora los datos para sacar la información oculta en ellos.

Bajo el nombre de Data Mining se engloba todo un conjunto de técnicas encaminadas a la extracción de conocimiento procesable, implícito en las bases de datos. Está fuertemente ligado con la supervisión de procesos industriales ya que resulta muy útil para aprovechar los datos almacenados en las bases de datos.

Dada la gran cantidad de información disponible para casi todas las herramientas seleccionadas, se ha optado por realizar la comparativa solamente de los principales **Algoritmos de Data Mining** que la integran, dejando a un lado las opciones de pretratamiento, post-procesado y visualización disponibles.

2.5.3.1. MÉTODO C.4.5.

El algoritmo C4.5 fue desarrollado por JR Quinlan en 1993, como una extensión y mejora del algoritmo ID3 que desarrolló en 1986 [Quinlan, 1993].

Este algoritmo forma parte de la familia de los TDIDT (Top Down Induction Trees), junto con antecesor, el ID3. Por tanto, ya que el C4.5 se basa en el ID3, la estructura principal de ambos métodos es la misma.

El C4.5 construye un árbol de decisión a partir de los datos mediante el algoritmo "divide y vencerás" y evalúa la información en cada caso utilizando los criterios de Entropía, Ganancia o proporción de ganancia, según sea el caso.

Los árboles de decisión pueden entenderse como una representación de los procesos involucrados en las tareas de clasificación.

Están formados por:

- Nodos: Nombres o identificadores de los atributos.
- Ramas: Posibles valores del atributo asociado al nodo.
- Hojas: Conjuntos ya clasificados de ejemplos y etiquetados con el nombre de una clase.

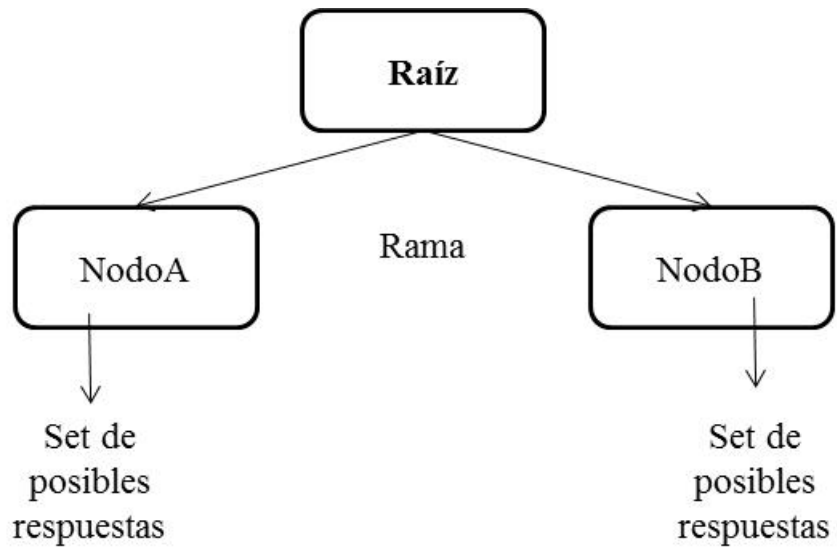
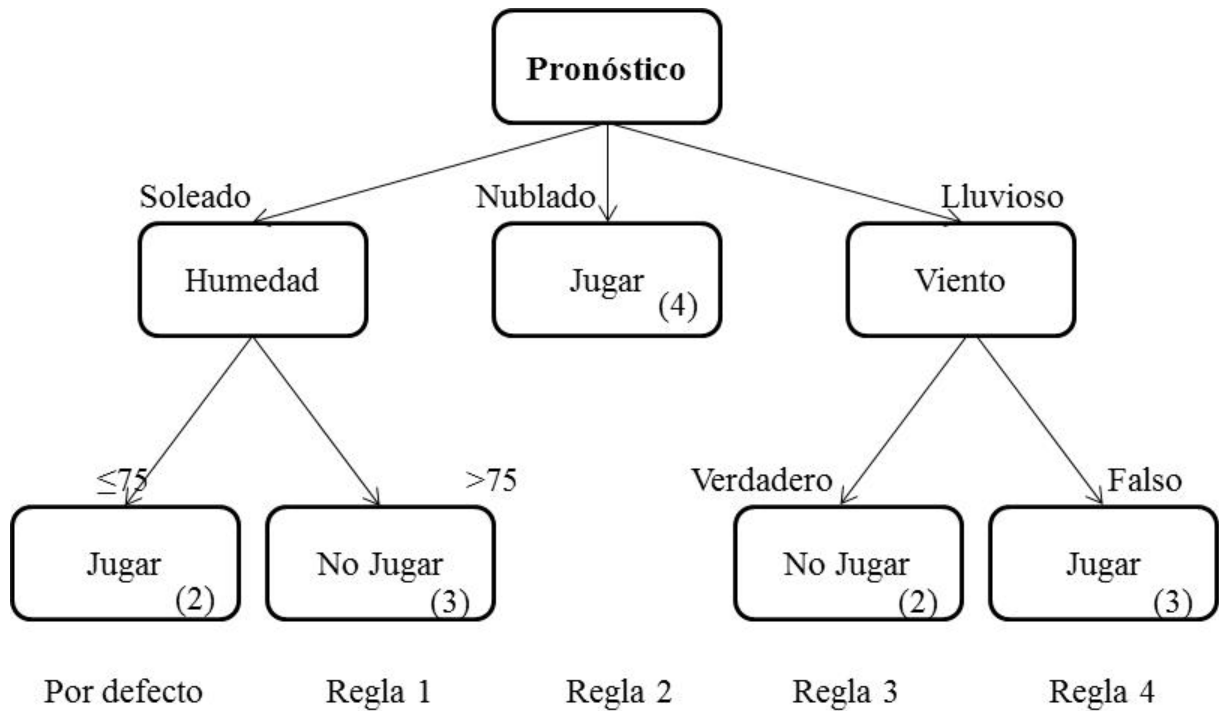


Figura. 2-47. Representación de un árbol de decisión.



Pronóstico	Temperatura	Humedad	Viento	Jugar (positivo)/No Jugar (negativo)
Soleado	85	85	falso	No Jugar
Soleado	80	90	verdadero	No Jugar
Nublado	83	78	falso	Jugar
Lluvioso	70	96	falso	Jugar
Lluvioso	68	80	falso	Jugar
Lluvioso	65	70	verdadero	No Jugar
Nublado	64	65	verdadero	Jugar
Soleado	72	95	falso	No Jugar
Soleado	69	70	falso	Jugar
Lluvioso	75	80	falso	Jugar
Soleado	75	70	verdadero	Jugar
Nublado	72	90	verdadero	Jugar
Nublado	81	75	falso	Jugar
Lluvioso	71	80	verdadero	No Jugar

Figura. 2-48. Ejemplo aplicado de árbol de decisión adaptado para C.4.5., extraído de [López, 2005].

El algoritmo considera todas las pruebas posibles que pueden dividir el conjunto de datos y selecciona la prueba que resulta en la mayor ganancia de información. Para cada atributo discreto, se considera una prueba con n resultados, siendo n el número de valores posibles que puede tomar el atributo. Para cada atributo continuo, se realiza una prueba binaria sobre cada uno de los valores que toma el atributo en los datos. En cada nodo, el sistema debe decidir cuál prueba escoge para dividir los datos [López, 2005].

Los tres tipos de pruebas posibles propuestas por el C4.5 son:

- La prueba "estándar" para las variables discretas, con un resultado y una rama para cada valor posible de la variable.
- Una prueba más compleja, basada en una variable discreta, en donde los valores posibles son asignados a un número variable de grupos con un resultado posible para cada grupo, en lugar de para cada valor.
- Si una variable A tiene valores numéricos continuos, se realiza una prueba binaria con resultados $A \leq Z$ y $A > Z$, para lo cual debe determinarse el valor límite Z .

Todas estas pruebas, se evalúan de la misma manera, mirando el resultado de la proporción de ganancia, o alternativamente, el de la ganancia resultante de la división que producen. Ha sido útil agregar una restricción adicional. Para cualquier división, al menos dos de los subconjuntos C_i deben contener un número razonable de casos. Esta restricción, que evita las subdivisiones casi triviales, es tenida en cuenta solamente cuando el conjunto C es pequeño.

Resumen de las principales características.

- Permite trabajar con valores continuos para los atributos, separando los posibles resultados en 2 ramas $A_i \leq N$ y $A_i > N$. Inicialmente el algoritmo ID3 se planteó para atributos que presentaban un número discreto de valores. En este caso, podemos fácilmente incorporar atributos con valores continuos, simplemente dividiendo estos valores en intervalos discretos, de forma que el atributo tendrá siempre valores comprendidos en uno de estos intervalos.
- Los árboles son menos frondosos, ya que cada hoja cubre una distribución de clases no una clase en particular. Por tanto, determina lo profundo que debe crecer el árbol de decisión y reduce los errores en la poda y condiciona la post-poda.
- Utiliza el método "divide y vencerás" para generar el árbol de decisión inicial a partir de un conjunto de datos de entrenamiento.
- Se basa en la utilización del criterio de proporción de ganancia (gain ratio), definido como $I(X_i, C)/H(X_i)$. De esta manera se consigue evitar que las variables con mayor número de posibles valores salgan beneficiadas en la selección.
- Mejora la eficiencia computacional y es recursivo.

2.5.3.2. MÉTODO NAIVE BAYES

A pesar una larga tradición en el área de reconocimiento de patrones, el clasificador Naïve Bayes aparece por primera vez en la literatura del aprendizaje automático en 1987, con el objetivo de comparar su capacidad predictiva con la de métodos más sofisticados. De manera gradual, los investigadores se han dado cuenta de su potencialidad y robustez en problemas de clasificación supervisada [E. Fernandez, 2005], [Larrañaga, 2004].

El algoritmo de clasificación Naive Bayes es un clasificador probabilístico fundamentado en el Teorema de Bayes y algunas hipótesis simplificadoras adicionales. Se basa en modelos de probabilidades que incorporan fuertes suposiciones de independencia, que no tienen ningún efecto sobre la realidad, por lo que se consideran ingenuas (naive).

En términos simples, un clasificador de Bayes ingenuo asume que la presencia o ausencia de una característica particular no está relacionada con la presencia o ausencia de cualquier otra característica, dada la clase variable. Por ejemplo, una fruta puede ser considerada como una manzana si es roja, redonda y de alrededor de 7 cm de diámetro. Un clasificador de Bayes ingenuo considera que cada una de estas características contribuye de manera independiente a la probabilidad de que esta fruta sea una manzana, independientemente de la presencia o ausencia de las otras características.

Para otros modelos de probabilidad, los clasificadores de Bayes ingenuo se pueden entrenar de manera muy eficiente en un entorno de aprendizaje supervisado. En muchas aplicaciones prácticas, la estimación de parámetros para los modelos Bayes ingenuo utiliza el método de máxima verosimilitud. Es decir, se puede trabajar con el modelo ingenuo de Bayes sin aceptar probabilidad bayesiana o cualquiera de los métodos bayesianos.

Una ventaja del clasificador de Bayes ingenuo es que sólo se requiere una pequeña cantidad de datos de entrenamiento para estimar los parámetros (las medias y las varianzas de las variables) necesarias para la clasificación. Como las variables independientes se asumen, sólo es necesario determinar las varianzas de las variables de cada clase y no toda la matriz de covarianza.

Un modelo Naive Bayes está formado por un cubo muy grande que incluye las siguientes dimensiones:

- Nombre del campo de entrada.
- El valor del campo de entrada para los campos discretos o el rango de valores del campo de entrada para los campos continuos.

El algoritmo Naive Bayes divide los campos continuos en valores discretos.

- Valor de campo de destino.

Esto significa que un modelo Naive Bayes registra la frecuencia con la que un valor del campo de destino aparece junto a un valor de un campo de entrada.

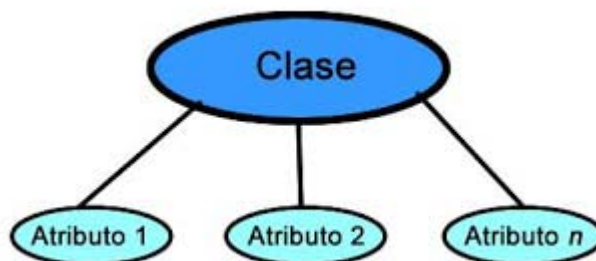


Figura. 2-49. Estructura básica de un modelo Naive Bayes.

CAPÍTULO 3. METODOLOGÍA PARA LA OBTENCIÓN DE MODELO TÉRMICO BASADO EN EL BALANCE ENERGÉTICO DEL MOTOR DE INDUCCIÓN MEDIANTE TERMOGRAFÍA

3.1 DESCRIPCIÓN DEL MÉTODO PROPUESTO

Se propone el diseño de una Metodología para establecer un Modelo térmico basado en el balance energético de un motor eléctrico de jaula de ardilla, mediante el uso de termografía infrarroja y con el empleo de la Teoría de Transferencia de calor. De esta manera, a partir de una información de referencia, se pretende predecir con gran precisión y de una manera sencilla el comportamiento térmico del motor, para cualquier configuración o condiciones de operación del mismo. Se cuenta con diversos trabajos que ratifican la importancia del estudio térmico del motor para establecer la influencia del aumento de temperatura en el rendimiento del motor. En éstos se desarrollan Modelos térmicos basados en técnicas de métodos numéricos basados en análisis computacional de fluidos (CFD), elementos finitos (FEM) u otros métodos basados en la geometría y formulación característica del motor (lamped parameter thermal network) [Auchin, 2014], [Boglietti, 2013], [Boglietti, 2014], [Badran, 2012], [Bouheraoua, 2011], [Jankowski, 2010], [Staton, 2010], [Boglietti, 2009-2], [Khalifa, 2009], [Staton, 2008-2], [Beran, 2008].

En nuestro caso, se parte de un proceso experimental, basado en la realización de ensayos sobre máquinas eléctricas de inducción de 1,1 kW, con la grabación, mediante una cámara termográfica, de la evolución térmica de la máquina desde el régimen transitorio hasta alcanzar el estado permanente o estacionario. Adicionalmente se miden otros parámetros eléctricos y mecánicos, imprescindibles para obtener los correspondientes balances energéticos.

Con los mapas térmicos generados a partir de los gradientes de temperaturas de las imágenes termográficas obtenidas, se computarán las curvas de calentamiento correspondientes a diversos puntos de la carcasa de la máquina. Con dicha información, además de las magnitudes eléctricas y mecánicas medidas y las especificaciones del motor, se realizará el balance energético de la máquina. Dicho análisis, se justificará teóricamente a partir de la Teoría de Transferencia de calor.

La validación del modelo se realizará mediante la aplicación bajo distintas condiciones de funcionamiento. Para ello, se ha comparado la evolución experimental de la temperatura de la superficie con la evolución de la temperatura teórica obtenida a través del modelo, tras la aplicación del balance de energía en el motor, en los distintos casos estudiados. En particular, la validación se ha realizado mediante la aplicación a motores con fallos en rodamientos y sistema de ventilación.

Finalmente, tras el análisis de resultados, podremos confirmar que el modelo predice con gran precisión el comportamiento térmico del motor. Este hecho hace que de manera añadida, se pueda aplicar para cualquier configuración o condiciones de operación, por lo que una vez establecido para un determinado tipo de motor, su extrapolación a otras

condiciones sólo requiere la medición de alguna variable básica durante el régimen transitorio. De esta manera, el modelo puede ser capaz de predecir las curvas de calentamiento en todos los casos, que, una vez analizadas, ayuden al diagnóstico básico de averías o sirvan para establecer alarmas en dichos motores.

3.2. PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL

Los ensayos se llevaron a cabo con la utilización del motor de inducción de 1,1 kW, conectado directamente a la red y a un motor de corriente continua auxiliar actuando como carga. Se instalaron además diversos dispositivos para medir las magnitudes eléctricas y mecánicas, como un analizador de redes para obtener el valor de potencia eléctrica, un medidor de par y un tacómetro para medir el valor de velocidad del eje. De manera añadida, se contaba con una cámara termográfica de prestaciones avanzadas para la captura de las imágenes infrarrojas de la carcasa del motor cada segundo, desde al arranque transitorio hasta que el régimen permanente se establece completamente. Dicha cámara termográfica permanecía conectada a un ordenador portátil dotado de un programa de adquisición y análisis de las imágenes capturadas.

A continuación, se realiza la descripción pormenorizada de cada uno de estos elementos, así como el procedimiento de ensayo.

3.2.1. DESCRIPCIÓN DEL MOTOR

El motor utilizado es de la marca SIEMENS, modelo 1LA2090-4AA10 de 1,1 kW de potencia mecánica y con dos pares de polos. En la Tabla 3-01 se muestran sus principales características y en la Figura 3-01 se representa una imagen de éste.

Sobre este tipo de motor, se implementarán los distintos tipos de fallo para estudiar distintas condiciones de funcionamiento, con lo que se dispone de varios rotores adicionales con diferentes niveles de avería, como se detallará en apartados posteriores.

Modelo 1LA2090-4AA10	
Número de fases	3
Clase térmica	F
Grado de protección IP	55
Potencia mecánica	1,1 kW
Velocidad nominal	1.410 rpm
Tensión nominal (V)	400(Y)/230 (Δ)
Intensidad nominal (A)	2,7(Y)/4,6 (Δ)
Factor de potencia (Cos ϕ)	0,8
Pares de polos	2
Emisividad superficial	0,95

Tabla 3-01. Principales características del motor de inducción ensayado.



Figura 3-01. Imagen del motor ensayado.

El grado de protección del motor es “IP 55”. La primera cifra indica el grado de protección contra la penetración de cuerpos sólidos extraños. En este caso, al tener el motor el grado 5 indica que únicamente permite la entrada de polvo en la cavidad en una cantidad mínima que no llega a perjudicar el funcionamiento satisfactorio del equipo. La segunda cifra indica la protección del equipo en el interior de la envolvente contra los efectos perjudiciales debidos a la penetración del agua. En este caso, el valor de 5 indica una protección contra los chorros del agua, por lo que el agua proyectada sobre la envolvente, no tendrá efectos perjudiciales [Guía, 2003].

La clase térmica “F”, significa que la temperatura máxima que puede alcanzar el aislante eléctrico del motor es de 155° C. Sin embargo, la temperatura referida en la clase térmica se refiere a la temperatura que no se debe rebasar en el punto más caliente. Si lo que se miden son temperaturas medias del devanado, se recomienda que ésta no supere la temperatura máxima menos 10-15°C.

Las características que se muestran en la Tabla 3-01 se obtienen directamente de la placa del motor, pero hay otros parámetros que se pueden obtener mediante unos sencillos cálculos, tal como se muestra a continuación.

- Potencia Eléctrica nominal:

$$P_{elec} = \sqrt{3} \cdot U_l \cdot I_l \cdot \cos\varphi \quad (3-01)$$

$$P_{elec} = \sqrt{3} \cdot 400 \cdot 2,7 \cdot 0,80 = \mathbf{1,49 KW} \quad (3-02)$$

- Pérdidas:

$$P_{pérdidas} = P_{elec} - P_{mec} \quad (3-03)$$

$$P_{pérdidas} = 1,49 \text{ kw} - 1,1 \text{ kw} = \mathbf{0,39 KW} \quad (3-04)$$

- Par nominal

$$T = P_{mec} / \Omega \quad (3-05)$$

$$T = \frac{1,1 \text{ Kw}}{147,65 \frac{\text{rad}}{\text{seg}}} = \mathbf{7,45 Nm} \quad (3-06)$$

- Rendimiento

$$\eta = \frac{\text{Potencia en el eje del motor}}{\text{Potencia consumida}} \quad (3-07)$$

$$\eta = \frac{1,1 \text{ Kw}}{1,49 \text{ Kw}} = \mathbf{0,73} \quad (3-08)$$

3.2.2. DESCRIPCIÓN DE LA CÁMARA TERMOGRÁFICA

La cámara utilizada en los ensayos es una FLIR P640. Este modelo corresponde a la alta gama de la marca FLIR. Está diseñada para aplicaciones de investigación y desarrollo. Las características que diferencian a esta cámara de las demás son su alta resolución, alta sensibilidad térmica, dotación de puntero láser y la capacidad para anotaciones, grabación de voz y video, además de la capacidad de conexión a un ordenador dotado con programa de captura y análisis de imágenes termográficas.

En la Figura 3-02 se muestra el detalle de las características técnicas de la cámara.

Rango de temperaturas	-40 ° a 1.500 ° C
Almacenamiento	>1.200 imágenes JPEG radiométricas (en tarjeta de memoria incluida)
Emisividad	De 0.1 a 1.0 ajustable
Frecuencia de imagen	60 Hz
Cambio de visión	24°x18°
Sensibilidad térmica	0,03 ° C
Resolución del detector	3200x240 pixeles
Medición	3 puntos, 1 recuadro y línea de medición.
Video	SI
Autonomía	3 horas
Dimensiones	305x169x161 mm
Peso	2.480 g



Figura. 3-02. Características principales e imagen de cámara termográfica P640.

3.2.3. DESCRIPCIÓN DE OTROS DISPOSITIVOS

En los ensayos realizados sobre el motor, no sólo se toman datos de la temperatura superficial a través de la cámara termográfica, sino que también se registran, mediante dispositivos auxiliares, otras variables como el par en el eje, potencia eléctrica consumida, intensidad demandada y velocidad de giro.

La medida de la potencia consumida y la corriente del motor, se realiza mediante un analizador de redes (Figura 3-03). El par nominal y la velocidad de giro del eje se miden utilizando un transductor de par (Figura 3-04) y un tacómetro digital (Figura 3-05), respectivamente.

De manera añadida, se utiliza un anemómetro digital para la medida de velocidad a través de las aletas del motor desde el ventilador, y de esta manera, poder calcular el valor de flujo de aire (Figura 3-06). Este método ha sido validado en diversos artículos [Boglietti, 2005], [Boglietti, 2009], [Farsane, 2000], [Pechánek, 2009], [Staton, 2008], [Takahashi, 2002]. También se registra la temperatura ambiente en todos los ensayos.



Figura. 3-03. Imagen del analizador de redes utilizado.



Figura. 3-04. Imagen del transductor de par.



Figura. 3-05. Imagen del tacómetro digital.



Figura. 3-06. Imagen del anemómetro digital.

3.2.4. ESQUEMA DEL SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE DATOS Y PROCEDIMIENTO DE ENSAYO

A continuación, se presenta el esquema del sistema de adquisición de datos donde se representan los elementos descritos en el apartado anterior (ver Figura 3-07), así como el procedimiento general de ensayo.

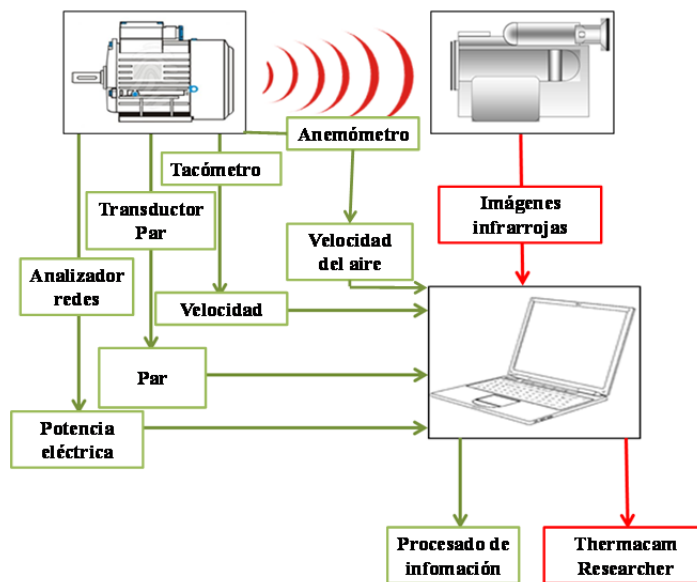


Figura. 3-07. Diagrama del sistema de adquisición de datos utilizado en los ensayos.

La preparación del banco de pruebas es una parte muy importante de los ensayos, ya que en esta etapa se aseguran las condiciones de funcionamiento del motor.

Principalmente, lo que se busca en los ensayos es crear condiciones de funcionamiento realistas y que, a la vez, puedan repetirse para cada ensayo, con el fin de que en cada ensayo el motor trabaje en condiciones semejantes. Se intenta que el motor

trabaje en condiciones nominales, si bien dada la imposibilidad de ello cuando determinadas averías están presentes (por ejemplo, el caso del motor operando con 9 barras rotas sobre un total de 28), se ajustan condiciones de funcionamiento para que resulten similares en todos los ensayos (igualdad de potencia mecánica suministrada). A tal fin, se acopla el motor a una máquina de continua que funcionará como generador (dinamo) (Figura 3-08). Al ser accionada la máquina de continua por el motor y alimentada su excitación, dicha máquina genera una corriente continua que se disipa en forma de calor en un banco de resistencias (Figura 3-09).



Figura. 3-08. Máquina de corriente continua (Dinamo).



Figura. 3-09. Banco de resistencias.

La intensidad de la máquina de continua se ajusta de forma tal que la potencia mecánica que demande del motor sea aproximadamente 930 W. De esta forma, se aseguran

las condiciones de funcionamiento similares del motor bajo distintas condiciones, a fines comparativos. La potencia mecánica que demanda la máquina de continua se ajusta por medio de un proceso iterativo donde se establece la corriente de excitación de la dinamo para que cumpla con el requerimiento establecido. La alimentación, tanto de la máquina de continua como del motor de inducción, se obtiene por medio de un pupitre de alimentación. Éste pupitre posee varias salidas tanto de corriente alterna como de continua, pudiendo regular la tensión de salida en gran parte de ellas (Figura 3-10). En la Figura 3-11, se muestra el circuito del pupitre utilizado para alimentar el banco de ensayos. La fuente de alimentación de corriente alterna del motor eléctrico se toma de la salida B (verde) del circuito (salida trifásica regulable hasta 400 V), mientras que para la máquina de continua, se toma como fuente la salida D, que es una salida de continua regulable hasta 220V (amarilla).



Figura. 3-10. Pupitre de alimentación eléctrica utilizado en los ensayos.

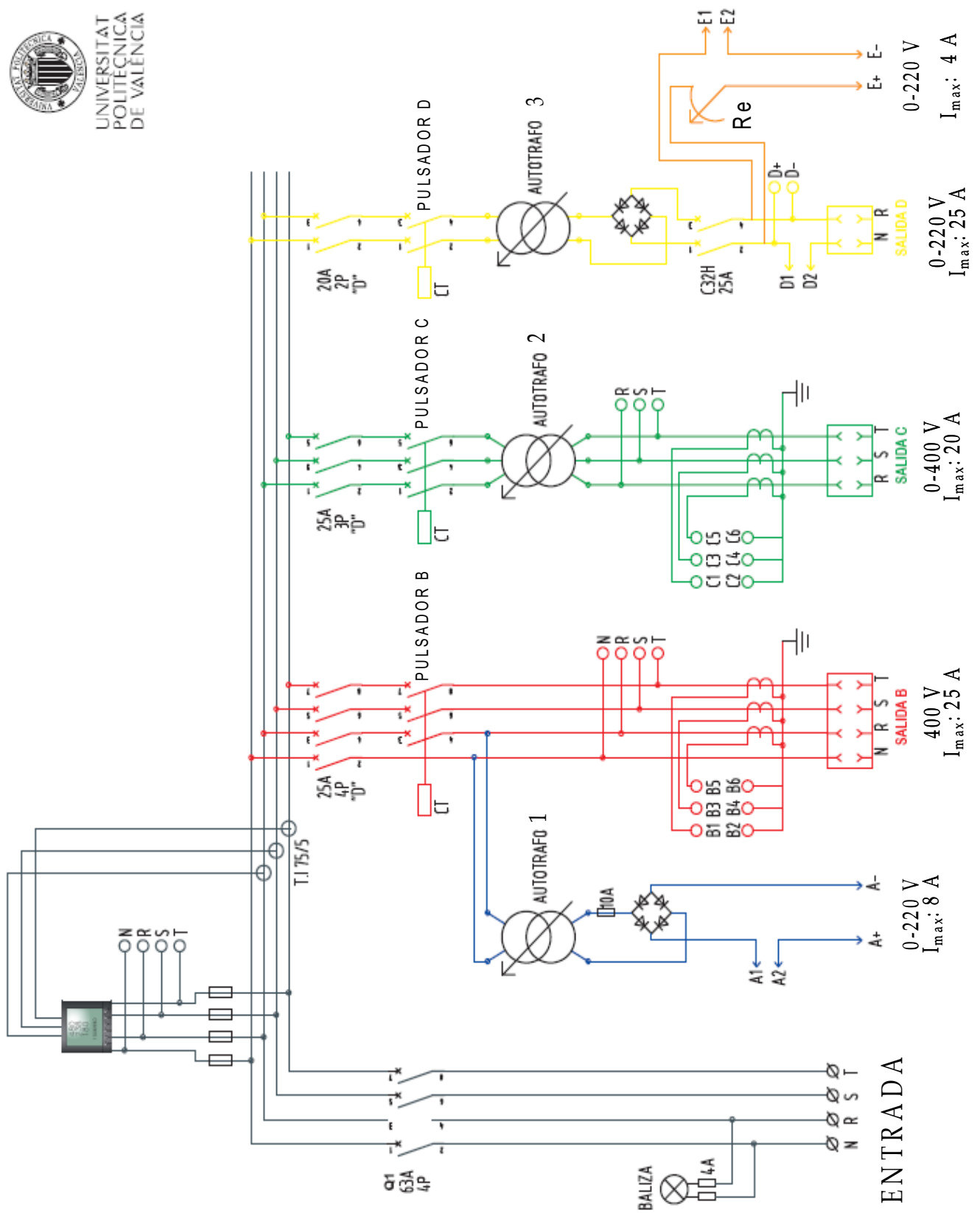


Figura. 3-11. Circuito eléctrico del pupitre de alimentación de energía eléctrica utilizado en los ensayos.

Una vez establecida la carga, se procede a realizar el ensayo siguiendo los pasos que se detallan a continuación. En la Figura 3-12 se representa una imagen representativa del procedimiento de ensayo.

1. Verificar el correcto montaje del banco de pruebas:
 - Conexiones eléctricas
 - Tensión en el pupitre de alimentación
 - Montaje correcto del motor.
 - Colocar convenientemente papel de aluminio para medida de temperatura reflejada en la parte inferior.
2. Montaje de la cámara y colocación siempre en una misma posición de referencia con fines comparativos entre ensayos (en este caso a una distancia de 1m del motor y a la altura de éste). Conexión a la red eléctrica.
3. Encendido de la cámara y el ordenador portátil. Conexión de la cámara con el ordenador portátil mediante la interfaz Firewire.
4. Ajuste de la cámara para tener una imagen completa, centrada y enfocada del motor.
5. Apertura del Software ThermaCAM Researcher. Conectar cámara y ajuste de las condiciones de grabación.
6. Arranque del motor (pulsando el pulsador de puesta en marcha de la salida B del pupitre).
7. Inicio de la grabación a través del software del ordenador portátil. En la Figura 3-13 se observa la pantalla del software con la visualización de la imagen, donde se observa la variación de color de acuerdo a la distribución de temperaturas en la superficie.
8. Adquisición de datos de potencia eléctrica, corriente consumida, par en el eje y revoluciones, a través de los dispositivos correspondientes y cada periodo de tiempo especificado. Los datos se anotan en la Ficha de Ensayo (ver Figura 3-14).
9. Al cabo de dos horas de operación, detener el motor y dejar que este enfríe por un periodo de una hora.
10. Detener la grabación desde el software.
11. Proceder al análisis de los datos obtenidos mediante el Software ThermaCAM Researcher y otros programas de hojas de cálculo y de representación gráfica.



Figura. 3-12. Imagen representativa del procedimiento de Ensayo.

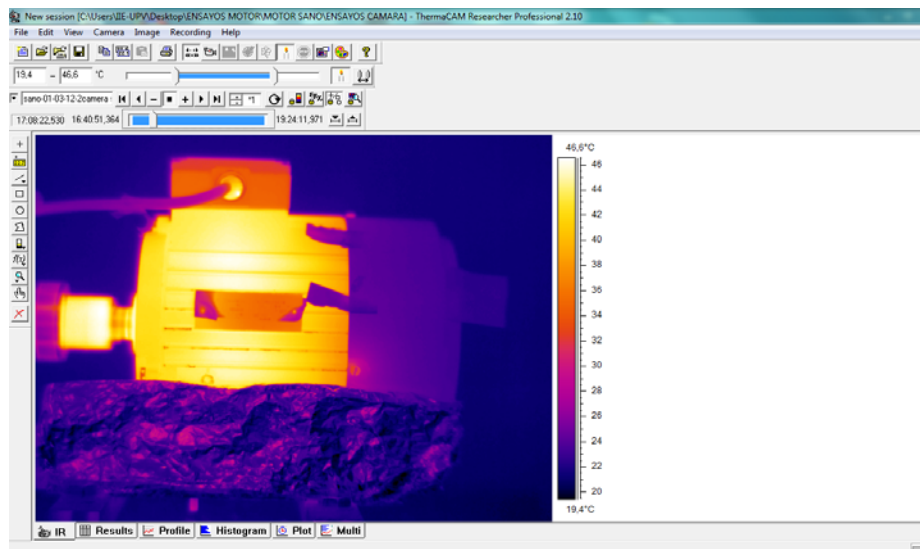


Figura. 3-13. Imagen representativa de visualización de motor en software ThermaCAM Researcher durante el ensayo.

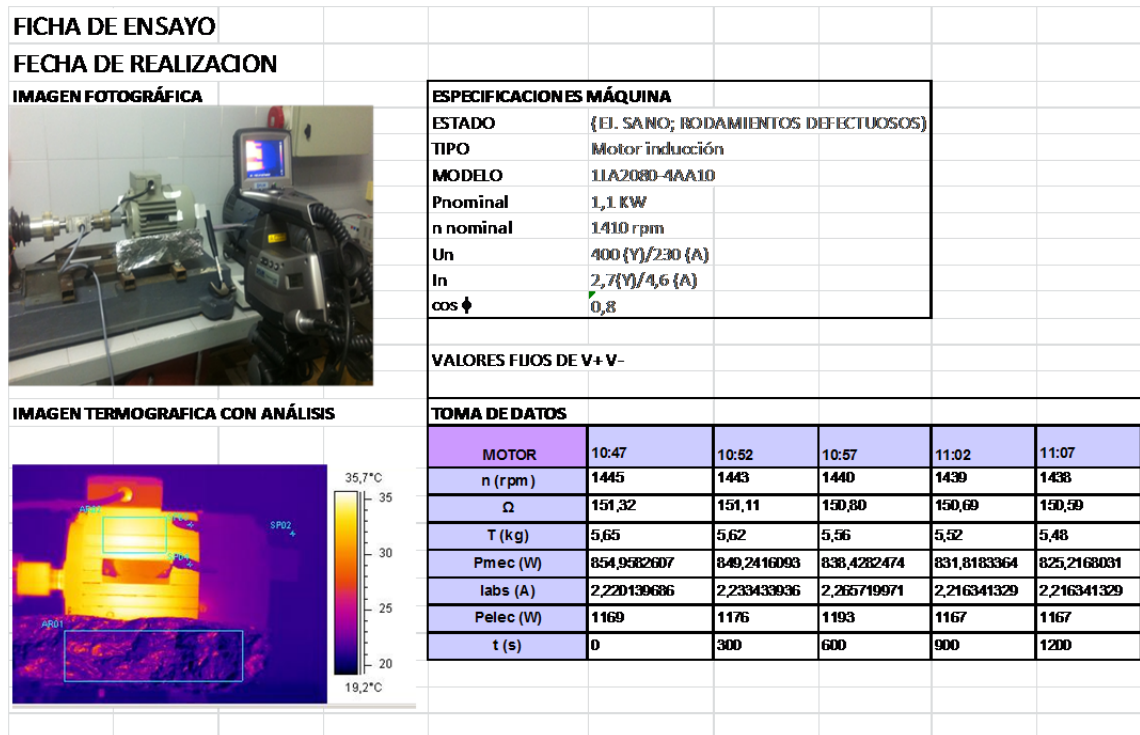


Figura. 3-14. Extracto de la ficha de ensayo.

3.2.5. DESCRIPCIÓN DEL SOFTWARE DE ANÁLISIS DE IMÁGENES TERMAGRÁFICAS Y PROCEDIMIENTO DE TRATAMIENTO DE DATOS

3.2.5.1. DESCRIPCIÓN DE FUNCIONALIDADES

El programa de software ThermaCAM Researcher ha sido diseñado para profesionales de Investigación y desarrollo además de otros usuarios de Termografía infrarroja que deseen obtener una estadística detallada o un análisis en tiempo real de los procesos térmicos. El programa funciona en el sistema operativo Windows y destaca por su gran versatilidad [FLIR, 2009].

ThermaCAM Researcher incorpora funciones de medida para realizar análisis de la temperatura, incluyendo isotermas, puntos, perfiles lineales, histogramas y sustracción de imágenes. Todas sus herramientas de medida le permiten configurar valores de emisividad y de distancia independientes.

El programa realiza ajustes automáticos para lograr una mejor imagen, así como conversión automática de imágenes IR en formatos AVI, BMP o MATLAB®. A continuación se muestra la pantalla de inicio del software (Figura 3-15).

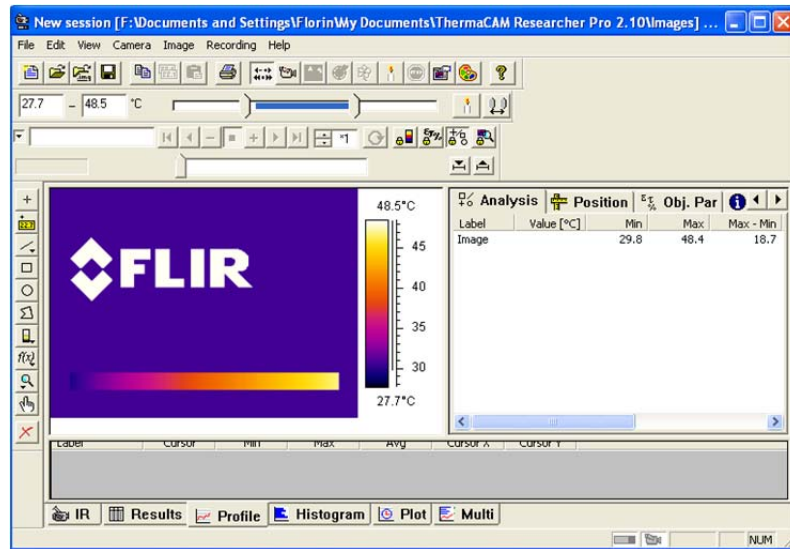


Figura. 3-15. Pantalla de Inicio del software Therma CAM Researcher.

El principal propósito del programa es visualizar, medir y analizar imágenes infrarrojas (IR) y secuencias de imágenes (video). Los resultados obtenidos mediante las herramientas de análisis de punto, punto flotante, línea, área con distintas formas, pueden ser visualizados en una ventana de perfil de resultados o de histograma. Además, el programa permite la aplicación de fórmulas a los resultados (ver Figura 3-16).

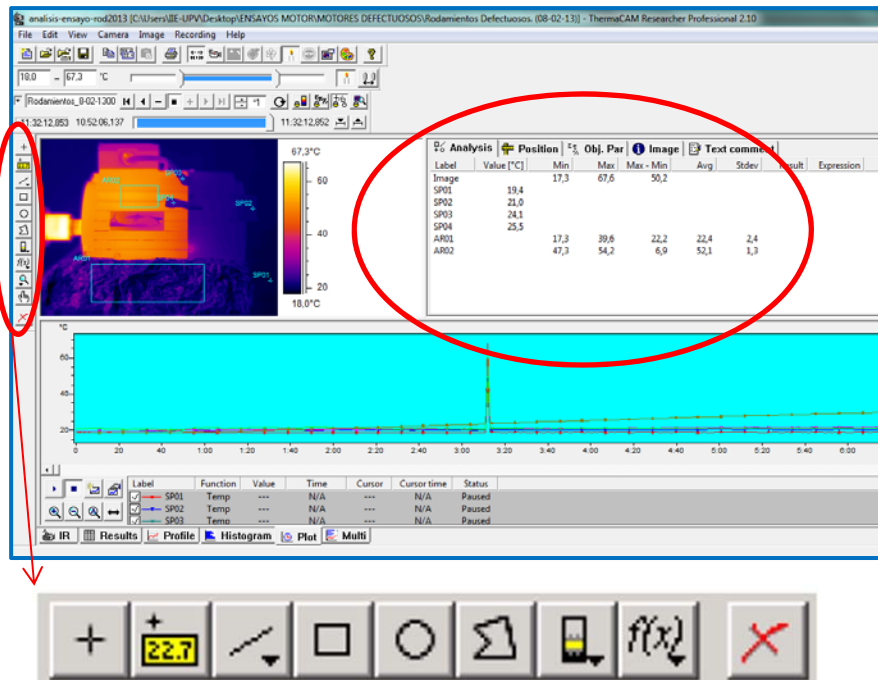


Figura. 3-16. Imagen representativa de análisis de imagen termográfica, con detalle de Barra de herramientas de análisis y de ventana con resultados.

El programa ofrece diferentes disposiciones de pantalla para cada tipo de trabajo que se pueda realizar, tales como experimentación, monitorizado, creación de informes o simplemente una medida puntual. Ofrece distintas ventanas en las que se pueden realizar visualizaciones y análisis utilizando varias modalidades. Una vez cargada la imagen o secuencia de imágenes en el programa, podemos acceder a estas ventanas desde las pestañas que aparecen en la parte de debajo de la ventana, de forma que se puede visualizar la imagen termográfica completa, un perfil térmico, un histograma o la tabla de resultados. En la Figura 3-17 se muestra la visualización de la evolución gráfica de temperaturas.

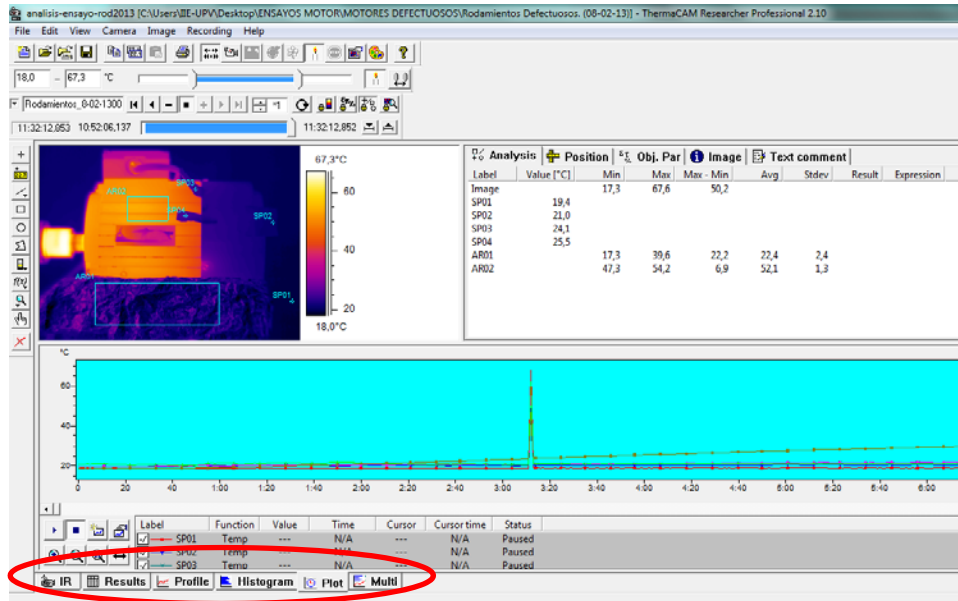


Fig. 3-17. Imagen representativa de análisis de imagen termográfica, con detalle de pestañas y ventanas de visualización y análisis.

Las imágenes se pueden almacenar de forma individual, donde cada imagen tendrá características diferentes, o como una secuencia, indicando que las imágenes tienen algo en común, en este caso las imágenes estarán agrupadas.

En cuanto al resto de herramientas, guardan una gran similitud con cualquier programa que funcione sobre el sistema operativo Windows. En la parte superior de la ventana principal del programa se muestra un título con el nombre de la sección abierta y los tres botones habituales para minimizar, maximizar y cerrar la ventana. Seguido de la línea superior, justo debajo, se encuentra una serie de menús desplegables en donde se pueden seleccionar funciones relativas al archivo (File), edición (Edit), tipo de ventana mostrada (View), selección de cámara (Camera), para selección de análisis de la imagen (Image) y condiciones de grabación (Recording), además de consultas (Help), tal como se puede observar en la Figuras 3-16 y 3-17.

De manera añadida, el programa cuenta con un gran número de comandos, destinados a distintas funciones del programa. A continuación se detallan los de mayor importancia.

La Figura 3-18 muestra la barra de herramientas estándar. De izquierda a derecha permiten las siguientes funcionalidades:

- Crear una nueva sección.
- Abrir una sección existente.
- Abrir imágenes en la sección abierta.
- Guardar.
- Copiar valores al cortapapeles.
- Pegar.
- Imprimir.
- Ajuste automático de la escala de imagen.
- Abrir el cuadro de diálogo de los ajustes de imagen.
- Abrir el cuadro de diálogo de selección de la paleta de colores.



Figura. 3-18. Detalle de barra de herramientas estándar.

La Figura 3-19 muestra la barra de herramientas relacionada de reproducción.

Los comandos de la línea superior permiten lo siguiente (de izquierda a derecha):

- Mostrar segunda fila: ON/OFF
- Nombre de la imagen actual.
- 7 botones de reproducción tipo VCR.
- Control de Replay.
- Auto rebobinado.
- Bloqueador de escala de temperatura.
- Bloqueador de herramientas de análisis.
- Bloqueador de zoom

Los comandos de la línea superior permiten lo siguiente (de izquierda a derecha):

- Contador de tiempo de la imagen actual.
- Contador de tiempo de la primera imagen.
- Deslizador (para moverse rápidamente por la secuencia de imágenes).
- Contador de tiempo de última imagen.
- Ajuste de selección de inicio.
- Ajuste de selección de fin.

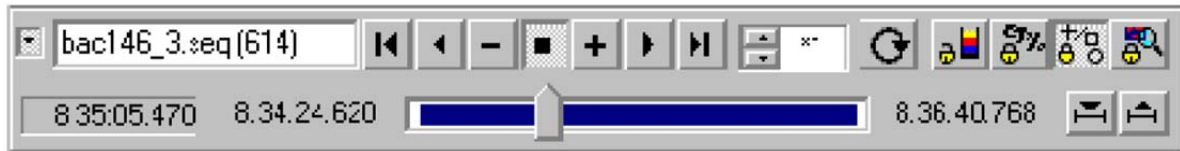


Figura. 3-19. Detalle de la barra de herramientas de reproducción.

La Figura 3-20 muestra la barra de herramientas relacionada con la grabación.

Los comandos permiten lo siguiente (de izquierda a derecha):

- Visualización del nombre de la imagen o secuencia a grabar.
- Botón de comienzo de grabación.
- Campo indicativo de comienzo de grabación.
- Guardar
- Campo indicado de estado de grabación.
- Pausa
- Parada de grabación
- Campo indicativo de parada de grabación.
- Indicativo de las condiciones de grabación.
- Volver a reproducir la secuencia.

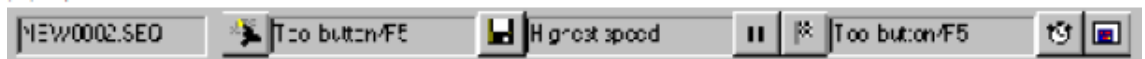


Figura. 3-20. Detalle de la barra de herramientas de grabación.

La Figura 3-21 muestra la barra de herramientas de escala. Permite lo siguiente, de izquierda a derecha.

- Escala de máxima temperatura (editable).
- Escala de mínima temperatura (editable).
- Indicador de unidad de medida actual.
- Deslizador (para moverse rápidamente entre el mínimo y máximo de temperatura).
- Ajuste automático de escala de imagen.
- Bloqueo de rango de temperatura.



Figura. 3-21. Detalle de la barra de herramientas de escala.

3.2.5.2. DESCRIPCIÓN DEL PROCEDIMIENTO DE ANÁLISIS EMPLEADO

A continuación, se describe el procedimiento de análisis seguido, una vez que se ha realizado la captura de la secuencia termográfica con la cámara.

Tal como se ha descrito en el apartado anterior, con la barra de herramientas de análisis podemos conocer la distribución de temperaturas en la carcasa del motor y conocer el valor de temperatura en cualquier punto o en una región determinada. Para llevar a cabo la Metodología para establecer el balance energético, la cual se describirá con detalle en el siguiente apartado, hay una serie de valores de temperatura clave a lo largo del ensayo que necesitamos conocer. Nos referimos a la temperatura de la carcasa del motor (T_s), la temperatura del aire de entrada (T_i) y de salida (T_s) y la temperatura reflejada (T_{refl}). Para la medición de las temperaturas de entrada y salida del aire, al no contar con una superficie definida, se colocan unas piezas de papel vegetal pegadas en la carcasa en las posiciones idóneas. Para el cálculo de la temperatura reflejada, se coloca una pieza de papel de aluminio junto al motor, tal como se realiza en todos los procedimientos experimentales de termografía que requieren la presencia de este parámetro. En la Figura 3-22 se puede observar el análisis efectuado en la imagen termográfica donde se observa la variación de color de las distintas áreas, correspondiente a la distribución de temperaturas de la superficie, de acuerdo con la barra de escala a la derecha de la imagen.

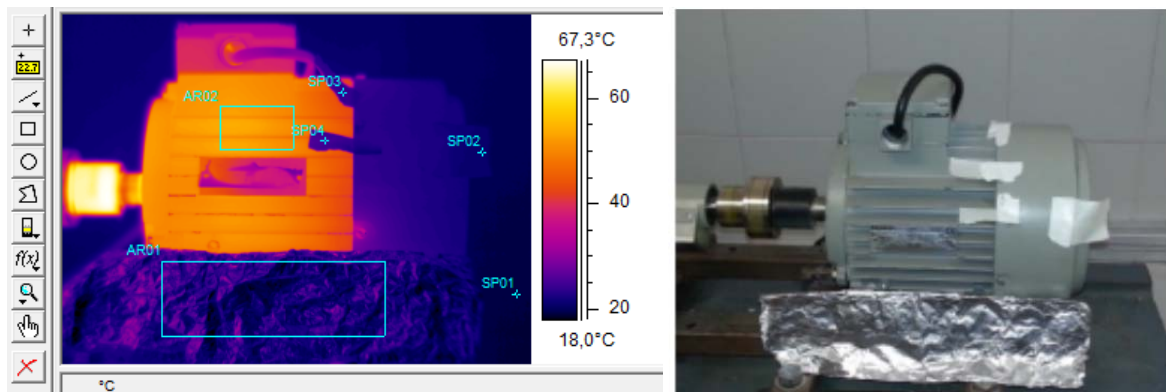


Figura. 3-22. Imagen representativa de análisis de imagen termográfica e imagen fotográfica del motor durante el ensayo, con detalle de piezas de papel auxiliares.

A continuación se describen los pasos seguidos, tanto de análisis como de exportación de la información recogida por la cámara termográfica:

1. Apertura del archivo guardado con el ensayo a estudiar.
2. Selección de las áreas de interés para conocimiento y análisis de temperatura. Para ello, se utilizan las herramientas necesarias para seleccionar las áreas y puntos de estudio. Ver Figura 3-22.

- Herramienta Área: AR01- Temperatura reflejada sobre la parte de papel de aluminio.
 - Herramienta Área: AR02- Temperatura media de la superficie del motor.
 - Herramienta Punto: SP01- Temperatura ambiente.
 - Herramienta Punto: SP02- Temperatura de entrada al motor.
 - Herramienta Punto: SP03- Temperatura de salida 1 al motor.
 - Herramienta Punto: SP04- Temperatura de salida 2 al motor
3. Selección, visualización y extracción de curvas de evolución de temperatura de las áreas o puntos seleccionados. Ver Figura 3-23 y Figura 3-24.
- Se selecciona la pestaña Plot en la parte inferior de la imagen termográfica para seleccionar la visualización de la gráfica de evolución.
 - Pulsar Add Plot Function.
 - Seleccionar cada punto (SP01, SP02, SP03) y área (AR01, AR02) como función y en valor Temperatura y temperatura media respectivamente.
 - Pulsar Start Plotting y seguidamente Play forwards de la barra superior de reproducción.
 - Dejar que transcurra el ensayo hasta el final mientras se ve la evolución de la imagen termográfica y de la evolución de las curvas.
 - Guardamos el archivo de análisis de ThermaCam pulsando 'File-Save Session as' y guardar teniendo en cuenta que se graba en formato irs.
 - Una vez llegado al final de la reproducción, seleccionamos cada función y guardamos el archivo de Excel generado.

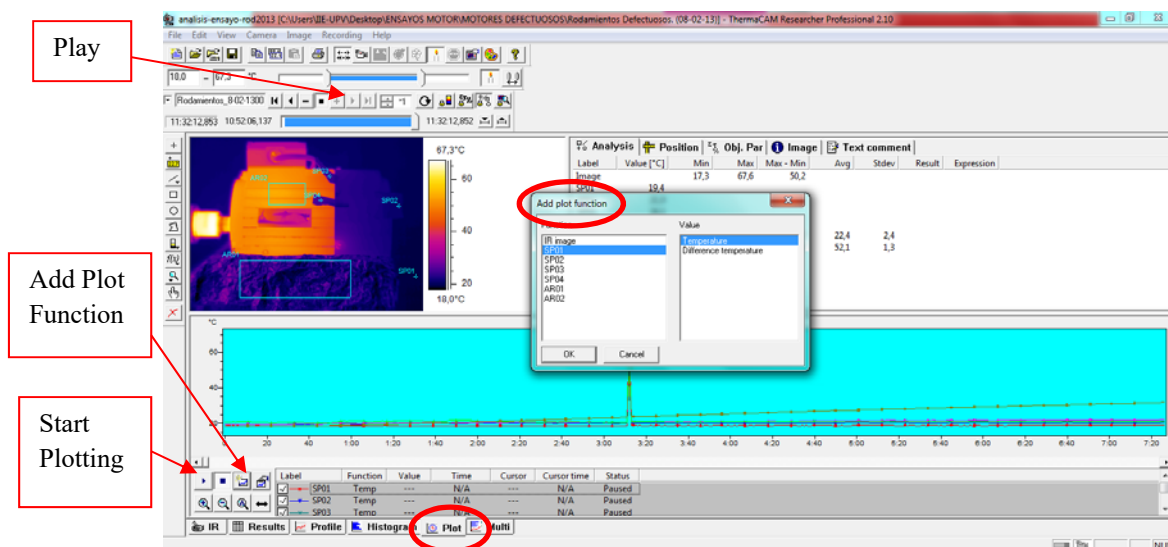


Figura. 3-23. Imagen representativa de análisis de imagen termográfica y procedimiento de exportación de curvas de evolución de temperaturas seleccionadas.

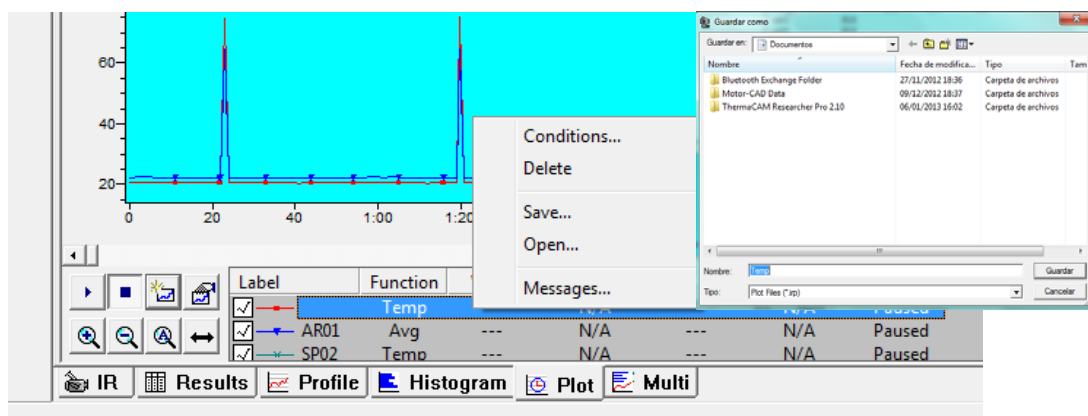


Figura 3-24. Imagen representativa de detalle extracción de cada función a formato Excel.

4. Apertura del archivo formato xls.

- Apertura programa Microsoft Excel. Se selecciona el archivo correspondiente
- Aparece una ventana. Seleccionar tipo de archivo de ancho fijo y pulsar siguiente. Ver Figura 3-25.
- Mover cursor donde aparecen los datos para seleccionar datos con 3 decimales. Pulsar siguiente y finalizar. Ver Figura 3-26.
- Seleccionar la columna donde aparecen los valores de evolución de la temperatura seleccionada. Éstos se trasladarán a la ficha de ensayo, así como a la correspondiente Base de datos para el

posterior tratamiento y formulación de la información y establecimiento de la Metodología teórica que se verá en el siguiente apartado. Ver Figura 3-27.

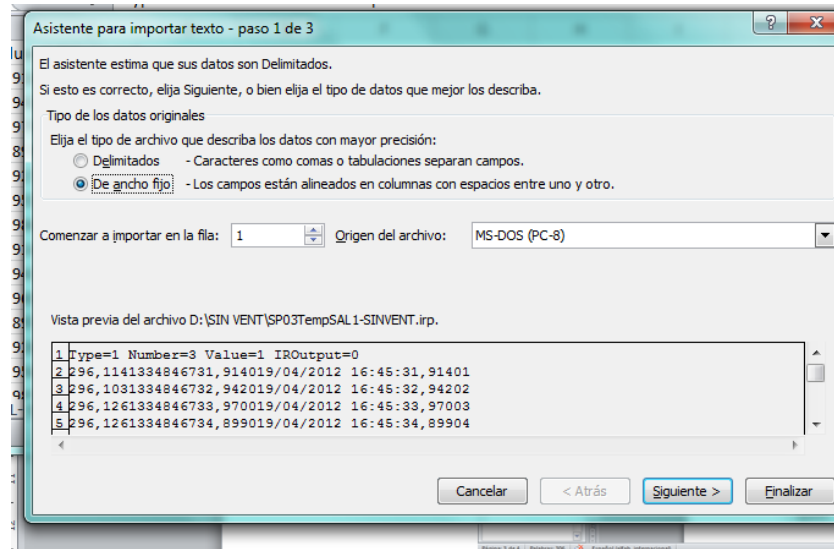


Figura 3-25. Imagen representativa de detalle de primer paso de importación de datos formato irs a formato xls.

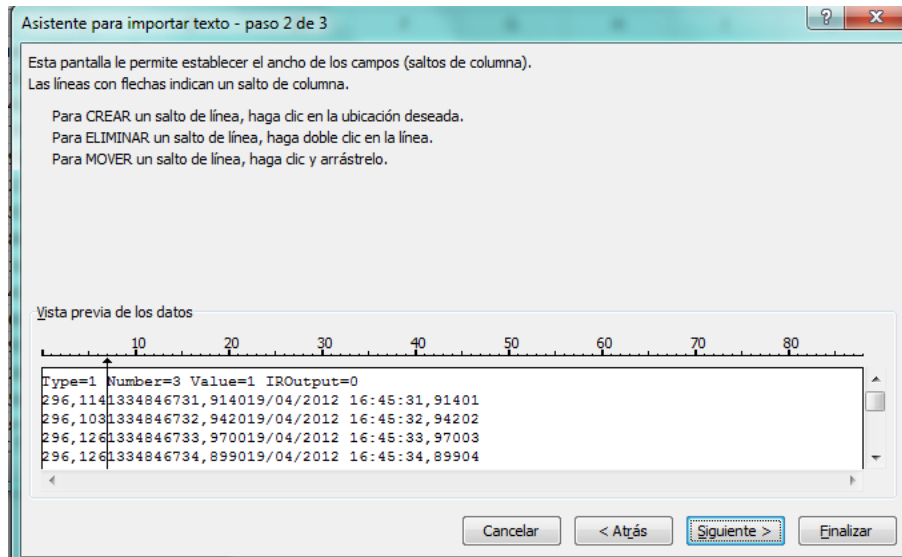


Figura 3-26. Imagen representativa de detalle de segundo paso de importación de datos formato irs a formato xls.

	A	B	C	D	E	F
1	Type=1	Number=3	Value=1	IROutput=0		
2	296,114	1334846731,914019/04/2012 16:45:31,91401				
3	296,103	1334846732,942019/04/2012 16:45:32,94202				
4	296,126	1334846733,970019/04/2012 16:45:33,97003				
5	296,126	1334846734,899019/04/2012 16:45:34,89904				
6	296,092	1334846735,927019/04/2012 16:45:35,92705				
7	296,098	1334846736,955019/04/2012 16:45:36,95506				
8	296,103	1334846737,984019/04/2012 16:45:37,98407				
9	296,058	1334846738,914019/04/2012 16:45:38,91408				
10	296,126	1334846739,941019/04/2012 16:45:39,94109				
11	296,109	1334846740,969019/04/2012 16:45:40,969010				
12	296,103	1334846741,897019/04/2012 16:45:41,897011				
13	296,058	1334846742,926019/04/2012 16:45:42,926012				
14	296,092	1334846743,954019/04/2012 16:45:43,954013				
15	296,109	1334846744,982019/04/2012 16:45:44,982014				
16	296,036	1334846745,911019/04/2012 16:45:45,911015				
17	296,086	1334846746,940019/04/2012 16:45:46,940016				

Figura 3-27. Extracto del archivo formato xls con los datos de evolución de la temperatura seleccionada.

3.3 CARACTERIZACIÓN DEL MODELO DE BALANCE ENERGÉTICO

La base de la Metodología teórica consiste en la obtención del balance energético del motor de inducción, mediante la aplicación del principio de conservación de energía y de la Primera Ley de la Termodinámica. Según esta Ley, el cambio en la energía interna de un sistema es igual a las pérdidas de energía ($P_{pérdidas}$) menos el calor evacuado hacia el exterior (Q_{total}). Esto es consecuencia de la diferencia de temperatura entre la máquina y el medio ambiente [Incropera, 2011] (Ver Ecuación 3-09).

$$\Delta U = P_{losses} - Q_{total} \quad (3-09)$$

Las pérdidas se calculan a partir de la diferencia entre la potencia eléctrica demandada (P_{elec}) y la potencia mecánica (P_{mec}), según Ecuación 3-10. La potencia eléctrica se obtiene a partir de los ensayos, mientras que la potencia mecánica se calcula mediante la Ecuación 3-11.

$$P_{losses} = P_{elec} - P_{mec} \quad (3-10)$$

$$P_{mec} = \tau \cdot \Omega \quad (3-11)$$

El valor de calor total transmitido (Q_{total}) en un motor de inducción autoventilado, se obtiene a partir del calor disipado por radiación y del calor por convección a través de la carcasa externa, tal como se muestra en la siguiente ecuación.

$$Q_{total} = Q_{rad} + Q_{fconv} \quad (3-12)$$

La Ley de Boltzman permite el cálculo del calor de radiación, a partir de la siguiente fórmula:

$$Q_{rad} = A \cdot \sigma \cdot \xi \cdot (T_s^4 - T_{refl}^4) \quad (3-13)$$

Donde A es la superficie a través de la carcasa exterior del motor (ver Tabla 3-02), σ es la constant de Stefan- Boltzmann, con un valor de $5,67 \cdot 10^{-8}$ y ξ es la emisividad, que en el caso aquí analizado tiene un valor de 0,95.

DIMENSIONES GEOMÉTRICAS DEL MOTOR	
Elemento	Área (m²)
Círculo frontal	1.42·10 ⁻²
Círculo posterior	2.27·10 ⁻²
Cilindro lateral izquierdo	1.34·10 ⁻²
Cilindro lateral derecho	1.52·10 ⁻²
Cilindro lateral libre	4.38·10 ⁻²
Punta aleta	9.10·10 ⁻³
Extremos aleta	2.73·10 ⁻³
Lateral aleta	1.53·10 ⁻¹
Punta aleta superior	9.98·10 ⁻⁴
Lateral aleta superior	1.68·10 ⁻²
Extremos aleta superior	7.35·10 ⁻⁴
Placa de características	2.00·10 ⁻³
Soporte	2.10·10 ⁻²
Tapa superior	7.57·10 ⁻³
Tapa superior II	5,00·10 ⁻⁴
Tapa lateral y frontal	2.01·10 ⁻²
Rodamientos	1.74·10 ⁻³
TOTAL	0,335

Tabla 3-02. Dimensiones geométricas del exterior del motor.

La Ecuación 3-14 me permite el cálculo del calor de convección. En este caso, es la suma de dos componentes; uno se refiere a la cantidad de energía necesaria para calentar el aire a la salida (Q_{fconv_a}) y el otro se refiere al enfriamiento de la máquina a partir de este aire de salida a lo largo de la superficie del motor (Q_{fconv_s}).

$$Q_{fconv} = Q_{fconv_a} + Q_{fconv_s} \quad (3-14)$$

A su vez, para calcular el valor de Q_{fconv_a} las ecuaciones a utilizar son las siguientes:

$$Q_{fconv_a} = \dot{m}_a \cdot C_p \cdot (T_{out} - T_i) \quad (3-15)$$

$$\dot{m}_a = V_a \cdot \rho \cdot A_V \quad (3-16)$$

$$\rho = \frac{100.000}{T_m/287} \quad (3-17)$$

$$T_m = \frac{T_{out} + T_i}{2} \quad (3-18)$$

$$T_{out} = T_i + \varepsilon \cdot (T_s - T_i) \quad (3-19)$$

$$\varepsilon = \frac{T_{out} - T_i}{T_s - T_i} \quad (3-20)$$

$$NTU = -\ln(1 - \varepsilon) \quad (3-21)$$

Donde \dot{m}_a es el flujo de aire de salida. Para su cálculo se requiere a su vez el conocimiento de tres parámetros: la velocidad media del aire de enfriamiento a lo largo de las aletas (V_a), medido con un anemómetro; el valor de densidad del aire ρ , que a su vez se obtiene en función del valor de la temperatura media (T_m), según la ecuación 3-17 a 3-21; y por último, del valor de la sección transversal del motor (A_V).

C_p es el calor específico de la carcasa del motor ensayado (en nuestro caso aluminio). El valor de la temperatura del aire de salida (T_{out}) se puede expresar en función de la temperatura superficial (T_s). Esto requiere el cálculo previo de la eficiencia (ε), que a su vez requiere el conocimiento de los valores de temperatura necesarios, incluyendo la temperatura del aire de entrada, que se obtiene del ensayo. Para ello, el ventilador se debe caracterizar como un intercambiador.

Para calcular la principal contribución de convección forzada (Q_{fconv_s}), debemos calcular el valor del coeficiente de convección forzada. Ver Ecuación 3-22. Este se obtiene a partir de las tablas teóricas de propiedades del aire en función de la temperatura [Keenan,

1985], [Touloukian, 1970-1], [Touloukian, 1970-2], tabuladas en función de la temperatura, así como tras la aplicación de las ecuaciones 3-23 y 3-24. Estas ecuaciones son válidas para flujo laminar a lo largo de una placa plana, pero se puede también usar para una carcasa cilíndrica cuando el flujo de aire se distribuye a lo largo de su longitud axial, ya que la superficie es plana para cada filamento de aire. En la máquina, las aletas axiales se incorporan en la armadura para aumentar la transferencia de calor por convección.

$$Q_{fconv_s} = hf \cdot (T_s - T_i) \cdot A \quad (3-22)$$

$$Nu = 0,664 \cdot Re^{0,5} \cdot Pr^{0,33} \quad (3-23)$$

$$Re = \frac{VaL}{\nu} \quad (3-24)$$

$$h = \frac{Nu \cdot Cond}{L} \quad (3-25)$$

Donde Nu, Re and Pr son os coeficientes de Nusselt, Reynolds y Prandtl respectivamente.

Finalmente, el último paso consistiría en reagrupar las anteriores ecuaciones para establecer el balance energético de la máquina y así calcular la evolución de la temperatura superficial (T_s), también conocida como perfil térmico o curva de calentamiento de la máquina. Para ello, combinamos la expresión clásica para el cálculo de energía interna de un sistema en función de la variación de temperatura (Ecuación 3-26) con la ecuación inicial en función de las pérdidas (Ecuación 3-09). El resultado (Ecuación 3-27) es la base de la metodología empleada.

El siguiente paso consistiría en expresar la ecuación en función de la temperatura superficial teórica (T_{smodel})(ver Ecuación 3-28). Este parámetro, que se corresponde con la temperatura superficial de la carcasa del motor, es la única incógnita ya que el resto se puede obtener a partir de los ensayos y especificaciones del motor.

$$\Delta U = m \cdot C_e \cdot \frac{dT}{dt} \quad (3-26)$$

$$m \cdot C_p \cdot \frac{dT}{dt} = (P_{elec} - P_{mec}) - Q_{total} \quad (3-27)$$

$$\frac{dT_{smodel}}{dt} = \frac{1}{m \cdot C_p} (P_{elec} - P_{mec}) - \{ [A \cdot \sigma \cdot \xi \cdot (T_{smodel}^4 - T_{refl}^4)] + [\dot{m}_a \cdot C_p \cdot (T_i + \varepsilon \cdot (T_{smodel} - T_i))] + [h \cdot (T_s - T_i) \cdot A] \} \quad (3-28)$$

A partir de esta ecuación, se puede apreciar que la temperatura superficial de la armadura del motor se incrementa lentamente en estado transitorio ($dT_{smodel}/dt \neq 0$), mientras que haya una diferencia entre las pérdidas de energía y la transferencia de calor. Sin embargo, el balance térmico se alcanza en régimen permanente ($dT_{smodel}/dt = 0$), una vez que el calor evacuado y el calor generado son iguales [Bai, 2010], [Cortés, 1990], [Sheghir-Oualil, 2009].

3.4 VALIDACIÓN DEL MODELO. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.

3.4.1. APLICACIÓN DEL MODELO AL MOTOR SANO.

El modelo matemático debe ser validado, para diversos modos de funcionamiento o estado de fallo. Para ello, T_s se obtiene experimentalmente mediante termografía y se compara con T_{smodel} , que se calcula aplicando el balance energético del motor de inducción (Ecuación 3-28).

Se dispone de una hoja de cálculo en la que se incluyen los principales datos a partir de las especificaciones del motor y las mediciones efectuadas en los ensayos con la instrumentación detallada en el apartado 3.2. Esta hoja de cálculo está dotada, además, de la formulación descrita anteriormente (Ecuaciones 3-10 a 3-28), de manera que permite el cálculo de los principales parámetros sucesivamente para la obtención final del valor de la evolución de la temperatura T_{smodel} . A su vez, los valores de potencias, pérdidas y temperaturas clave se han tratado con un programa de representación gráfica para estudiar con mayor detalle su evolución en el tiempo.

En la Figura 3-28 se puede ver un extracto de la hoja de cálculo del motor sano.

Los valores de los principales parámetros obtenidos para el cálculo de la temperatura teórica superficial se resumen en la Tabla 3-03.

Los valores de las pérdidas de potencia y la evolución de temperaturas clave obtenidas experimentalmente se representan en las Figuras 3-29 y 3-30, respectivamente.

Finalmente, tras el cálculo de T_{smodel} , se puede representar su evolución y compararla con la evolución de T_s , obtenida tras la medición termográfica. Tal como se observa en la Figura 3-31, existe una gran similitud entre las dos curvas. Esta similitud no sólo valida el modelo y su aplicabilidad, sino que además soporta el hecho de que el proceso de calentamiento del motor de inducción se comporta, como es lógico, en concordancia con la Primera Ley de Termodinámica.

	A	B	C	D
1	t	Ts	Ts model	dT/dt del calculo
2	1	294,137	294,137	
3	2	294,142	294,177094	0,0400654
4	3	294,142	294,2171308	0,040030882
5	4	294,125	294,2571557	0,039968364
6	5	294,113	294,2970675	0,039894295
7	6	294,128	294,3369443	0,039858197
8	7	294,122	294,3767839	0,039791834
9	8	294,17	294,416528	0,03976765
10	9	294,122	294,4563192	0,039677825

Figura 3-28. Extracto de la Hoja de Cálculo para la obtención de T_{model} .

PARÁMETROS CARACTERÍSTICOS MOTOR SANO	
Parámetro	Valor
Flujo del aire (\dot{m}_a)	0,0234 kg/s
Parámetro de convección forzada (h_f)	17,7

Tabla 3-03. Principales parámetros para el cálculo de T_{model} en el motor sano.

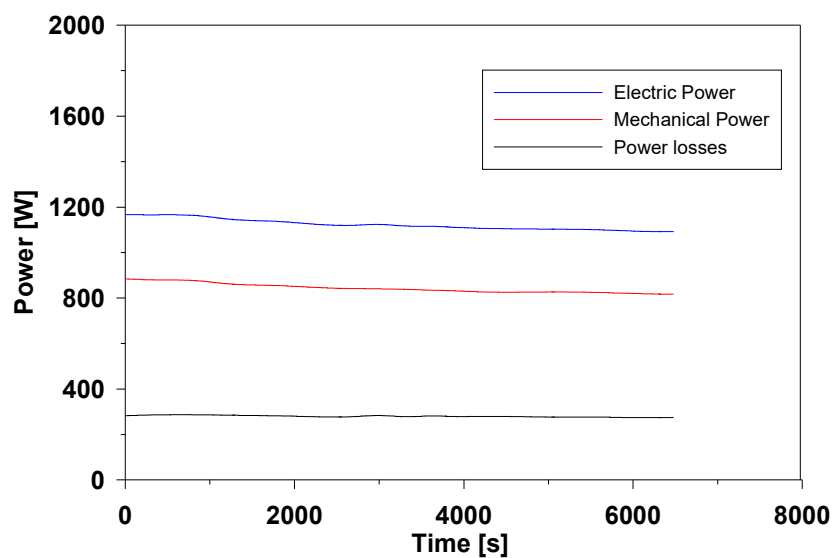


Figura 3-29. Evolución de Potencia Eléctrica y mecánica y Pérdidas de potencia en el motor sano, obtenidas experimentalmente.

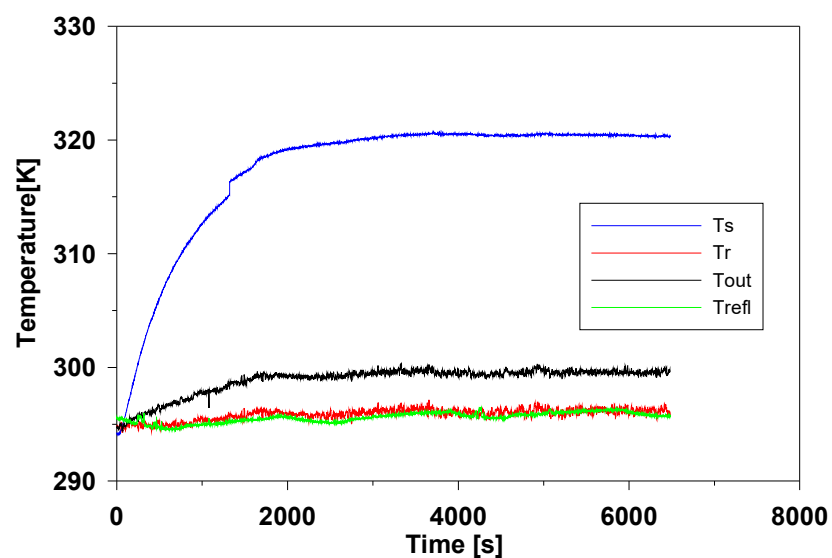


Figura 3-30. Evolución de temperaturas clave en el motor sano, obtenidas experimentalmente.

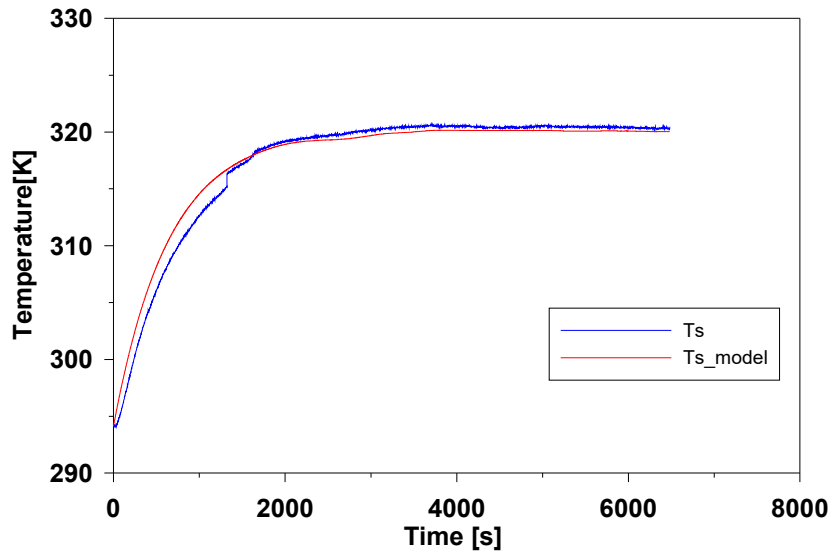


Figura 3-31. Evolución de la temperaturas de la superficie, experimental y teórica del motor sano.

3.4.2. APLICACIÓN DEL MODELO BAJO DISTINTAS CONDICIONES: MOTOR CON FALLO DE RODAMIENTOS

Una vez verificado el modelo con el motor sano en unas condiciones determinadas, resulta interesante comprobar que dicho modelo sería aplicable para el motor con otra configuración, trabajando en distintas condiciones o incluso bajo condiciones de fallo. Y todo ello, sin la necesidad de hacer el ensayo en su totalidad.

Por tanto, para validar el modelo, en nuestro caso, se ha seleccionado en primer lugar un motor con un fallo en los rodamientos. El fallo se forzó combinando un daño en la cubierta externa desarrollado de forma artificial con una lubricación deficiente del rodamiento, añadiendo aditivos a tal efecto.

Se desarrolla el mismo procedimiento experimental descrito en los apartados anteriores y se aplica el modelo teórico descrito.

En la Tabla 3-04, se muestran los principales valores de los parámetros fundamentales para el cálculo de $T_{s\text{model}}$.

Los valores de pérdidas de potencia y evolución de temperaturas clave obtenidas experimentalmente, se representan en las figuras 3-32 y 3-33, respectivamente.

Finalmente, en Figura 3-34, se representa el valor resultante de $T_{s\text{model}}$ frente a la correspondiente temperatura superficial obtenida experimentalmente, T_s . Estas gráficas reflejan la gran precisión, sobre el 98%, entre el modelo predictivo o teórico y los valores experimentales, independientemente de estar en régimen transitorio o permanente.

De manera añadida, se realiza una comprobación adicional para averiguar si resulta posible la obtención de dicha temperatura teórica $T_{s\text{model}}$ sin la necesidad de realizar el ensayo en su totalidad, únicamente con la disposición del valor de las magnitudes fundamentales, medidas a intervalos durante el transitorio y el permanente, ya que dichos

valores se podrían interpolar y obtener finalmente los mismos resultados en la hoja de cálculo asociada. De esta manera, se podrían utilizar dispositivos más simples accesibles en cualquier instalación industrial y poder obtener rápidamente las curvas de calentamiento de la superficie del motor. En efecto, la curva teórica obtenida tras la realización del ensayo completo y la obtenida con las simplificaciones de medida coinciden.

PARÁMETROS CARACTERÍSTICOS MOTOR FALLO EN RODAMIENTOS	
Parámetro	Valor
Flujo del aire (\dot{m}_a)	0,0234 kg/s
Parámetro de convección forzada (h_f)	17,8

Tabla 3-04. Principales parámetros para el cálculo de T_{smodel} en el motor con fallo de rodamientos.

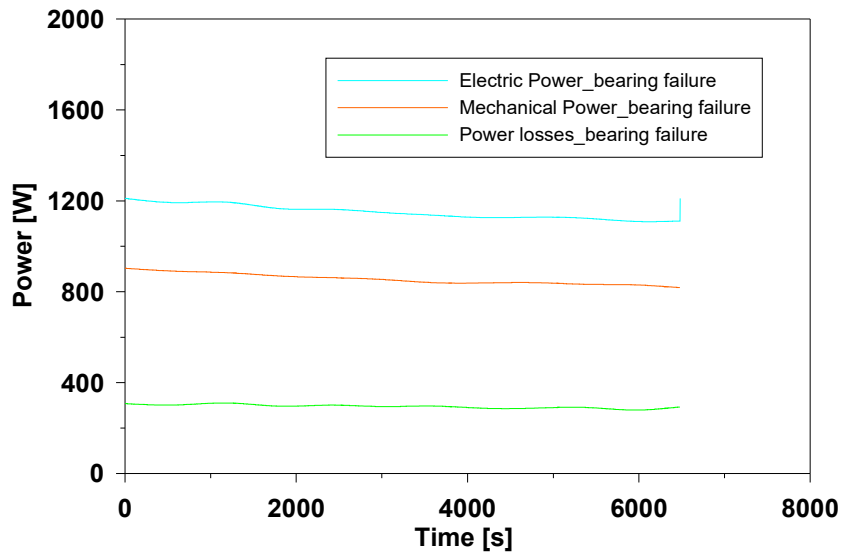


Figura 3-32. Evolución de Potencia Eléctrica y mecánica y Pérdidas de potencia en el motor con fallo de rodamientos, obtenidas experimentalmente.

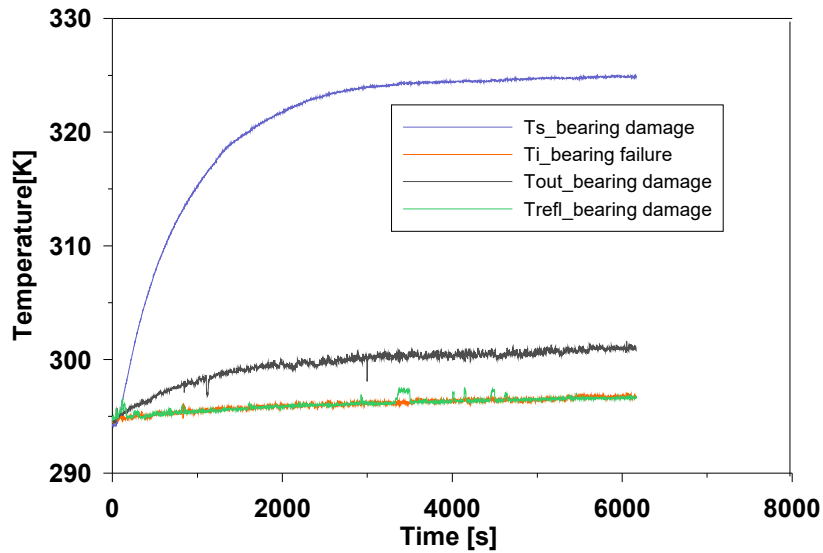


Figura 3-33. Evolución de temperaturas clave en el motor con fallo de rodamientos, obtenidas experimentalmente.

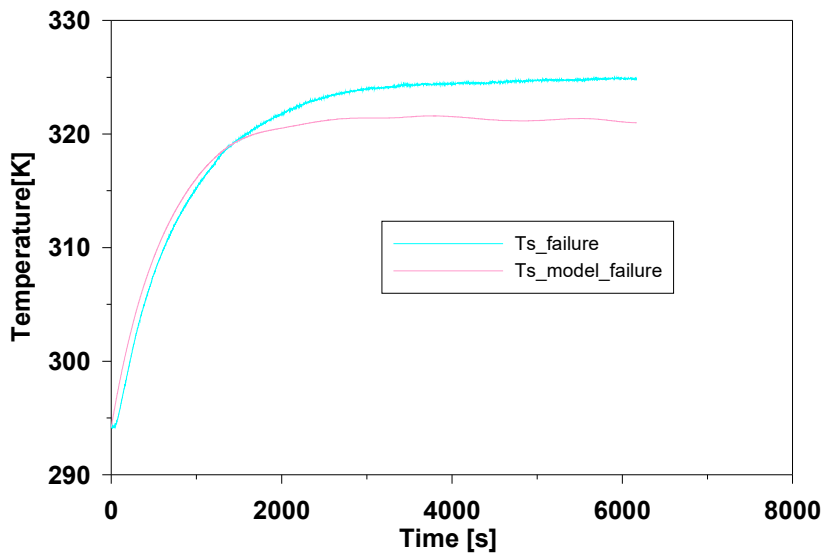


Figura 3-34. Evolución de la temperaturas de la superficie, experimental y teórica del motor con fallo de rodamientos.

3.4.3. APLICACIÓN DEL MODELO BAJO DISTINTAS CONDICIONES: FALLO DEL SISTEMA DE VENTILACIÓN

Seguidamente, se ensaya el motor con un fallo en el sistema de ventilación y se realiza el mismo procedimiento. El fallo se forzó obstaculizando la entrada de aire por el lateral del motor.

En este caso, hay que tener en cuenta que no se cuenta con ventilación forzada. Es decir, la disipación de calor se debe únicamente a convección natural. Por tanto, se utilizan las siguientes ecuaciones (Ecuaciones 3-29 a 3-35).

$$Q_{conv} = h \cdot (T_s - T_a) \cdot A \quad (3-29)$$

$$T_m = \frac{T_a + T_s}{2} \quad (3-30)$$

$$\beta = \frac{1}{T_m} \quad (3-31)$$

$$Gr = \frac{g\beta D^3(T_s - T_a)}{\nu^2} \quad (3-32)$$

$$Ra = GrPr \quad (3-33)$$

$$Nu = 0,53 \cdot Ra^{0,25} \quad (3-34)$$

$$h = \frac{Nu \cdot Cond}{D} \quad (3-35)$$

En la Tabla 3-05 se resumen los principales parámetros necesarios para el cálculo de T_{smodel} .

Los valores de pérdidas de potencia y evolución de temperaturas clave obtenidas experimentalmente, se representan en las figuras 3-35 y 3-36, respectivamente.

El valor resultante de T_{smodel} se representa en las Figura 3-37 frente a la correspondiente temperatura superficial obtenida experimentalmente, T_s . De la misma manera, se puede observar la gran precisión, ligeramente superior al caso anterior, entre el modelo predictivo o teórico y los valores experimentales, independientemente de estar en régimen transitorio o permanente.

De igual forma que en el caso anterior, la curva teórica obtenida con el ensayo completo coincide con el ensayo simplificado. Por tanto, el modelo se puede aplicar directamente al motor bajo distintas condiciones de una manera sencilla.

PARÁMETROS CARACTERÍSTICOS MOTOR FALLO DEL SISTEMA DE VENTILACIÓN	
Parámetro	Valor
Flujo del aire (\dot{m}_a)	0
Parámetro de convección forzada (h_f)	0
Parámetro de convección natural (h)	6

Tabla 3-05. Principales parámetros para el cálculo de T_{smodel} en el motor con fallo del sistema de ventilación.

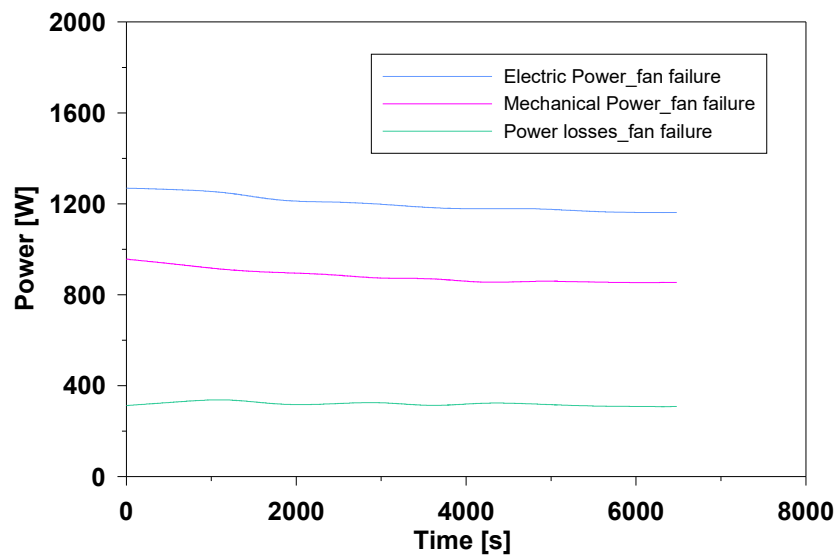


Figura 3-35. Evolución de Potencia Eléctrica y mecánica y Pérdidas de potencia en el motor con fallo del sistema de ventilación, obtenidas experimentalmente.

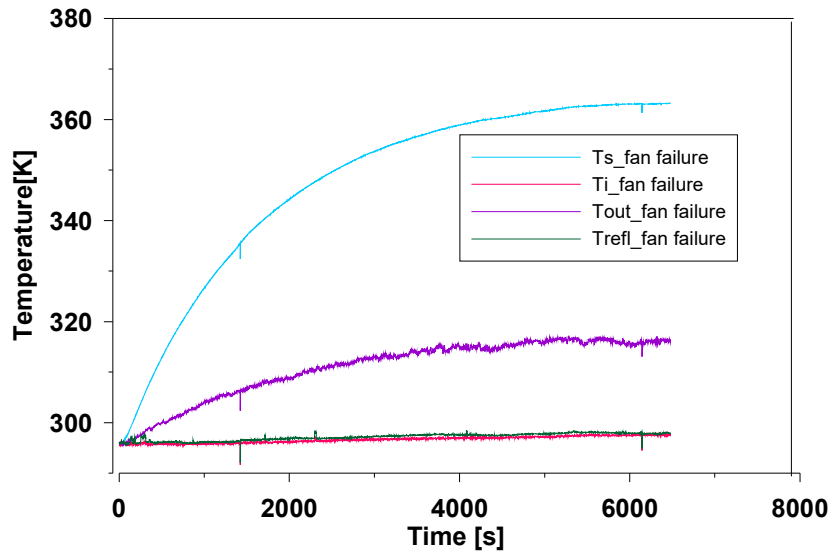


Figura 3-36. Evolución de temperaturas clave en el motor con fallo del sistema de ventilación, obtenidas experimentalmente.

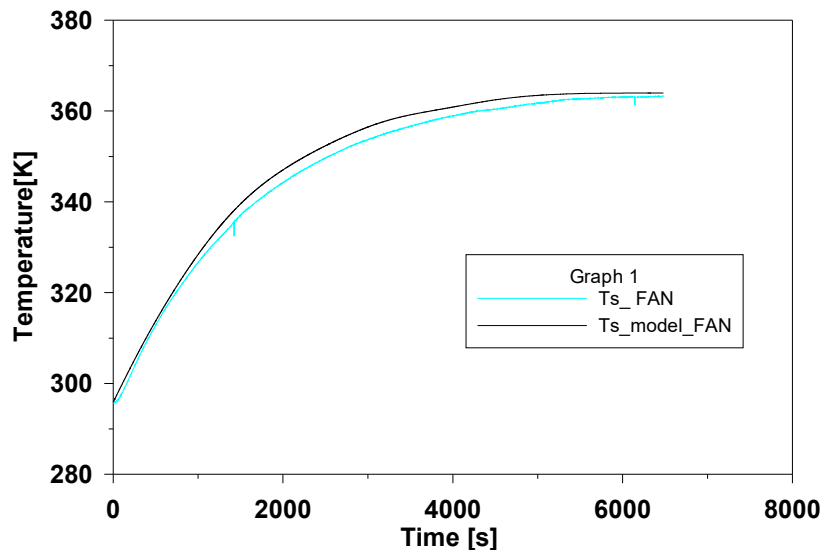


Figura 3-37. Evolución de la temperaturas de la superficie, experimental y teórica del motor con fallo del sistema de ventilación.

3.5. CONCLUSIÓN

Se ha diseñado una Metodología para establecer un Modelo térmico basado en el balance energético de un motor eléctrico de jaula de ardilla, mediante el uso de termografía infrarroja y con el empleo de la Teoría de Transferencia de calor.

Dicha metodología posee un sustrato experimental, consistente en la realización de ensayos sobre la máquina eléctrica de inducción considerada. Estos ensayos se fundamentan en la captura de una secuencia de imágenes infrarrojas mediante la utilización de una cámara termográfica, de manera que permite obtener la evolución térmica de la superficie

de la máquina desde el régimen transitorio hasta alcanzar el estado permanente. Adicionalmente, se cuentan con otros dispositivos para la medida de los parámetros eléctricos y mecánicos imprescindibles para obtener los correspondientes balances energéticos.

La base de la metodología teórica consiste en la obtención del balance energético del motor de inducción mediante la aplicación del principio de conservación de energía y de la Primera Ley de la Termodinámica. El modelo matemático obtenido se valida mediante la comparación de la evolución de la temperatura superficial de la superficie T_s , obtenida en los ensayos frente a la evolución teórica de dicha temperatura T_{smodel} , que se obtiene aplicando el Modelo de balance energético del motor.

Finalmente, dicha metodología se vuelve a validar tras la aplicación al motor en distintas condiciones de funcionamiento o estado de fallo. Tras la comparativa de los balances energéticos, teóricos y experimentales, se observa una gran precisión, próxima al 98%, por lo que este hecho ratifica la validez del modelo y su aplicabilidad, además de confirmar que el proceso de calentamiento sigue la Primera Ley de la Termodinámica.

Por todo ello, podemos confirmar que el Modelo predice con gran precisión el comportamiento térmico del motor, tanto para el motor sano como para el motor en estado de fallo. Este hecho hace que de manera añadida, se pueda aplicar para cualquier configuración o condiciones de operación, por lo que una vez establecido para un determinado tipo de motor, su extrapolación a otras condiciones solo requiere la medición con dispositivos sencillos de alguna variable básica a intervalos principalmente durante el régimen transitorio. De esta manera, el modelo puede ser capaz de predecir las curvas de calentamiento en todos los casos, que, una vez analizadas, ayuden al diagnóstico básico de averías o alarmas en dichos motores.

CAPÍTULO 4. METODOLOGÍA DE CARACTERIZACIÓN DE FALLOS Y DIAGNÓSTICO PRELIMINAR DE MOTORES DE INDUCCIÓN MEDIANTE TERMOGRAFÍA INFRARROJA

4.1 DESCRIPCIÓN DEL MÉTODO PROPUESTO

A pesar de que en el capítulo anterior se comprobaba que el modelo desarrollado posibilitaba la predicción y comparación de las curvas de calentamiento del motor bajo distintas condiciones de funcionamiento, incluyendo las condiciones en estado de fallo, resulta insuficiente para un diagnóstico más preciso.

Para alcanzar nuestro objetivo, una vez que se dispone de la información procedente de los ensayos del motor sano y de motores bajo distintas condiciones de fallo, se plantea un análisis detallado de la información procedente de las imágenes termográficas obtenidas experimentalmente, mediante una comparación de los resultados obtenidos entre motor sano y el motor averiado.

En nuestro caso, se seleccionan motores con defectos en rodamientos, barras rotas y fallos en el sistema de ventilación y desequilibrio de fases para analizar las diferencias más características con el motor sano.

4.2. FALLOS ESTUDIADOS

Tal como se ha mencionado en el capítulo 2, la mayoría de las condiciones que causan fallos en los motores, se revelan bajo la forma de una temperatura excesiva. Cualquier circunstancia que interfiera con la pérdida de calor, incrementará la temperatura del motor. Por tanto, la termografía resulta un método excepcional para detectar estos fallos. Entre los principales fallos de los motores eléctricos, tal como se menciona en el capítulo 2, se encuentran los fallos en rodamientos, la rotura de barras rotóricas y también destaca el posible fallo del sistema de ventilación y el fallo de desequilibrio de fases de alimentación, que se manifiestan en forma de temperatura excesiva. Por todo ello, las averías mencionadas son las que seleccionamos en nuestro estudio para el análisis mediante la técnica de termografía infrarroja.

4.2.1. FALLO DEL SISTEMA DE VENTILACIÓN

Según estudios realizados, las averías más comunes en el sistema de ventilación de un motor eléctrico son la obstrucción del filtro, acumulación interna de suciedad, alta temperatura ambiental, obstrucción de las vías de ventilación, pérdida del ventilador y funcionamiento en ambiente con ventilación baja o nula.

Obviamente, un fallo del sistema de ventilación en un motor de inducción causará un aumento de la temperatura. Por tanto, la termografía infrarroja es el método más intuitivo para detectar averías en el sistema de ventilación. Es lógico pensar que este tipo de

avería, por ser fácilmente perceptible a simple vista, no requiera de la utilización de una cámara termográfica, pero al pensar en motores que no se encuentran accesibles o en una zona alejada a la que no es posible acercarse lo suficiente, la técnica adquiere interés. Por ejemplo, un motor que se encuentre al final de una correa transportadora en pendiente ascendente, es difícilmente accesible y, es en este tipo de casos que la termografía infrarroja facilita el trabajo de monitorizado necesario.

En nuestro caso, para simular la avería, se instaló un cartón que sirvió de obstrucción a la entrada del aire a través del filtro del ventilador. De esta forma, se logró recrear la condición en la que el motor carece de aire de ventilación, que en circunstancias normales se podría deber a una obstrucción debido a suciedad o por funcionamiento en un ambiente de ventilación inadecuada (Figura 4-01).

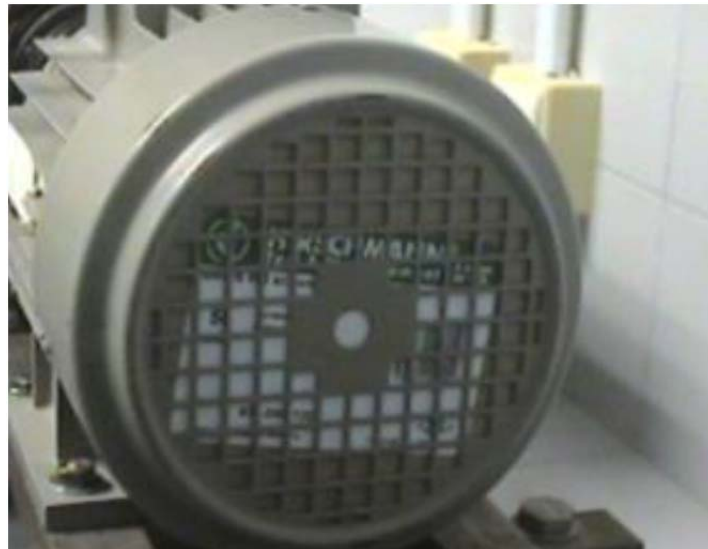


Figura 4-01. Imagen representativa simulación de fallo de sistema de ventilación.

4.2.2. FALLOS MECÁNICOS: RODAMIENTOS

El fallo en rodamientos es el responsable del 41% del total de averías presentes en los motores de inducción (capítulo 2). Por tanto, se justifica la necesidad de realización de un mantenimiento predictivo del más alto nivel para evitar la prevalencia de estos fallos en los motores eléctricos.

Este tipo de avería se presenta de varias formas y tiene diversas causas que ya se trataron en el capítulo 2, pero básicamente una avería de rodamientos causa rozamiento metal-metal, lo que aumenta la temperatura del mismo de forma significativa.

En circunstancias normales, un fallo de rodamiento se puede producir debido a un mal montaje, lubricación inadecuada, trabajo bajo condiciones inapropiadas, contaminación, paso de corriente eléctrica, entre otras causas. En nuestro caso, se ha provocado la avería sometiendo la parte externa el rodamiento delantero del motor a sucesivos impactos hasta deteriorarlo de manera significativa, simulando de esta manera un estado avanzado de fatiga. Esto se combinó con una lubricación deficiente del rodamiento

mediante aditivos externos. La Figura 4-02 representa el rodamiento ensayado convenientemente montado en el eje.



Figura 4-02. Imagen representativa de fallo de rodamientos.

4.2.3. FALLOS ROTOR: ROTURA DE BARRAS

La rotura de barras es un fenómeno que supone una gran disipación de calor alrededor del punto dañado, dado el incremento notable de temperatura en las barras adyacentes a la que se rompe. Por ello, la Termografía puede ser un buen método en algunos casos, sobre todo para ser utilizado con el motor parado.

Tal como se menciona en el capítulo 2, las averías relacionadas con rotura de barras y anillos representan un 10% de las averías en motores de inducción. Esta avería consiste en la interrupción de la corriente que circula por las barras del rotor debido a una rotura; esto afecta el campo magnético inducido del rotor que debe interactuar con el del estator y por tanto afecta al funcionamiento de la máquina.

El origen natural de este tipo de averías puede deberse a una soldadura o inyección defectuosa de las barras, uniones en las que se generan grandes esfuerzos, puntos calientes, expansiones o esfuerzos mecánicos.

En nuestro caso, se ha provocado el fallo de forma artificial, taladrando los puntos de unión de las barras del rotor con el anillo de cortocircuito, que son los puntos donde aparece este tipo de avería con mayor frecuencia. Para ello, se desmontó, previo al ensayo, el rotor de la máquina, se procedió a taladrar y posteriormente se montó nuevamente. En la Figura 4-03 se muestra el rotor tras efectuar uno de los taladros.



Figura 4-03. Imagen representativa de fallo de barras rotas.

4.2.4. DESEQUILIBRIO DE FASES

El desequilibrio de fases o tensiones de alimentación conlleva una sobrecarga de las fases operativas del motor, por lo que se produce un sobrecalentamiento de las mismas. Por tanto, la termografía infrarroja resulta ser un método idóneo para la detección eficaz de averías.

El desequilibrio de fases se origina frecuentemente debido a conexiones defectuosas o sueltas, rotura de cables o deterioro de conexiones que, al dificultar el paso de la corriente por alguna de las fases del motor, ocasionan que las tensiones de alimentación al motor no formen un sistema perfectamente equilibrado. Esto altera el campo magnético giratorio del motor, disminuyendo por tanto su eficiencia.

Cuando hay una fase dañada, las demás se sobrecargan para poder generar la potencia demandada al motor. Este hecho aumenta la temperatura de los conductores del bobinado estatórico y en caso de no actuar las protecciones del motor, puede llegar a deteriorarse el aislante. En nuestro caso, la avería se provocó intercalando una resistencia en una de las fases de alimentación del motor, de manera que se emula el efecto que tendría una conexión defectuosa o un cable deteriorado. El caso extremo, que también se realizó, consistió en hacer funcionar el motor únicamente con dos fases, dejando suelta una de las fases de alimentación del motor. En este caso particular, el ensayo tuvo una duración inferior, debido a la alta velocidad de calentamiento ante este tipo de avería.

En la Figura 4-04, se muestra el banco de resistencia utilizado en el ensayo.



Figura 4-04. Imagen representativa de banco de resistencia variable utilizado en el ensayo de desequilibrio entre fases.

4.3 PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL

En el capítulo anterior, se definió la Metodología utilizada para llevar a cabo los ensayos de manera general, así como las características de todos los equipos que intervienen en la experimentación. En este capítulo, nos centramos en la realización de los ensayos en los motores con distintos fallos, para poder comparar los resultados obtenidos con estos motores y los equivalentes con el motor sano.

Estos ensayos se deben preparar de tal manera que los resultados obtenidos sean fiables y repetitivos. De ahí la importancia de implementar un buen montaje, que asegure unas condiciones ambientales y de funcionamiento realistas y semejantes en cada ensayo, idóneas para probar la capacidad de detección de averías de la técnica de termografía infrarroja.

Las condiciones que se establecen en todos los ensayos son las siguientes:

- Se fija la carga del motor, asegurando que la potencia mecánica suministrada sea de aproximadamente 930 kW para todos los ensayos.
- Se fijan las condiciones de ventilación de la sala donde se realizaron los ensayos, controlando la temperatura ambiente en aproximadamente 25° C.
- Se fija la distancia de la cámara termográfica a la máquina, de forma que la posición de la cámara sea siempre idéntica.
- Se ajusta la emisividad de la máquina en 0,95.

Una vez replicadas las condiciones en todos los ensayos y efectuado el montaje de todos los elementos, se da inicio al ensayo según el procedimiento descrito en el capítulo anterior. Por tanto, se realiza la captura de la secuencia termográfica del motor mediante la cámara, de forma que se captura una imagen cada segundo, durante aproximadamente dos horas. Al mismo tiempo, se controla que los parámetros mecánicos del motor se mantienen, y se realizan las medidas del resto de magnitudes.

Tras la fase experimental, se procederá a la realización del análisis de la secuencia de imágenes termográficas, así como a la evolución temporal de temperaturas obtenidas en diferentes áreas de la superficie del motor, desde el régimen transitorio hasta que se alcanza el régimen permanente. Se realizará por tanto una comparación del perfil térmico presentado por el motor sano y el que presenta el motor averiado, enfocando el análisis en la búsqueda de las diferencias de temperatura más significativas que aparezcan en la comparación. Por último, se detalla un protocolo de diagnóstico de fallos a partir de los resultados obtenidos.

Mediante la cámara termográfica es posible observar una completa imagen lateral del motor. En la Figura 4-05 se representa el termograma del motor sano, junto a su representación fotográfica.

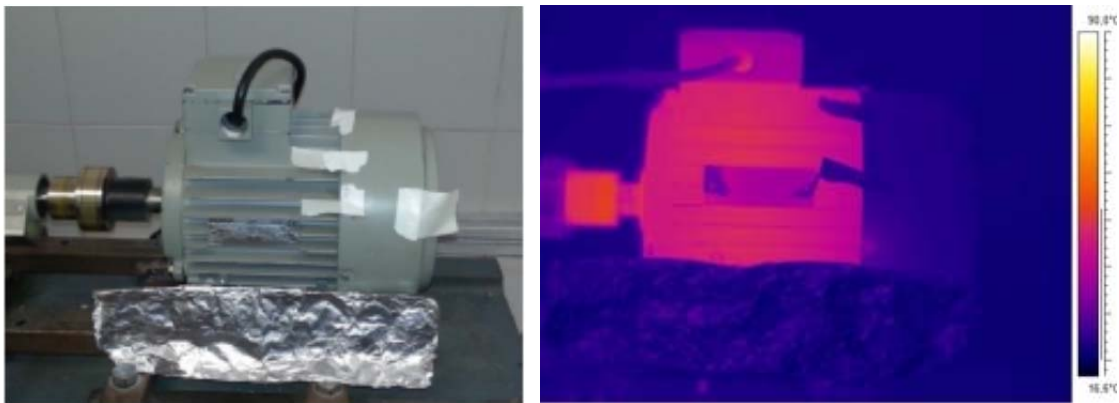


Figura 4-05. Imagen fotográfica y termográfica del motor sano.

El Procedimiento de análisis se basa en primer lugar en la selección de aquellos puntos o regiones de la superficie que resulten clave para establecer una comparación de los perfiles térmicos. En nuestro caso, se ha seleccionado un punto de la región cercana al rodamiento (SP01) y un área de referencia representativa de la superficie del motor (AR01). Éstas resultan ser las partes más térmicamente sensibles a las averías ensayadas, como resultado de la observación de la respuesta térmica obtenida en los ensayos y los conocimientos termográficos adquiridos (ver Figura 4-06).

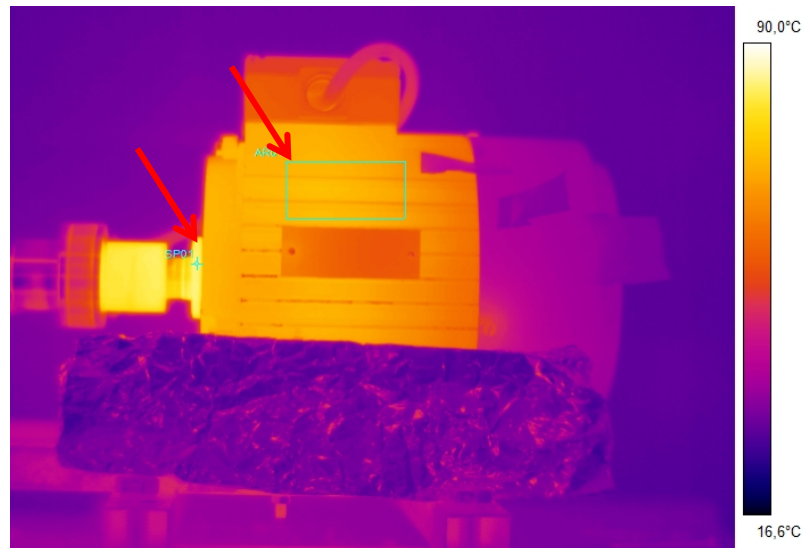


Figura 4-06. Representación de análisis de imagen termográfica, con indicación de los puntos de medida clave para comparación.

En las imágenes termográficas obtenidas, se puede observar el gradiente de temperaturas en la superficie del motor y en el punto seleccionado, de manera que permite establecer comparaciones entre los distintos ensayos. Resulta fundamental fijar el valor de temperatura mínima y máxima de la escala de temperaturas anexa a la imagen para poder comparar las imágenes con dicha herramienta. De igual forma, se realiza la comparación de la evolución frente al tiempo de los perfiles térmicos de las temperaturas seleccionadas. Con todo ello, se pueden establecer conclusiones y criterios que sirvan como base para el establecimiento de un protocolo de diagnóstico.

El procedimiento se ha centrado en la realización de multitud de ensayos sobre el motor sano y con el motor deteriorado mediante la simulación de los fallos descritos en los apartados anteriores. Para ello, se implementaron los citados fallos sobre el motor inicial mediante la instalación de elementos dañados o simulación de condiciones extremas desfavorables, tal como se indica en el apartado anterior. Hay que destacar que la realización de cada ensayo supuso una ingente cantidad de tiempo, dado el tiempo que conlleva la instalación de la cámara en la ubicación correcta y la posterior grabación de imágenes infrarrojas, primero durante todo el transitorio térmico hasta alcanzar el régimen estacionario y, luego, durante la posterior desconexión y enfriamiento. Los ensayos se realizaron para diferentes niveles de fallo y condiciones de operación del motor.

A continuación se presentan los resultados obtenidos de los distintos ensayos más significativos, con la simulación de fallos y la comparación con los obtenidos con el motor sano y entre ellos.

4.4. RESULTADOS Y DISCUSION

4.4.1. FALLO DE RODAMIENTOS

Tras la realización del ensayo en el motor con fallo en los rodamientos, se obtienen los perfiles térmicos y las imágenes termográficas.

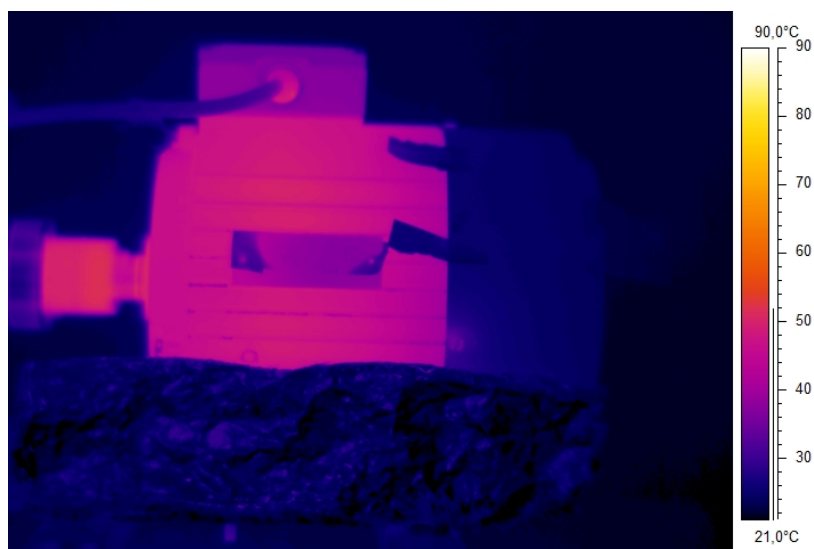
En la Figura 4-07 a) y b) se representan las imágenes termográficas del motor sano y del motor con fallo de rodamientos en un instante del régimen permanente, donde se aprecia la distribución de temperaturas, de acuerdo a la escala térmica anexa al gráfico, fijada con un mínimo de 21° C y un máximo de 90° C. Se puede observar una clara diferencia en el comportamiento térmico entre el motor sano y el dañado, presentando mayores diferencias en el área cercana al rodamiento, tal como se esperaba.

La diferencia existente se valida y cuantifica tras la representación gráfica de la evolución de la temperatura de los puntos seleccionados estratégicamente, que son un punto cercano al rodamiento y de la temperatura media de la superficie del motor (ver Figura 4-08). Como se esperaba, se aprecia claramente desde el principio la diferencia en la **evolución de la temperatura en el área cercana al rodamiento entre el motor sano y el dañado** (que se representan en color morado (motor sano) y color rojo (fallo rodamientos) en la gráfica). Esta diferencia es claramente apreciable durante el régimen transitorio y el posterior permanente y es debida a un aumento de pérdidas por rozamiento en el motor dañado.

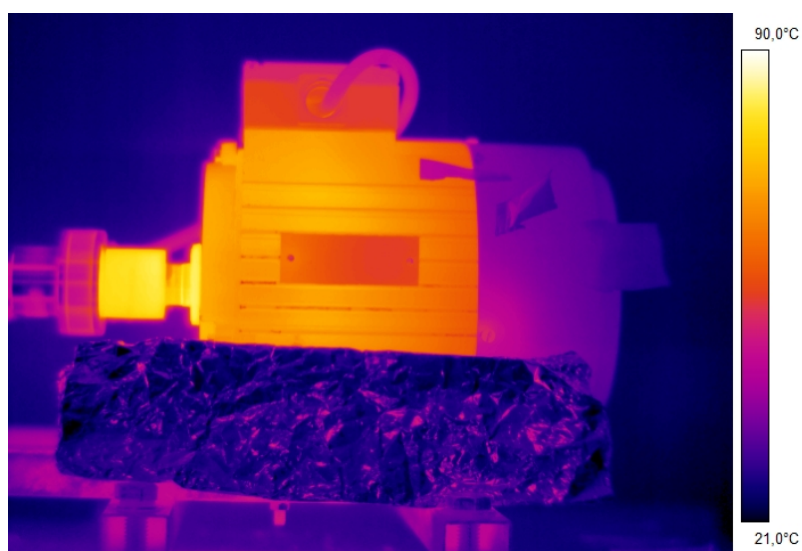
Por el contrario, hay una moderada diferencia en la evolución de la **temperatura de la carcasa del motor entre el motor sano y el motor dañado** (que se representan en la misma figura en color verde (motor sano) y azul cian (motor con fallo en rodamiento)).

Adicionalmente, **si solamente se comparan las curvas del motor dañado**, se puede observar que el valor de temperatura en el rodamiento es muy superior a la temperatura media de la superficie, tanto en régimen transitorio como permanente, como era también de esperar dado que la mayor disipación térmica se concentra en torno a la zona del rodamiento averiado. Además, ambas curvas evolucionan con pendientes muy diferentes en régimen transitorio.

Estos hechos observados en cada una de las áreas del motor se pueden usar para caracterizar este fallo para un posterior diagnóstico de averías de rodamientos en motores eléctricos. En efecto, las imágenes termográficas para este tipo de fallos ofrecen una información muy útil para el diagnóstico ya que, al estar el aumento de temperaturas concentrado en una zona concreta del motor con una geometría específica (rodamiento), aparecen patrones muy característicos que permiten distinguir este tipo de fallo de otros que pueden estar presentes en el motor y que dan lugar a patrones térmicos diferentes. Equivalentemente, los perfiles térmicos que se obtienen se presentan como una fuente alternativa de información que permite ratificar el diagnóstico, al poseer forma peculiar para este tipo concreto de avería.



a)



b)

Figura 4-07. a) Imagen termográfica del motor sano en régimen permanente; b) Imagen termográfica del motor con fallo de rodamientos en régimen permanente.

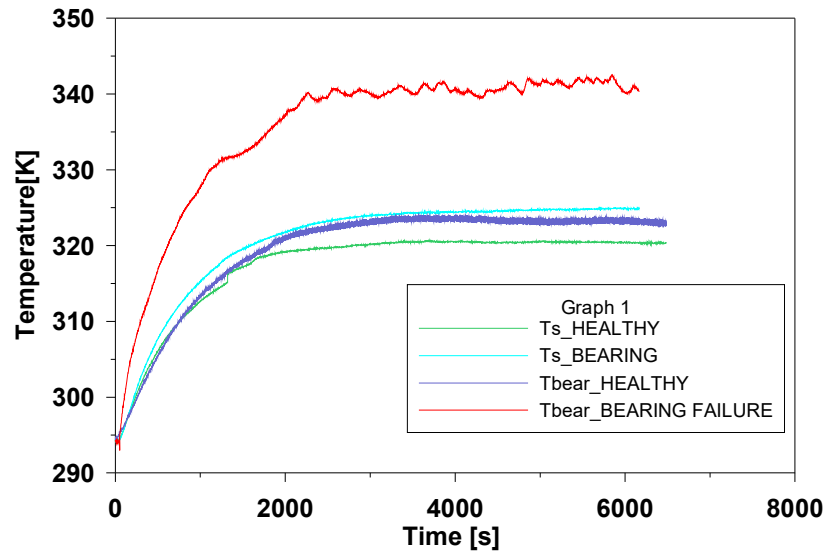


Figura 4-08. Evolución de temperaturas clave del motor sano y del motor con fallo en el rodamiento.

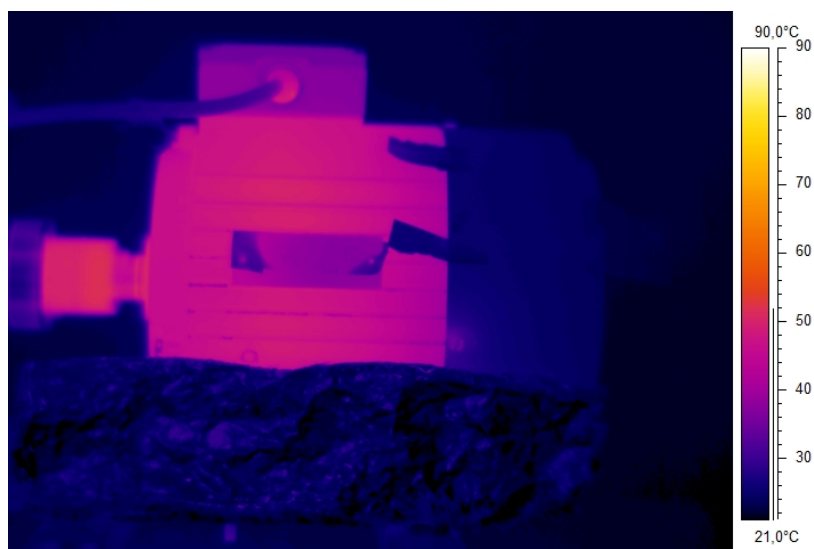
4.4.2. FALLO EN EL SISTEMA DE VENTILACIÓN

Se realiza el ensayo empleando el mismo procedimiento que en el caso de fallo en el sistema de ventilación. Se obtienen las imágenes infrarrojas y los perfiles térmicos de puntos y áreas seleccionadas (región cercana al rodamiento y de la superficie del motor (ver figuras)).

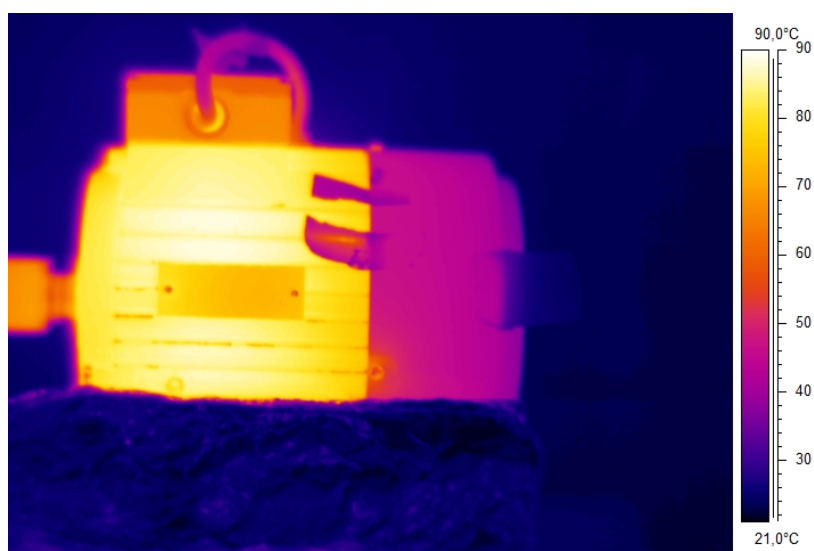
Posteriormente, la información se analiza y se compara con el motor sano. En las Figuras 4-09 y 4-10 se representan las imágenes termográficas y la evolución frente al tiempo de las temperaturas seleccionadas.

Tras visualizar las imágenes termográficas y los perfiles térmicos frente al tiempo, se aprecia un incremento de temperatura muy significativo de este fallo en comparación con el motor sano, tanto en la región cercana al rodamiento como en la superficie del motor, en régimen transitorio y permanente.

En cuanto a la comparación de temperaturas seleccionadas entre sí del motor dañado, se puede observar que la temperatura en ambas regiones evoluciona con una pendiente similar, aumentando con el mismo ratio, al igual que ocurre en el caso del motor sano. Es decir, la temperatura se distribuye homogéneamente por toda la superficie del motor con este tipo de fallo. Este patrón térmico, consistente en un incremento generalizado de la temperatura del motor, si bien no resulta concluyente ya que pudiera ser causado por otra avería o por otra causa no relacionada con la avería (por ejemplo, una eventual sobrecarga del motor), sí puede utilizarse a modo de alarma, al informar de una operación anómala de la máquina que puede llevar a comprobaciones posteriores o medida de otras magnitudes.



a)



b)

Figura 4-09. a) Imagen termográfica del motor sano en régimen permanente; b) Imagen termográfica del motor con fallo del sistema de ventilación en régimen permanente.

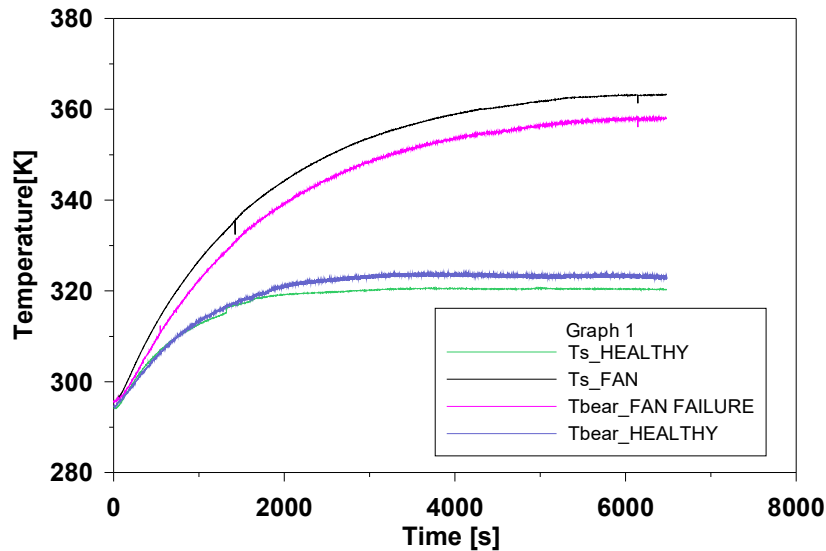


Figura 4-10. Evolución de temperaturas clave del motor sano y del motor con fallo del sistema de ventilación.

4.4.3. FALLO DE BARRAS ROTAS

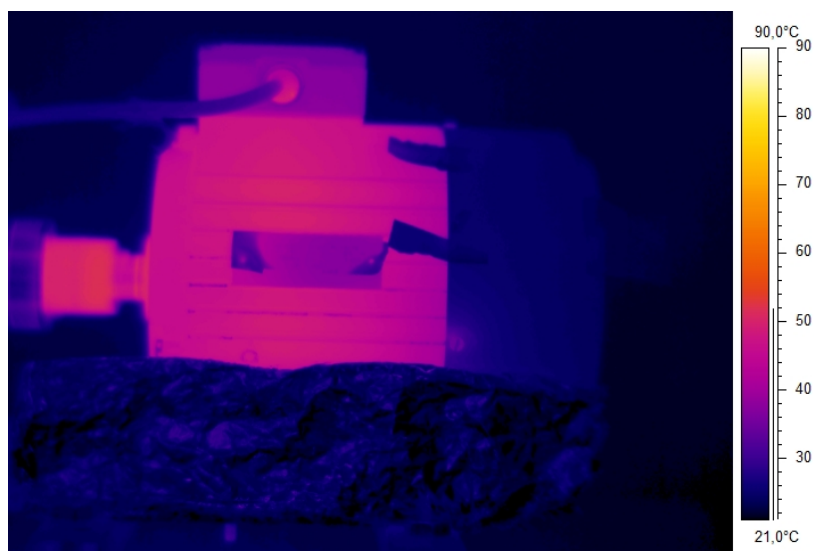
Se realiza el ensayo con el mismo procedimiento para el motor con barras rotas y se obtienen las imágenes infrarrojas y los perfiles térmicos de las áreas seleccionadas, de la región cercana al rodamiento y de la superficie del motor.

Posteriormente, la información se analiza y se compara con el motor sano y con los fallos anteriores. En las Figuras 4-11 y 4-12 se representan las imágenes termográficas y la evolución frente al tiempo de las temperaturas seleccionadas.

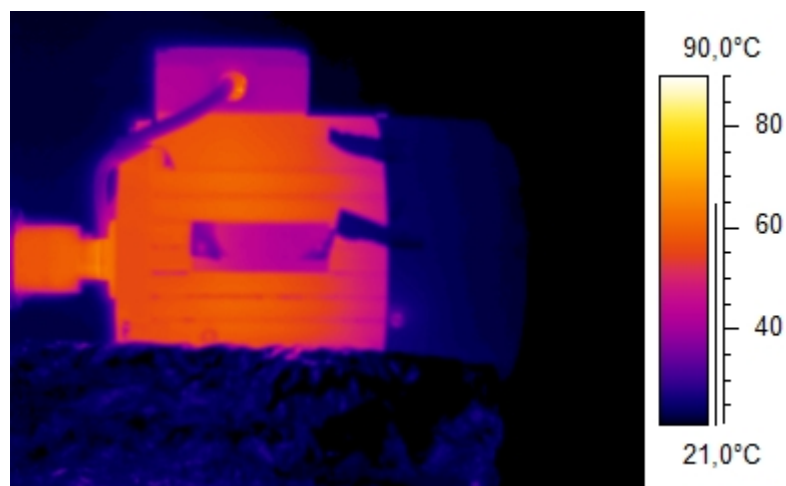
Tras visualizar las imágenes termográficas y los perfiles térmicos, se aprecia un incremento de temperatura de este fallo en comparación con el motor sano, tanto en la región cercana al rodamiento como en la superficie del motor, en régimen transitorio y permanente.

En cuanto a la comparación de temperaturas seleccionadas entre sí, se observa que la temperatura en ambas regiones evoluciona con una pendiente similar, aumentando con el mismo ratio, al igual que en el caso del motor sano y del fallo del sistema de ventilación. Es decir, la temperatura se distribuye homogéneamente por toda la superficie del motor con este tipo de fallo.

Se concluye que este tipo de fallo resulta complicado de detectar mediante termografía. Aún en el caso descrito que resulta bastante crítico (9 barras rotas sobre un total de 28), no se aprecia más que un incremento de temperatura generalizado cuyo origen resulta complicado de discriminar. Comprobaciones efectuadas para el caso de menor severidad del fallo (1 barra rota) muestran que este fallo resulta complicado de detectar con la técnica de termografía. Esto es, en cierto modo, lógico por cuanto es un fallo de naturaleza interna al motor y el esperable incremento térmico en las barras adyacentes a la que se rompe motor, se disipa rápidamente dada la elevada conductividad térmica de la jaula.



a)



b)

Figura 4-11. a) Imagen termográfica del motor sano en régimen permanente; b) Imagen termográfica del motor con barras rotas en régimen permanente.

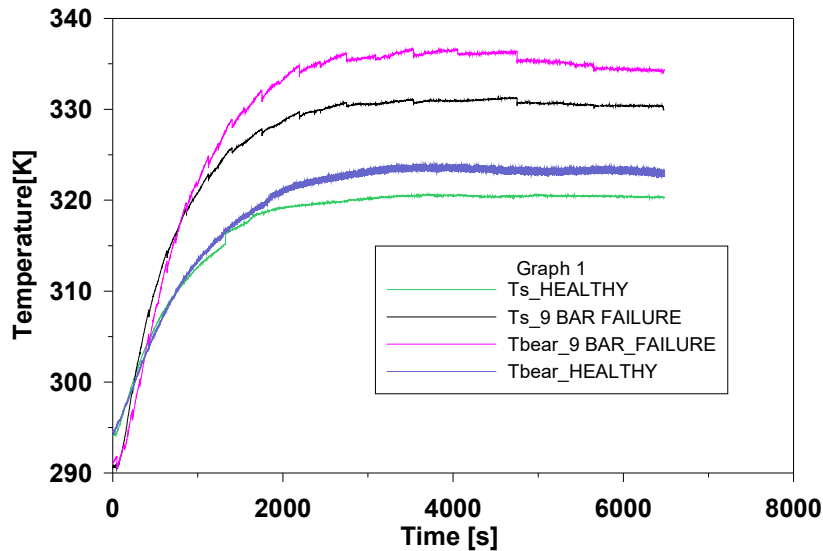


Figura 4-12. Evolución de temperaturas clave del motor sano y del motor con barras rotas.

4.4.4. FALLO DE DESEQUILIBRIO DE FASES

Se realiza el ensayo con el mismo procedimiento que en los casos anteriores y se obtienen las imágenes infrarrojas y los perfiles térmicos de las áreas seleccionadas, de la región cercana al rodamiento y de la superficie del motor.

Posteriormente, la información se analiza y se compara con el motor sano y con los fallos anteriores. En las Figuras 4-13 y 4-14 se representan las imágenes termográficas y la evolución frente al tiempo de las temperaturas seleccionadas.

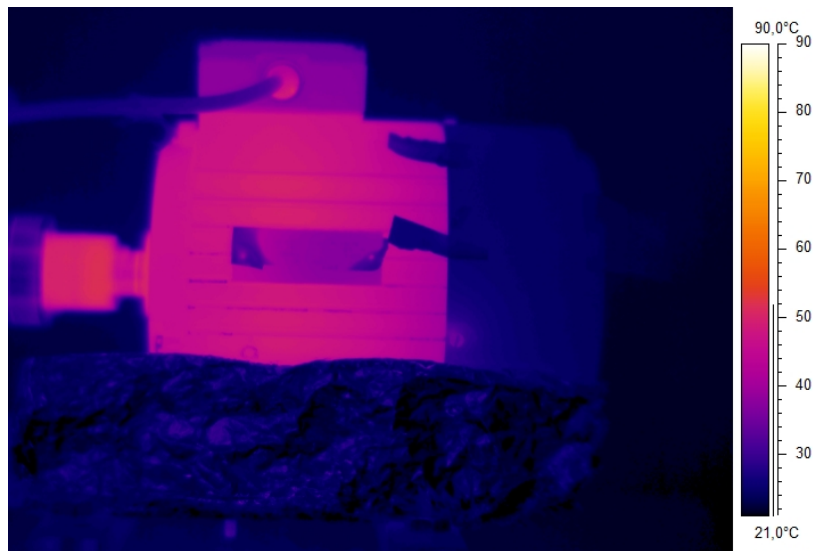
Tras visualizar las imágenes termográficas, se aprecia un aumento generalizado de la temperatura en comparación con el motor sano, principalmente en la zona central superior del motor. La herramienta isoterma permite destacar las áreas que se encuentran a la mayor temperatura en un momento determinado, por lo que hace posible la visualización de dicha concentración de temperaturas en un área determinada, tal como se observa en la Figura. Una explicación a este hecho se puede deber al sobrecalentamiento de las fases operativas, que constituyen el devanado estático y el calor generado se transmite por conducción a través del paquete magnético por conducción.

Tras visualizar la evolución frente al tiempo de perfiles térmicos, se aprecia un ligero incremento de temperatura en la superficie del motor en comparación con el motor sano, tanto, en régimen transitorio y permanente. En cambio, en cuanto a la temperatura en las proximidades del rodamiento, no se aprecia ninguna variación significativa respecto al motor sano.

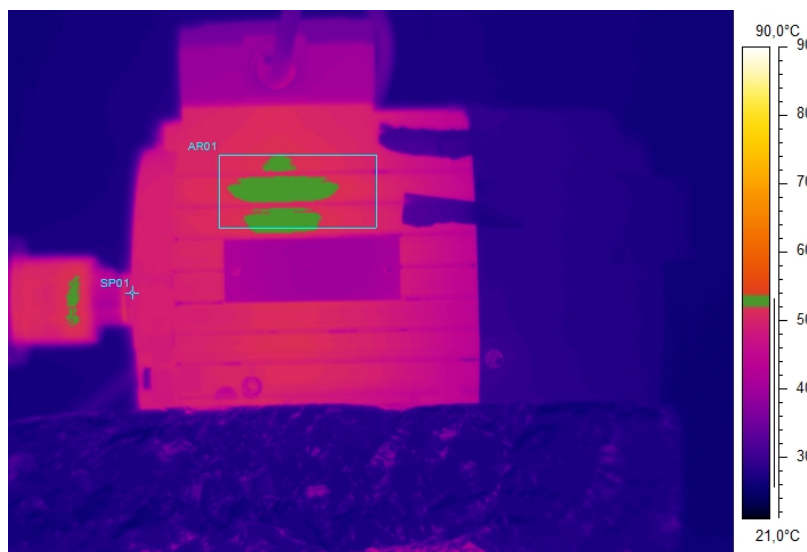
En cuanto a la comparación de temperaturas seleccionadas entre sí, se observa que la temperatura de la superficie tienen un pendiente ligeramente superior, por lo que la temperatura no se distribuye homogéneamente, se concentra más en la superficie del motor y en concreto, en el área seleccionada, el área central del motor.

El caso extremo, tal como se ha comentado en el apartado anterior, consiste en dejar funcionar el motor únicamente con dos fases, dejando suelta una de las fases de alimentación del motor. En la Figura 4-15 y 4-16, se representan las imágenes termográficas y la evolución frente al tiempo, tanto de la temperatura media de la superficie, como de la región cercana al rodamiento. En este caso, el ensayo tuvo una duración de unos 500 segundos, ya que la simulación de esta avería puede tener graves consecuencias para el motor, por lo que únicamente se cuenta con los valores durante el arranque del motor.

Este patrón térmico, consistente en un incremento generalizado de la temperatura, principalmente en la zona central del motor, si bien no resulta concluyente ya que pudiera ser causado por otra avería, sí puede utilizarse a modo de alarma, al informar de una operación anómala de la máquina que puede llevar a comprobaciones ulteriores o medida de otras magnitudes.



a)



b)

Figura 4-13. a) Imagen termográfica del motor sano en régimen permanente; b) Imagen termográfica del motor con desequilibrio de fases al 50%

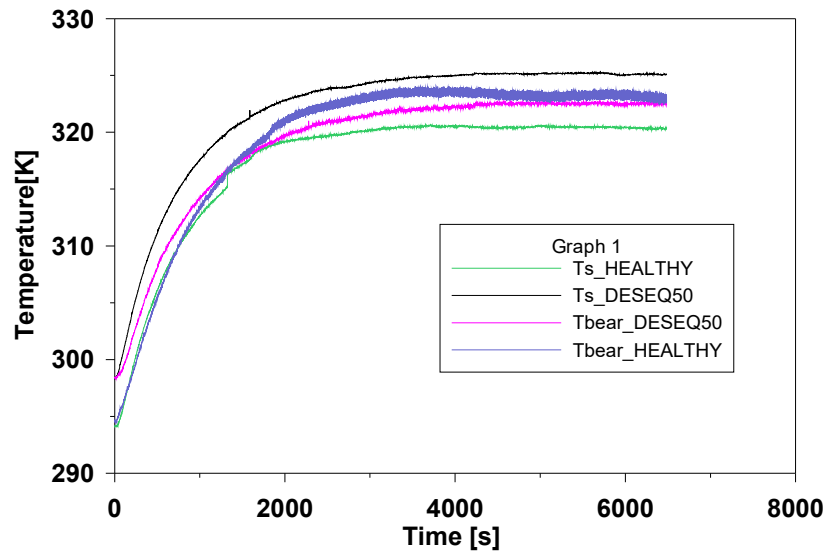
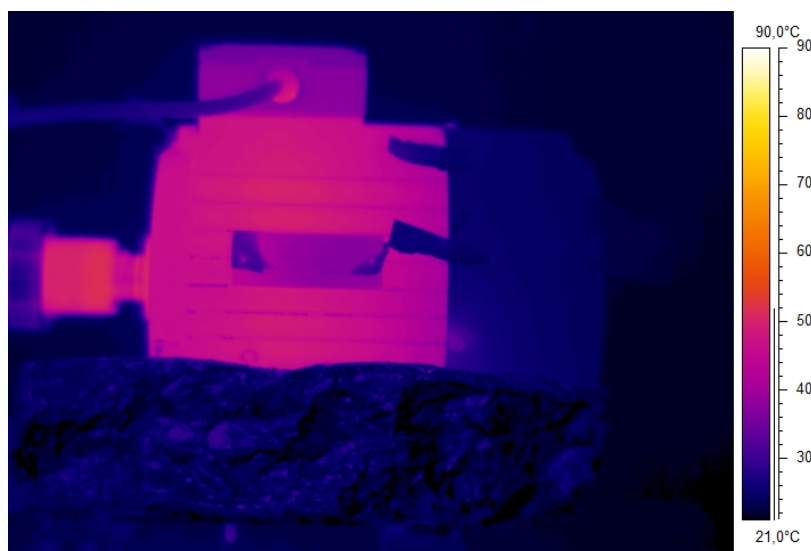
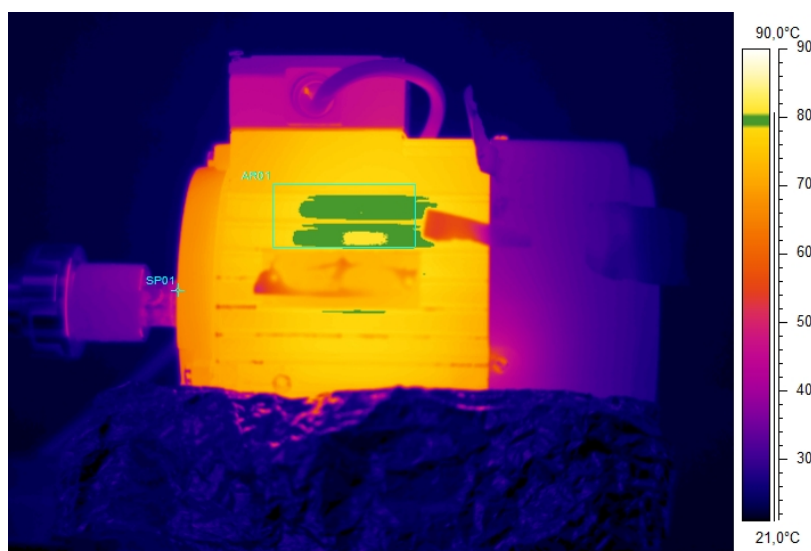


Figura 4-14. Evolución de temperaturas clave del motor sano y del motor con desequilibrio de fases al 50%.



a)



b)

Figura 4-15. a) Imagen termográfica del motor sano en régimen transitorio; b) Imagen termográfica del motor funcionando con 2 fases en régimen transitorio.

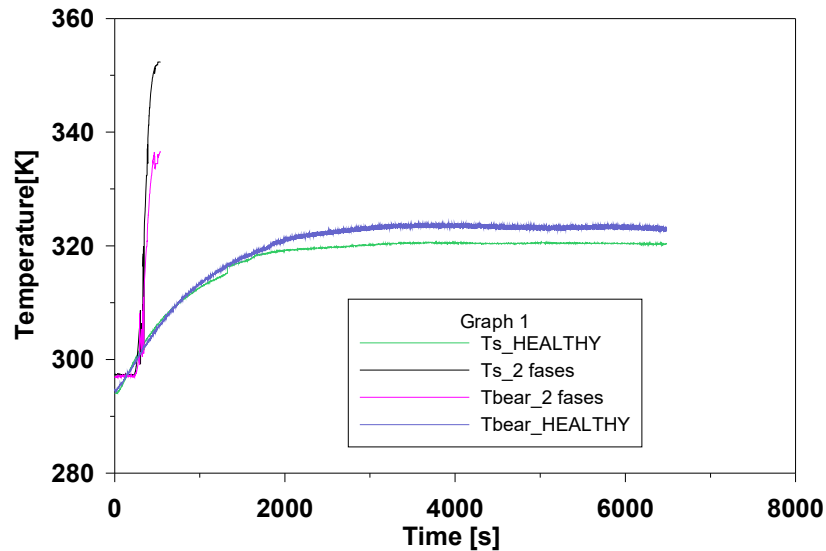


Figura 4-16. Evolución de temperaturas clave del motor sano y del motor funcionando con 2 fases.

4.4.5. COMPARATIVA ENTRE LOS DISTINTOS FALLOS ESTUDIADOS

En la Tabla 4-01 se muestra un resumen con los resultados obtenidos tras el análisis de los perfiles térmicos obtenidos para cada fallo simulado. De esta manera, se pueden establecer las diferencias más significativas entre todos ellos, para ayudarnos en el diagnóstico de dichos fallos. De la misma manera, en la Figura 4-17 se resume la evolución de temperaturas de la superficie del motor en todos los casos estudiados (motor sano y la totalidad de fallos) y en la Figura 4-18 podemos ver la evolución de temperatura del rodamiento en todos los casos.

TIPO DE FALLO	Comparación T_s motor sano/ motor defectuoso		Comparación T_{rod} motor sano/motor defectuoso		Comparación T_s y T_{rod}	
	Diferencia temperatura cuantitativa Régimen permanente	Evolución de curvas	Diferencia temperatura cuantitativa Régimen permanente	Evolución de curvas	Diferencia temperatura a cuantitativa Régimen permanente	Evolución de curvas
FALLO RODAMIENTOS	Diferencia poco significativa ($^{\circ} 4$ C)	Pendiente similar	Diferencia significativa ($16,7^{\circ}$ C)	Pendiente distinta. Más pronunciada motor dañado	T_{rod} superior a T_s (16° C)	Distinta pendiente desde inicio. Más pronunciada T_{rod} .
FALLO SISTEMA VENTILACIÓN	Diferencia muy significativa ($42,67^{\circ}$ C)	Pendiente distinta. Más pronunciada fallo	Diferencia muy significativa ($33,5^{\circ}$ C)	Pendiente distinta. Más pronunciada fallo	T_s poco superior a T_{rod} (6° C)	Pendiente y Evolución similar
FALLO BARRAS ROTAS	Diferencia significativa (10° C)	Pendiente distinta. Un poco más pronunciada fallo	Diferencia significativa $10,9^{\circ}$ C	Pendiente distinta. Un poco más pronunciada fallo	T_{rod} un poco superior a T_s (4° C)	Pendiente y Evolución similar
FALLO DESEQUILIBRIO DE FASES (50%)	Diferencia poco significativa ($^{\circ} 5$ C) NOTA: Mayor concentración temperatura zona central	Pendiente similar	Diferencia muy poco significativa ($0,5^{\circ}$)	Pendiente similar	T_s poco superior a T_{rod} (3° C)	Pendiente algo superior en la superficie

Tabla 4-01. Comparación de curvas de evolución de temperaturas clave seleccionadas en los distintos fallos estudiados.

Tal como se puede apreciar, el fallo en el rodamiento se caracteriza por tener una diferencia significativa de la temperatura de rodamientos respecto al motor sano, poca variación de la temperatura de la superficie respecto al motor sano y mucha diferencia entre la temperatura de la superficie y la de rodamiento del motor dañado, con curvas que evolucionan de manera muy distinta. Esto último responde a la presencia del defecto en la superficie exterior, cercana a la carcasa, que puede ser fácilmente detectado por la técnica de termografía infrarroja.

En cambio, el fallo del sistema de ventilación se caracteriza por tener una diferencia muy significativa de la temperatura de rodamientos respecto al motor sano, superior al motor con rodamientos defectuosos, pero en cambio una variación muy significativa de la temperatura de la superficie respecto al motor sano y poca diferencia entre la temperatura de la superficie y la de rodamiento del motor dañado, con curvas que evolucionan de manera muy similar que responde a una distribución de temperaturas más uniforme.

El fallo de barras rotas se caracteriza por tener una diferencia significativa de la temperatura de rodamientos respecto al motor sano, inferior al resto de casos, además de una variación significativa de la temperatura de la superficie respecto al motor sano, inferior al motor con ventilador dañado, pero superior al motor con fallo de rodamientos. Finalmente, muestra poca diferencia entre la temperatura de la superficie y la de rodamiento del motor dañado, con curvas que evolucionan de manera muy similar, por lo que responde igualmente a una distribución de temperaturas más uniforme, ya que no hay ningún elemento de la superficie exterior que muestre un daño tan significativo.

Finalmente, el fallo de desequilibrio de fases de grado medio, se caracteriza por no tener prácticamente diferencia en la temperatura de rodamientos además de una ligera diferencia de la temperatura de la superficie de manera general. Pese a esto, se observa una mayor concentración de temperaturas en la zona central del motor, por lo que este hecho puede llegar a ser un rasgo característico de este fallo. En el caso de funcionamiento con dos fases, tanto la temperatura de la superficie como la temperatura de rodamientos alcanzan unos valores extremos desde el arranque, por lo que este tipo de fallo prolongado produce rápidamente el deterioro del motor, por el pico de temperaturas que se alcanza.

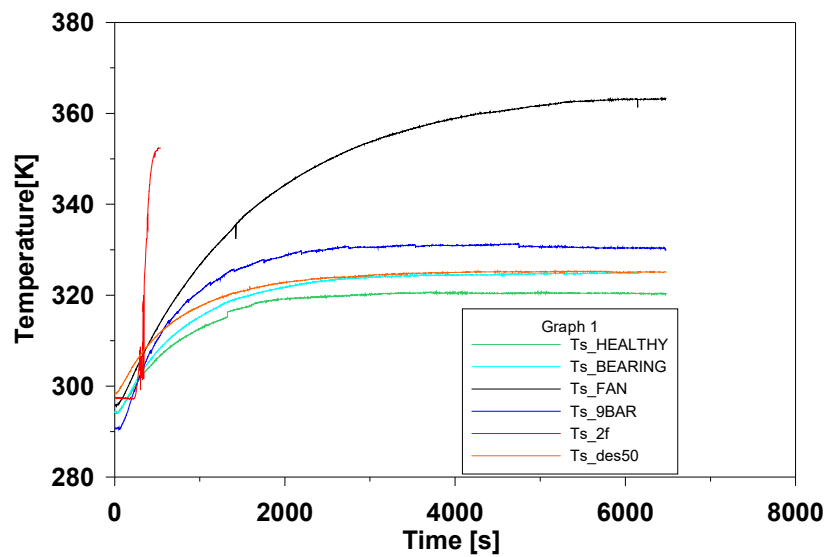


Figura 4-17. Evolución de temperaturas de la superficie en todos los casos estudiados.

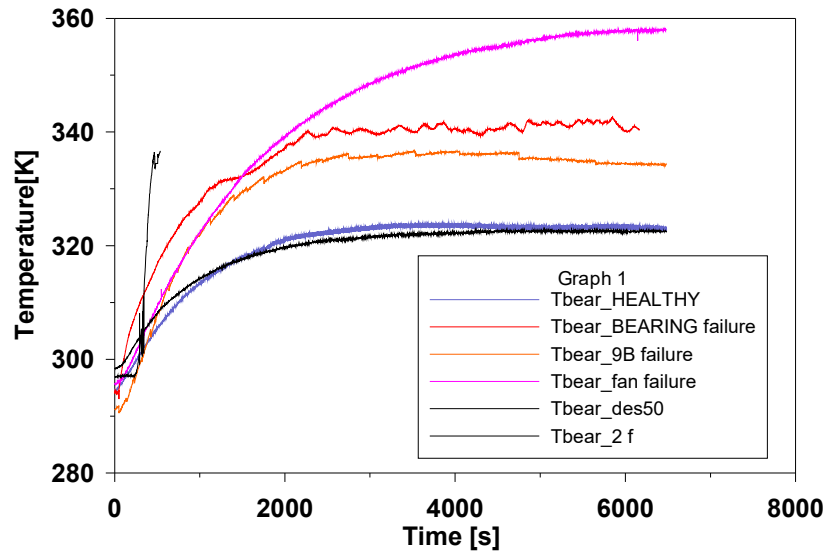


Figura 4-18. Evolución de temperaturas del rodamiento en todos los casos.

4.5. CONCLUSIÓN

En este capítulo, tras la obtención del Modelo del capítulo anterior, que posibilitaba la predicción y comparación de los balances térmicos del motor, se ha desarrollado un procedimiento que se basa en el análisis de la información procedente de los ensayos, tanto del motor sano como de motores en estado de fallo, encaminada a la obtención de datos relevantes para poder efectuar un diagnóstico más preciso.

Para ello, se analizan las principales diferencias entre las imágenes termográficas y de la evolución temporal de temperaturas seleccionadas estratégicamente, de la totalidad de ensayos disponibles, que en nuestro caso se centran en tres casos: motor sano, motor con fallo de rodamientos, motor con fallo de sistema de ventilación y motor con barras rotas.

La evolución temporal de temperaturas muestra claras diferencias dependiendo del fallo específico presente en la máquina, lo cual revela interesantes patrones que se pueden utilizar para identificar cada fallo. Además, las imágenes termográficas por sí solas contienen claros patrones a partir del gradiente de temperatura en diferentes puntos.

Por tanto, esta metodología basada en el registro integral del proceso de calentamiento del motor con el uso de la termografía infrarroja, constituye por sí sola un primer paso para diagnosticar alarmas o condiciones anormales de funcionamiento de los motores de inducción. De manera añadida, se observa que aquellos fallos que impliquen la presencia de defectos próximos a la superficie exterior, permiten un diagnóstico más eficaz con la técnica de termografía infrarroja, como es el caso de fallo de rodamientos.

CAPÍTULO 5. COMBINACIÓN DE TÉCNICAS NO INVASIVAS (ANÁLISIS DE CORRIENTES Y TERMOGRAFÍA)

5.1 DESCRIPCIÓN DEL MÉTODO PROPUESTO

En el capítulo 2 se presentaban las técnicas de análisis de corrientes y de termografía infrarroja como unas de los principales técnicas predictivas para el monitorizado de los fallos más relevantes de los motores de inducción.

Ambas técnicas destacan por su carácter no intrusivo, además de la facilidad para la adquisición de datos, con la máquina en funcionamiento, sin ocasionar ningún riesgo para los operarios, debido a la ausencia de contacto con el sistema durante la inspección. Incluso, en el caso del análisis de corrientes, la medida se puede efectuar de forma remota, desde la subestación o cuadro del que se alimenta el motor. En el proceso de análisis de datos, se puede considerar que la técnica de análisis de corrientes necesita personal con mayor cualificación para la interpretación de los resultados.

De manera añadida, en la Tabla 2-04 del capítulo 2, se representan las técnicas más idóneas para la detección de los principales fallos de motores eléctricos. A partir de la información de dicha tabla, se puede concluir que una sola técnica no permite diagnosticar todos los fallos que pueden tener lugar en el motor. Se estima, por tanto, que el uso combinado de diversas tecnologías ayudará a diagnosticar un rango más amplio de averías, obteniendo al mismo tiempo resultados más fiables que si se empleara una sola técnica. Siguiendo este razonamiento, el uso combinado de las técnicas de análisis de corrientes y termografía infrarroja, podría ser ideal para cubrir el diagnóstico de un amplio rango de averías en motores de inducción. Además, dado el carácter no invasivo de estas técnicas, ello se haría sin perturbar el funcionamiento de la máquina.

Por todo ello, se propone la implementación de un método consistente en la combinación de las técnicas citadas de análisis de corrientes y termografía infrarroja, el cual se detalla a lo largo del presente capítulo. Se cuenta con estudios paralelos elaborados por otros autores que defienden esta misma idea, exponiendo la comparación del análisis de diversos fallos bajo estas dos técnicas [Garcia-Ramirez, 2014-2]

El método propuesto toma como punto de partida la aplicación del método de análisis de corrientes, mediante la captura de la señal de corriente del estator, en un intervalo de tiempo lo suficientemente largo para realizar el rastreo de los armónicos relacionados con los fallos (fundamentalmente roturas de barras, excentricidades y, de forma adicional, fallos en rodamientos).

Una vez que la señal corriente ha sido capturada, se ha de realizar el análisis correspondiente. Para ello, se pueden utilizar diversas técnicas basadas en el análisis de corrientes, descritas con detalle en el apartado 2.4. del capítulo 2. El método convencional de análisis de corrientes (Motor Current Signature Analysis, MCSA) resulta una buena aproximación para conocer el estado de diversas partes de la máquina pero no es concluyente ya que puede llevar a falsos diagnósticos (falsos positivos o falsos negativos),

como se ha comentado anteriormente. Por tanto, resulta muy recomendable un posterior análisis con las técnicas más avanzadas de rastreo de armónicos, basadas en análisis transitorio, para ratificar o descartar los resultados MCSA. La aplicación de la transformada DWT u otras transformadas equivalentes (Hilbert-Huang transform (HHT), Short Time Fourier Transform (STFT), etc.) al análisis de corrientes transitorias, como la corriente de arranque, permite subsanar los inconvenientes del método clásico. Estas técnicas modernas se basan en la identificación de patrones característicos de fallo que permiten descartar falsos diagnósticos de MCSA, dado que esos patrones solamente pueden ser causados por el fallo. Si bien para aplicar estas modernas técnicas se pueden aplicar distintas herramientas, en la presente Tesis se hará solamente uso de la transformada DWT y de la HHT, sin entrar en detalles sobre la operación de las mismas por estar fuera del alcance del presente documento.

Si ambas técnicas basadas en corrientes (MCSA y análisis transitorio) llegan a la misma conclusión, es muy probable que el fallo esté presente en la máquina y no hace falta ningún análisis posterior. En caso contrario, es recomendable pasar a un segundo estadio en el que se aplica la técnica de termografía infrarroja, la cual pasa por capturar las imágenes infrarrojas y por su posterior análisis aplicando el procedimiento descrito en los capítulos 3 y 4. Del mismo modo, si la aplicación de las técnicas de corrientes no muestra ningún fallo, pudiera ser que dichas técnicas no fueran adecuadas para detectar el tipo de fallo que está presente en la máquina, con lo que es también recomendable aplicar termografía en una segunda fase para asegurarse de la ausencia de avería. La Figura 5-01 muestra un diagrama esquemático de la Metodología propuesta.

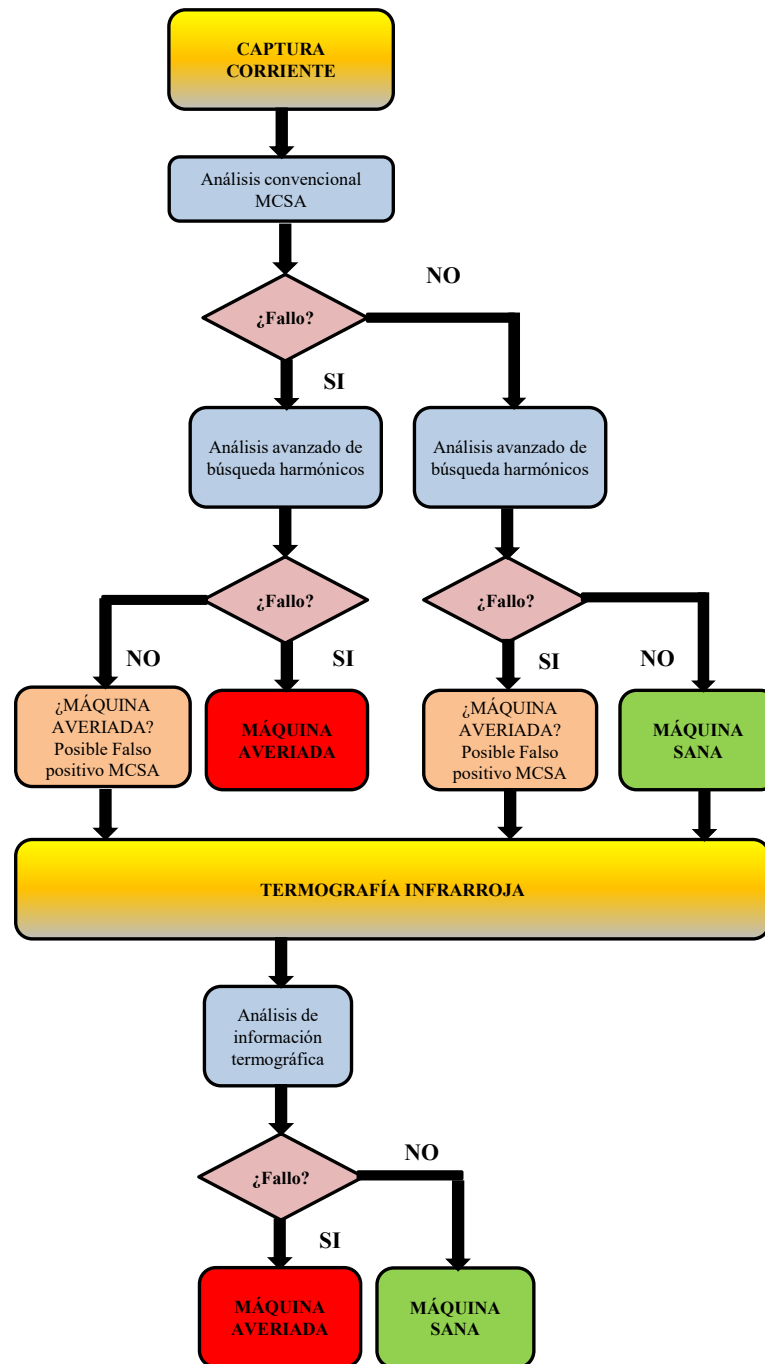


Figura 5-01. Diagrama del método doble de diagnóstico propuesto.

5.2. PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL

El método propuesto se aplica al motor de inducción, cuyas características se describen en el capítulo 2. El motor arrastra una máquina de corriente continua que actúa como carga. La variación de la corriente de excitación de la máquina de corriente continua permite ensayar el motor bajo diferentes niveles de carga. En cada ensayo, el motor se arranca mediante arranque directo, es decir, con conexión directa a red, que resulta ser el método más simple para arrancar un motor de jaula de ardilla.

Para la toma de datos, se emplea el osciloscopio Digital YOKOGAWA DL850. En el canal 1 de éste se acopla una pinza amperimétrica, a través de la cual se hace pasar una de las fases de alimentación del motor. Esta sonda permite registrar la corriente de fase, tanto en régimen transitorio como en permanente. En la pinza amperimétrica, se seleccionará el rango de corriente de 300 A siendo la sensibilidad de salida 10mV/A. Estas señales de corriente quedan almacenadas en el osciloscopio y se transfieren posteriormente a un ordenador portátil para su análisis en Matlab.

Por otra parte, se realiza el ensayo basado en la termografía infrarroja, tal como se describe en los capítulos 3 y 4. La cámara infrarroja se usa para registrar el proceso de calentamiento transitorio de la máquina, hasta que se alcanza el régimen permanente. La cámara utilizada, FLIR S65, permite la visualización y grabación de imágenes cada segundo así como su posterior análisis con el programa ThermaCAM Researcher, que permite el conocimiento con gran precisión de la distribución de temperaturas a lo largo de la carcasa del motor en todo momento, así como el tratamiento posterior de dicha información.



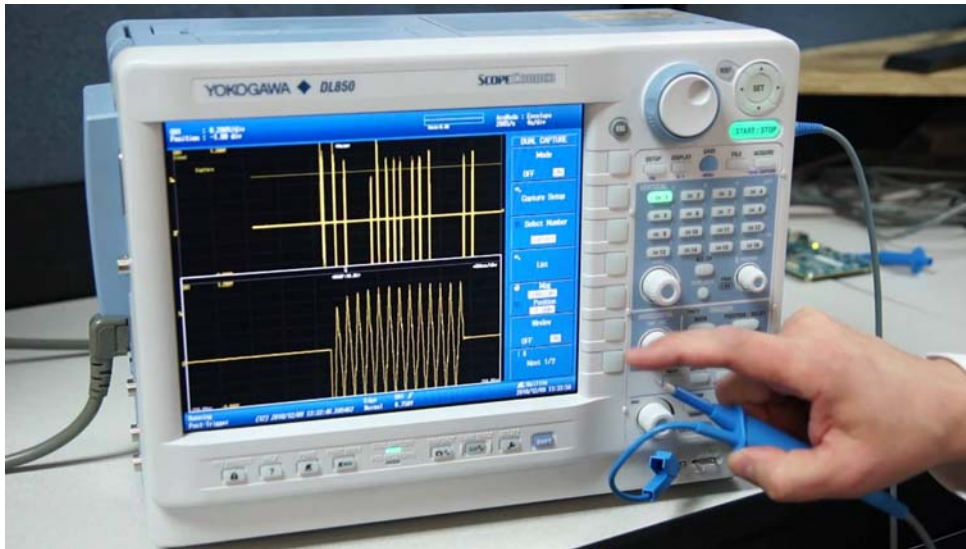
Figura 5-02. Imágenes representativas del ensayo de captura de señal de corriente.

5.2.1. DESCRIPCIÓN DEL OSCILOSCOPIO DIGITAL YOKOGAWA DL 850 Y DE LA PINZA AMPERIMETRICA

Osciloscopio Digital YOKOGAWA DL850

Para la adquisición de las señales procedentes de las máquinas eléctricas de inducción ensayadas, se ha utilizado el osciloscopio digital del fabricante Yokogawa modelo DL-850. Este instrumento de medida combina las funciones de un osciloscopio y un registrador de datos. Se trata de un sistema modular, que permite la inserción de diferentes tarjetas de expansión, lo que permite utilizar hasta 16 entradas analógicas de diferentes tipos. La frecuencia de muestreo es de hasta 100MS/s, con una resolución de 16 bits. También cuenta con un puerto USB, facilitando de esta manera el almacenamiento de datos.

En la Figura 5-03, se observa el aparato de medida mediante el cual se han realizado todas las mediciones para su posterior análisis e interpretación.



5-03. Imagen representativa del Osciloscopio Digital YOKOGAWA DL850.

Pinza amperimétrica de CA i3000s Flex, marca FLUKE

El modelo i3000s Flex es una sonda de corriente alterna tipo Rogowski. Puede utilizarse para medir corrientes de hasta 3.000 A, cuando se utiliza junto con osciloscopios, registradores o analizadores. Su cabezal de medida flexible y ligero permite realizar una rápida y sencilla instalación en zonas de difícil acceso. Destacan las siguientes características:

- Rangos de medida: 30 A, 300 A y 3000 A/ 1, 10 y 100 mV/A.
- Apta para la medida de corriente en conductores gruesos y de difícil acceso sin interrumpir el circuito.
- Permite un diámetro máximo del conductor de 178 mm.

- Categoría de seguridad: CAT III 600 V.

En la Figura 5-04, se observa una imagen de la pinza amperimétrica utilizada.



Figura 5-04. Imagen representativa de la pinza amperimétrica utilizada, modelo CA i3000s Flex.

5.3 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

5.3.1. FALLO DE BARRAS ROTAS.

El fallo de barras rotas se describe ampliamente en el capítulo 2. En nuestro caso, tal como se menciona en el capítulo 4, el fallo se provoca mediante el taladrado de un agujero en las barras correspondientes del rotor (en el punto de unión con el anillo de cortocircuito). Se realizan diferentes ensayos con el motor con el rotor dañado, con una, dos y nueve barras rotas y bajo distintos niveles de carga, desde vacío hasta plena carga.

5.3.1.1. APLICACIÓN DE ANALISIS DE CORRIENTES AL FALLO DE BARRAS ROTAS

En el capítulo 2 se describe la aplicación del método de análisis de corriente al fallo de barras rotas.

En los diferentes ensayos, se realiza un arranque directo y se registra las corrientes de fases por medio del osciloscopio digital descrito en el apartado anterior.

Los análisis posteriores de los resultados revelan que éste es un tipo de fallo que se puede detectar fácilmente mediante el método de análisis de corrientes (método convencional (MCSA) y con los métodos avanzados de análisis transitorio (DWT, HHT). Hay que tener en cuenta, que el método de MCSA clásico puede tener problemas en algunos casos específicos (como se ha comentado previamente) dando lugar a eventuales

falsos positivos (por ejemplo, en condiciones de carga pulsante) o falsos negativos, como sería con la máquina funcionando en vacío. En este último caso, el deslizamiento es muy pequeño y los armónicos laterales se pueden llegar a superponer a la frecuencia fundamental, tal como se muestra en la Figura 5-05.

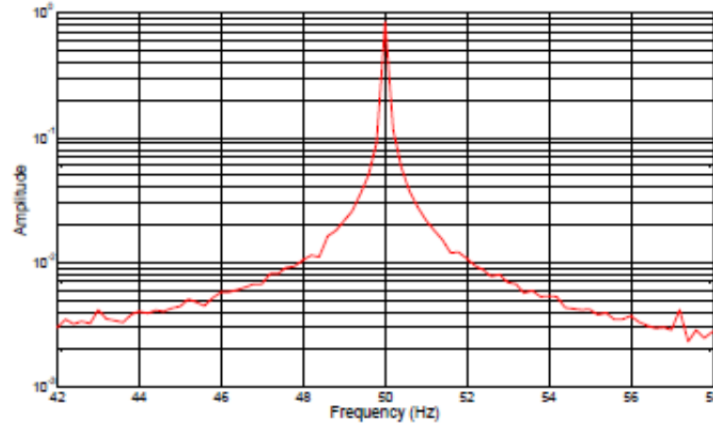


Figura 5-05. Análisis por el método clásico MCSA tras el ensayo en vacío del motor con barras rotas.

Por tanto, en estos casos problemáticos, siguiendo con el diagrama de la Figura 5-01, conviene la aplicación de otras técnicas de análisis en régimen transitorio (como las basadas en el análisis de la corriente de arranque mediante transformadas como la DWT o la HHT). Estas técnicas resultan ser un complemento ideal, ya que permiten detectar de manera fiable los patrones característicos creados por las componentes de fallo en los mapas tiempo-frecuencia, y por tanto, diagnosticar con efectividad las presencia del fallo.

En la Figura 5-06 se representa el espectro de Hilbert-Huang, que resulta de la aplicación de la Transformada HHT a la corriente de arranque de un motor con barras rotas. El espectro de Hilbert-Huang no es más que una representación del contenido tiempo-frecuencia de la señal analizada (en una banda de frecuencias concreta) y es similar a los resultados que proporcionan otras transformadas continuas como la Short Time Fourier Transform (STFT). En este espectro se observa un patrón con forma de V causado por la evolución del armónico lateral inferior causado por el fallo de barras rotas. Este patrón no aparece en la máquina sana (ya que el armónico lateral no está presente o tiene amplitud muy pequeña). Por tanto, la presencia de dicho patrón permite identificar claramente la presencia del fallo en la máquina. Este patrón es equivalente al que se presentaba con la transformada DWT, mostrada en capítulos anteriores.

Solo quedaría verificar la presencia del fallo con termografía infrarroja para completar la doble metodología, tal como se indica en el diagrama mostrado en la Figura 5-01.

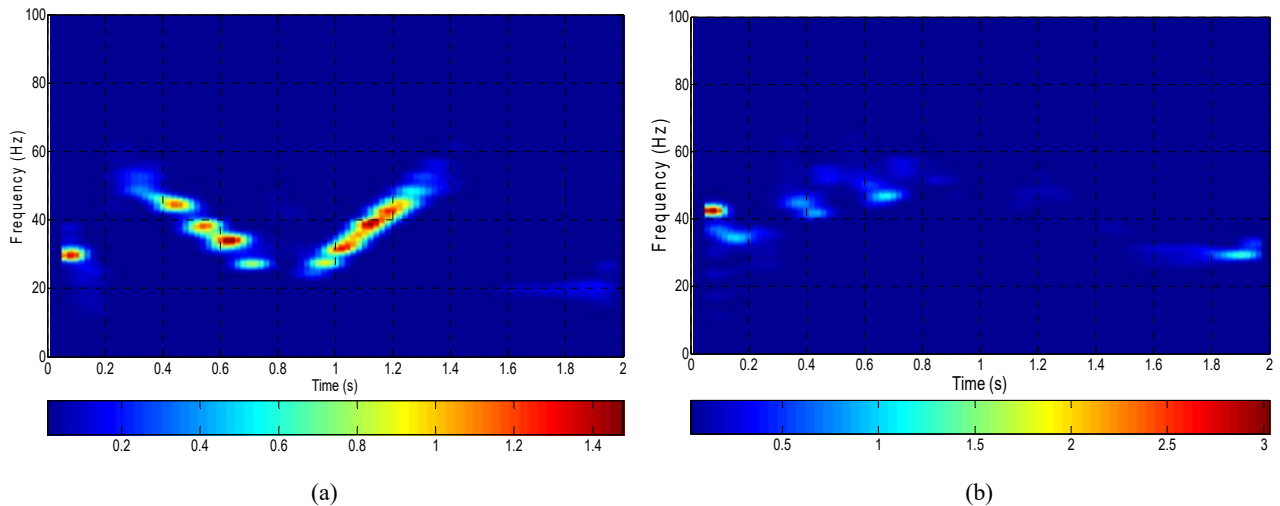


Figura 5-06. Espectro de HH de la IMF2 de la corriente de arranque para: (a) motor con barras rotas y (b) motor sano.

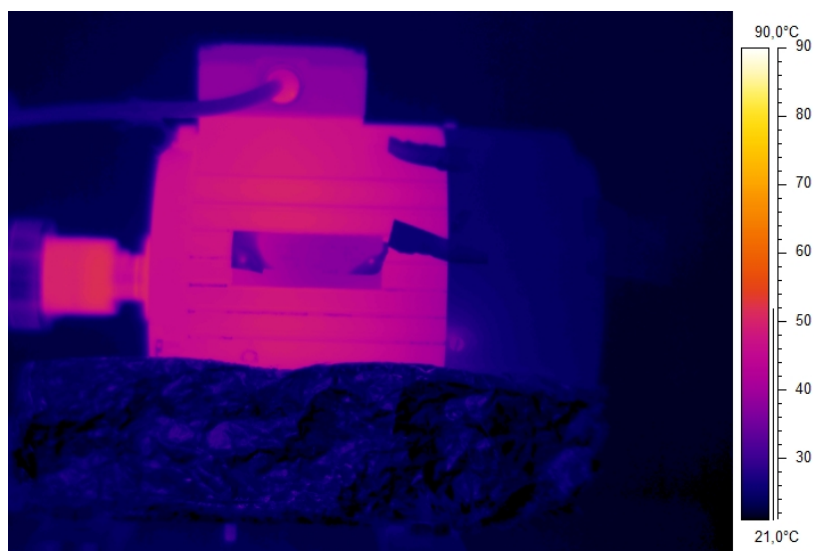
5.3.1.2. TERMOGRAFÍA INFRARROJA APLICADA AL FALLO DE BARRAS ROTAS

A continuación, se resumen los resultados presentados en el capítulo 4, tras la aplicación del método de termografía infrarroja al motor con barras rotas.

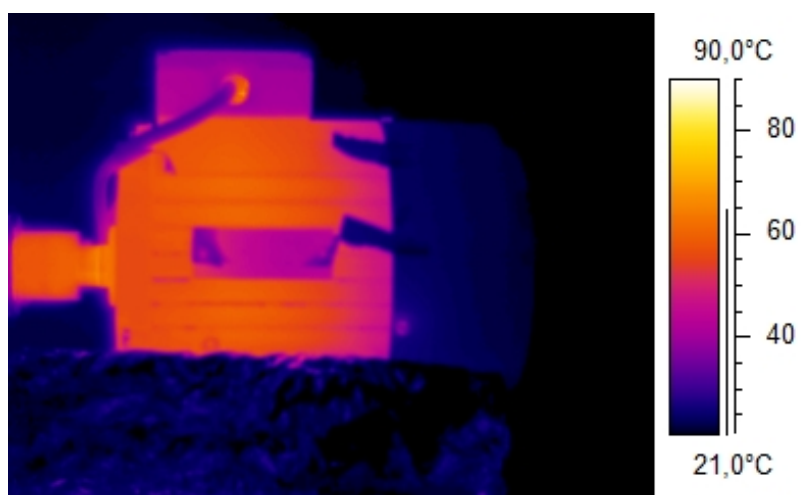
Tal como se puede observar en la Figura 5-07, las imágenes termográficas revelan un ligero incremento general en la temperatura de la carcasa. Sin embargo, este incremento no sigue un patrón específico, por lo que no se puede utilizar para una detección fiable del fallo, ya que se podría deber a otra anomalía del motor. La ausencia de un patrón característico es posiblemente debida a que se trata de un fallo interno, ya que cuando las barras se rompen, fluyen elevadas corrientes hacia las barras adyacentes favoreciendo de esta manera, un incremento de la temperatura. Sin embargo, la disipación de temperatura es muy rápida, por lo que no se observa un incremento de temperatura puntual en la superficie externa del motor. A idénticas conclusiones se puede llegar si analizamos la evolución de temperatura frente al tiempo, representadas en la Figura 5-08.

De manera añadida, en la Tabla 5-01, se presenta un extracto de la tabla comparativa de fallos presentada en el capítulo 4, donde se muestran las diferencias las diferencias más significativas de temperatura entre el motor sano y el fallo de barras rotas.

La conclusión más significativa que puede extraer de este análisis es que el aumento generalizado de temperatura detectado en las imágenes nos revela que la máquina no funciona correctamente. Por tanto, aunque el análisis termográfico no sea concluyente por sí solo para el diagnóstico de este fallo, sí que puede servir para hacer saltar la alarma sobre una posible existencia de avería de barras rotas, la cual se puede ratificar o descartar mediante análisis de corrientes.



a)



b)

Figura 5-07. a) Imagen termográfica del motor sano en régimen permanente; b) Imagen termográfica del motor con barras rotas en régimen permanente.

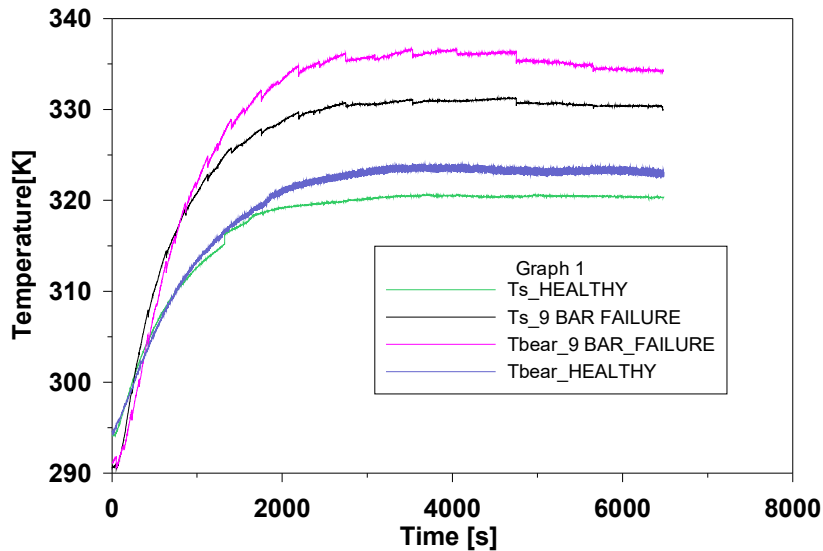


Figura 5-08. Evolución de temperaturas clave del motor sano y del motor con barras rotas.

TIPO DE FALLO	Comparación T_s motor sano/ motor defectuoso		Comparación T_{rod} motor sano/motor defectuoso		Comparación T_s y T_{rod}	
	Diferencia temperatura cuantitativa Régimen permanente	Evolución de curvas	Diferencia temperatura cuantitativa Régimen permanente	Evolución de curvas	Diferencia temperatura a cuantitativa Régimen permanente	Evolución de curvas
FALLO BARRAS ROTAS	Diferencia significativa (10 ° C)	Pendiente distinta. Un poco más pronunciada en caso de fallo	Diferencia significativa 10,9 ° C	Pendiente distinta. Un poco más pronunciada en caso de fallo	T_{rod} un poco superior a T_s (4 ° C)	Pendiente y Evolución similar

RESULTADO NO CONCLUYENTE POR SÍ SOLO,
INDICATIVO DE MAL FUNCIONAMIENTO

Tabla 5-01. Comparación de curvas de evolución de temperaturas clave seleccionadas en fallo de barras rotas.

5.3.1.3. RESUMEN DE APLICACIÓN DEL MÉTODO DOBLE AL DIAGNÓSTICO DE BARRAS ROTAS

A continuación, en la Figura 5-09, se representa la aplicación del diagrama presentado de la Figura 5-01 a un ejemplo de fallo de barras rotas para un motor operando en vacío. En esta figura, se resumen los pasos seguidos, comenzando con la captura de corriente. Posteriormente, se realiza el análisis de corrientes con el método clásico, que en este ejemplo podría dar como resultado una ausencia de fallo. Para confirmar este

diagnóstico o, por el contrario, ver si se trata de un falso negativo (por ejemplo provocado porque el motor esté operando en vacío), se aplica también el método basado en análisis avanzado (transitorio). La aplicación del método avanzado presenta como resultado la presencia de una anomalía. Estaríamos pues, ante un caso de falso negativo de MCSA, que es evitado mediante análisis transitorio.

Finalmente, con el método de termografía infrarroja, se observa un ligero aumento de temperatura en toda la superficie del motor. Este hecho no sería concluyente por sí solo, pero debido a que con el anterior método existía sospecha de avería, esta herramienta permite ratificar el funcionamiento anómalo del motor.

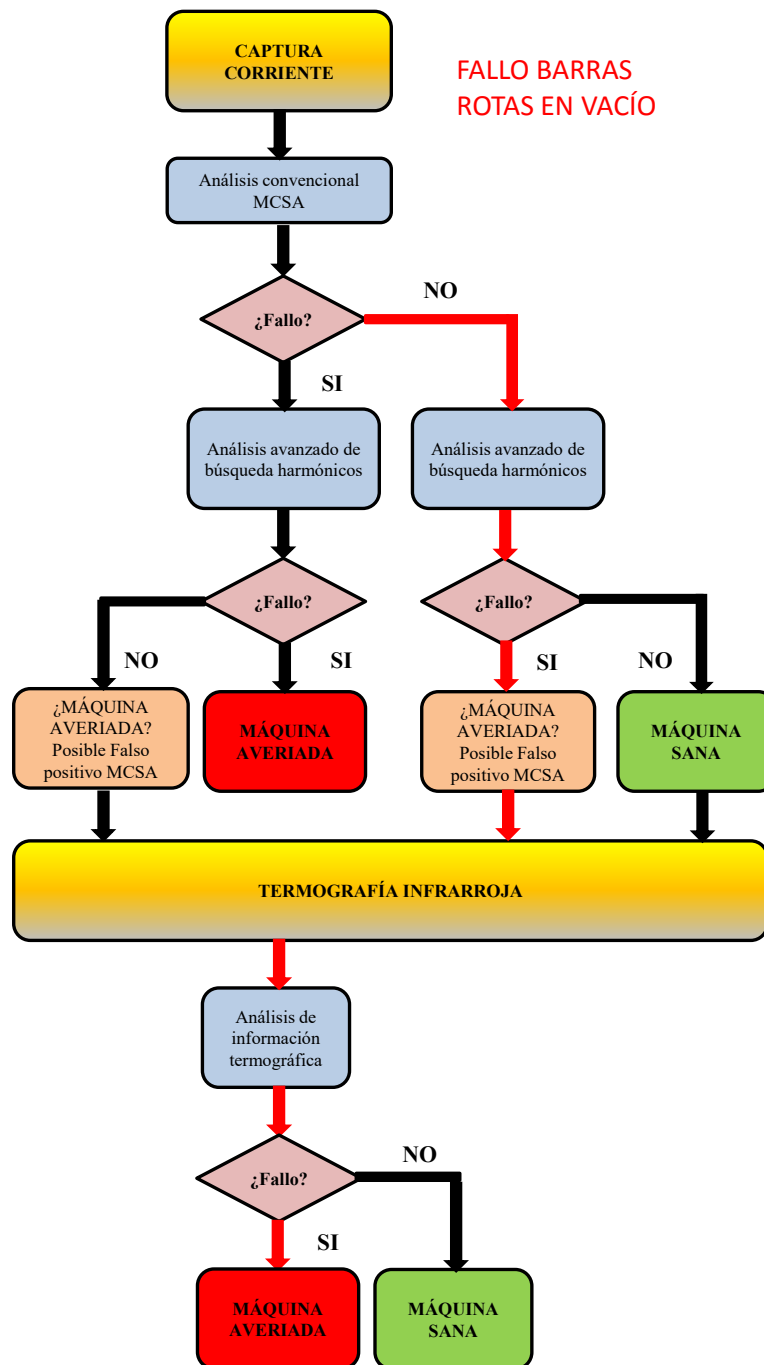


Figura 5-09. Ejemplo de aplicación del método doble de diagnóstico al caso de un motor con barras rotas funcionando en vacío.

5.3.2. FALLO DE RODAMIENTOS DEFECTUOSOS

El fallo de rodamientos se describe ampliamente en el apartado correspondiente del capítulo 2. Este tipo de avería provoca, normalmente, un aumento de la temperatura del mismo de forma significativa. En circunstancias normales, un fallo de rodamiento se puede producir debido a un mal montaje, lubricación inadecuada, trabajo bajo condiciones inapropiadas, contaminación, paso de corriente eléctrica, entre otras causas. En nuestro caso, tal como se menciona en el capítulo 4, se ha provocado la avería golpeando la parte externa del rodamiento delantero del motor hasta deteriorarlo de manera significativa, emulando de esta manera un estado avanzado de fatiga. Este fallo se combinó con una lubricación deficiente.

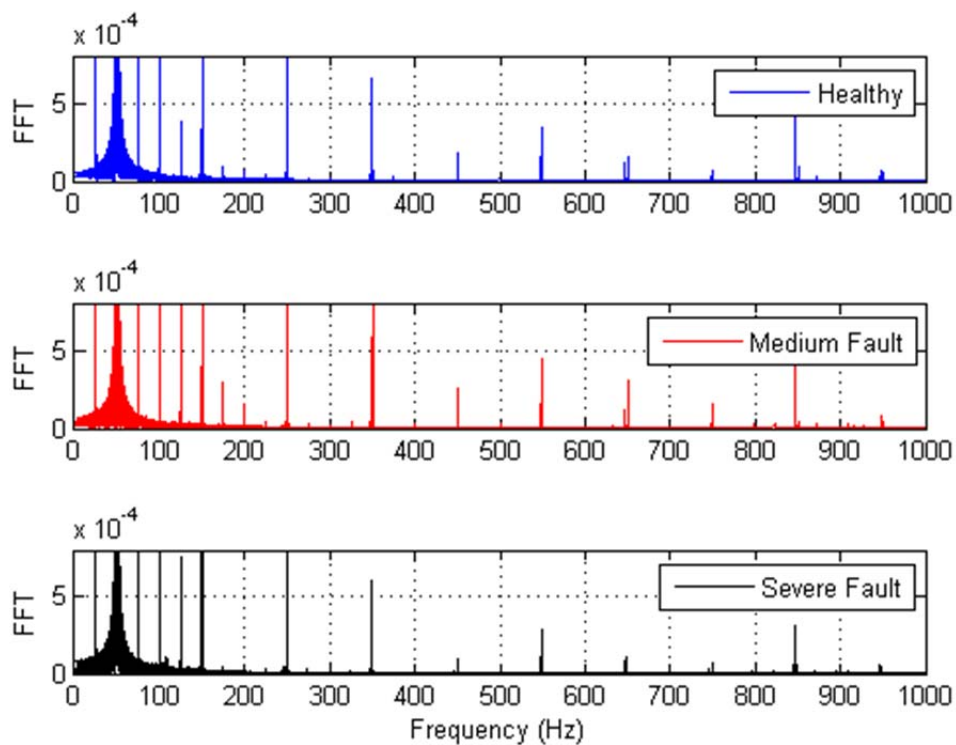
Se realizan igualmente los diferentes ensayos con el motor con fallo en rodamientos.

En la práctica, los fallos en los rodamientos no son fáciles de detectar mediante el método de análisis de corrientes. Sin embargo, el método de termografía infrarroja nos puede ofrecer información más interesante para obtener un diagnóstico más preciso.

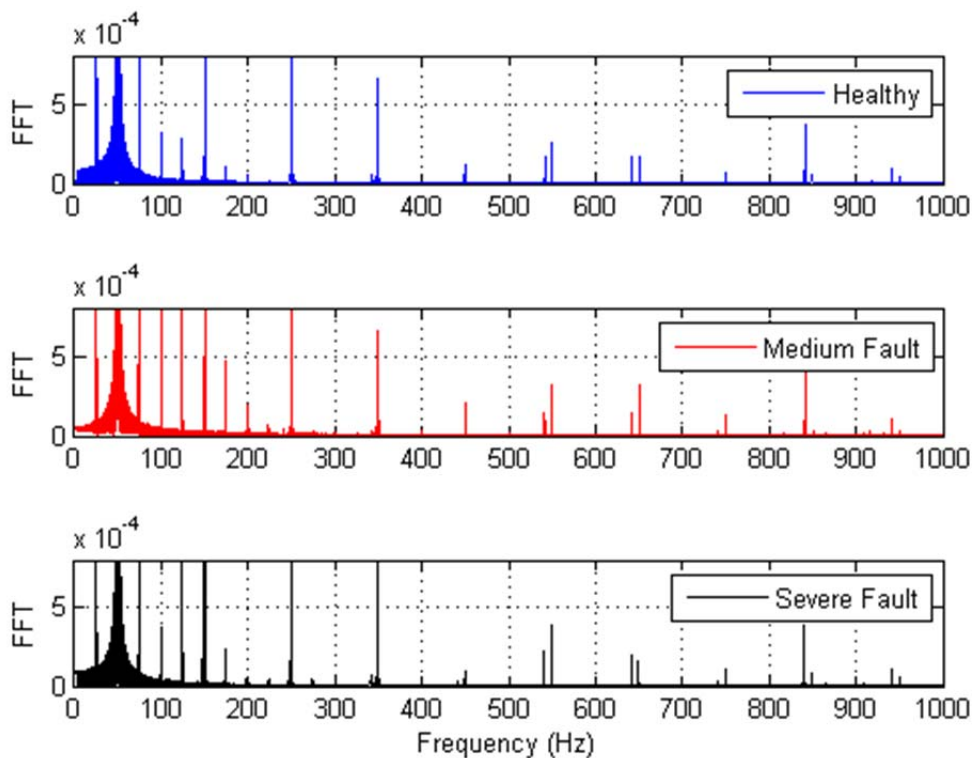
5.3.2.1. APLICACIÓN DEL MÉTODO DE ANALISIS DE CORRIENTES A FALLOS DE RODAMIENTOS

Tras el análisis de corrientes, se observa que ciertas componentes específicas del espectro se incrementan bajo presencia de fallo. Sin embargo, el análisis mediante corrientes para detectar este tipo de fallo presenta notables inconvenientes. En primer lugar, muchas veces los incrementos en las amplitudes de los armónicos de corriente asociados al fallo no resultan tan evidentes. En este sentido, el análisis vibracional resulta mucho más adecuado para este objetivo. Además, la identificación de las componentes asociadas al fallo requiere conocer las características constructivas del rodamiento.

Estos inconvenientes de las técnicas de análisis de corrientes para la detección de fallos en rodamientos, se ha comentado ampliamente en numerosos trabajos [Henaó, 2014], [Inmmovilli, 2010]. No obstante, el análisis de corrientes puede aportar ciertos indicios de la presencia de este fallo que se pueden confirmar posteriormente mediante el uso de termografía infrarroja, técnica mucho más adecuada para diagnosticar esta avería. Se muestran en la Fig. 5-10 el espectro FFT en el caso del fallo considerado para la máquina sin carga (a) y con carga (b) y con diferentes niveles de fallo en la jaula externa del rodamiento en cada caso. Se aprecia un incremento del armónico a 174.4 Hz para el caso de fallo en comparación con el estado sano. También se aprecia un incremento de los armónicos de devanado (150, 250, 350 Hz.) También se observa que, para la máquina sin carga, las amplitudes de los armónicos asociados al fallo no aumenta tanto como en la cargada, lo cual muestra otro inconveniente del método de corrientes para detectar este tipo de fallo [Haddad, 2015].



(a)



(b)

Figura 5-10. Análisis FFT para tres niveles de fallo en jaula externa de rodamientos para el motor operando: (a) en vacío, (b) a plena carga.

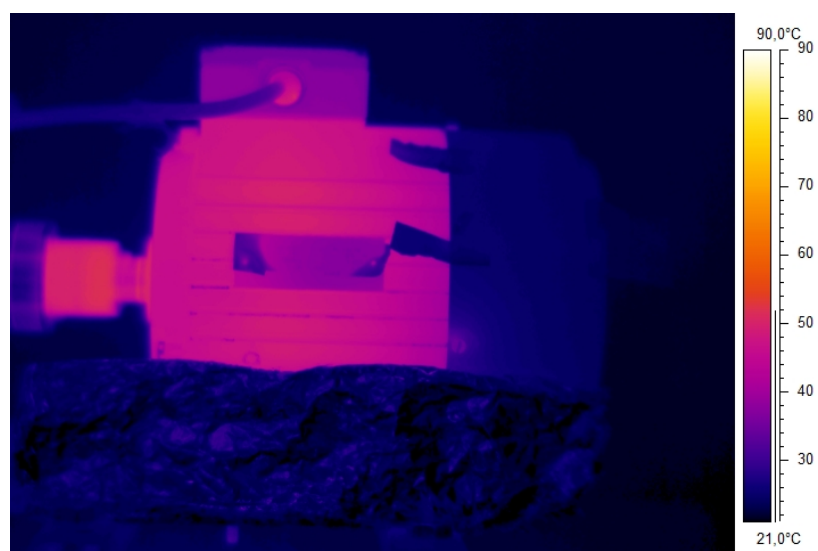
5.3.2.2. TERMOGRAFÍA INFRARROJA APLICADA A FALLOS EN RODAMIENTOS

A continuación, se resumen los resultados presentados en el capítulo 4, tras aplicación del método de termografía infrarroja al motor con fallo de rodamientos.

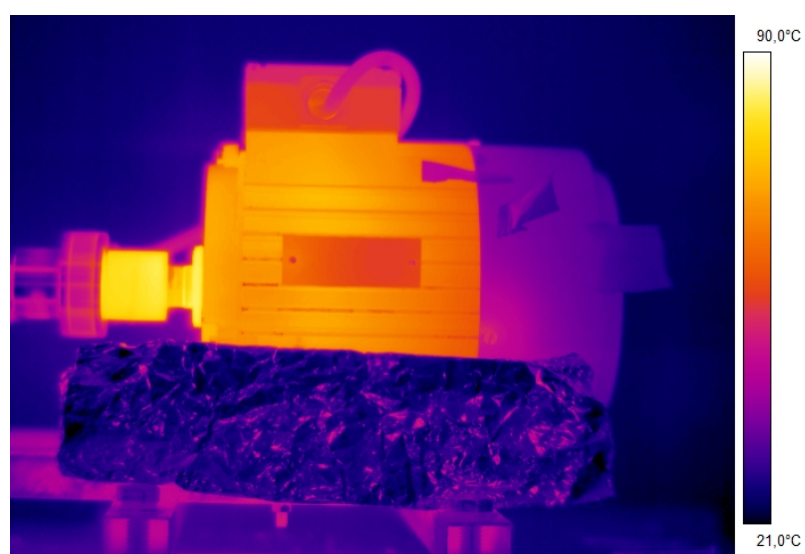
Las imágenes termográficas capturadas tras el ensayo son realmente reveladoras. Tal como se muestra en la Figuras 5-11 y 5-12, se observan claras diferencias entre el motor sano y el motor dañado, sobre todo en el área cercana al rodamiento, superficie que sufre un aumento de temperatura más notable. Esto permite contar con un patrón termográfico fiable, característico de este fallo en concreto, que informa de la presencia de un fallo en dicho elemento. Lógicamente, resultan necesarios numerosos ensayos adicionales para determinar el nivel exacto de fallo a partir del incremento de temperatura de dicho elemento. En cualquier caso, los resultados obtenidos advierten de la posible presencia de un fallo de este elemento para poder realizar las acciones de mantenimiento correspondientes con suficiente antelación.

De manera añadida, en la Tabla 5-02, se presenta un extracto de la tabla comparativa de fallos presentada en el capítulo 4, donde se muestran las diferencias más significativas de temperatura entre el motor sano y el fallo de rodamientos.

La conclusión que se extrae tras este análisis, es que a pesar de que con la técnica de análisis de corrientes no tengamos información del todo concluyente, tras la aplicación de la termografía infrarroja se obtienen resultados muy claros acerca de la existencia de un fallo localizado de rodamientos, tal como se muestra en el siguiente apartado.



a)



b)

Figura 5-11. a) Imagen termográfica del motor sano en régimen permanente; b) Imagen termográfica del motor con fallo de rodamientos en régimen permanente.

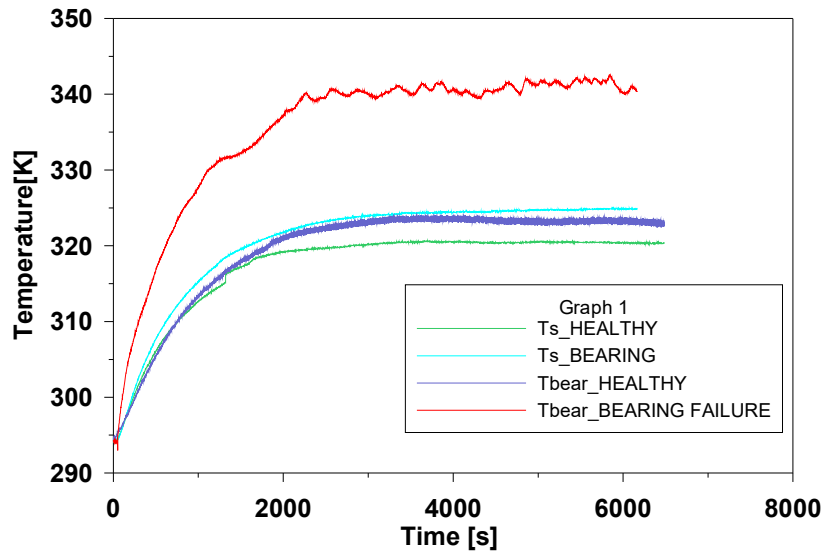


Figura 5-12. Evolución de temperaturas clave del motor sano y del motor con fallo de rodamientos.

TIPO DE FALLO	Comparación T_s motor sano/ motor defectuoso		Comparación T_{rod} motor sano/motor defectuoso		Comparación T_s y T_{rod}	
	Diferencia temperatura cuantitativa Régimen permanente	Evolución de curvas	Diferencia temperatura cuantitativa Régimen permanente	Evolución de curvas	Diferencia temperatura a cuantitativa Régimen permanente	Evolución de curvas
FALLO RODAMIENTOS	Diferencia poco significativa (≈ 4 C)	Pendiente similar	Diferencia significativa ($16,7^\circ$ C)	Pendiente distinta. Más pronunciada motor dañado	T_{rod} superior a T_s (16° C)	Distinta pendiente desde inicio. Más pronunciada T_{rod} .
RESULTADO CONCLUYENTE, INDICATIVO DE MAL FUNCIONAMIENTO LOCALIZADO						

Tabla 5-02. Comparación de curvas de evolución de temperaturas clave seleccionadas en fallo de rodamientos.

5.3.2.3. RESUMEN DE APICACIÓN DEL MÉTODO DOBLE AL DIAGNÓSTICO DE RODAMIENTOS

A continuación, en la Figura 5-13, se representa la aplicación del diagrama de la Figura 5-01 al caso de fallo en un rodamiento. En esta figura, se resumen los pasos seguidos, comenzando con la captura de corriente. Posteriormente, se realiza el análisis de corrientes con el método clásico, que muestra una ausencia de avería, por lo que se opta por el análisis avanzado, tras el cual, de igual manera, no obtenemos información concluyente sobre la presencia de esta avería. Finalmente, con el método de termografía infrarroja, se

observa un notable aumento de temperatura en un área localizada, correspondiente con el elemento dañado, por lo que se concluye que existe un fallo de rodamientos.

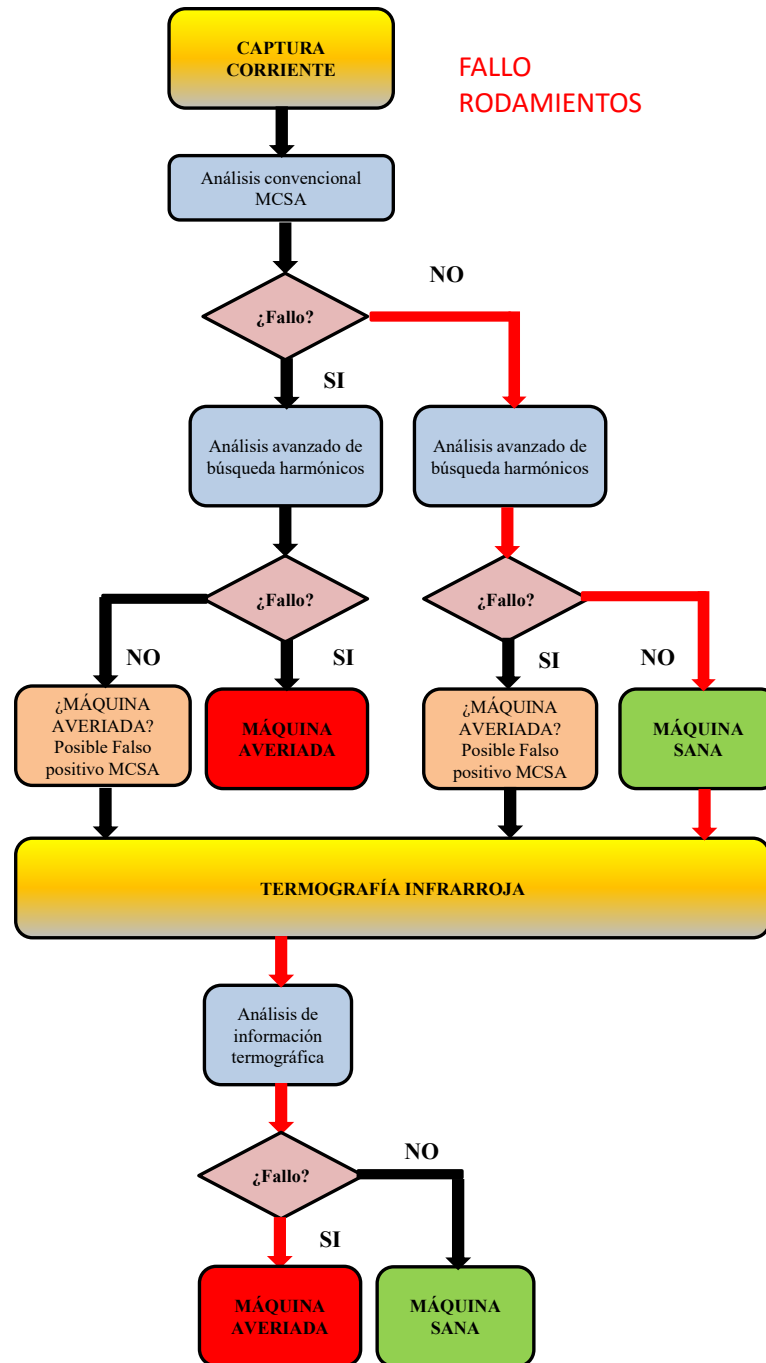


Figura 5-13. Diagrama del método doble de diagnóstico aplicado al fallo de rodamientos.

5.3.3. FALLOS EN EL SISTEMA DE VENTILACIÓN

Los fallos del sistema de ventilación se describen ampliamente en el capítulo 2. Según estudios realizados, las averías más comunes en el sistema de ventilación de un motor eléctrico son la obstrucción del filtro, acumulación interna de suciedad, alta temperatura ambiental, obstrucción de las vías de ventilación, pérdida del ventilador y funcionamiento en

ambiente con una ventilación baja o nula. Obviamente, un fallo del sistema de ventilación en un motor de inducción causará un aumento de la temperatura.

En nuestro caso, para simular la avería, tal como se describe en el apartado correspondiente del capítulo 4, se instaló un cartón que sirvió de obstrucción a la entrada del aire a través del filtro del ventilador para recrear la condición en la que el motor carece de aire suficiente de ventilación (por ejemplo, a causa de depósito de suciedad, polvo etc.).

Al igual que en el resto de ensayos, se capturan tanto los datos de corrientes como los datos termográficos, desde que el arranque del motor hasta que el régimen permanente se establece.

Obviamente, ni el método de MCSA ni los métodos más avanzados de rastreo de frecuencia me proporcionan información reveladora de la existencia de este fallo de ventilación concreto. En este contexto, la termografía infrarroja nos puede ofrecer información más que interesante para obtener un diagnóstico más preciso.

5.3.3.1. ANALISIS DE CORRIENTES APLICADO A LA DETECCIÓN DE FALLOS DEL SISTEMA DE VENTILACIÓN

La aplicación del método de MCSA no revela la aparición de nuevos armónicos a causa de este fallo en el sistema de ventilación, ni el incremento en amplitud de armónicos existentes. Igualmente, tampoco el análisis transitorio revela la aparición de evoluciones características de componentes de fallo. Es lógico concluir que el análisis de corrientes no resulta adecuado para el diagnóstico de este tipo de fallo.

Otra cuestión sería si el fallo en el sistema de ventilación consistiera en la rotura de una pala del ventilador o similar que pudiera dar lugar a vibraciones anormales en la máquina que se trasladaran al espectro de corrientes en forma de nuevos armónicos, etc. Este caso no se ha considerado en la presente Tesis.

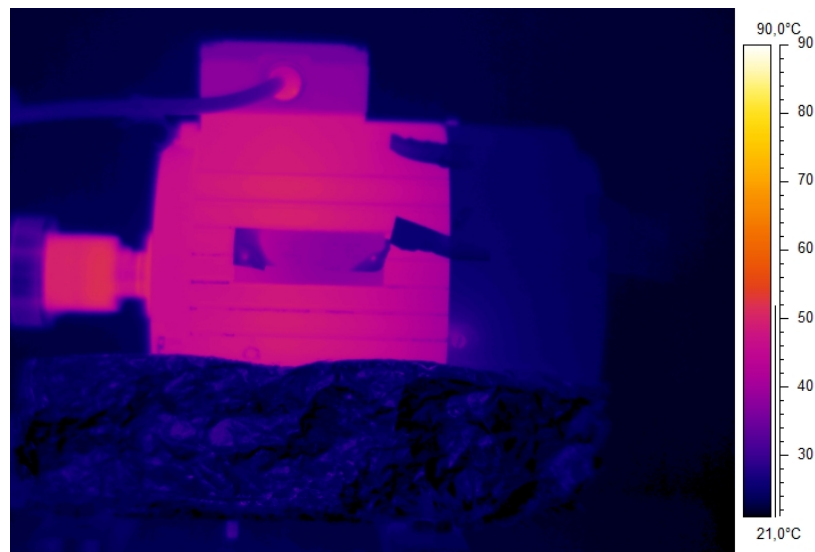
5.3.3.2. TERMOGRAFÍA INFRARROJA APLICADA A LA DETECCIÓN DE FALLOS DEL SISTEMA DE VENTILACIÓN

A continuación, se resumen los resultados presentados en el capítulo 4, tras la aplicación del método de termografía infrarroja al motor con fallo en el sistema de ventilación (el descrito en apartados previos).

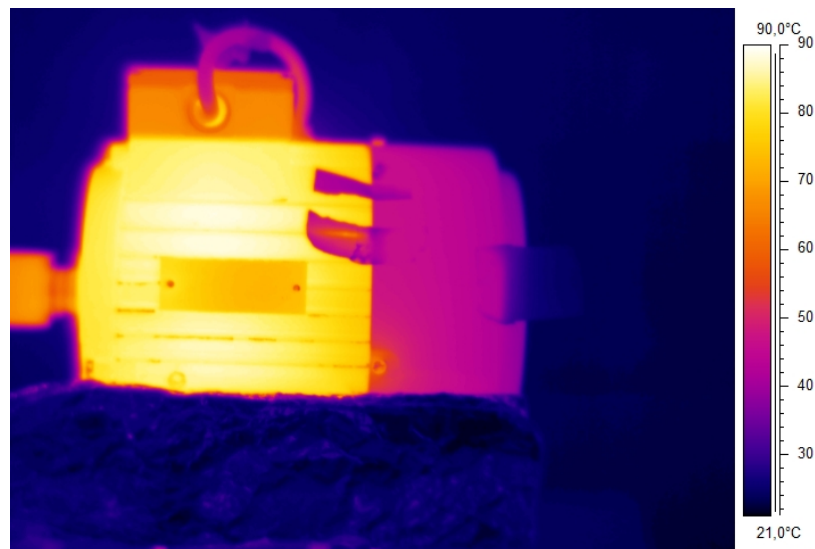
Como se puede observar, los datos termográficos revelan un notable y generalizado aumento de la temperatura en el motor cuando este fallo está presente, tal como se observa en la Figuras 5-14 y 5-15. Además, este aumento de temperatura es muy superior al observado en los otros casos de fallos estudiados, tal como se puede observar igualmente en la evolución de la temperatura frente al tiempo. De esta forma, este patrón específico podría ser indicativo de este tipo de fallo en la máquina.

De manera añadida, en la Tabla 5-03, se presenta un extracto de la tabla comparativa de fallos presentada en el capítulo 4, donde se muestran las diferencias las diferencias más significativas de temperatura entre el motor sano y el fallo del sistema de ventilación.

La conclusión que se extrae tras este análisis, es que a pesar de que con la técnica de análisis de corrientes no tengamos información reveladora, tras la aplicación de la termografía infrarroja, se obtienen resultados concluyentes acerca de la existencia de un fallo que supone un aumento de temperatura generalizado de gran magnitud, que se puede deber a un fallo del sistema de ventilación, tal como se indica en el siguiente apartado.



a)



b)

Figura 5-14. a) Imagen termográfica del motor sano en régimen permanente; b) Imagen termográfica del motor con fallo del sistema de ventilación en régimen permanente.

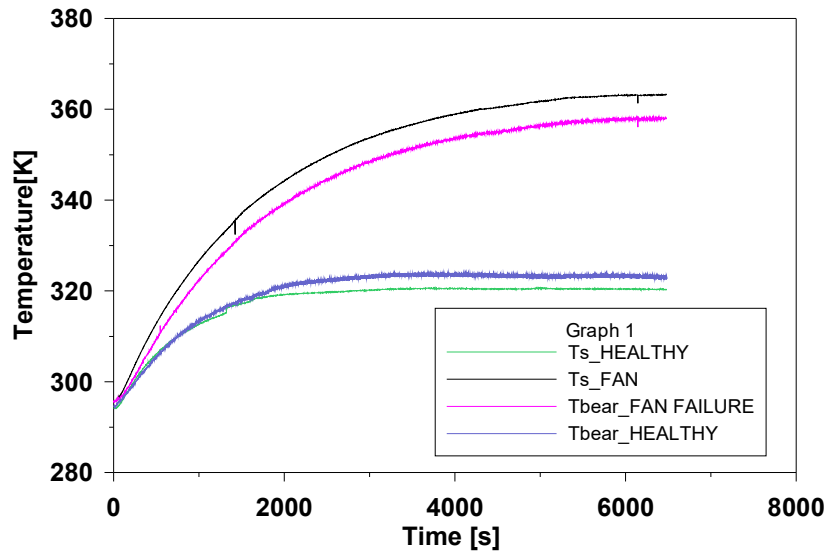


Figura 5-15. Evolución de temperaturas clave del motor sano y del motor con fallo del sistema de ventilación.

TIPO DE FALLO	Comparación T_s motor sano/ motor defectuoso		Comparación T_{rod} motor sano/motor defectuoso		Comparación T_s y T_{rod}	
	Diferencia temperatura cuantitativa Régimen permanente	Evolución de curvas	Diferencia temperatura cuantitativa Régimen permanente	Evolución de curvas	Diferencia temperatura a cuantitativa Régimen permanente	Evolución de curvas
FALLO SISTEMA VENTILACIÓN	Diferencia muy significativa (42,67 °C)	Pendiente distinta. Más pronunciada fallo	Diferencia muy significativa (33,5 °C)	Pendiente distinta. Más pronunciada fallo	T_s poco superior a T_{rod} (6 °C)	Pendiente y Evolución similar

RESULTADO CONCLUYENTE, INDICATIVO DE TEMPERATURA EXCESIVA UNIFORME EN TODA LA SUPERFICIE

Tabla 5-03. Comparación de curvas de evolución de temperaturas clave seleccionadas en fallo del sistema de ventilación.

5.3.3.3. RESUMEN DE APLICACIÓN DEL MÉTODO AL DIAGNÓSTICO DE FALLO DEL SISTEMA DE VENTILACIÓN

A continuación, en la Figura 5-16, se representa la aplicación del diagrama de la Figura 5-01 al fallo considerado en el sistema de ventilación. En este diagrama se resumen los pasos seguidos, comenzando con la captura de corriente. Posteriormente, se realiza el análisis de corrientes con el método clásico, que no muestra fallo en el motor, por lo que se opta por el análisis avanzado, tras el cual, de igual manera, no obtenemos información

significativa. Finalmente, con el método de termografía infrarroja, destaca un notable aumento de temperatura generalizado en toda la superficie de manera uniforme, característico de un posible fallo del sistema de ventilación.

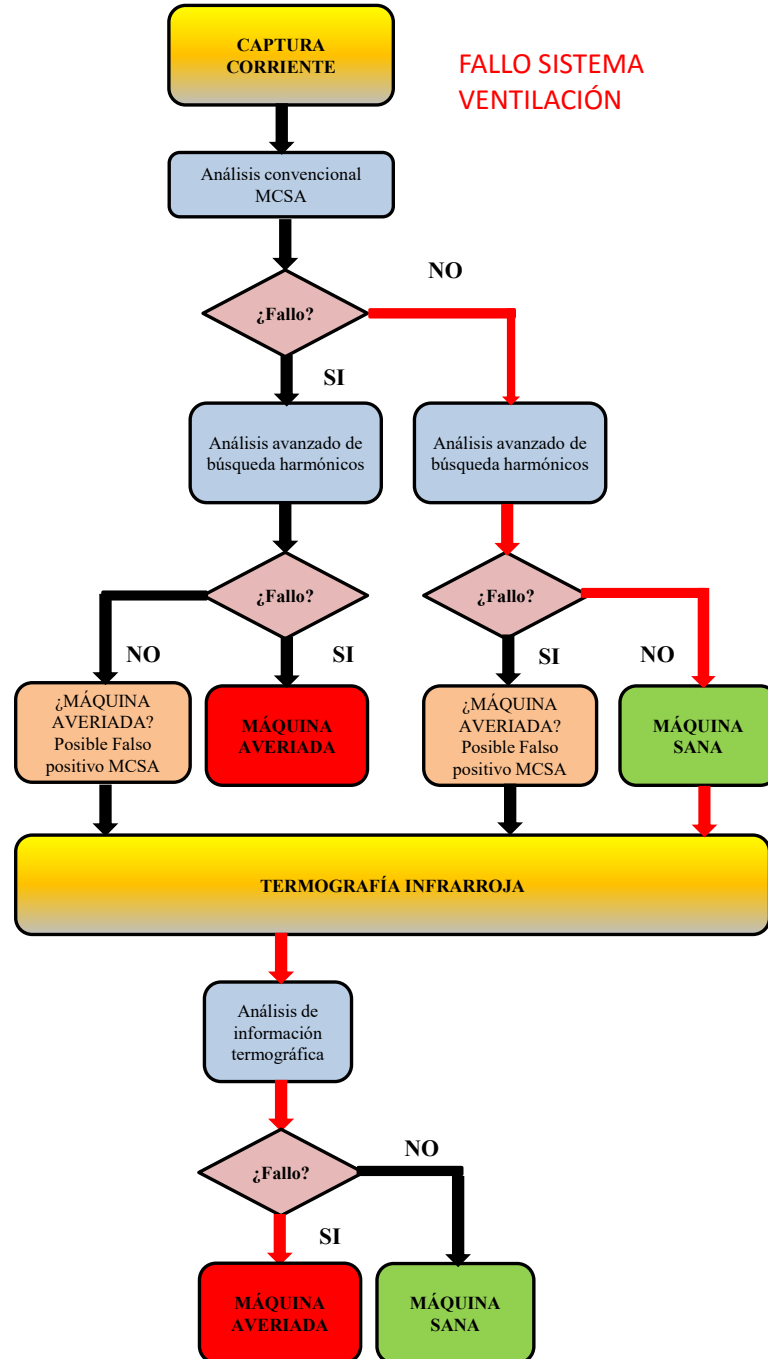


Figura 5-16. Diagrama del Método doble de diagnóstico aplicado al fallo del sistema de ventilación.

5.4. CONCLUSIÓN

En este capítulo, se propone la implementación de un método doble para el diagnóstico de fallos, basado en la combinación de dos de las principales técnicas para el monitorizado de los fallos más relevantes en los motores de inducción: análisis de corrientes y termografía infrarroja.

El primer paso de la Metodología consiste en el análisis de las señales de corriente capturadas de los motores a diagnosticar, tanto en régimen transitorio como permanente. Para ello, se aplica en primer lugar, el método clásico de análisis de corrientes en régimen permanente (MCSA). A continuación, con el fin de ratificar los resultados de MCSA o bien descartarlos (en los casos de falsos diagnósticos de MCSA), se aplica el método de análisis transitorio (análisis de la corriente de arranque mediante la DWT, HHT u otras transformadas tiempo-frecuencia equivalentes).

El siguiente paso de la Metodología consiste en la aplicación de la técnica de termografía infrarroja, necesaria fundamentalmente para aquellos casos de fallos que no hayan podido detectarse por los distintos métodos de análisis de corrientes o en los que exista controversia en el diagnóstico. En este caso, el análisis cualitativo de las imágenes termográficas, resulta fundamental para descartar o ratificar la presencia de un fallo en la máquina.

A partir de los resultados obtenidos, se verifica que las técnicas empleadas muestran distinta efectividad para identificar cada fallo. En el caso del fallo de barras rotas, la técnica de análisis de corrientes resulta más adecuada para identificar este tipo de fallo, pero ante una eventual discrepancia entre los métodos de análisis de corrientes posibles, la termografía puede ayudar finalmente a ratificar la existencia del fallo. En cambio, ante un fallo de rodamientos o del sistema de ventilación, la técnica de análisis de corrientes no muestra resultados tan concluyentes, en ninguna de sus modalidades. Por el contrario, la técnica de termografía infrarroja sí que permite detectar la presencia de una anomalía, ya que responde a un perfil térmico característico.

Finalmente, concluir que la metodología propuesta, basada en técnicas no intrusivas, puede resultar especialmente útil para grandes motores ubicados en instalaciones críticas, en los que la ambigüedad en el diagnóstico puede suponer paradas de producción, con las consecuentes pérdidas económicas. Por tanto, para dichos motores, el coste de implementación de esta metodología queda sobradamente compensado por la obtención de un servicio de mantenimiento predictivo del más alto nivel, que conlleva una mayor fiabilidad en el diagnóstico.

CAPÍTULO 6. METODOLOGÍA DE SEGMENTACIÓN AUTOMÁTICA DE IMÁGENES INFRARROJAS

6.1 DESCRIPCIÓN DEL MÉTODO PROPUESTO

En los capítulos anteriores, se ha demostrado la idoneidad de la técnica de análisis de corrientes para detectar ciertos fallos de los motores de inducción, como serían los fallos en el rotor o excentricidades. Sin embargo, se ha demostrado igualmente su falta de efectividad para la detección de otros fallos. Se ha comprobado que la técnica de termografía infrarroja resultaba ser una excelente herramienta de carácter no invasivo que podría complementar el diagnóstico, especialmente en aquellos fallos en los que el diagnóstico mediante análisis de corrientes no era adecuado. Pese a ello, la técnica de termografía infrarroja, tiene una fuerte carga subjetiva que hace que en algunos casos, solo termógrafos experimentados puedan caracterizar los fallos con éxito. Por tanto, para lograr un diagnóstico más preciso, resulta fundamental la implementación de un método automatizado para la detección de fallos, basado en métodos de procesamiento de imágenes que incluyan el reconocimiento de patrones. Estos sistemas están dotados de algoritmos de inteligencia artificial, que pueden ayudar a reducir dicha subjetividad e incluso en algunos casos, eliminar por completo la intervención humana en el proceso de detección, con el consecuente aumento de efectividad.

Por todo ello, en el presente capítulo se presenta una metodología de segmentación de imágenes termográficas, orientada al diagnóstico automático de los principales fallos de los motores de inducción.

Dicha Metodología, se centra en un método de reconocimiento de patrones en las imágenes mediante la búsqueda de características o rasgos distintivos de cada objeto de dichas imágenes, conocidos como Keypoints, que posteriormente se buscarán en otras imágenes para la comparación. Se parte de una imagen de entrada, que sería la imagen de referencia, en la que se identifica el objeto de interés que se busca para relacionarlo frente a otras imágenes, conocidas como imágenes objetivo. Para ello, se requiere la utilización de descriptor invariante ante la iluminación, rotación, escala y cambios en la posición o perspectiva. El descriptor utilizado que cumple con esas características se denomina SIFT (Scale Invariant Features Transform), descrito con detalle en el capítulo 2.

En nuestro caso, al tratarse de imágenes termográficas, los keypoints (puntos clave) están relacionados con valores de temperaturas significativas. Como existen diferencias notables de temperatura a lo largo de la superficie de la máquina, para lograr una mayor uniformidad de resultados, se opta por una segmentación de la imagen en tres partes diferenciadas: acoplamiento, carcasa del motor y cobertura del ventilador.

6.2 PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL

El procedimiento se basa en la aplicación del método SIFT a las imágenes termográficas obtenidas de los ensayos de termografía infrarroja.

Dicho procedimiento, se basa en identificar y localizar sobre la imagen de referencia del motor sano, aquellos objetos o puntos de interés que interesa relacionar con el resto de imágenes, conocidas como imagen objetivo, procedentes de los ensayos termográficos realizados con el motor deteriorado como consecuencia de las distintas simulaciones de fallo efectuadas.

De esta manera, se pretende extraer un gran número de puntos de interés desde la imagen inicial de referencia y la imagen objetivo en cada caso y relacionarlos utilizando las transformaciones geométricas del método de reconocimiento de imágenes utilizado. Una vez obtenidos los puntos de interés, que no son más que los ratios de las temperaturas significativas del conjunto de imágenes termográficas, tanto del motor sano como del motor en estado de fallo, se procede a representarlos en un espacio tridimensional, para analizar las similitudes o diferencias de las ubicaciones de cada uno.

Finalmente, para validar el procedimiento, se realiza un proceso de clasificación de los datos obtenidos. Para ello, se utilizan dos de los métodos de mayor relevancia.

El esquema del procedimiento se representa en la Figura 6-01. Seguidamente, se detalla el procedimiento con detalle.

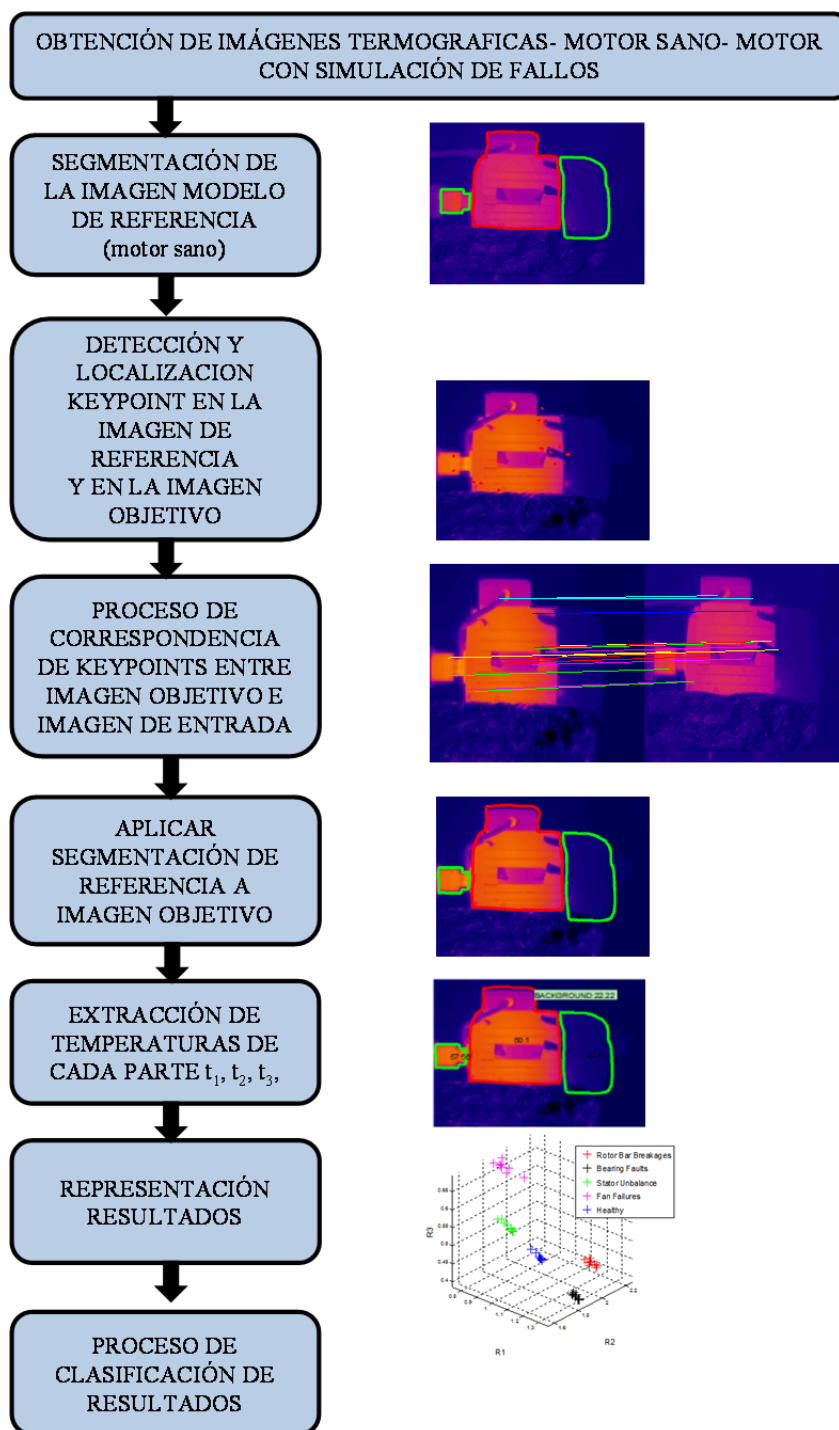


Figura 6-01. Esquema representativo de la metodología empleada, basada en el reconocimiento de imágenes.

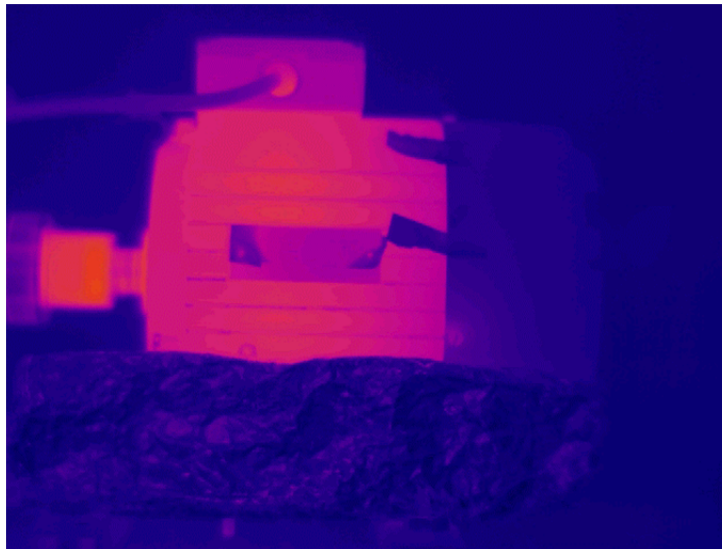
6.2.1. ADQUISICIÓN DE IMÁGENES MEDIANTE TERMOGRAFÍA INFRARROJA

Los ensayos para la adquisición de las imágenes termográficas del motor sano y del motor deteriorado con los distintos fallos, se realizan siguiendo el proceso detallado en los capítulos 3 y 4. La cámara infrarroja se utiliza para registrar el proceso de calentamiento transitorio de la máquina, hasta que se alcanza el régimen permanente. Dicha cámara permite la visualización y grabación de imágenes en intervalos de un segundo, así como su posterior análisis con el programa ThermaCAM Researcher, que permite el conocimiento con gran precisión de la distribución de temperaturas a lo largo de la carcasa del motor en todo momento.

6.2.2. MÉTODO DE RECONOCIMIENTO DE IMÁGENES

6.2.2.1. SEGMENTACIÓN PREVIA DE LA IMAGEN

Una vez que las imágenes han sido adquiridas, se procede a la segmentación de las mismas. Para ello, previo a la aplicación del método en sí, se ha segmentado la imagen de la máquina de inducción en tres partes: acoplamiento, carcasa del motor y carcasa del ventilador, tal como se muestra en la Figura 6-02. Las diferentes partes de la máquina conforman el contorno de ésta y definen la imagen modelo $M(x,y)$.



a)

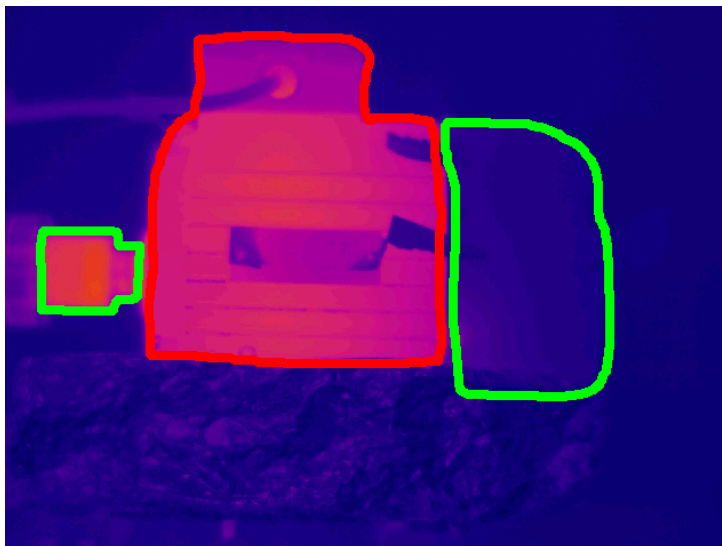


Figura 6-02. a) Imagen termográfica de referencia de la máquina de inducción. b) Figura representativa de la segmentación de la imagen modelo $M(x,y)$ del motor en tres partes.

6.2.2.2. APLICACIÓN DEL DESCRIPTOR SIFT

El método principal de reconocimiento de imágenes se realiza en cuatro pasos principales. Se basa en la aplicación del descriptor SIFT, descrito con detalle en capítulo 2.

- a) El primer paso consiste en la detección y localización de los keypoints (puntos clave), tanto en la imagen de entrada (referencia-motor sano) como en la imagen objetivo obtenida de cada ensayo.
A su vez, este primer paso se divide a su vez en cuatro pasos fundamentales:

- *Detección de extremos (Keypoints).*

Se realiza un proceso de detección de extremos o keypoints, usando la diferencia de funciones gaussianas $D(x, y, \sigma)$, mediante el cálculo de la diferencia entre dos imágenes, una con factor de escala k superior a la otra.

$$D(x, y, \sigma) = G(x, y, k\sigma) * I(x, y) - G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (6-01)$$

Donde I es la imagen inicial, σ es la escala o la desviación estándar de la función gaussiana usada en la convolución (*) con la imagen inicial.

$$Gr(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (6-02)$$

- *Localización de puntos clave (keypoints).*

El algoritmo SIFT elimina los puntos de bajo interés mediante un proceso que descarta aquellos puntos de bajo contraste o localizados en los bordes. Para ello, calcula el valor para cada punto clave. La localización de un extremo μ viene dada por la siguiente ecuación:

$$\mu = -\frac{\delta^2 D^{-1} \delta D}{\delta x^2 \delta x} \quad (6-03)$$

- *Asignación de orientación a cada Keypoint.*

La asignación de una orientación a los puntos clave es fundamental, ya que si se consigue una orientación coherente basada en las propiedades locales de la imagen, el descriptor se puede representar en relación de dicha orientación y por lo tanto ser invariante a la rotación.

Para establecer una orientación adecuada, este método se basa en el gradiente local de la imagen alrededor de los keypoints. Para ello, se utilizará la imagen suavizada por la gaussiana a la mayor escala determinada por el punto clave, de modo que todos los cálculos se realizan de un modo invariable a la escala.

Para ello se ha de calcular el vector gradiente de magnitud m y ángulo a de cada punto. Esto se consigue fácilmente mediante diferencias de píxeles, según las siguientes ecuaciones:

$$m = \sqrt{((I(x, y) - I(x + 1, y))^2 + (I(x, y) - I(x, y + 1))^2} \quad (6-04)$$

$$a = \tan^{-1} \left[\frac{I(x, y) - I(x, y + 1)}{I(x, y) - I(x + 1, y)} \right] \quad (6-05)$$

- *Cálculo de descriptores.*

Finalmente, el descriptor SIFT consiste en un histograma ponderado con las orientaciones y localizaciones alrededor de los puntos de interés.

La detección de un número de keypoints para una de las imágenes termográficas procedentes de los ensayos se representa en la Figura 6-03.



Figura 6-03. Representación de keypoints con forma de estrella en la imagen termográfica.

- b) Seguidamente, una vez se tienen calculados los descriptores, se procede a realizar el proceso de matching (correspondencia) de los puntos localizados de las dos imágenes a comparar (imagen de entrada e imagen objetivo), cuya diferencia se pretende analizar. Para ello, se aplica el algoritmo de transformación geométrica correspondiente.

Se implementa el método del vecino más próximo, basado en la distancia euclídea entre vectores. El algoritmo consiste en calcular los descriptores de una imagen, en la cual se quiere encontrar un objeto que está definido en la otra imagen. Cuando ya se tienen los vectores de los descriptores de todos los puntos clave por cada punto clave de una de las imágenes, se calcula la distancia que existe entre su vector descriptor y todos los demás vectores de los puntos característicos de la otra imagen. Según [Lowe, 1999], para evitar correspondencias ambiguas, únicamente se aceptan aquellas cuyo ratio entre la distancia del punto más cercano y el más lejano es inferior a 0,8. En [Lowe, 2003] se presenta una propuesta mejorada de mayor rapidez del algoritmo anterior, basada en el algoritmo BBF (Best-bin First).

En la Figura 6-04 se presenta un ejemplo del matching de los keypoints entre la imagen de entrada y la imagen objetivo de cada ensayo.

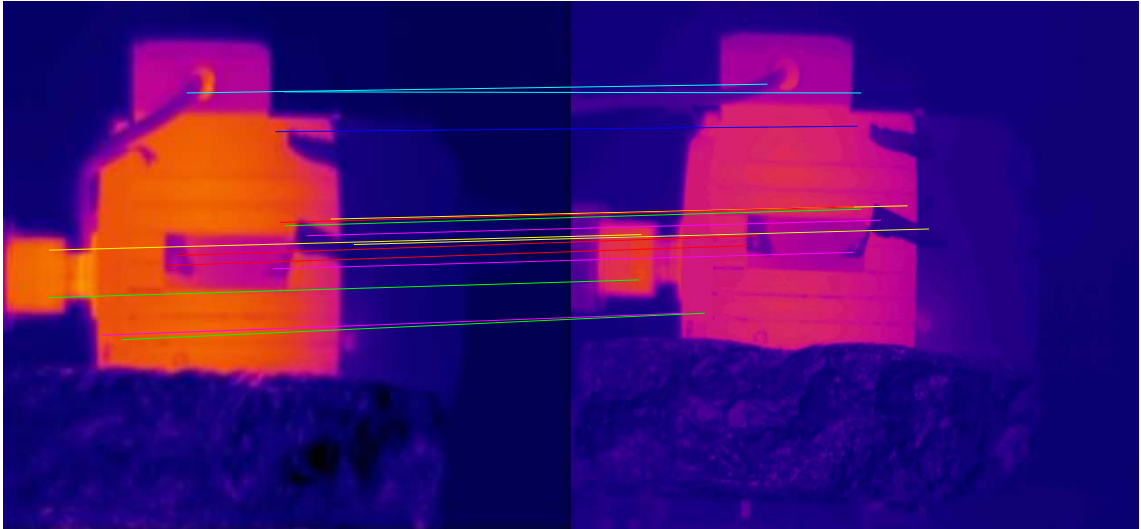


Figura 6-04. Imagen representativa de correspondencia (matching) de los keypoints entre la imagen de entrada o referencia (derecha) y la imagen objetivo (izquierda).

- c) Una vez realizado el proceso anterior de correspondencia de los puntos clave de la imagen de entrada y la imagen objetivo, utilizamos nuestra imagen modelo de referencia, con las tres partes diferenciadas, para relacionarla con la imagen objetivo, tal como se muestra en la imagen Figura 6-05, con la aplicación del mismo algoritmo de transformación geométrica.

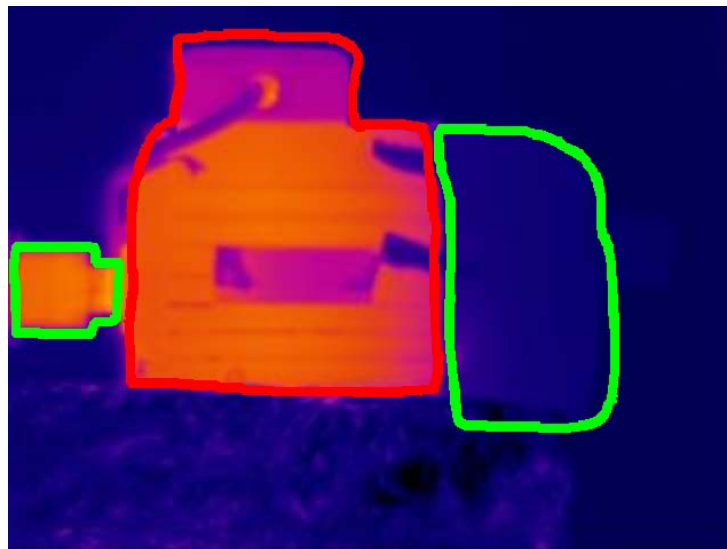


Figura 6-05. Imagen representativa de la segmentación de la imagen objetivo

- d) Una vez localizados los puntos clave o keypoints, se extraen los valores de temperaturas de cada parte de la máquina, representadas como R_1 , R_2 y R_3 . Para ello, se obtiene el perímetro $P(x, y)$ de la imagen modelo (Figura 6-06

a)). Además, se obtiene la temperatura del entorno R_0 de la imagen, la cual representa la temperatura de los alrededores.

$$P(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } M(x, y) = \text{rojo o verde} \\ 0 & \text{distinto} \end{cases} \quad (6-06)$$

Usando esta imagen como una máscara, se rellenan las tres regiones [Soille, 2004]. De esta manera, se obtiene la segmentación en las tres regiones, descritas por la imagen binaria $B(x, y)$, tal como se muestra en la Figura 5-06 b).

$$P(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } P(x, y) \in R_i, i = 1, 2, 3 \\ 0 & \text{si } P(x, y) \in R_0 \end{cases} \quad (6-07)$$



Figura 6-06. Representación de las tres regiones de interés de la imagen objetivo. a) el perímetro $P(x, y)$ de las tres partes de la imagen modelo. b) Segmentación de las tres áreas.

Una vez segmentada la imagen en las tres regiones de interés, se calcula la temperatura media de cada región $\bar{t}_i, i = 0, 1, 2, 3$ mediante el cálculo de la intensidad media de cada sección de la imagen termográfica.

$$\bar{t}_i = \frac{1}{|R_i|} \sum_{p \in R_i} I(p), i = 0, 1, 2, 3 \quad (6-08)$$

Donde $|R_i|$ representa el número de píxeles de la región; $R_i, i = 0, 1, 2, 3$

El siguiente paso consiste en calcular el ratio de las temperaturas medias de cada sección, tal como se muestra en la Tabla 6-01.

Ratio 1	Ratio 2	Ratio 3
$\frac{\overline{t_1}}{t_2}$	$\frac{\overline{t_2}}{t_3}$	$\frac{\overline{t_3}}{t_1}$

Tabla 6-01. Representación de los ratios de las principales temperaturas de cada sección.

6.2.2.3. CLASIFICACIÓN

En este apartado, se describen los procesos de clasificación realizados, a partir de los valores de temperatura obtenidos. De esta manera, se pretende discriminar el tipo de fallo a partir de las imágenes termográficas objetivo, procedentes de los ensayos de los motores deteriorados.

6.2.2.3.1. MÉTODO C4.5. ARBOL DE DECISIÓN

En primer lugar, se utiliza un algoritmo denominado C 4.5., que genera un árbol de decisión a partir de los datos obtenidos, mediante particiones realizadas recursivamente. Los árboles de decisión son unas de las herramientas de “Data Mining” más poderosas. Para cada nodo de un árbol, se le asocia un número de casos posibles. A cada caso se le asignan, a su vez, pesos relacionados con los valores de los atributos desconocidos. Este método se describe en el apartado 2.5. del capítulo 2.

Si T se refiere a los casos asociados al nodo t , entonces calculamos la frecuencia ponderada $f(C_i, T)$ de casos en T , cuya clase es el subconjunto $C_i, i \in [1, N_c]$, donde N_c es el número de clases. Finalmente, se ha de calcular el valor de la ganancia resultante de la división que producen. Si T contiene casos pertenecientes a dos o más clases, entonces la ganancia se puede calcular para cada atributo a partir de la siguiente Ecuación:

$$gain = info(T) - \sum_i \frac{|T_i|}{|T|} \times info(T_i) \quad (6-09)$$

Donde $T_i, i= 1, \dots, s$ es la serie asociada a la división que produce el atributo seleccionado y s en el número de divisiones del nodo t . Por su parte, $info(T)$ se puede calcular a partir de la siguiente expresión:

$$info(T) = \sum_{j=1}^{N_c} \frac{f(C_j, T)}{|T|} \times \log_2 \left(\frac{f(C_j, T)}{|T|} \right) \quad (6-10)$$

Si T_i no está vacío, la división consiste en aplicar repetitivamente las mismas operaciones del conjunto de T_i , más aquellos casos de T con un valor desconocido del atributo seleccionado.

A continuación se muestra un extracto del algoritmo empleado en lenguaje de programación.

Algorithm 1.1 C4.5(D)

Input: an attribute-valued dataset D

- 1: Tree = {}
- 2: **if** D is “pure” OR other stopping criteria met **then**
- 3: terminate
- 4: **end if**
- 5: **for all** attribute $a \in D$ **do**
- 6: Compute information-theoretic criteria if we split on a
- 7: **end for**
- 8: a_{best} = Best attribute according to above computed criteria
- 9: Tree = Create a decision node that tests a_{best} in the root
- 10: D_v = Induced sub-datasets from D based on a_{best}
- 11: **for all** D_v **do**
- 12: Tree _{v} = C4.5(D_v)
- 13: Attach Tree _{v} to the corresponding branch of Tree
- 14: **end for**
- 15: **return** Tree

Figura 6-07. Extracto en lenguaje de programación del algoritmo C.4.5. empleado.

6.2.2.3.2. CLASIFICADOR DE NAIVE BAYES

El clasificador de Naïve Bayes se basa en el Teorema de Bayes. Este método se describe con detalle en el apartado 2.5. del capítulo 2.

Si $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_N\}$ se define como el conjunto de temperaturas de la imagen, donde cada $z_i \in \mathcal{R}^3, i = 1, \dots, N$, describe las principales temperaturas de las regiones de la imagen i , definidas en la Tabla 6-01 y N es el número de imágenes. Entonces, aplicamos la Ley de Bayes, con la asunción de que las probabilidades previas son idénticas para cada clase denominada identificada como C_1, C_2, C_3, C_4, C_5 y finalmente podemos calcular la clase de una muestra desconocida z_i con la siguiente expresión:

$$C^* = \arg_{1 \leq i \leq 5} \max p(z|C_i) \quad (6-11)$$

Para poder calcular la probabilidad $p(z|C_i)$, la hipótesis simplificadora de Naïve Bayes define que las características son condicionalmente independientes, según la siguiente ecuación:

$$p(z|C_i) = \prod_{j=1}^3 p(z_i^j|C_i) \quad (6-12)$$

Donde z_i^j es la temperatura de las áreas j de cada imagen i .

6.3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.

En la Figura 6-08, se representan con distintos colores identificativos, en un espacio tridimensional, los ratios de temperaturas del conjunto de imágenes termográficas asociadas tanto al motor sano como al motor bajo distintas condiciones de fallo.

A partir del gráfico de dispersión obtenido, se puede observar que cada fallo ocupa una posición, por lo que se aprecia la viabilidad del método para identificar automáticamente la posible anomalía presente en el motor relacionado con los fallos estudiados. A pesar de esto, se ha de realizar un procedimiento de validación cruzada con los dos sistemas de clasificación descritos en el apartado anterior, para comprobar el rendimiento de la metodología propuesta para cada clasificador. Los algoritmos correspondientes a los métodos de clasificación C.4.5. y Naive Bayes se implementan utilizando del software WEKA [Witten,2005], [Japkowicz, 2011].

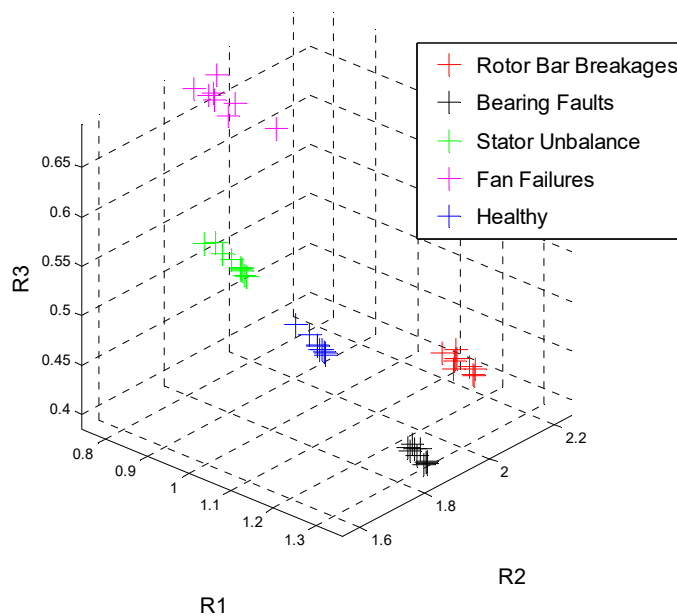


Figura 6-08. Representación de los Ratios del conjunto de imágenes termográficas en un espacio tridimensional.

6.3.1. RESULTADOS DEL MÉTODO C4.5.

Tras la utilización del sistema de clasificación C4.5., se obtiene una precisión del 91,48 %. La Tabla 6-02 representa la matriz de confusión del citado clasificador. Cada columna de la matriz representa el número de predicciones de cada clase, mientras que cada fila representa a las instancias en la clase real.

Por ejemplo, en la siguiente matriz se puede comprobar que de nueve casos reales de motor sano, el sistema predijo que los nueve se corresponden con un motor sano y de diez casos reales de motor con fallo de rodamientos, el sistema predice nueve casos como fallo de rodamientos y uno de motor sano.

REALIDAD	PREDICCIÓN				
	<i>Motor sano</i>	<i>Fallo rodamientos</i>	<i>Desequilibrio de fases</i>	<i>Fallo Sistema de ventilación</i>	<i>Fallo de barras rotas</i>
<i>Motor sano</i>	9	0	0	0	0
<i>Fallo rodamientos</i>	1	9	0	0	0
<i>Desequilibrio de fases</i>	1	0	9	0	0
<i>Fallo Sistema de ventilación</i>	1	0	0	7	0
<i>Fallo de barras rotas</i>	0	1	0	0	9

Tabla 6-02. Matriz de Confusión Método C4.5.

La reglas de clasificación del algoritmo de clasificación C4.5. se describen a continuación:

1. If(Ratio3<=0.41 && Ratio1<=1.14) class=BARS
2. If(Ratio3<=0.41 && Ratio1>1.14) class=BEARING
3. If(Ratio3>0.41 && Ratio2<=1.65) class=UNBALANCE
4. If(Ratio3>0.41 && Ratio2>1.65 && Ratio1<=0.80) class=FAN
5. If(Ratio3>0.41 && Ratio2>1.65 && Ratio1>0.80) class=HEALTHY

6.3.2. RESULTADOS DEL MÉTODO NAÏVE BAYES

Tras la utilización del sistema de clasificación Naïve Bayes, se obtiene una precisión del 100,00 %. La Tabla 6-03 presenta la matriz de confusión del citado clasificador.

REALIDAD	PREDICCIÓN				
	<i>Motor sano</i>	<i>Fallo rodamientos</i>	<i>Desequilibrio de fases</i>	<i>Fallo sistema de ventilación</i>	<i>Fallo de barras rotas</i>
<i>Motor sano</i>	10	0	0	0	0
<i>Fallo rodamientos</i>	0	10	0	0	0
<i>Desequilibrio de fases</i>	0	0	10	0	0
<i>Fallo sistema de ventilación</i>	0	0	0	8	0
<i>Fallo de barras rotas</i>	0	0	0	0	9

Tabla 6-03. Matriz de Confusión Método Naïve Bayes.

6.4. CONCLUSIÓN

En este capítulo, se presenta un método automático de segmentación y reconocimiento de imágenes termográficas. Está diseñado para mejorar la efectividad y eliminar la carga subjetiva en el diagnóstico tras el análisis preliminar de imágenes obtenidas con utilización de la técnica de termografía infrarroja, directamente sobre las máquinas de inducción o incluso cuando se utiliza como complemento junto a otras técnicas como el análisis de corrientes.

El método utilizado para ello (SIFT), resulta ser invariante ante la escala, traslación y rotación, hecho que lo hace idóneo para aplicaciones industriales, en las que la disposición de una cámara situada en una posición fija resulta prácticamente imposible. Dicho procedimiento, se basa en identificar y localizar sobre la imagen termográfica de referencia del motor sano, aquellos puntos de interés a comparar frente al resto de imágenes termográficas objetivo, obtenidas a partir de los diversos ensayos de termografía infrarroja realizados sobre los motores deteriorados.

Finalmente, para validar el procedimiento, además de la representación gráfica de los ratios de temperatura significativos del conjunto de imágenes correspondientes a los distintos fallos, se ha de realizar un proceso de clasificación de los resultados obtenidos. Para ello, se utilizan dos de los métodos de mayor relevancia, C4.5. y Naïve Bayes, obteniendo para los dos casos una precisión superior al 90 %. Por todo ello, se ratifica la potencialidad del método propuesto para la identificación del tipo de fallo de una manera automática con un alto grado de precisión.

CAPÍTULO 7. CONCLUSIÓN Y TRABAJOS FUTUROS

7.1. CONCLUSIÓN

Se ha diseñado un Sistema de diagnóstico automático de averías de motores de inducción, basado principalmente en la técnica de termografía infrarroja. Se trata de un sistema dotado de una alta fiabilidad, válido para la detección de un amplio rango de averías. Su carácter automático evita la fuerte carga subjetiva que conlleva la aplicación individual de termografía infrarroja, que hace que en algunos casos, solo termógrafos experimentados puedan caracterizar los fallos con éxito.

El Sistema se caracteriza por la implementación de diversas fases complementarias, encaminadas al diagnóstico de fallos en motores eléctricos con distintos niveles de fiabilidad y precisión. Cada una de ellas consta de una fase experimental y otra de análisis de la información obtenida.

En primer lugar, se diseña una Metodología para establecer el Modelo térmico basado en el balance energético del motor de inducción, mediante el uso de la termografía infrarroja y el empleo de la Teoría de Transferencia de calor. La metodología se valida mediante la aplicación a motores bajo distintas condiciones de funcionamiento y estado de fallo. Por tanto, se puede afirmar que el Modelo predice con gran precisión el comportamiento térmico del motor. Este hecho hace que de manera añadida, se pueda aplicar para cualquier configuración o condiciones de operación, por lo que una vez establecido para un determinado motor, su extrapolación a otras condiciones solo requiere la medición con dispositivos sencillos los parámetros más significativos. De esta manera, el Modelo puede ser capaz de predecir las curvas de calentamiento en todos los casos, que, una vez analizadas, me ayudan en el diagnóstico básico de averías o alarmas en los motores.

Posteriormente, se desarrolla un procedimiento basado en el análisis de la información procedente de los ensayos, tanto del motor sano, como del motor en estado de fallo. La evolución temporal de las temperaturas de mayor relevancia y las imágenes termográficas analizadas, revelan interesantes patrones que se pueden utilizar para identificar cada fallo. Por tanto, esta Metodología constituye por sí sola un primer paso para poder realizar un diagnóstico más preciso.

Debido a las limitaciones que tiene la técnica de termografía infrarroja para la detección de ciertas averías en los motores de inducción, se propone la implementación de un método doble de diagnóstico de fallos basado en la combinación de dos técnicas de monitorizado no invasivas: análisis de corrientes y termografía infrarroja. A partir de los resultados obtenidos, se verifica que las técnicas empleadas muestran distinta efectividad para identificar cada fallo, de manera que se logra un mayor nivel de fiabilidad en el diagnóstico, por la posibilidad de ratificar o descartar un determinado fallo, así como la posibilidad de poder analizar un rango más amplio de averías.

A pesar de las ventajas conseguidas mediante la combinación de las principales técnicas no invasivas para el monitorizado de los fallos más relevantes en los motores de inducción, hay que destacar el carácter subjetivo de la termografía infrarroja, que hace que,

en algunos casos, solo profesionales experimentados puedan caracterizar los fallos con éxito. Por tanto, para lograr un diagnóstico con un nivel superior de precisión, resulta fundamental la implementación de un método automatizado de detección de averías, que pueden ayudar a reducir dicha subjetividad e incluso en algunos casos, eliminar por completo la intervención humano, con el consecuente aumento de efectividad. Para ello, se implementa un método de reconocimiento de patrones en imágenes, dotado de algoritmos de inteligencia artificial. Tras el análisis y clasificación de los resultados obtenidos, se demuestra la potencialidad del método propuesto para la identificación del tipo de fallo de una manera automática con un alto grado de precisión.

7.2. TRABAJOS FUTUROS

A continuación, se describen los trabajos futuros que se plantean a partir de los resultados presentados como punto de partida en la presente Tesis.

Por una parte, se pretende lograr la determinación con mayor precisión del grado de avería de cada uno de los fallos estudiados. A pesar de haber implementado montajes con el motor bajo diferentes niveles de severidad de ciertas averías, como es el caso de barras rotas o fallo de desequilibrio de fases, resulta fundamental la extensión a la totalidad de fallos. De esta manera, se contará con una relación entre la severidad de cada avería y los resultados obtenidos para poder determinar si nos encontramos con un daño en estado incipiente o en estado avanzado, orientado a la realización de un diagnóstico más preciso y poder adoptar las medidas más adecuadas en cada caso.

De manera añadida, se pretende aplicar la Metodología al estudio de otros fallos, como excentricidades, fallos en el estator, desequilibrio, tanto en estado incipiente como avanzado.

Finalmente, se pretende unificar las distintas Metodologías en un Sistema único robusto de diagnóstico Predictivo, que podría consistir en equipos portátiles de diagnóstico adaptados a ambientes industriales, dotados con las tecnologías de procesamiento del más alto nivel.

BIBLIOGRAFÍA

[AETIR, 2011] “Guía de la termografía infrarroja: aplicaciones en ahorro y eficiencia energética de la Comunidad de Madrid”, Asociación Española de Termografía infrarroja (AETIR), 2011.

[Albrecht, 1986] P. F. Albrecht, J. C. Apparius, and D. K. Sharma, “Assessment of reliability of motors in utility applications-Updated,” IEEE Trans. Energy Convers., vol. EC-1, no. 1, pp. 39-46, March 1986.

[Allianz] Allianz Insurance, “Monitoring und Diagnose elektrischer Maschinen und Antriebe”, Germany (1996-1999), VDE Colloquium, June 28, 2001.

[Antonino, 2006] J. Antonino-Daviu, M. Riera-Guasp, J. Roger-Folch, F. Martínez-Giménez, A. Peris “Application and optimization of the discrete wavelet transform for the detection of broken rotor bars in induction machines”, Applied and Computational Harmonic Analysis, vol.21, Issue 2, pp. 145-280, 2006.

[Antonino, 2006-2] J. A. Antonino-Daviu, M. Riera-Guasp, J. R. Folch, and M. PilarMolinaPalomares, "Validation of a new method for the diagnosis of rotor bar failures via wavelet transform in industrial induction machines," IEEE Trans. Ind. Applications, vol. 42, pp. 990-996, 2006.

[Antonino, 2012] J.A. Antonino-Daviu, M. Riera-Guasp, J. Pons-Llinares, J. Roger-Folch, R.B. Perez, C. Charlton-Perez, “Towards Condition Monitoring of Damper Windings in Synchronous Motors via EMD Analysis”, IEEE Transactions on Energy Conversion, vol.27, no.2, pp.432-439, June 2012.

[Auchin, 2014] Anuchin, A.S., Fedorova, K.G., “A two-mass thermal model of the induction motor, Russian Electrical Engineering, vol. 85 (2), pp. 83-86, 2014.

[Badran, 2012] Badran, O., Sarhan, H., Alomour, B., “Thermal performance analysis of induction motor”, International Journal of Heat and Technology, 30 (1), pp. 75-88, 2012.

[Bagavathiappan, 2013] S.Bagavathiappan, B.B. Lahiri, T.Saravanan, John Philips, T.Jayakumar, “Infrared thermography for condition monitoring-A review”, Infrared Physics & Technology, Ed. Elsevier, Vol 60, pp 35-55, 2013.

[Bai, 2010] B.Bai, Q. Yu, H. He, X. Wang, 3-D Thermal Analysis and Computation of Flameproof Induction Motor, Power and Energy Engineering Conference, 2010, Asia-Pacific.

[Belongie, 2000] S. Belongie and J. Malik (2000), "Matching with Shape Contexts", IEEE Workshop on Contentbased Access of Image and Video Libraries (CBAIVL-2000).

[Beran, 2008] L. Beran, "Thermal effect of short-circuit current in low power induction motors", 13th International Power Electronics and Motion Control Conference, EPE-PEMC 2008, art. no. 4635362, pp. 782-786, 2008.

[Besa, 2005] A. J. Besa Golzálvez, J. Carballeria Morado, "Diagnóstico y corrección de fallos en componentes de máquinas", Universidad Politécnica de Valencia, 2005

[Boglietti, 2005] A. Boglietti, A. Cavagnino, D. Staton, "TEFC Induction motors Thermal Models: a parameter Sensitivite Analysis", IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 41 no. 3, 2005.

[Boglietti, 2009] A. Boglietti, A. Cavagnino, D. Staton, M.Shanel, M.Mueller, C. Mejuto, Evolution and modern approaches Thermal Analysis of Electrical Machines, IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol 56 n.3, 2009.

[Boglietti, 2009-2] Boglietti, A., Cavagnino, A., Staton, D.A., Popescu, M., "Impact of different end region cooling arrangements on endwinding heat transfer coefficients in electric motors", IECON Proceedings (Industrial Electronics Conference), art. no. 5414657, pp. 1168-1173, 2009.

[Boglietti, 2012] Boglietti, A., Cavagnino, A., Popescu, M., Staton, D., "Thermal model and analysis of wound rotor induction machine", 2012 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition, ECCE 2012, art. no. 6342387, pp. 2688-2695, 2012.

[Boglietti, 2013] Boglietti, A., Cavagnino, A., Popescu, M., Staton, D., "Thermal model and analysis of wound-rotor induction machine", IEEE Transactions on Industry Applications, 49 (5), art. no. 6512581, pp. 2078-2084, 2013.

[Boglietti, 2014] Boglietti, A., Carpando, E., Cossale, M., Boriera, A.L., Staton, D., Popescu, M., "Electrical machine first order short-time thermal transients model: Measurements and parameters evaluation", Proceedings, IECON 2014 - 40th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, art. no. 7048555, pp. 555-561, 2014.

[Bonnett, 1992] A. H. Bonnett and G. C. Soukup, “Causes and analysis of stator and rotor failures in three-phase induction motors,” *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 28, no. 4, pp. 921–937, Jul./Aug. 1992.

[Bortnem, 1995] B. Bortnem, F. Pray, and P. Grover; “Measuring Shaft Misalignment with Infrared Thermography,” *P/PM Technology*, pp 20-21, February 1995.

[Bouheraoua, 2011] Bouheraoua, M., Benamrouche, N., Bousbaine, A., “A more refined thermal model for a totally enclosed fan-cooled induction motor”, *Electric Power Components and Systems*, 40 (2), pp. 179-194, 2011.

[Boutarfa, 2003] R. Boutarfa and S. Harmand, “Local convective heat exchanges and flow structure in a rotor-stator system,” *International Journal of Thermal Sciences*, vol. 42, pp. 1129-1143, March 2003.

[Cabanas, 1998] Cabanas M., Orcajo G., “Técnicas para el Mantenimiento y Diagnostico de máquinas eléctricas rotativas”, Ed. Marcombo, 1998.

[Castelli, 2006] M. Castelli, “Desarrollo de un equipo para la realización de mantenimiento predictivo en motores asíncronos de gran porte,” *Uruman*, 2006.

[Cortés, 1990] M.Cortes, *Curso moderno de máquinas eléctricas*, (Editores Técnicos Asociados, S.A., 1990).

[Deleroi 1982] W. Deleroi, “Squirrel cage motor with broken bar in the rotor, Physical phenomena an their experimental assessment”, *Proc. ICEM 82. Budapest, Hungary*, pp. 767-770, 1982.

[Douglas, 2003] H. Douglas, P. Pillay y A. Ziariani, “Detection of broken rotor bars in induction motors using wavelet analysis” *Electric Machines and Drives Conference, 2003. IEMDC'03. IEEE International*.

[Duarte] M. Duarte Villaseñor y L. Chang Fernández, “Clasificación de objetos en imágenes usando SIFT”, *Proyecto del Curso Modelos Gráficos Probabilistas y sus aplicaciones, Maestría en Ciencias Computacionales, INAOE*.

[Duque, 2010] O.Duque, M.Pérez, “Motores de induccion: Técnicas De Mantenimiento Predictivo“, Editorial @becedario S.L, Mayo, 2010.

[Durocher, 2004] D.B.Durocher, G.R. Feldmeier, “Predictive versus preventive maintenance”, IEEE Industry Applications Magazine, vol. 10, no. 5, pp.12-21, October 2004.

[E. Fernandez, 2005] E. Fernández, “Análisis de Clasificadores Bayesianos”, Laboratorio de Sistemas inteligentes, Facultad de Ingeniería. Universidad de Buenos Aires, Argentina, 2005.

[Farsane, 2000],K. Farsane, P. Desevaux, P.K. Panday, Experimental study of the cooling of a closed type electric motor, Applied Therm. Engineering, vol. 20, pp. 1321-1334, 2000.

[Fernández, 1998] M. Fernández, M. García, G. Alonzo, J. Manuel, “Técnicas para mantenimiento y diagnóstico de máquinas eléctricas rotativas”, Marcombo Boixareu editores, 1998.

[Ferreria, 2009], F.J.T.E. Ferreria, A. T. de Almeida, J .F. S. Carvalho and M.V. Cistelecan, “Experiments to Observe the impact of Power Quality and Voltage-Source Inverters on the Temperature of Three-Phase Cage Induction Motors using an Infra-Red Camera,” IEEE international electric machines & drives conference, vol. 1-3, pp. 1305-1312, 2009.

[FLIR, 2009] Manual del software ThermaCAM Researcher, FLIR Systems, Inc

[Flores, 2011] R. Flores, T. I. Asiaín “Fault Diagnosis in Rotating Electrical Machines by Side Bands Frequency Spectra Technique” Información Tecnológica Vol. 22(4), pp. 73-84, 2011.

[Fraile Mora, 2008] J.Fraile Mora, Máquinas Eléctricas, 6th Edición, Mc Graw Hill, 2008.

[Gaberson, 1999] H. A. Gaberson, “Rotating Machinery Energy loss due to misalignment,” P/PM Technology, pp. 36-39, April 1999.

[Garcia-Ramirez, 2014] Garcia-Ramirez, A.G., Morales-Hernandez, L.A., Osornio-Rios, R.A., Benitez-Rangel, J.P., Garcia-Perez, A., Romero-Troncoso, R.D.J., “Fault detection in induction motors and the impact on the kinematic chain through thermographic analysis”, Electric Power Systems Research, 114, pp. 1-9, 2014.

[García-Ramirez, 2014-2] Garcia-Ramirez, A.G., Morales-Hernandez, L.A., Osornio-Rios, R.A., Garcia-Perez, A., Romero-Troncoso, R.J., “Thermographic technique as a complement for MCSA in induction motor fault detection”, Proceedings - 2014 International Conference on Electrical Machines, ICEM 2014, art. no. 6960449, pp. 1940-1945, 2014.

[Guía, 2003] Guía Técnica de Aplicación-Anexos. Significado y explicación de los códigos IPO, IK, Ministerio de Ciencia y Tecnología, Septiembre 2003.

[Haddad, 2015] Reemon Z. Haddad, Cristian A. Lopez, Joan Pons-Llinares, Jose Antonino-Daviu, Elias G. Strangas, "Outer race bearing fault detection in induction machines using stator current signals," 2015 IEEE 13th International Conference on Industrial Informatics (INDIN), pp.801-808, 22-24 July 2015, Cambridge , UK.

[Han, 2003], Y. Han and Y.H. Song, “Condition Monitoring Techniques for Electrical Equipment,” IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 18, no. 1, January 2003.

[Haq, 2006] S. U. Haq and T. Bashir, “Evaluation of Induction Motor Groundwall Insulation using Infrared Thermography,” 2nd International Conference on Emerging Technologies Peshawar, Pakistan, pp 416 - 420, November 2006.

[Harris, 1988] Harris, C., Stephens, M.,”A combined corner and edge detector”, Fourth Alvey Vision Conference, Manchester, UK, pp. 147-151, 1998.

[Harrison, 2003] R.L. Harrison, “Shake, Rattle & Roll: Where's there's Heat there's Probably Vibration,” Sound and vibration, October 2003.

[Heno, 2014] H. Heno et al.,”Trends in fault diagnosis for electrical machines”, IEEE Ind. Electron. Mag., vol. 8, no. 2, pp. 31-42, June 2014.

[Hidalgo, 2003] J. Hidalgo, “La importancia de la correlación de las tecnologías predictivas en el diagnóstico de motores eléctricos”, 1er Congreso de fiabilidad y mantenimiento, México, 2003.

[IEE Guide, 2007] “IEEE Guide for Induction Machinery Maintenance Testing and Failure Analysis,” IEEE Standard 1415™-2006, April 2007

[IEEE Motor Reliability Working work, 1985] IEEE Motor Reliability Working Group, “Report of large motor reliability survey of industrial commercial installations, Part I” IEEE Transactions on Industry Applications, vol. IA-21, 1985, p.p. 853-872.

[Incropera, 2011] TL. Bergman, FP. Incropera, AS. Lavine, “Fundamentals of Heat and Mass Transfer “, Editorial John Wiley & sons, 2011.

[Inmmovilli, 2010] F. Immovilli, A. Bellini, R. Rubini, and C. Tassoni, “Diagnosis of bearing faults in induction machines by vibration or current signals: A critical comparison” IEEE Trans. Ind. Appl., vol. 46, no. 4, pp. 1350-1359, Jul./Aug. 2010.

[Jankowski, 2010] Jankowski, T.A., Prenger, F.C., Hill, D.D., O'Bryan, S.R., Sheth, K.K., Brookbank, E.B., Hunt, D.F.A., Orrego, Y.A., “Development and validation of a thermal model for electric induction motors”, IEEE Transactions on Industrial Electronics, 57 (12), art. no. 5443461, pp. 4043-4054, 2010.

[Japkowicz, 2011] N. Japkowicz, and M. Shah, Evaluating learning algorithms: a classification perspective. Cambridge University Press, 2011.

[Jeffali, 2015] Jeffali, F., EL Kihel, B., Nougauoui, A., Delaunois, F., “Monitoring and diagnostic misalignment of asynchronous machines by infrared thermography”, Journal of Materials and Environmental Science, Vol 6 (4), pp. 1192-1199, 2015.

[Khalifa, 2009] Khalifa, F.A., Serry, S., Ismail, M.M., Elhady, B., “Effect of temperature rise on the performance of induction motors”, Proceedings - The 2009 International Conference on Computer Engineering and Systems, ICCES'09, art. no. 5383074, pp. 549-552, 2009.

[Karvelis, IECON 2014] Petros Karvelis, George Georgoulas, Chsysostomos D. Stylios , Ioannis P. Tsoumas , Jose Alfonso Antonino-Daviu, María José Picazo Ródenas, Vicente Climente-Alarcón “An Automated Thermographic Image Segmentation Method for Induction Motor Fault Diagnosis”, Proceedings 40th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, 10.1109/IECON-pp. 3396-3402, 29 Oct. 2014. (DOI: 10.1109/IECON.2014.7049001).

[Keenan, 1985] Keenan, Chao, Keyes, “Gas Tables”, Wiley, 1985.

[Larrañaga, 2004] P. Larrañaga, I. Inza, “Clasificadores Bayesianos”, Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial, Universidad del País Vasco-Euskal Herreiko Unibertsitatea, 2004.

[López, 2005] B. López Takeyas, “Ingeniería en Sistemas computacionales. Inteligencia Artificial, Algoritmo C.4.5.”, Instituto Tecnológico Nuevo Laredo, Tamaulipas, 2005.

[Lowe 1999] Lowe, D., “ Object Recognition from Local Scale-Invariant Features”, Computer Science Department, University of British Columbia, Vancouver, B.C., Canada, 1999.

[Lowe 1999] Lowe, D., “ Object Recognition from Local Scale-Invariant Features”, Computer Science Department, University of British Columbia, Vancouver, B.C., Canada, 1999.

[Lowe 2004] Lowe, D., “Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints”, Computer Science Department, University of British Columbia, Vancouver, B.C., Canada, 2003.

[Lowe 2004] Lowe, D., “Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints”, Computer Science Department, University of British Columbia, Vancouver, B.C., Canada, 2003.

[M. Vollmer, K.P. Möllmann, 2013] M. Vollmer, K.P. Möllmann, “Termografía Infrarroja, Fundamentos, Investigación y Aplicaciones”, Editorial Universitat Politècnica de Valencia, 2013.

[Macián, 2005]. V.Macián, B.Tormos, P.Olmeda, “Fundamentos de Ingeniería del Mantenimiento”, Departamento de Máquinas y motores térmicos, Editorial Universitat Politècnica de Valencia, 2005.

[Mallat, 2008] S. Mallat, A wavelet tour on signal processing, 3rd Edition, Academic Press, Dec. 2008.

[Marilina, 2004] H. Heringert Marilina, B. Nahuel, P. Iván, “Reconocimiento de Imágenes mediante Scale Invariant Feature Transformation (SIFT)”, Facultad Regional Concepción del Uruguay, 2004.

[Mikoljazyk, 2005] Krystian Mikolajczyk , Cordelia Schmid, "A performance evaluation of local descriptors", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Inteligence, vol. 27, no. 10, October 2005.

[Mirafzal, 2006] B. Mirafzal and N. A. O. Demerdash, "On innovative methods of induction motor interturn and broken-bar fault diagnostics," IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 42, pp. 405-414, 2006.

[Moravec, 1981] Moravec, H., "Rover visual obstacle avoidance", International Joint Conference in Artificial Intelligence, Vancoucer, Canada, 1981.

[Nandi, 2005] S. Nandi and H. Toliyat, "Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Electrical Motors- A Review," IEEE Transactions on Energy Conversion, vol.20, pp. 719-729, 2005.

[Negrea, 2006] M. D. Negrea, "Electromagnetic flux monitoring for detecting faults in electrical machines," Thesis in Department of Electrical and Communications Engineering of Helsinki University of Technology, 2006.

[O.V.Thorsen, 1999] O. V. Thorsen and M. Dalva, "Failure identification and analysis for high voltage induction motors in the petrochemical industry," IEEE Trans. Ind. Appl., vol. 35, no. 4, pp. 810-818, Jul./Aug. 1999.

[O'Donnell, 1985] P. O'Donnell, "Report of large motor reliability survey of industrial and commercial installations: Part I," IEEE Trans. Ind. Appl., vol. IA-21, no. 4, pp. 853-864, Jul. 1985.

[Pallás, 2006] R. Pallás Areny "Instrumentos electrónicos básicos, Editorial: S.A. MARCOMBO, 2006.

[Pechánek, 2009] R. Pechánek, Model of Air Flow In Cooling System Of Induction Machines, XI International PhD Workshop, OWD, 2009.

[PFC Alguacil, 2009] A.Alguacil Gómez, "Aplicaciones del operador SIFT al reconocimiento de objetos", Proyecto Final de Carrera, Departamento de Automática, Universidad Carlos III de Madrid, 2009.

[Picazo, EFA 2013] M.J.Picazo-Ródenas, R.Royo, J.Antonino-Daviu, J.Roger-Folch, "Use of the infrared data for heating curve computation in induction motors: Application to fault diagnosis". Engineering Failure Diagnosis, vol. 35, pp 178-192. Ed ELSEVIER, 2013.

[Picazo, IRECON 2015] M.J. Picazo-Ródenas, R. Royo, J. Antonino-Daviu, "A new methodology for complementary diagnosis of induction motors based on infrared thermography", *International Journal on Energy Conversion (IRECON)*, Vol 3, No 2 (2015).

[Picazo, ISIE 2011] M.J. Picazo-Ródenas, R. Royo, J. Antonino-Daviu, J. Roger-Folch, "Energy balance and Heating Curves of electric motors based on Infrared Thermography", *20th IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, 2011, Poland. Print ISBN 978-1-4244-9310-4.

[Picazo, TIAS 2015] M.J. Picazo-Ródenas, J.A. Antonino-Daviu, V. Climente-Alarcón, R. Royo-Pastor, A. Mota Villar, "Combination of Noninvasive Approaches for General Assessment of Induction Motors", *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol, 51, no. 3, pp. 2172-2180, May-June 2015 (DOI 10.1109/TIA.2014.2382880)

[Pons IECON, 2012] J. Pons-Llinares, V. Climente-Alarcón, F. Vedreño-Santos, J. Antonino-Daviu, and M. Riera-Guasp, *Electric Machines Diagnosis Techniques via Transient Current Analysis*, in *Proc. of the 38th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IECON 12*, 25-28 October, 2012, Montreal, Canada.

[Quinlan, 1993] Quinlan, J. R. "C4.5: Programs for Machine Learning", Morgan Kaufmann Publishers, 1993.

[Riera, 2008] M. Riera-Guasp, J. Antonino-Daviu, J. Roger-Folch and M.P. Molina, "The Use of the Wavelet Approximation Signal as a Tool for the Diagnosis and Quantification of Rotor Bar Failures", *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol.44, no.3, pp.716-726, May-June 2008.

[Riera-Guasp, 2008] M. Riera-Guasp, Jose A. Antonino-Daviu, M. Pineda-Sanchez, R. Puche-Panadero, and J. Perez-Cruz, "General Approach for the Transient Detection of Slip-Dependent Fault Components Based on the Discrete Wavelet Transform", Dec. 2008.

[Roger-Folch, 2004] J. Roger-Folch, J. Antonino, M. Riera and M.P. Molina, "A New Method for the Diagnosis of Rotor Bar Failures in Induction Machines via Wavelet Decomposition," *Proceedings of the 9th International Conference on Electrical Machines ICEM 2004*, Cracow, Poland, September 2004.

[Rubio, 2006] Eduardo Rubio Cerda, Juan C. Jáuregui Correa, Oscar González Brambila “Aplicación de la transformada Wavelet en la detección de defectos causados por vibrado en piezas cilíndricas rectificadas” Ingeniería Mecánica Tecnología y desarrollo vol. 2 no. 2, pp 47- 52, 2006.

[SBL Tutorial] S.B. Lee, E. Wiedenbrug., K. Younsi, “ECCE 2013 Tutorial: Testing and Diagnostics of Induction Machines in an Industrial Environment?”, Denver, CO, USA, Sep 2013.

[Shahab, 2015] F. Shahab, A. R. Mohanty and V.N. a. Naikan, “A misalignment detection methodology by measuring rate of temperature rise of shaft coupling using thermal imaging”, Proceeding of the Institution of Mechanical Engineers Part o Journal of Risk and Reliability, 2015. DOI 10.1177/1748006X15573683.

[Sheghir-Oualil, 2009] S. Sheghir-Oualil, S. Harmand, D.Laloy, Study of the thermal behaviour of a synchronous motor with permanent magnets, International Journey of Engineering, vol. 3 no.3, 2009.

[Singh, 2002] G. K. Singh, “Induction machine drive condition monitoring and diagnostic research -a survey”, Electric Power Systems Research, 27 August 2002.

[Soille, 2004] P. Soille, Morphological Image Analysis: Principles and Applications, Springer; 2nd edition, 2004.

[Staton, 2008] D.Staton, A.Cavagnino, “Convection Heat Transfer and Flow Calculations for Electric Machines Thermal models”, IEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 55 n.10, 2008.

[Staton, 2010] Staton, D., Popescu, M., “Analytical thermal models for small induction motors”, COMPEL - The International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering, 29 (5), pp. 1345-1360, 2010.

[Staton, 2008-2] Staton, D., Popescu, M., Cossar, C., McGilp, M., Omori, S., Kurimoto, T., “Analytical thermal models for small induction motors”, Proceedings of the 2008 International Conference on Electrical Machines, ICEM'08, art. no. 4800139, 2008.

[Takahashi, 2002] K. Takahashi, Airflow and Thermal Conductance in a Totally Enclosed Induction Motor, Heat Transf.-Asian Research, vol. 31 no.1, 2002.

[Tallam, 2007] R. T. Tallam, S.B. Lee, G.C. Stone, G. B. Kliman, J.Yoo, T.G. Habetler and R.G. Harley, “A Survey of Methods for Detection of Stator-Related Faults in Induction Machines,” IEEE Transactions on industry applications, vol. 43, no. 4, July/August 2007.

[Tesina Francés, 2015] V. Francés Galiana, “Diagnóstico del estado del rotor en motores alimentados mediante arrancadores estáticos”, Tesina Final de Master, UPV, 2015.

Tesina Mota, 2013] A.Mota Villar, “Estudio de la termografía infrarroja como técnica de diagnóstico de averías en motores eléctricos de inducción”, Tesis Final de Máster, UPV, 2013.

[Tesis Antonino, 2006] J. Antonino-Daviu, “Diagnóstico de roturas de barra y otras averías electromecánicas en máquinas de inducción mediante el estudio del transitorio de arranque con la transformada wavelet”, Tesis Doctoral, UPV, 2006.

[Tesis Peralta, 2001] R. Willy Peralta Uría, “Aplicación de la Termografía infrarroja al diagnóstico de fallos en motores diésel”, Tesis Doctoral, Departamento de Máquinas y motores térmicos, UPV, 2001.

[Tesis Puche, 2008] R.Puché Panadero, “Nuevos métodos de diagnosis de excentricidad y otras asimetrías rotóricas en máquinas eléctricas de inducción a través del Análisis de corriente estatórica”, Tesis Doctoral, Departamento Ingeniería Eléctrica, UPV, 2008.

[Thomson, 1999] W.T. Thomson, D. Rankin, D.G. Dorrell, “On-line current monitoring to diagnose air-gap eccentricity- An industrial case history of Large HV, 3-phase induction motors”, IEEE Transactions on Energy Conversion, December 1999.

[Thomson, 2001] W.T. Thomson, M. Fenger, “Current signature analysis to detect induction motor faults”, IEEE Industry Applications Magazine, , pp. 26-34, July/August 2001.

[Thorsen, 1997] O.V. Thorsen, M. Dalva, “Condition monitoring methods, failure identification and analysis for high voltage motors in petrochemical industry”, Proceedings 8th International Conference on Electrical machines and drives, EMD’97, University of Cambridge, vol. 444, p.p. 109-113, 1997.

[Touloukian, 1970-1] Y.S. Touloukian, P.E. Liley, S.C. Saxena “Thermophysical Properties of Matter Vol 3”, IFI/Plenun, NY, 1970.

[Touloukian, 1970-2] Y.S. Touloukian, S.C. Saxena, and P. Hestermans “Thermophysical Properties of Matter Vol. 11”, IFI/Plenum, NY, 1970

[Tuytelars, 2007] T. Tuytelaars, K. Mikolajczyk, “Local invariant feature detectors: A survey”, *Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision*, vol.3, pp. 177-280, 2007.

[Venkata, 2012] K. Venkata Sivaro, G. Diwakar, Dr. M.R.S Satynarayana “Determination Of Misalignment Using Motor Current Signatures Analysis In Rotating Machine” *Internacional Journal of Engineering Research & Technology* Vol. 1, October 2012.

[Watson, 1992] J.F. Watson, S. Elder, “Transient analysis of the line current as a fault detection technique for 3-phase induction motors,” *Proceedings of the International Conference on Electrical Machines, ICEM'92*, vol. 15-17, Manchester, pp. 1241-1245, September 1992.

[Witten,2005] Witten, I. H., & Frank, E. (2005). *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*. Morgan Kaufmann.

[Yoo, 2008] J. Yoo, J. Yun and S.B. Lee, “Automated Monitoring of High-Resistance Connections in the Electrical Distribution System of Industrial Facilities,” *IEEE Industry Applications Society Annual Meeting*, October 2008.

[Yoo, 2009].J. Yoo, J. Yun and S.B. Lee, “Automated Monitoring of High-Resistance Connections in the Electrical Distribution System of Industrial Facilities,” *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 45, no. 2, April 2009.

[Yun, 2007], J. Yun, J. Cho, S.B. Lee and J. Yoo, “On-line Detection of High-Resistance Connections in the Incoming Electrical Circuit for Induction Motors,” *Proc. IEEE-IEMDC*, Antalya, Turkey, pp.583-589, 2007.

PARTE II: RELACIÓN DE ARTÍCULOS

ARTÍCULO 1.

M.J.Picazo-Ródenas, R.Royo, J.Antonino-Daviu, J.Roger-Folch, **“Energy balance and Heating Curves of electric motors based on Infrared Thermography”**, 20th IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), 2011, Poland. Print ISBN 978-1-4244-9310-4. DOI: 10.1109/ISIE.2011.5984224.

Energy balance and Heating Curves of electric motors based on Infrared Thermography

M.J. Picazo-Ródenas, R. Royo, J. Antonino-Daviu, J. Roger-Folch

Instituto Ingeniería Energética. Universidad Politécnica de Valencia. Camino de Verna, s/n, 46022 Valencia, SPAIN.

Abstract- In the present study, a methodology has been designed in order to establish an energy balance of an induction motor, through the use of Infrared Thermography. Tests were performed on a 1.1 kW induction motor operating at full load. Thermographic images of the chassis temperature were captured at every second from the starting up of the motor till the switch off and final cool down, by using an infrared camera connected to a laptop computer with an acquisition and analysis program installed. Initially, heat losses by convection and radiation from the surface of the machine were calculated using its geometrical dimensions and temperature values obtained from the thermographic images. Any motor configuration and working conditions can be accurately studied using this procedure by just varying the $m \cdot Ce$, NTU, ϵ and/or fan diameter. Additionally, the developed model proves that infrared thermography can be considered as a valuable tool to perform energy balances and to obtain the heating curves of the machine with enough accuracy.

1. INTRODUCTION

Three-phase squirrel cage induction motors are the most widely used electric machines in industry [1]-[2]. This is due, among other reasons, to their high reliability and efficiency and low cost.

Potential faults that may affect the operation of these machines are therefore crucial for the production safety. Due to this fact, special attention has been paid to such research field in the last decade. Most conditions that cause machine failures are revealed under the form of excessive temperature, an aspect which is closely linked to the life and performance of the machine, due to the temperature levels reached in certain areas that limit the capacity of electric motors. As a consequence, improvement of these machines at the design stage requires the study of the heat flux paths and distribution of losses [3]-[5].

On the other hand, Infrared Thermography is a technique based on the heat transfer by radiation, more precisely, infrared radiation. Radiation measurements are converted into temperature measurements which will be finally transformed into electrical signals. The measurement device used consists of an infrared camera, which allows measuring the superficial temperature gradients with its infrared sensors, by means of the capture of high quality images. Additionally, these measurements can be performed while the system is energized and operating and due to the lack of contact with system, during the inspection, hazard situations for the operators are avoided.

In the present study a methodology has been designed in order to establish the energy balance of a 1.1 kW self ventilated squirrel-cage electric induction motor by using Infrared Thermography. The cooling of the externally finned casing is achieved by a fan

mounted on one end of the shaft and covered by a cowling. With the temperature values obtained from the thermographic images, it is possible to calculate heat losses through the external housing of the motor, by using the corresponding Heat Transmission formulas.

2. METHODOLOGY

2.1. Theoretical background

During the energy conversion process taking part in an electric motor, a portion of the demanded energy is lost due to friction, iron losses, joule losses, etc. All these energy losses are dissipated as heat, leading, on the one hand, to an increase in the internal energy of the machine and consequently to an increment of the temperature. Due to this temperature increase, heat is evacuated towards the surrounding environment as convection and radiation losses. Hence, the temperature will slowly increase and it will reach a balance when dissipated heat is equal to the generated heat [4], [6], [7].

This process is consistent with the First Law of Thermodynamics, an expression of the principle of Energy conservation. The engagement of this principle, represented by (1) to (4), and Infrared Thermography is the main objective of the study carried out in this paper. By using thermography, temperature readings of the motor's housing (T_s), air temperature (T_r), air output fan temperature (T_{out}) and air inlet fan temperature (T_i) will be measured at every second.

$$\Delta U = P_{losses} - Q_{total} \quad (1)$$

$$\Delta U = m \cdot C_e \cdot \frac{dT}{dt} \quad (2)$$

$$P_{losses} = P_{elec} - P_{mec} \quad (3)$$

$$m \cdot C_e \cdot \frac{dT}{dt} = (P_{elec} - P_{mec}) - Q_{total} \quad (4)$$

Where:

ΔU : Internal Energy of the machine (W)

P_{losses} : Power losses (W)

Q_{total} : Dissipated heat (W)

m : mass of machine's housing (9 kg)

C_e : Specific heat capacity of the aluminium machine's housing (897 J/kg K)

In steady state:

$$\Delta U = m \cdot C_e \cdot \frac{dT}{dt} = 0 \quad (5)$$

$$(P_{elec} - P_{mec}) = Q_{total} \quad (6)$$

For achieving the aforementioned goal, it is necessary to take into account that in an electric self ventilated machine, the external surface of the housing dissipates heat mainly by natural and forced convection and radiation, three types of heat-transfer mechanisms. Heat transfer is a phenomenon in which heat is transmitted from a hotter system to a colder one due to the temperature gradient.

$$Q_{total} = Q_{rad} + Q_{fconv} \quad (7)$$

Convection

Convection is the heat transfer process due to fluid motion.

In electrical machines, convection is the main phenomenon transporting heat out from the machine [8], [9].

In natural convection, the fluid motion is due entirely to buoyancy forces arising from density variations in the fluid. In electric motors, fins are used to increase the convection surface [9], [10].

The total natural convection heat transfer rate may be expressed as the following equation, known as Newton's law of cooling/heating:

$$Q_{conv} = h \cdot (T_s - T_r) \cdot A \quad (8)$$

Where:

h: natural convection coefficient

A: Surface (m²)

T_s: Surface temperature

T_r: Air temperature

Forced convection is a type of convection in which the fluid movement is due to an external force. In electric motors it has great importance due to the fan fixed at the end of the shaft that blows air in axial direction. This way of heat transfer can be represented through the following equation:

$$Q_{fconv} = \dot{m}_a \cdot C_p \cdot (T_{out} - T_i) \quad (9)$$

$$\dot{m}_a = V_a \cdot \rho \cdot A_V \quad (10)$$

Where:

\dot{m}_a : Air flow (kg/s)

V_a : Air output speed (m/s)

ρ : air density (at normal conditions 1,2 kg/m³)

A_V : fan transversal section (m²)

T_{out} : Air output temperature (K)

T_i : Air inlet temperature (K)

Radiation

Radiation does not need a presence of a medium. In heat-transfer studies, the interest is focused in thermal radiation, a form of radiation emitted by bodies because of their temperature, which represents the difference between what the bodies absorb and transmit.

Heat transfer through radiation between the surface and ambient is given by Stefan-Boltzmann's law.

$$Q_{rad} = A \cdot \sigma \cdot \varepsilon \cdot (T_s^4 - T_r^4) \quad (11)$$

Where:

σ : Stefan- Boltzmann's constant ($5,67 \cdot 10^{-8}$); ξ : Emissivity (0,95); T_s : Surface temperature (K); T_{refl} : reflected temperature (K)

The calculations were carried out taking as a basis the motor specifications, detailed in the name plate and in the technical documentation, the formulation based on heat transfer theory and the information extracted from tests.

2.2. Experimental work

Tests were performed with a 1,1 kW induction motor whose characteristics are included in Table I. The motor was driving a load consisting of an auxiliary DC machine. There are also some devices implemented to measure the electric and mechanical quantities: a power analyzer displaying the value of electric power, a torque transducer connected to a digital indicator to display the value of torque and a tachometer indicating the value of the shaft speed (see Figures 1 and 2).

Initially, thermographic images of the housing temperature were captured every second from the starting up of the motor till the switch off and final cool down, by using an

infrared camera connected to a laptop computer with an acquisition and analysis program installed.

The infrared camera used is a FLIR S65 Series, which is a high sensitivity portable infrared camera with a firewire interface that allows to be connected to a computer.

Once the thermographical sequence had been captured, the infrared images were analyzed, by using a commercial software package named Thermacam Researcher, which allows knowing with high accuracy the temperature distribution across the external surface of the motor housing for every second. The values of T_{out} and T_i are also measured thanks to several pieces of paper glued to the motor. To measure the value of T_{refl} , a piece of aluminum foil paper is situated near the motor.

During the test, the values of electric power, mechanical torque and shaft speed were also measured, at intervals of five minutes, thanks to the aforementioned devices.

Geometric dimensions of the motor are measured in order to calculate the surface of all components of the external housing by using the appropriate geometric formulas. In Table II, these dimensions are detailed.

With the previous instruments and the motor specifications, all the required information is available to perform the required calculation to achieve our main objective.

TABLE I
INDUCTION MOTOR SPECIFICATIONS

Model 1LA2080-4AA10	
P_N	1.1 kW
n_N	1410 rpm
U_N	400(Y)/230 (Δ)
I_N	2.7(Y)/4.6 (Δ)
$\cos \varphi$	0.8

TABLE III
GEOMETRIC DIMENSIONS

Element	A (m ²)	Element	A (m ²)
Cylinder		Other elements	
Front circle	$1.42 \cdot 10^{-2}$	Name plate	$2.00 \cdot 10^{-3}$
Back circle	$2.27 \cdot 10^{-2}$	Support	$2.10 \cdot 10^{-2}$
Left lateral cylinder	$1.34 \cdot 10^{-2}$	Top cover	$7.57 \cdot 10^{-3}$
Right lateral cylinder	$1.52 \cdot 10^{-2}$	Top cover	$5.00 \cdot 10^{-4}$
Free Lateral cylinder	$4.38 \cdot 10^{-2}$	Front and lateral	$2.01 \cdot 10^{-2}$
Fins		Bearings	$1.74 \cdot 10^{-3}$
Fin Transversal	$9.10 \cdot 10^{-3}$	TOTAL	0,335
Fin end	$2.73 \cdot 10^{-3}$		
Fin lateral	$1.53 \cdot 10^{-1}$		
Fin Transversal	$9.98 \cdot 10^{-4}$		
Fin end superior	$1.68 \cdot 10^{-2}$		
Fin Lateral superior	$7.35 \cdot 10^{-4}$		

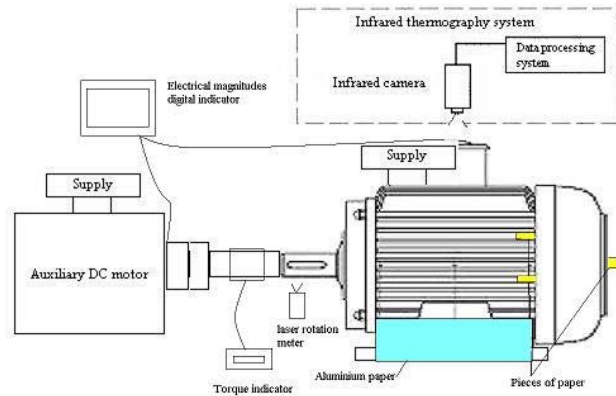


Fig 1. Experimental scheme.



Fig 2. Test-bed picture.

3. RESULTS

3.1. Power losses calculations

To calculate the power losses in the motor, electric and mechanical power must be previously determined (see (14)).

The electric power was measured every five minutes using a power analyzer. In order to have electric power values for every second, in accordance with the timing of the temperature measurements, an interpolation of the power curve was performed. In Figure 3 the time evolution of the electrical power variation is shown.

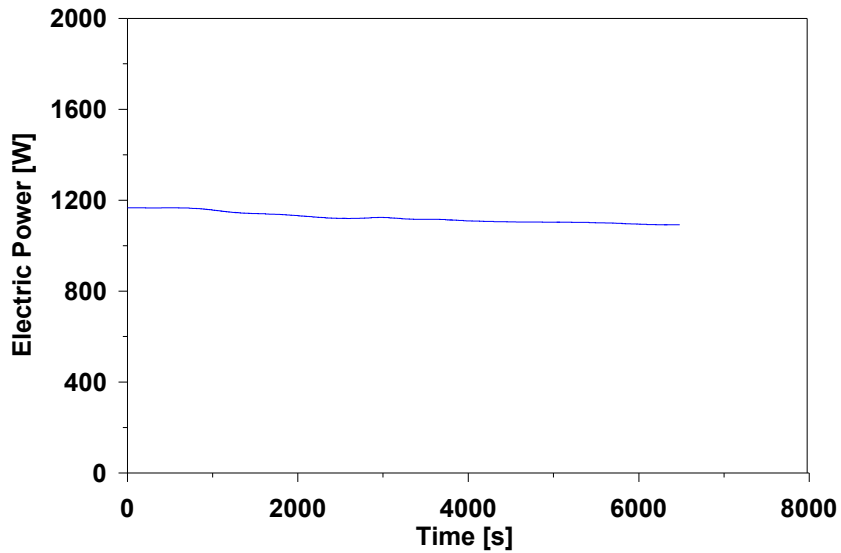


Fig 3. Electric Power evolution.

The mechanical power was calculated, using (12) and (13), from shaft speed and torque measurements, which were also recorded every five minutes by using a torque transducer with a digital indicator and a tachometer.

$$\Omega = \frac{nN \cdot 2 \cdot \Pi}{60} \quad (12)$$

$$P_{mec} = T \cdot \Omega \quad (13)$$

Equivalently, an interpolation of the mechanical curve was performed in order to obtain data for each second. The time evolution is represented in the following figure:

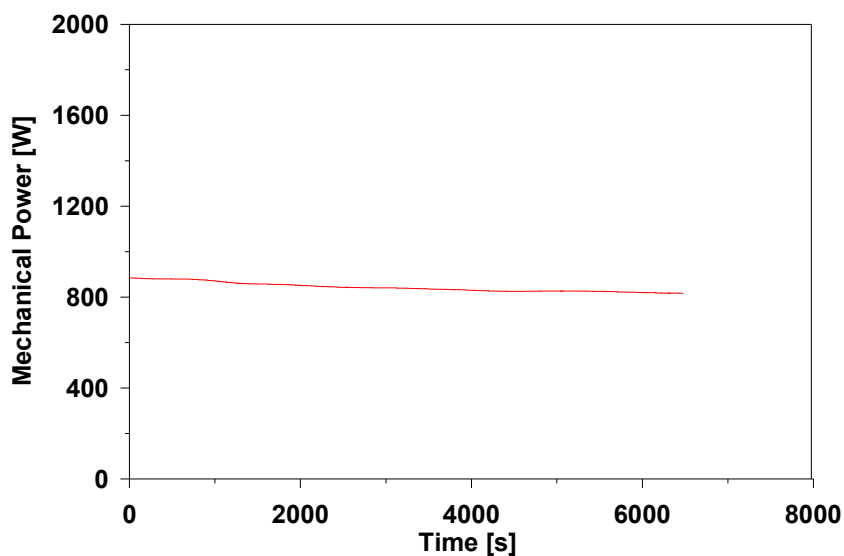


Fig 4. Mechanical Power evolution

Finally, Power losses are calculated every second by applying (14) and plotted as a function of time in Figure 5. It can be observed that the power losses are approximately constant during the test.

$$P_{losses} = P_e - P_{mec} \quad (14)$$

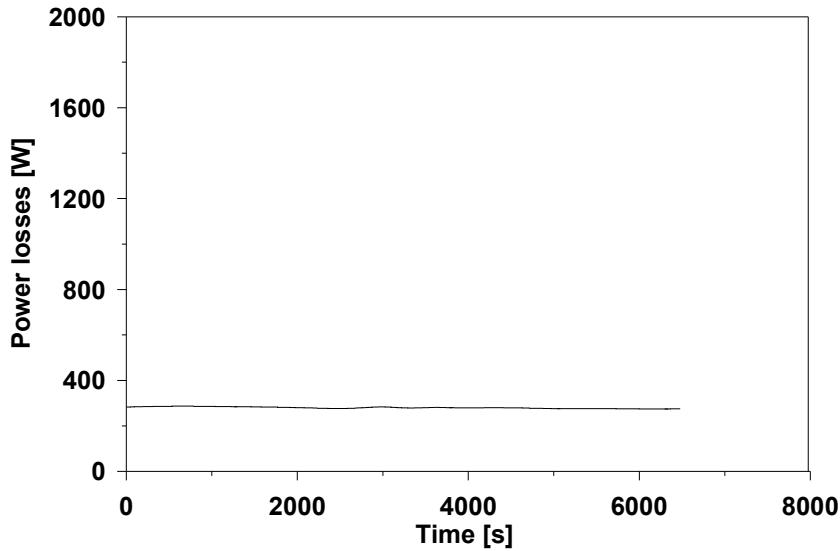


Fig 5. Power losses evolution.

3.2. Heat Transfer Calculations.

To calculate the values of the different Heat Transfer Processes, it is necessary to know the surface temperature during the heating process.

Like it is mentioned in Section II (B), the value of this temperature is obtained from the sequence of infrared images captured with the infrared camera and analyzed by Thermacam Researcher. As an example, an image caption during the test is represented in Figure 6.

Color variation reflects a gradient of temperatures in the surface according to the temperature bar scale attached to the image. The program allows the accurate temperature measurement with different analysis tools. The results obtained with these tools can be displayed within the IR image in the result table window.

In Figure 6, the infrared image, the standard and play images toolbar, the scaling toolbar, the analysis tools, a results table window and a second window with the graphical evolution of selected temperatures are displayed. The analysis toolbar contains several analysis tools, such as the spot meter, flying spot meter, line, box area, circle area, polygon area, isotherm, formulas and removal tool. With these tools, it is possible to obtain the maximum, minimum and average value of the temperature in every spot, line, box, circle or polygon in the image, which are detailed in the result table window. The graphical evolution of temperatures can be exported and displayed in any graphic software.

In the thermographic image, T_s , T_{out} , T_{in} and T_{refl} were determined by box area tool. The latter one was obtained from a piece of aluminium foil paper near the motor. The values of T_{out} , T_{in} are determined from several small pieces of paper glued to the housing motor. Finally, T_r is determined by the spot meter.

Preliminary tests were performed to compare the heating of different faces of the motor housing in order to select the most representative housing area.

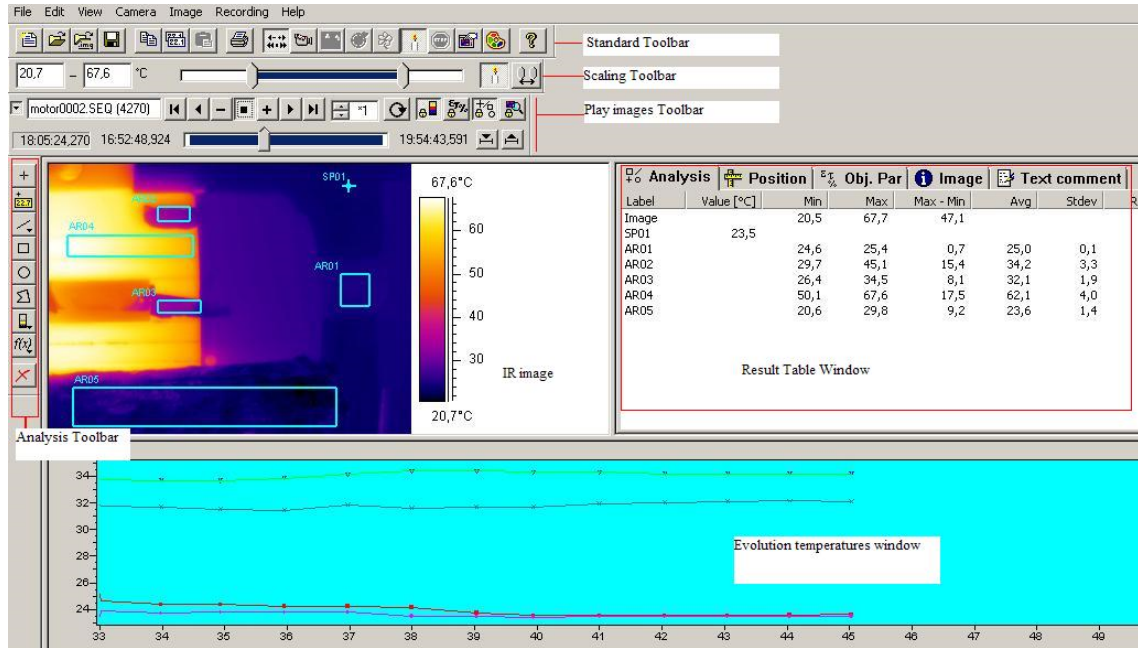


Fig 6. View of lateral IR and program analysis tool.

In the following figure, the evolutions of the measured temperatures during the heating process are represented.

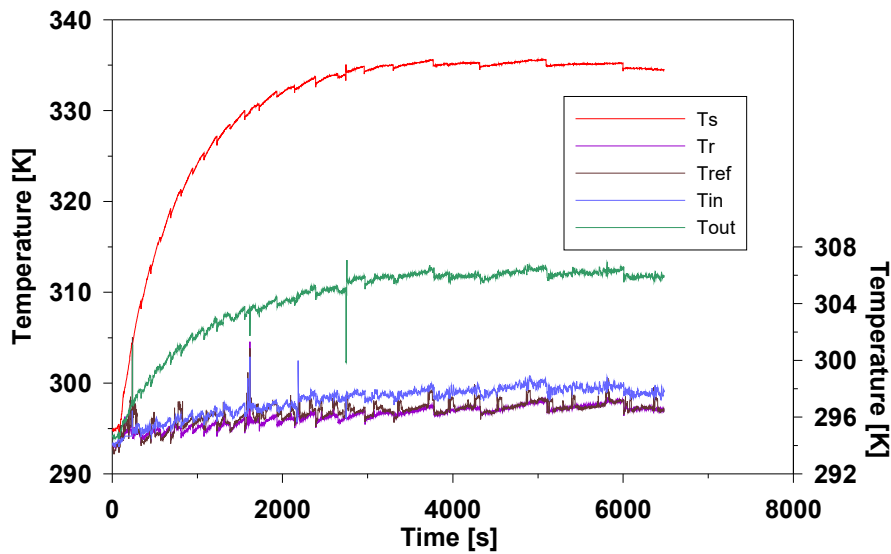


Fig 7. Temperatures evolution.

The values of natural convection and radiation for every second were calculated with Heat Transfer equations detailed in Section II (A). An initial constant value for the natural convection parameter is selected by employing temperature tabulated air properties data. The value obtained is $h=5$ [11].

Once Q_{conv} and Q_{rad} have been calculated, Q_{fconv} in steady state can be determined by applying (14) and (15). This is possible because, in this state, dissipated heat through the external surface of the motor is equal to the generated heat due to power losses.

So, the value of \dot{m}_a is calculated for steady state conditions, using (17). With this constant value, it is possible to calculate Q_{fconv} for transient conditions applying the same equation.

$$P_{losses} = Q_{total} = Q_{rad} + Q_{conv} + Q_{fconv} \quad (15)$$

$$Q_{fconv} = Q_{total} - Q_{conv} - Q_{rad} \quad (16)$$

$$Q_{fconv} = \dot{m}_a \cdot C_p \cdot (T_{out} - T_i) \quad (17)$$

$$\dot{m}_{a_average} = 0,03kg/s$$

The evolution of the different heat transfer phenomenon, i.e., natural and forced convection and radiation, are represented in Figure 8.

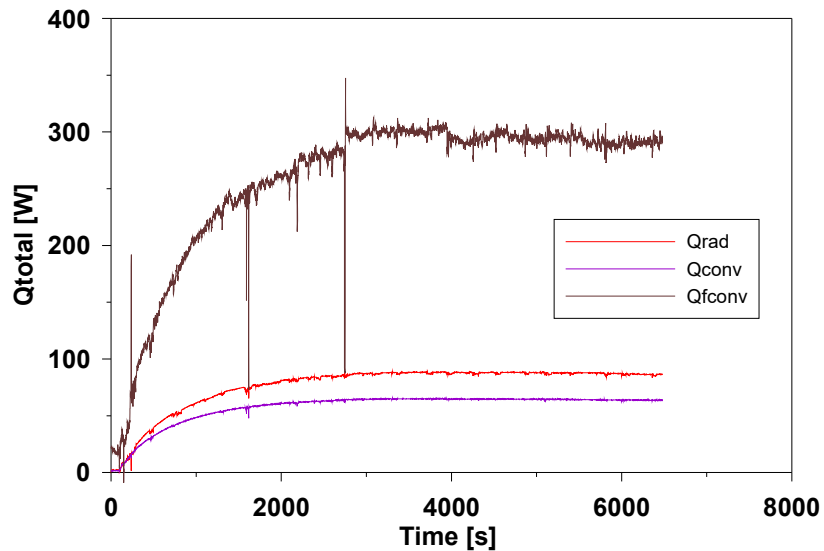


Fig 8. Natural and Forced Convection and Radiation Heat Transfer Evolution.

This Figure reflects the fact that the value of forced convection heat transfer is one of the most critical aspects for an accurate energetic balance in an induction machine, just as expected [12].

3.3. Heating Process validation according with First Law of Thermodynamics.

In order to check that the heating process behaves in accordance with the 1st Law of the Thermodynamics, the experimental surface temperature measurements of the motor's housing will be compared with theoretical values obtained from (18), expressed as a function of theoretical surface temperature:

$$\frac{dT}{dt} = \frac{1}{m \cdot c_e} [(P_{elec} - P_{mec}) - Q_{total}] \quad (18)$$

The value of $m \cdot c_e$ to introduce depend of mass and housing characteristics and the power loss has been calculated from the electric and mechanical power measured during the test.

As it can be observed, all the required information to apply the equation is known, except on Q_{total} , which is the sum of the heat losses due to natural and forced convection and radiation, (Eq. 7) and dT/dt which is the variable objective.

The next step was to rewrite all the equations describing each of the heat transfer processes as a function of the theoretical surface temperature.

On the one hand, the radiation heating process has a straight forward expression (19), in which the only unknown parameter is T_{s_theor} .

$$Q_{rad} = A \cdot \sigma \cdot \xi \cdot (T_{s_theor}^4 - T_r^4) \quad (19)$$

On the other hand, the convection process is determined by the sum of both the natural and the forced convection contributions. To calculate the amount of convection in this must be performed.

Focusing first on the forced convection process, the value for \dot{m}_a will be assumed to be the one calculated previously, from the experimental data.

In order to define T_{out_theor} as a function of the T_{s_theor} , the NTU and efficiency (ϵ) parameters must be calculated (see (20) to (22)). To do so, the fan was characterized as a heat exchanger. Consequently, the forced convection equation will look like:

$$Q_{fconv} = \dot{m}_a \cdot C_p \cdot (T_{out_mtheor} - T_i) \quad (20)$$

$$T_{out_theor} = T_i + \varepsilon \cdot (T_{s_theor} - T_r) \quad (21)$$

$$\varepsilon = 1 - e^{-NTU} \quad (22)$$

Regarding the natural convection process, a theoretical value of the h parameter must be calculated. To do so, theoretical databases of air properties, tabulated as a function of the temperature, were used. After extracting the required information and applying (23) to (28), an average value of 5 was obtained [13].

$$T_m = \frac{T_r + T_{s_theor}}{2} \quad (23)$$

$$\beta = \frac{1}{T_m} \quad (24)$$

Where:

T_m : Medium temperature (K)

T_r : Air temperature (K)

T_{s_theor} : Theoretical surface temperature (K)

β : Volumetric thermal expansion coefficient.

$$Gr = \frac{g\beta D^3 (T_{s_theor} - T_r)}{\nu^2} \quad (25)$$

Where:

Gr : Grashof number

β : Volumetric thermal expansion coefficient

g : Gravitational acceleration (9,8 m/s²)

T_r : Air temperature (K)

T_{s_theor} : Theoretical surface temperature (K)

D : Motor diameter (m)

T_{s_teor} : Theoretical surface temperature (K)

ν : Kinematic viscosity (Pa·s)

$$Ra = GrPr \quad (26)$$

$$Nu = 0,53 \cdot Ra^{0,25} \quad (27)$$

$$h = \frac{Nu \cdot Cond}{D} \quad (28)$$

Where:

Ra: Rayleigh Number

Pr: Prandtl number

Nu: Nusselt number

Cond: Thermal conductivity (W/Km)

With all the heating processes well defined and just having the dT_{s_theor} / dt as unknown, (18) was applied and the results are plotted in Figure 9. This Figure reflects the fact that the value of dT/dt decreases during the test and it is constant in steady state, when dissipated heat is equal to the generated one, just as expected, according to Heat Transfer Theory described in Section II (A)

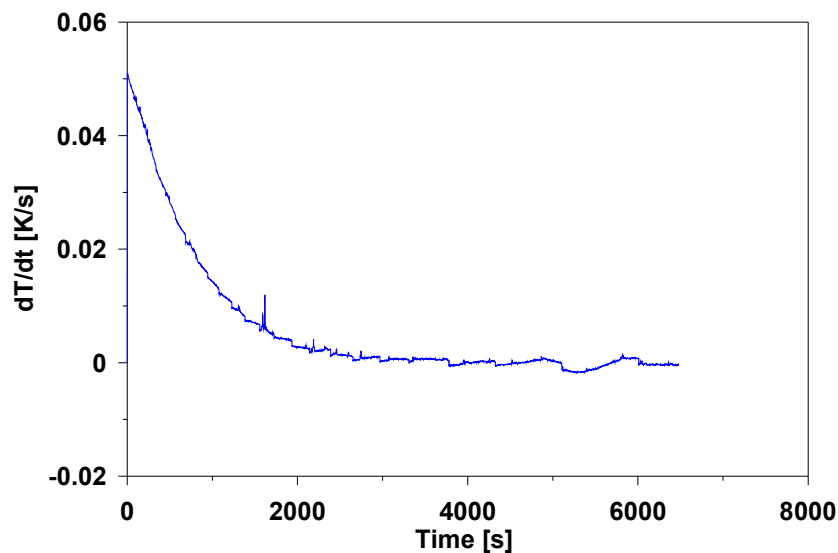


Fig 9. dT/dt evolution.

Finally, from the Heating rate results, the T_{s_theor} results as a function of time were calculated.

Comparing the theoretical and experimental Heating Curves, a great accuracy is observed between both of them (Figure 10). This supports the fact that the motor heating process, in the present study, behaves in accordance to the 1st Law of Thermodynamics. This means that any motor configuration and working conditions can be accurately studied using this procedure by just varying the $m \cdot C_e$, NTU, ε and/or fan diameter.

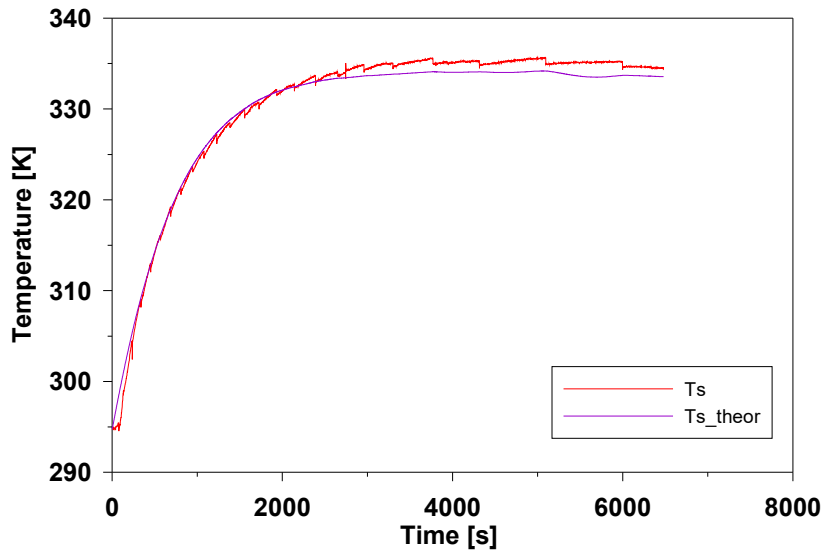


Fig 10. Experimental and Theoretical Heating Curve of the induction motor.

4. CONCLUSION

It is known that thermal dissipation becomes a key consideration in the operation of induction motors, since eventual overheating will result in a decrease of the motor's lifetime. In this paper, the Infrared Thermography technique is used to validate an energy balance in an electric motor.

Results show that the motor heating process behaves in accordance with the 1st Law of Thermodynamics. Moreover, the developed model can be used for any motor configuration and working conditions by just varying the $m \cdot C_e$, NTU, ε and/or fan diameter. Additionally, this model reflects the fact that Thermography can be considered a valuable tool in performing energy balances and to obtain the heating curves of the machine with enough accuracy.

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by European Community's 7th Framework Program FP7/2007-2013 under Grant Agreement n° 224233 (PRODI Project).

5. REFERENCES

- [1] A. Krawczyk, S. Wiak and X.M. López-Fernández, *Electromagnetic fields in mechatronics, electrical and electronic engineering: proceedings of ISEF'05*, Studies in Applied Electromagnetics and Mechanics, 2006.
- [2] T. Tudorache, L. Melcescu, and V. Petre, “High Efficiency Squirrel Cage Induction Machines,” *International Conference on Renewable Energies and Power Quality (ICREPQ'09)*, Valencia, 2009.
- [3] Z. Lazarevic, R. Radosavljevicz, and P. Osmokrovic, “A Novel Approach for Temperature Estimation in Squirrel-cage induction Motor without sensors,” *IEEE Transactions on Instrumentation and measurement*, vol.48, n. 3, June 1999.
- [4] S. Sheghir-Oualil, S. Harmand, and D.Laloy, “Study of the thermal behaviour of a synchronous motor with permanent magnets,” *International Journal of Engineering*, vol.3, pp. 3, November 2009.
- [5] Y. Huai, R.V.N. Melnik, and P.B. Thogersen, “Computational analysis of temperature rise phenomena in electric induction motors,” *Applied Thermal Engineering*, vol. 23, p 779-795, 2003.
- [6] M.Cortes. *Curso moderno de máquinas eléctricas*. Editores Técnicos Asociados, S.A., Barcelona 1990.
- [7] B.Bai, Q. Yu, H. He, and X. Wang, “3-D Thermal Analysis and Computation of Flameproof Induction Motor,” *Power and Energy Engineering Conference, Asia-Pacific*, 2010.
- [8] M. Jääskeläinen, “Determination of coefficients of thermal convection in a high-speed electrical machine,” *Helsinki University Technology, Faculty of Electronics, Communications and Automation Department of Electrical Engineering*, 2009.
- [9] D. Staton, and A. Cavagnino, “Convection Heat Transfer and Flow Calculations for Electric Machines Thermal models,” *IEE Transactions on Industrial Electronics*, vol.55, n.10, 2008.
- [10] A. Boglietti, A. Cavagnino, D. Staton, M.Shanel, M.Mueller, and C. Mejuto, “Evolution and modern approaches Thermal Analysis of Electrical Machines,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol.56, n.3, 2009.
- [11] JM Corberán, and R.Royo, *Heat Transmission Notes*. Departamento de Termodinámica Aplicada. Universidad Politécnica de Valencia, 2001.
- [12] A. Boglietti, A. Cavagnino, and D. Staton, “TEFC Induction motors Thermal Models: a parameter Sensitivity Analysis,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol.41, n.3, 2005.

[13] F. Incropera, D. P. deWitt “Fundamentals of Heat and Mass transfer,” Ed. John Wiley & Sons, United States of America, 2006.

[14] Technical documentation Low-Voltage Motors IEC Squirrel-Cage Motors. Catalog D 81.1, 2006.

ARTÍCULO 2

M.J.Picazo-Ródenas, R.Royo, J.Antonino-Daviu, J.Roger-Folch, **“Use of the infrared data for heating curve computation in induction motors: Application to fault diagnosis”**. *Engineering Failure Analysis*, vol. 35, pp 178-192. Ed. ELSEVIER, 2013. DOI:10.1016/j.engfailanal.2013.01.018

Use of the Infrared data for heating curve computation in induction motors: Application to fault diagnosis

M.J. Picazo-Ródenas, R. Royo, J. Antonino-Daviu, J. Roger-Folch

Universitat Politècnica de València

Instituto de Ingeniería Energética

P.O.Box 22012, 46071 Valencia, SPAIN

Abstract -- Infrared thermography is a technique that has been frequently used as a predictive tool for electrical installations maintenance, since many of the failures or installation defects lead to temperature increments in specific points or areas. However, its application to fault detection in electric motors is far less usual. Alternative techniques, based on current or vibration monitoring, are still preferred, despite the analyses of these quantities do not enable the diagnosis of a significant number of failures that occur in these machines. In this regard, infrared data may provide very useful information for the detection of some faults which are not easy to be detected with currents or vibrations. In addition, this can be done in a non-invasive way, i.e., without interfering with the machine operation. The spectacular evolution undergone by the infrared cameras, which even enable the capture of motor thermal transients, represented by sequences of high resolution images as well as the monitoring of the temperature evolution at any point of the surface, is a fact that contributes to the great potential of this technique.

In this work, a new methodology relying on the combination between the Heat Transfer Theory and infrared data is proposed. The main pursued objectives are: 1) to study the thermal behaviour and perform the energy balance by building a thermal model of the induction motor using infrared data and 2) to set the baseline for further complex failure diagnosis in electric motors.

To achieve these goals, a 1.1 kW induction motor is tested; thermography images of the motor frame are captured every second during the whole startup transient, from standstill till steady-state, by using an infrared camera connected to a laptop computer fitted with an acquisition and analysis software. These infrared data are used in a first stage to build the thermal model of the induction motor. Afterwards, in a second stage, the obtained results are compared with those corresponding to faulty machines to study the applicability of thermography data for diagnosis purposes.

The results prove the potential of the approach to become a powerful diagnosis tool, complementing the information provided by techniques relying on other quantities, in cases in which they are not conclusive.

Key words: *Infrared thermography, thermal analysis, induction motors, fault diagnosis, startup transient, broken rotor bars.*

NOMENCLATURE

h	Natural convection coefficient
A	Surface (m^2)
ΔU	Internal Energy of the machine (W)
P_{losses}	Power losses (W)
Q_{total}	Dissipated heat (W)
M	Mass of machine's housing (9 kg for the tested machine)
C_e	Specific heat capacity of the aluminium machine's housing (897 J/kg K)
\dot{m}_a	Air flow (kg/s)
V_a	Air output speed (m/s)
P	Air density (at normal conditions, 1,2 kg/m ³)
A_V	Fan transversal section (m^2)
T_{out}	Air output temperature (K)
T_i	Air inlet temperature (K)
σ	Stefan- Boltzmann 's constant ($5,67 \cdot 10^{-8} W/m^2/k^4$)
ζ	Emissivity (0,95)
T_s	Surface temperature (K)
T_{refl}	Reflected temperature (K)
T_m	Medium temperature (K)
T_a	Air temperature (K)
T_{s_model}	Model surface temperature (K)
β	Volumetric thermal expansion coefficient
G_r	Grashof number
G	Gravitational acceleration ($9,8 m/s^2$)
D	Motor diameter (m)
ν	Kinematic viscosity ($Pa \cdot s$)
Ra	Raileigh Number
Pr	Prantl number
Nu	Nusselt number
Cond	Thermal conductivity (W/Km)
L	Stator length

1. INTRODUCTION

Predictive maintenance of rotating electric machinery has become an area with increasing relevance in the nowadays societies. More specifically, induction motor condition monitoring is a field of special interest, due to the widely spread use of these machines in industry [1]. As a matter of fact, some authors consider induction motors as the ‘workhorses’ of industry [1], since they take part in a countless number of industrial applications and processes.

The great use of these machines justifies the huge research work focused on topics such as miniaturization, efficiency, cost reduction, new topologies and materials, reliability and cost. Induction motors maintenance is particularly relevant, due to its interconnection with other aspects such as reliability and safety. Under this perspective, it must be said that, despite the robustness of these machines, they can undergo different types of eventual failures: eccentricities, broken rotor bars, stator turn failures or bearing faults are some typical faults taking place in these machines [1-3].

Many currently existing industrial induction motors fault diagnosis techniques rely on the analysis of quantities such as currents or vibrations. The motor current is a quantity easy to be measured in a non-invasive way and the software needed for its processing and analysis is rather simple and with reduced computational burden. Vibration-based condition monitoring is also spread in the industry, due to its ability to diagnose many failures with mechanical origin. However, it often requires the installation of sensors and transducers (accelerometers), a fact that is not always possible without perturbing the operation of the machine. In any case, neither current nor vibration analysis enables the diagnosis of all possible failures occurring in induction motors. There are some faults (e.g., stator short-circuits) which are difficult to be diagnosed with any of the previous quantities, while other (bearing failures, very common in induction motors) could be detected by monitoring vibration signals which, as commented above, are not always available.

In this context, infrared thermography may play an important role. This technique, widely used in periodic inspections of electric installations (panelboards, busbars, electric conduits and cables...) [4] and even in static electric machinery (transformers) maintenance [5-6], has been underutilised in rotating electric machine maintenance despite its huge possibilities. Indeed, since most of the faults lead to hot spots or temperature increments in specific parts or areas of the machine, the infrared thermography may be a useful tool to detect their presence. Moreover, this can be done without interfering with the machine operation, since it is only required the participation of an infrared camera, placed externally and connected neither with the machine nor with the process in which it operates.

Infrared thermography allows, being at a certain distance and without necessity of any contact with the analyzed object, visualizing with high precision the superficial temperatures of that object [7]. Physics convert infrared radiation measurements into temperature measurements. To this end, the radiation emitted by the object surface within the infrared portion of the electromagnetic spectrum is measured. Later, these measurements are converted onto electrical signals. Despite the fact that human eyes are not sensitive to the infrared radiation emitted by an object, the infrared or thermovision cameras

can measure the energy with infrared sensors, which are able to ‘see’ in these waveforms. This allows measuring the energy radiated by the objects and, hence, determining the surface temperature at a certain distance, in real time and without any contact with the analyzed object. The infrared radiation is the input signal needed by the infrared camera to generate an image with a certain colour range. Each colour corresponds to a certain temperature, according to a predefined scale. Infrared thermography can be applied to every situation in which a problem or condition can be visualized through a difference of temperatures. Due to this fact, this technique has been applied to a wide range of cases, ranging from industrial applications to research and development applications [8]: compound materials delaminations, fabrication processes control, night surveillance services, detection of energy losses in buildings and furnaces, fire-fighting, study of mechanical devices, aerospace applications or failure diagnosis in nuclear reactors, among other.

The evolution undergone by the infrared cameras over recent years has been amazing. Nowadays, there are cameras with affordable prices, which enable the capture of high-resolution images, as well as the observation, with great precision, of the temperatures at diverse points of the registered surfaces. Furthermore, the most advanced cameras enable the registration of thermal transients that are represented by means of image sequences. They also allow obtaining and plotting the temperature evolution in different points of the registered surface as well as the computation of statistical parameters related to the captured thermal map.

This paper is intended to demonstrate the potential of the infrared thermography as a valuable tool for fault diagnosis in induction motors. To this end, a methodology relying on infrared data combined with the Heat Transfer theory is proposed. This approach includes two stages; firstly, infrared data are used to study the thermal behaviour and perform the energy balance of the motor by building a thermal model of the machine. This is achieved by measuring the temperature of the motor surface, necessary to calculate heat losses, by using the transient infrared thermography images. This methodology can be applied, not only to healthy machines, but also to faulty ones. So, in a second stage, the methodology is used to check the main differences in the thermal behavior and temperature gradients between healthy and faulty machines in order to diagnose different faults (rotor bar failures as well as fan damages are considered in this paper). The results obtained are promising with regards to the applicability of the infrared-based methodology to fault diagnosis in electric induction motors.

2. SHORT REVIEW OF THE THEORETICAL BACKGROUND

In the energy conversion process taking place in an induction motor, the power input (demanded electric power (P_e)) is transformed in an output (mechanical or effective power (P_{mec})). In this process a certain amount of power losses are generated (friction, iron losses, joule losses, etc.). These losses are dissipated as heat, causing an increment in the internal energy of the machine and, hence, in its temperature. As a consequence, heat is evacuated towards the machine surroundings via two thermal processes: convection and

radiation. The motor temperature increases until reaching a thermal balance in the machine, when the evacuated heat becomes equal to the generated heat [9-11] (First Law of Thermodynamics).

The methodology presented in this paper relies on the combination between this law (summarised by equations (1) to (4), which in steady state are converted into (5) and (6)) and information obtained by means of the Infrared Thermography. The underlying idea is that, using infrared data, temperature measurements of the motor frame temperature (T_s), air temperature (T_a), air output fan temperature (T_{out}) and air inlet fan temperature (T_i) can be obtained.

$$\Delta U = P_{losses} - Q_{total} \quad (1)$$

$$\Delta U = m \cdot C_e \cdot \frac{dT}{dt} \quad (2)$$

$$P_{losses} = P_{elec} - P_{mec} \quad (3)$$

$$m \cdot C_e \cdot \frac{dT}{dt} = (P_{elec} - P_{mec}) - Q_{total} \quad (4)$$

$$\Delta U = m \cdot C_e \cdot \frac{dT}{dt} = 0 \quad (5)$$

$$(P_{elec} - P_{mec}) = Q_{total} \quad (6)$$

In a self-ventilated induction motor, heat is dissipated through the external frame by forced convection (Q_{fconv}) and radiation (Q_{rad}) [12].

$$Q_{total} = Q_{rad} + Q_{fconv} \quad (7)$$

With regards to the convection mechanism, it must be said that, in electric motors, it constitutes the most relevant heat evacuation mechanism [13-14]. The convection process relies on the heat transfer through fluid motion: in natural convection, the fluid motion is caused by buoyancy forces rising from density variations in the fluid. The Newton law of cooling/heating, given by (8), provides the total natural convection heat transfer rate:

$$Q_{conv} = h \cdot (T_s - T_a) \cdot A \quad (8)$$

On the other hand, in the forced convection the fluid movement is caused by an external force. In self-ventilated electric motors it is very significant, due to the fan fixed at the shaft border, which blows air in the axial direction.

On the one hand, part of motor heat transfer provokes the increase of the temperature of this air output flow. On the other hand, this output air flow is distributed through the motor surface, leading to the cooling of the machine. This is the main mechanism for evacuating heat out of the machine by forced convection. Equations (9) to (11) represent these heat transfer mechanisms:

$$Q_{fconv} = \dot{m}_a \cdot C_p \cdot (T_{out} - T_i) \quad (9)$$

$$\dot{m}_a = V_a \cdot \rho \cdot A_V \quad (10)$$

$$Q_{fconv_s} = hf \cdot (T_s - T_i) \cdot A \quad (11)$$

The radiation mechanism does not need the presence of a medium. Heat-transfer studies are mainly focused on thermal radiation, which is emitted by the bodies due to their temperature; it represents the difference between the amount of energy absorbed and transmitted. Stefan- Boltzmann Law gives the heat transfer through radiation between the motor frame and the surrounding.

$$Q_{rad} = A \cdot \sigma \cdot \xi \cdot (T_s^4 - T_{refl}^4) \quad (12)$$

In the present paper, all the calculations are carried out considering the motor specifications, the formulation based on heat transfer theory as well as the information obtained from tests.

3. EXPERIMENTAL PROCEDURE

A 1,1 kW induction motor was tested in the experiments (see characteristics in the Appendix). In the tests, the motor was driving a DC machine which actuated as a load. Variation of the excitation current of the DC machine enabled to test the induction motor at different load levels in a very simple way. Electric power demanded by the induction motor was measured by means of a power analyzer in series with the supply. A torque transducer and a digital tachometer were assembled to measure the mechanical torque and the speed, respectively. These data were used for further calculation of the mechanical power. Fig. 1 is a picture of the experimental test bed.

In each test, the induction motor was started direct on-line, i.e., directly supplied from the grid. An infrared camera was used for recording the whole transient cooling process of the machine, till the steady-state regime was well reached. Images were captured at each second. The camera employed in the tests was a high-sensitivity long wave FLIR S65 Series, fitted with a firewire connection. During each experiment, values of electric

power, mechanical torque and shaft speed were measured, at intervals of five minutes, with the aforementioned devices. The cooling air speed flowing in the open fin channel from the fan cowling have been measured by means of a digital thermo anemometer. This measurement procedure is supported by several papers [15-19] and technical documentation [20]. On the other hand, geometric dimensions were considered for the calculation of the surfaces of the parts of the motor frame. In the Appendix, all these dimensions are also provided.

The camera was connected with a portable computer, which was provided with an acquisition and analysis software, Thermacam Researcher. This software allows the visualization of the captured images, as well as knowing, with high accuracy, the temperature distribution on the frame of the motor at any time. Fig. 2 shows a picture of an infrared image of the induction motor, as it is displayed by the thermal analysis program interface. In this image, the color variation is in agreement with the temperature gradient in the surface, according to the temperature bar scale placed beside the image. The software program enables an accurate temperature measurement and computation of different statistical tools. The software includes different toolbars for carrying out the image acquisition process as well as the computation of different statistical parameters relying on the thermal data. A results table window included in the software enables visualizing the temperature evolution in any selected point. The program contains different analysis options such as the spot meter, flying spot meter, line, box area, circle area, polygon area, isotherm, formulas and removal tool. These options enable to obtain the maximum, minimum and average value of temperature in every spot, line, box, circle or polygon in the image. On the other hand, the graphical evolution of temperatures can be exported and displayed in any graphic software.

T_{out} (used in expression (9)) was measured with the aid of several pieces of paper glued to the motor. T_{refl} (used in expression (12)) was measured by using a piece of aluminum paper placed beside. With the measured quantities, motor specifications and dimensions, all the necessary information for the development of the model is available.

4. METHODOLOGY

The proposed infrared-based methodology to develop the motor thermal model is based on the following four steps:

- Motor losses computation.
- Thermal calculations.
- Calculation of the air output fan flow.
- Heating Process validation and Heat Transfer calculations.

In the following sections, each step is explained in detail.

4.1 Motor losses computation

The evolution of the mechanical power (P_{mec}) provided by the motor, can be calculated from the mechanical torque T (in N·m) and the rotational speed Ω (in rad/sec), according to (13). These were measured at time intervals of 5 minutes, using the torque transducer and digital tachometer, respectively. In Fig.3 the evolution of P_{mec} is plotted; it was obtained by interpolating the measured data. On the other hand, the motor electric power (P_{elec}) was measured by using a power analyzer. Equivalently, an electric power evolution curve can be plotted (Fig. 3).

Finally, motor power losses (P_{losses}) were calculated at every time using (14). The power losses evolution hereby obtained is also plotted in Fig. 3. Note the fact that power losses remain almost constant during the whole test.

$$P_{mec} = T \cdot \Omega \quad (13)$$

$$P_{losses} = P_{elec} - P_{mec} \quad (14)$$

4.2 Thermal calculations

In order to perform the energy balance of the motor and to compute its heating curves, temperature values at different points of the machine were needed (T_s , T_{out} , T_{in} and T_{refl}). These values were obtained from the infrared images captured with the camera. These images provide a detailed thermal map of the motor frame. For obtaining these values, the box area tool of the Thermacam Researcher software was used: T_{refl} was measured with the aid of a piece of aluminium foil paper placed beside the motor. T_{out} and T_{in} were obtained using several small pieces of paper glued to the motor frame. Fig. 4 plots the evolutions of the measured temperatures during the heating process till steady-state is reached. The mentioned temperatures, from the startup, will be applied to the corresponding equations of the different heat transfer mechanisms.

4.3 Calculation of the air output fan flow

Equations (15) - (18) allow the calculation of the air output fan flow with the measured value of the required temperatures as well as of the cooling air speed. The value of the fan transversal section, A_v , is also necessary:

$$T_m = \frac{T_{out} + T_i}{2} \quad (15)$$

$$\rho = \frac{100.000}{T_m/287} \quad (16)$$

$$m_a = V_a \cdot \rho \cdot A_V \quad (17)$$

$$\dot{m}_a = 0,0234 \text{kg/s} \quad (18)$$

4.4 Heating Process validation and Heat Transfer calculations

The last stage relies on the validation of the motor heating process in accordance to the First Law of the Thermodynamics. To this end, the measured experimental motor frame temperature values were compared with the theoretical values obtained from (19). In that expression, while the value of $m \cdot C_e$ depends on the mass and on the frame characteristics, the power losses are calculated from the measured electrical and mechanical powers. All the information required to apply (19) is known, except on Q_{total} (that is the sum of the heat losses due to forced convection and radiation (see (7))), and dT/dt (dependent variable).

$$\frac{dT}{dt} = \frac{1}{m \cdot C_e} [(P_{elec} - P_{mec}) - Q_{total}] \quad (19)$$

The next step consists of rewriting all the equations describing each of the heat transfer mechanisms equations as functions of the model surface temperature; the heat dissipated via the radiation mechanism (Q_{rad}) is given by (20), in which the only unknown parameter is T_{s_model} .

$$Q_{rad} = A \cdot \sigma \cdot \xi \cdot (T_{s_model}^4 - T_{refl}^4) \quad (20)$$

On the other hand, the heat transfer via forced convection is given by the sum of the two contributions to this heat transfer mechanism, as mentioned in Section 3: in order to calculate the first contribution, the value of \dot{m}_a is that previously computed from the experimental data. To define T_{out_model} as a function of the T_{s_model} , the NTU and efficiency (ε) parameters must be calculated (see (22) and (23)). To do so, the fan was characterized as a heat exchanger. As a consequence, the forced convection equation will be given by (21).

$$Q_{fconv} = \dot{m}_a \cdot C_p \cdot (T_{out_model} - T_i) \quad (21)$$

$$T_{out_model} = T_i + \varepsilon \cdot (T_{s_model} - T_i) \quad (22)$$

$$\varepsilon = 1 - e^{-NTU} \quad (23)$$

In order to calculate the main forced convection contribution, the h parameter must be calculated. To this end, the theoretical databases of air properties, tabulated as a function of the temperature, are accessed and expressions (24) to (28) applied. These equations are

valid for laminar flow over a flat plate, but can be used for a cylindrical frame when the airflow is along its axial length, as the surface is flat for each filament of air. In the machine, axial fins are included on the frame surface to increase the convection heat transfer. Finally, an average value of $h=17,7$ was obtained. As a consequence of all these considerations, the value of forced convection along the surface fins will be given by (28).

$$T_m = \frac{T_{out} + T_{s_model}}{2} \quad (24)$$

$$Re = \frac{v a L}{\nu} \quad (25)$$

$$Nu = 0,664 \cdot Re^{0,5} \cdot Pr^{0,33} \quad (26)$$

$$h = \frac{Nu \cdot Cond}{L} \quad (27)$$

$$Q_{conv_s} = h \cdot (T_{s_model} - T_i) \cdot A \quad (28)$$

When the whole heating process had been characterized and the term dT_{s_model}/dt was the only remaining as unknown, (19) was applied. The corresponding results are plotted in Fig. 5. This Figure is certainly logical, showing that the value of dT/dt decreases during the test and, afterwards, it becomes constant in steady state (when dissipated heat gets equal to the generated heat). This fact is in concordance with the Heat Transfer Theory described in Section 3. Finally, taking as a basis the Heating rate results, T_{s_model} was calculated as a function of the time. Great similarities are observed when comparing the heating curves obtained from the model and from the tests (Fig.6). This confirms the fact that, since the motor heating process behaves in agreement with the 1st Law of Thermodynamics, any motor configuration and operating conditions can be accurately studied using this procedure: it is enough to vary the parameters $m \cdot Ce$, NTU, ε and /or fan diameter.

Finally, the evolution of the dissipated heat through the different heat transfer mechanisms (Q_{fconv_s} , Q_{fconv} and Q_{rad}) under transient conditions is represented in Fig 7. This Figure demonstrates that the forced convection heat transfer mechanism along the motor frame (Q_{fconv_s}) is one of the most critical to perform an accurate energetic balance in an induction machine [10].

5. APPLICATION TO FAULT DIAGNOSIS

As commented above, many of the eventual failures taking place in an induction motor lead to temperature increments in specific parts of the machine. In this context, infrared thermography may play an important role. In fact, it may provide very useful

information for the diagnosis in those cases in which the diagnostic based on other quantities (currents, vibrations...) is not conclusive. Moreover, its non-invasive nature makes its use ideal in applications in which the installation of additional sensors or measurement equipment is not easy (or even impossible).

Among the most likely faults to occur in an induction motor, rotor bar failures are especially relevant. Although this type of failure does not amount for a very significant percentage (around 10% of the total fault cases in induction motors), it is much more frequent in large motors (which are the most critical and expensive, as well as those with most difficult repair) [1-3, 21]. In addition, it is especially hazardous, since the fault progressively propagates in the machine, without showing apparent symptoms of abnormal operation. Only when the collapse is imminent is when the external symptoms of the abnormality appear. Due to these facts, it is especially important to carry out an adequate condition monitoring of the machine to detect incipient signs of failure.

In this paper, application of the developed infrared-based methodology to rotor bar breakage diagnosis is proposed. In addition, the method is also applied to detect fan damages, another probable failure in these machines.

To achieve the outlined purposes, three different tests were performed with the 1,1 kW induction motor: 1) healthy induction motor (without any damage), 2) Motor with a significant number of broken rotor bars and 3) Motor with damaged fan. The experimental tests were developed in order to check the main differences in the thermal behavior between different conditions. The preliminary results obtained give valuable guidelines to build a methodology for failure diagnosis in electric motors based on infrared data.

5.1. Rotor bar failures

A rotor bar breakage has its origin in welding or injection defects, high-strength joints, hot spots, expansion and mechanical stresses. It constitutes a degenerative process, that can be accelerated by variable duty cycles and that can propagate towards adjacent bars. Once a joint resistance appears in the bar, a great heat dissipation takes place around that point; the subsequent temperature gradients contribute to the degeneration of the failure up to the total rupture [22]. The failure may progressively propagate towards the adjacent bars due to increase in currents (and temperatures) of neighbor bars which contribute to their breakage. Therefore, the rotor bar failures are somehow related to thermal gradients. Hence, infrared thermography may enable to obtain valuable information to diagnose these failures.

Tests were performed with the 1.1 kW motor considered before, but changing its rotor; firstly, a healthy rotor was used and, afterwards, one with broken bars. The bars were artificially forced in the laboratory, by drilling holes in the junction points between the corresponding bars and the short-circuit end-rings (see Fig. 8 for the case of a rotor with 2 broken bars).

The mechanical power and the main parameters were adjusted to approximate similar values, in order to keep the same working conditions in both cases. Additional devices were used to measure the electric and mechanical quantities. Also, infrared images of the motor frame were captured at each second, from the startup transient till the steady-state was well-established.

The application of the methodology described in the previous section to the damaged motor reveals the viability of the approach; the whole heating process can be characterized after applying the equation 19. Figure 10 plots the results. It reflects how the value of dT/dt decreases during the test while it remains constant in steady state, when dissipated heat is equal to the generated heat. This is in agreement with the Heat Transfer Theory described in Section 3. Equivalently, when comparing the surface model to the experimental heating curve, a great similarity is observed (Fig.11).

Moreover, when comparing with the healthy motor, a significant difference in Thermal behavior is observed. This can be related to the broken bars failure which, as commented leads to a significant increment in the current of the adjacent bars. Higher losses are detected leading to an overheating in the machine.

This conclusion is validated not only by the comparison between the heating curves (Fig 11), but also by a temperature increase in the damaged machine according to the thermography images (Figure 9). As expected, results also show an increase in the demanded electric power, with the subsequent reduction of the motor efficiency, and a higher value of power losses in the damaged machine (Fig.12 and 13).

5.2. Damaged fan

The most common fan failures, according to [22] are filter fouling, internal accumulation of dirt or foreign material, high ambient temperature, air passage obstructions, loss of cooling medium, fan or other component failure, improper assembly, installation or alignment, leakage of heat exchangers or recirculation of air.

Obviously, a fail in this system cause an increment of temperature because it does not fulfill its principal function. For this reason, infrared thermography is the most intuitive option to detect cooling system failures.

Tests were performed with the 1.1 kW motor considered before, but with a damaged fan simulation, without the effect of the fan cowling. In order to do so a circular cardboard is placed inside the fan cowling (see Fig.14).

Like in the previous tests, the mechanical power was adjusted to a similar value in order to keep similar working conditions. In the same way, additional devices were used to measure the electric and mechanical values. Additionally, thermography images of the housing temperature were captured each second, first during the startup transient until the steady-state was well-established.

Following the proposed methodology, the next step consists of the validation between the motor heating process and the First Law of the Thermodynamics. To this aim, the experimental surface temperature measurements on the motor frame were compared with the theoretical values obtained from (19), expressed as a function of model surface temperature.

In the same way, the value of $m \cdot C_e$ depends on the mass and on the frame characteristics and the power losses are calculated from the electrical and mechanical power measured during the test. It is only necessary to calculate the value of Q_{total} and dT/dt which is the dependent variable.

But in this case, this failure represents a difference in the cooling method. In the modified electric machine, the external surface of the housing dissipates heat by natural convection and radiation. So, the value of Q_{total} is the sum of the heat losses due to this heat transfer methods, which can be calculated in the same way, using Heat Transfer equations explained in Section 3.

The following step involves rewriting all the equations describing each of the heat transfer mechanisms equations as functions of the model surface temperature. Like in the previous tests, with regards to the dissipated heat through the radiation mechanism (Q_{rad}), there is a straight forward expression, given by (20), in which the only unknown parameter is T_{s_model} .

On the other hand, for the heat dissipated through the natural convection mechanism (Q_{conv}), the h parameter must be estimated. This is achieved by querying the theoretical databases of air properties, tabulated as a function of the temperature. Using this information and applying (29) to (34), an average value of $h=6$ was obtained.

$$T_m = \frac{T_a + T_s}{2} \quad (29)$$

$$\beta = \frac{1}{T_m} \quad (30)$$

$$Gr = \frac{g\beta D^3 (T_s - T_a)}{\nu^2} \quad (31)$$

$$Ra = GrPr \quad (32)$$

$$Nu = 0,53 \cdot Ra^{0,25} \quad (33)$$

$$h = \frac{Nu \cdot Cond}{D} \quad (34)$$

And finally, the value of natural convection along the surface fins will be given by (35)

$$Q_{conv} = h \cdot (T_s - T_a) \cdot A \quad (35)$$

Once the whole heating process had been characterized and just remaining the term dT_{s_model}/dt as unknown, (19) was applied and the values of dT/dt and T_{s_model} as a function of time were calculated.

After applying the same methodology to the modified motor, we can ratify the validity of the approach. In the same way, the whole heating process can be characterized by equation (19), but taking into account the difference in the heat transfer method.

In Figure 16, results are plotted and reflect how the value of dT/dt decreases during the test while it remains constant in steady state, when dissipated heat is equal to the generated heat. This is in agreement with the Heat Transfer Theory described in Section 3. In the same way, when comparing the surface model to the experimental heating curve, a great similarity is observed (Fig.17).

Additionally, when comparing with the healthy motor, a significant difference in Thermal behavior is observed. This is due, obviously, to the overheating in the machine as a consequence of the absence of refrigeration.

This affirmation is validated not only by the comparison between the heating curves (Fig 17), but also by a temperature increase in the damaged machine according to the thermography images (Fig 18).

As expected, results show also an increase in the demanded electric power, with the subsequent lower efficiency, and a higher value of Power losses in the damaged machine (Fig.18 and 19).

6. CONCLUSION

The Infrared Thermography technique is used in the present paper to develop a thermal model of an induction motor.

In the paper, the concordance between the motor heating process and the thermal equations representing the 1st Law of Thermodynamics is validated. The developed model proves that Infrared Thermography can be considered a valuable tool to perform the energy balance of the motor as well as to obtain the heating curves of the machine with enough accuracy.

This methodology will be able to simulate any motor configuration and operating conditions. This statement is evidenced after the application to a healthy and a damage motor, under different faulty conditions.

Additionally, when comparing several motors, a significant difference in Thermal behavior is observed. Preliminary results will be the baseline for further complex failure diagnosis in electric motors, in which the application of Infrared Thermography can provide very valuable information both for electric machine diagnosis and for behaviour analysis.

7. APPENDIX

A. Induction motor specifications

Model 1LA2080-4AA10	
Rated power (P_N)	1.1 kW
Rated speed (n_N)	1410 rpm
Rated voltage (U_N)	400(Y)/230 (Δ)
Rated current (I_N)	2.7(Y)/4.6 (Δ)
Rated power factor ($\cos \phi$)	0.8

B. Motor geometric dimensions

Element	A (m^2)	Element	A (m^2)
Cylinder		Other elements	
Front circle	$1.42 \cdot 10^{-2}$	Nameplate	$2.00 \cdot 10^{-3}$
Back circle	$2.27 \cdot 10^{-2}$	Support	$2.10 \cdot 10^{-2}$
Left lateral cylinder	$1.34 \cdot 10^{-2}$	Top cover	$7.57 \cdot 10^{-3}$
Right lateral cylinder	$1.52 \cdot 10^{-2}$	Top	$5.00 \cdot 10^{-4}$
Free Lateral cylinder	$4.38 \cdot 10^{-2}$	Front and	$2.01 \cdot 10^{-2}$
Fins		Bearings	$1.74 \cdot 10^{-3}$
Fin Transversal	$9.10 \cdot 10^{-3}$	TOTAL	0,335
Fin end	$2.73 \cdot 10^{-3}$		
Fin lateral	$1.53 \cdot 10^{-1}$		
Fin Transversal superior	$9.98 \cdot 10^{-4}$		
Fin end superior	$1.68 \cdot 10^{-2}$		
Fin Lateral superior	$7.35 \cdot 10^{-4}$		

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by the Vicerektorat d'Investigació, Universitat Politècnica de València under program the program 'Proyectos de Nuevas Líneas de Investigación Multidisciplinares (PÁID05-11) (project reference 2842) and by the Conselleria d'Educació, Formació i Ocupació of the Generalitat Valenciana, in the framework of the "Ayudas para la Realización de Proyectos de I+D para Grupos de Investigación Emergentes", project reference GV/2012/020.

REFERENCES

- [1] W.T. Thomson, M. Fenger, “Current signature analysis to detect induction motor faults” *IEEE Ind. Appl. Mag.*, pp. 26-34, Jul/Aug 2001.
- [2] D.B.Durocher, G.R. Feldmeier, “Predictive versus preventive maintenance”, *IEEE Industry Applications Magazine*, Vol. 10, No.5, October 2004, pp. 12-21
- [3] J. Antonino-Daviu, P. Jover, M. Riera-Guasp, J. Roger-Folch and A. Arkkio, “DWT Analysis of Numerical and Experimental Data for the Diagnosis of Dynamic Eccentricities in Induction Motors”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Elsevier, Vol. 21, No. 6, August 2007, pp. 2575-2589.
- [4] J. Yoo, J. Yun and S.B. Lee, “Automated Monitoring of High-Resistance Connections in the Electrical Distribution System of Industrial Facilities,” *IEEE Industry Applications Society Annual Meeting*, October 2008.
- [5] N.Y. Utami, Y. Tamsir, A. Pharmatrisanti, H. Gumilang, B. Cahyono and R. Siregar, “Evaluation condition of transformer based on infrared thermography results,” *IEEE 9th International Conference on the Properties and Applications of Dielectric Materials*, Harbin, China, July 2009.
- [6] T.R. Hyde, “On-line condition monitoring technology and applications,” ERA Technology, Rep. No. 95-0546R, 1995.
- [7] M. Fernández Cabanas, M. García Melero, G. Alonso Orcajo, J.M. Cano Rodríguez, J. Solares Sariego. *Maintenance and diagnosis techniques for rotating electric machinery*. Marcombo-Boixareu Editores and ABB Service S.A, Barcelona, 1999.
- [8] G. Stockton, “Mas Allá de las Aplicaciones Usuales de la Termografía o Vea el Calor Antes de que se Queme.” Stockton Infrared Thermographic Services, www.stocktoninfrared.com
- [9] S. Sheghir-Oualil, S. Harmand, and D.Laloy, “Study of the thermal behaviour of a synchronous motor with permanent magnets,” *International Journal of Engineering*, vol.3, pp. 3, November 2009.
- [10] M.Cortes. *Curso moderno de máquinas eléctricas*. Editores Técnicos Asociados, S.A., Barcelona 1990.
- [11] B.Bai, Q. Yu, H. He, and X. Wang, “3-D Thermal Analysis and Computation of Flameproof Induction Motor,” *Power and Energy Engineering Conference*, Asia-Pacific, 2010.
- [12] G.D. Demetriades, H. Zelaya de la Parra, E.Andersson and H.Olsson “A Real-Time Thermal Model of a Permanent-Magnet Synchronous Motor” *IEEE Transaction on Power Electronics*, Vol. 25, n 2, 2010.

- [13] M. Jääskeläinen, "Determination of coefficients of thermal convection in a high-speed electrical machine," *Helsinki University Technology, Faculty of Electronics, Communications and Automation Department of Electrical Engineering*, 2009.
- [14] D. Staton, and A. Cavagnino, "Convection Heat Transfer and Flow Calculations for Electric Machines Thermal models," *IEE Transactions on Industrial Electronics*, vol.55, n.10, 2008.
- [15] A. Boglietti, A. Cavagnino, D. Staton, M. Shanel, M. Mueller, and C. Mejuto, "Evolution and modern approaches Thermal Analysis of Electrical Machines," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol.56, n.3, 2009.
- [16] A. Boglietti, A. Cavagnino, and D. Staton, "TEFC Induction motors Thermal Models: a parameter Sensitivity Analysis," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol.41, n.3, 2005.
- [17] K. Farsane, P. Desevaux, and P.K. Panday, "Experimental study of the cooling of a closed type electric motor," *Applied Thermal Engineering*, vol. 20, pp.1321-1334, 2000.
- [18] K. Takahashi, "Airflow and Thermal Conductance in a Totally Enclosed Induction Motor" *Heat Transfer-Asian Research*, vol.31, n. 1, 2002.
- [19] R. Pechánek, "Model of Air Flow In Cooling System Of Induction Machines," *XI International PhD Workshop*, OWD, 2009.
- [20] *Technical documentation Low-Voltage Motors IEC Squirrel-Cage Motors*. Catalog D 81.1, 2006.
- [21] J. Antonino-Daviu, P. Jover Rodriguez, M. Riera-Guasp, A. Arkkio, J. Roger-Folch, R.B. Pérez, "Feature Extraction for the Prognosis of Electromechanical Faults in Asynchronous Motors using the Hilbert-Huang Transform" *Energy Conversion and Management, Elsevier*, Volume 50, Issue 7, July 2009, Pages 1810-1820.
- [22] "*IEEE Guide for Induction Machinery Maintenance Testing and Failure Analysis*," IEEE Standard 1415™-2006, Apr. 2007
- [23] D. Peng, R. Jones, "Modelling of the lock-in thermography process through finite element method for estimating the rail squat defects," *Engineering Failure Analysis*, vol 28, March 2013, pp. 275-288.
- [24] C.K. Chen, C.Y. Lin, "Failure analysis of brass rotor bars", *Engineering Failure Analysis* vol. 8, Issue 3, June 2001, pp. 293-301.

List of figure captions

Fig.1. Experimental bench

Fig.2. Capture of a part of the software analysis interface

Fig.3. Evolutions of electric and mechanical power and power losses

Fig.4. Temperatures evolution

Fig.5. dT/ dt evolution

Fig.6. Experimental and Model Heating Curves of the induction motor

Fig.7. Forced Convection and Radiation Heat Transfer evolution

Fig.8. Image of damaged motor with a broken bar failure

Fig.9. dT/ dt evolution healthy and damaged motor with broken bar failure

Fig.10. Experimental and Model Heating Curves of the healthy and damaged motor with broken bar failure

Fig.11. Comparison of Infrared Images between healthy and damaged motor with broken bar failure

Fig.12. Evolutions of electric and mechanical power and power losses in the healthy and damaged motor with broken bar failure.

Fig.13. Evolution of efficiency in healthy and damaged motor with motor bar failure

Fig.14. Modified motor photograph with ventilation system failure

Fig.15. dT/ dt evolution healthy and damaged motor with ventilation system failure

Fig.16. Experimental and Model Heating Curves of the healthy and damaged motor with ventilation system failure

Fig.17. Comparison of Infrared Images between healthy and damaged motor with ventilation system failure

Fig.18. Evolutions of electric and mechanical power and power losses in the healthy and damaged motor with ventilation system failure

Fig.19. Evolution of efficiency in healthy and damaged motor with ventilation system failure



Fig.1. Experimental bench.

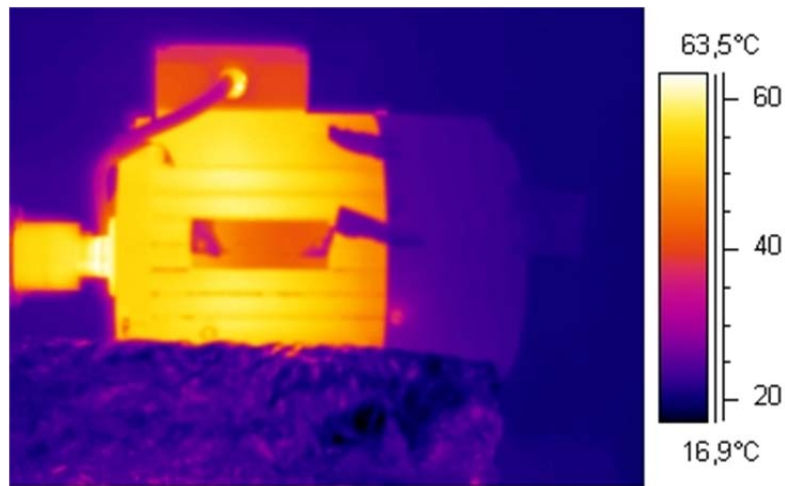


Fig.2. Infrared image of the motor displayed by the software analysis program.

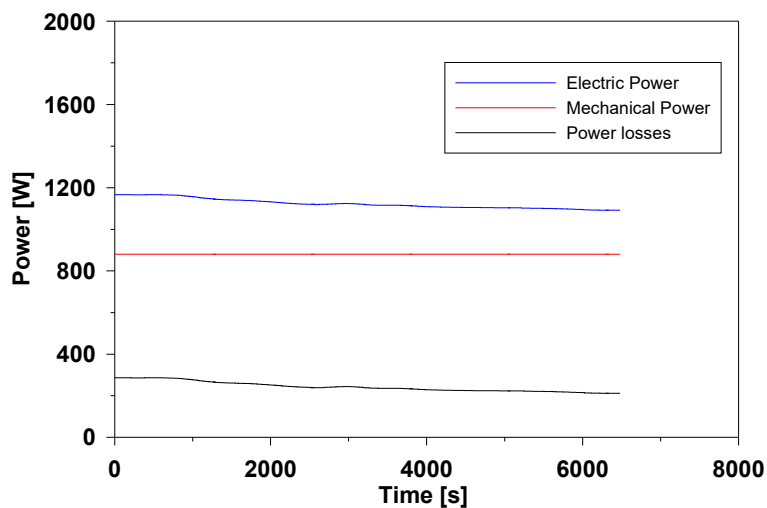


Fig.3. Evolutions of electric and mechanical power and power losses.

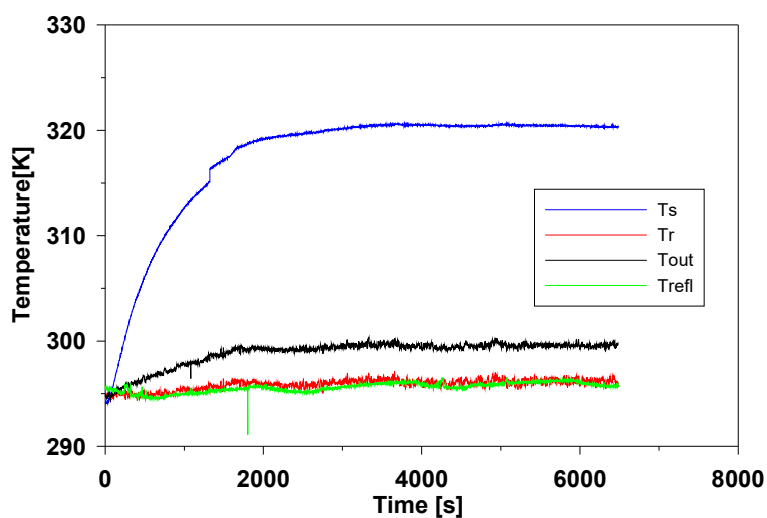


Fig.4. Temperatures evolution.

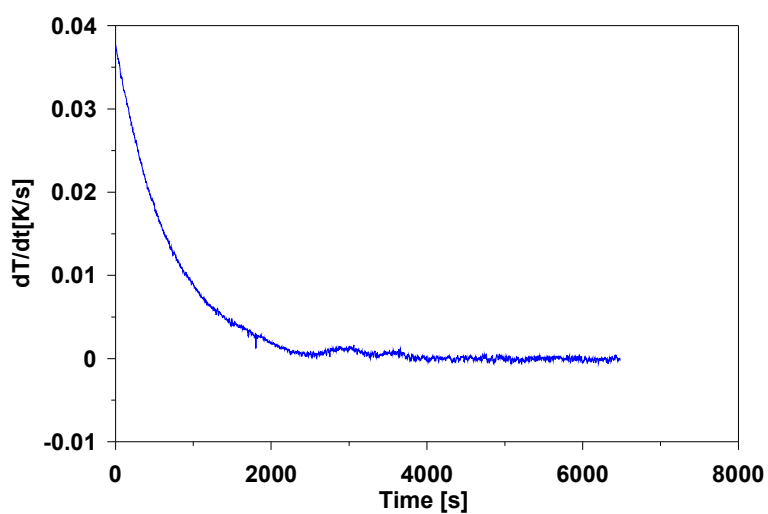


Fig.5. dT/dt evolution.

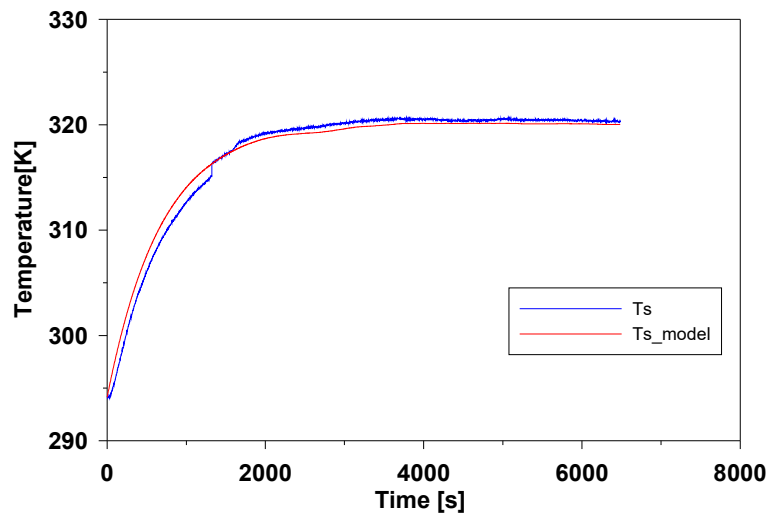


Fig.6. Experimental and Model Heating Curves of the induction motor.

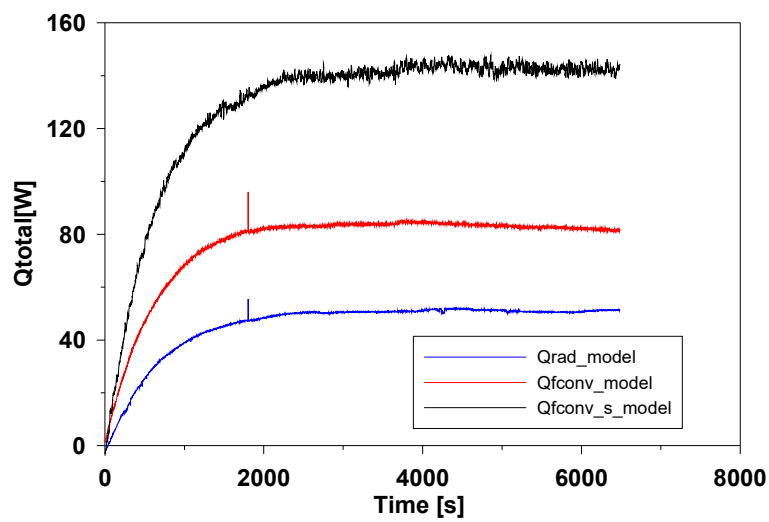


Fig.7. Forced Convection and Radiation Heat Transfer evolution.



Fig.8. Image of damaged motor with a broken bar failure.

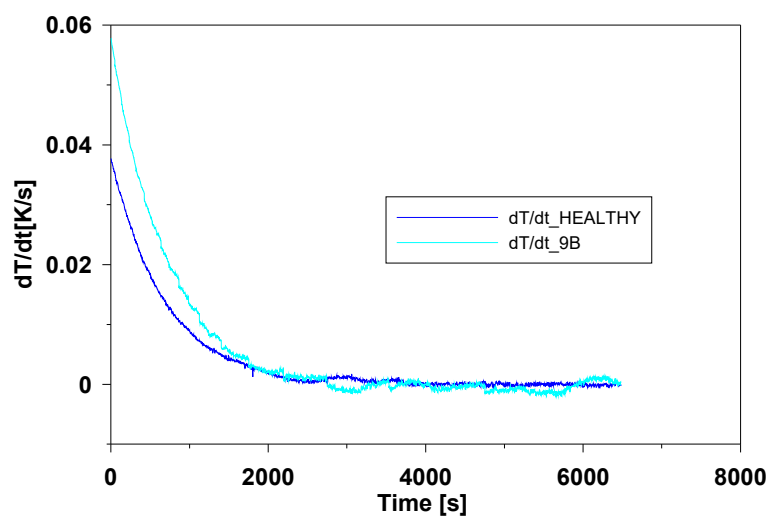


Fig.9. dT/dt evolution healthy and damaged motor with broken bar failure.

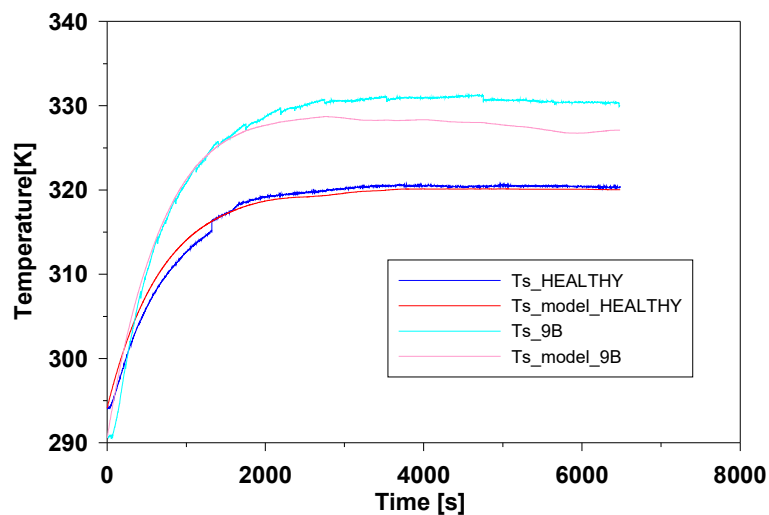


Fig.10. Experimental and Model Heating Curves of the healthy and damaged motor with broken bar failure.

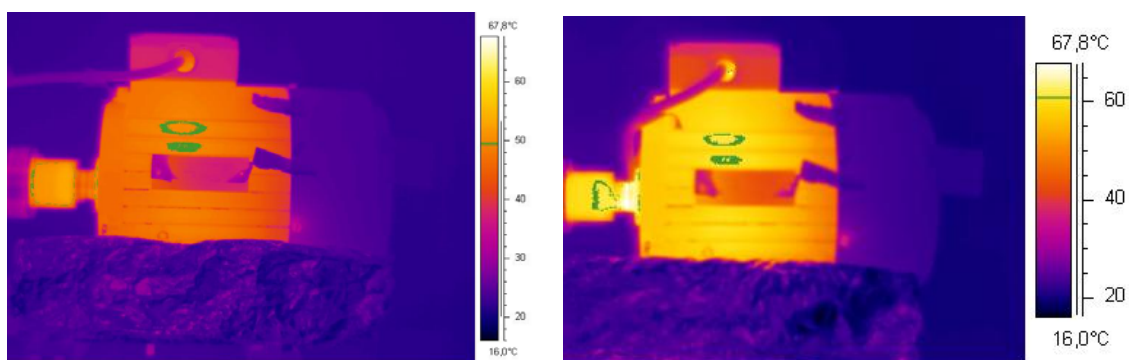


Fig.11. Comparison of Infrared Images between healthy and damaged motor with broken bar failure.

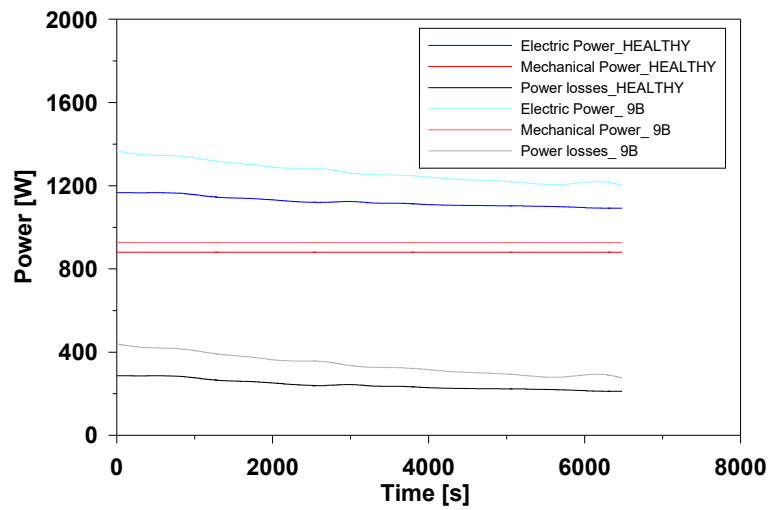


Fig.12. Evolutions of electric and mechanical power and power losses in the healthy and damaged motor with broken bar failure.

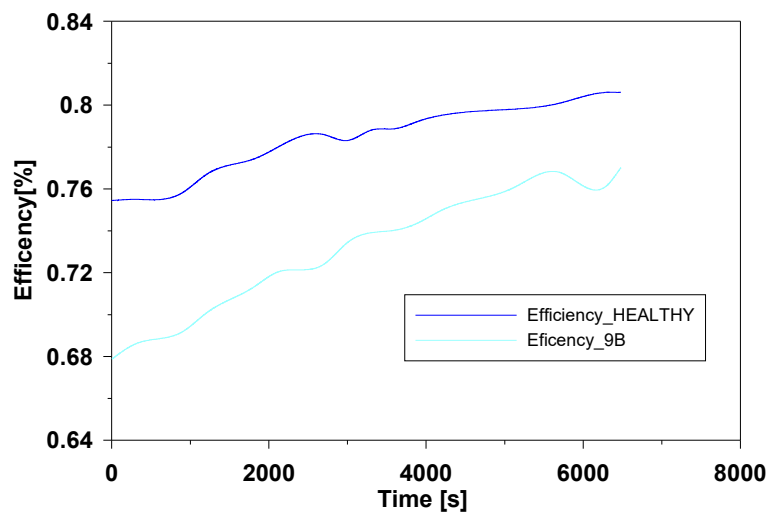


Fig.13. Evolution of efficiency in healthy and damaged motor with motor bar failure.

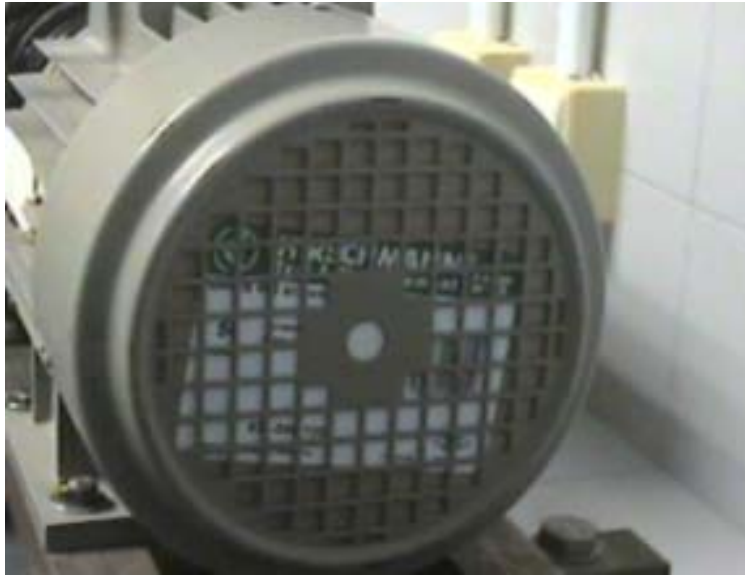


Fig.14. Modified motor photograph with ventilation system failure.

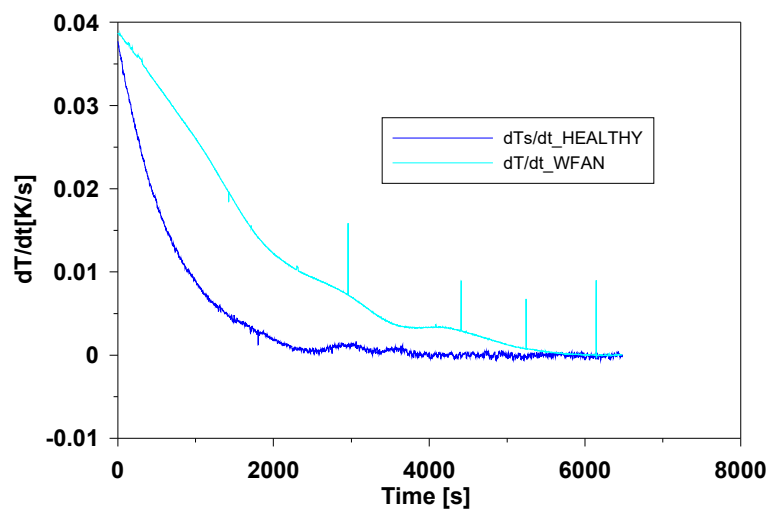


Fig.15. dT/dt evolution healthy and damaged motor with ventilation system failure.

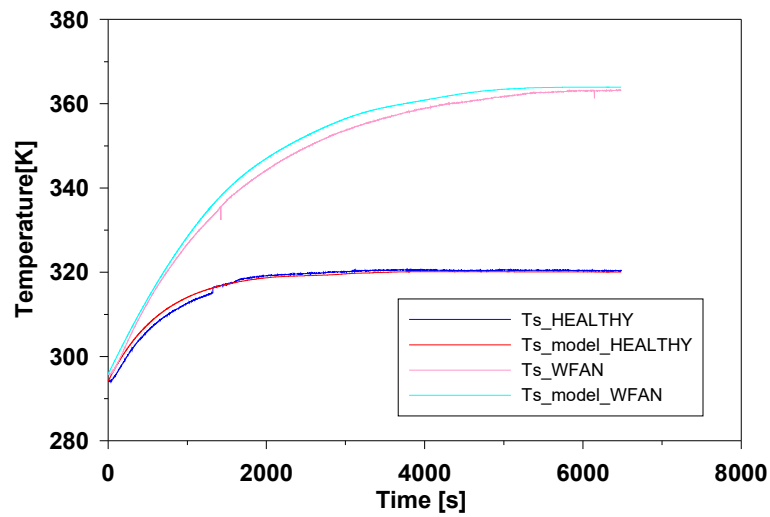


Fig.16. Experimental and Model Heating Curves of the healthy and damaged motor with ventilation system failure.

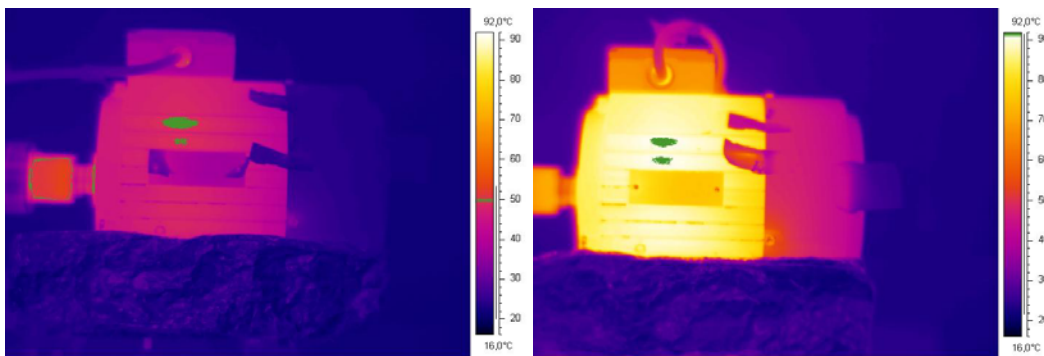


Fig.17. Comparison of Infrared Images between healthy and damaged motor with ventilation system failure.

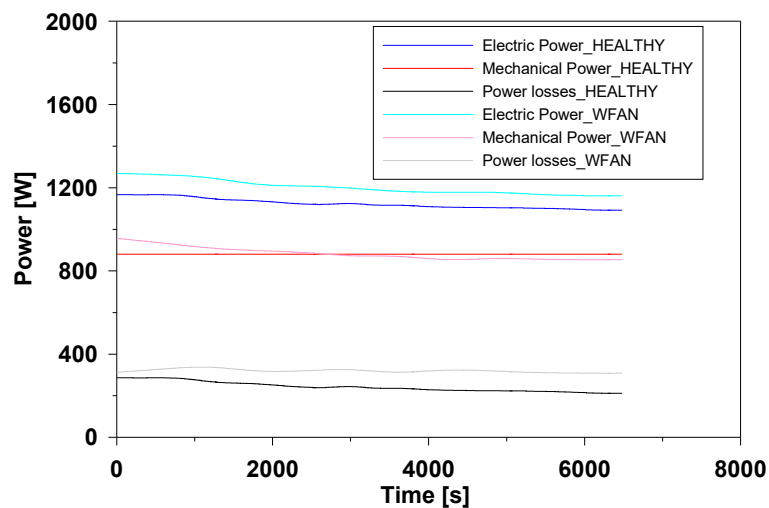


Fig.18. Evolutions of electric and mechanical power and power losses in the healthy and damaged motor with ventilation system failure.

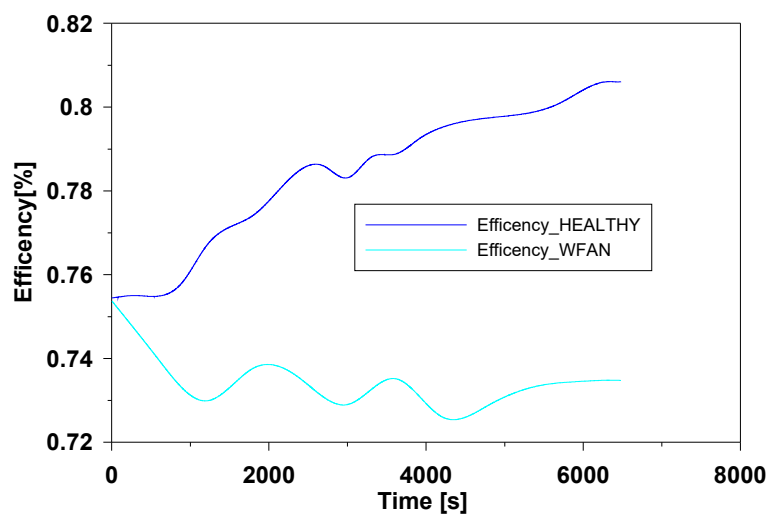


Fig.19. Evolution of efficiency in healthy and damaged motor with ventilation system failure.

ARTÍCULO 3

M.J. Picazo-Ródenas, R. Royo, J. Antonino-Daviu, "A new methodology for complementary diagnosis of induction motors based on infrared thermography", International Journal on Energy Conversion (IRECON), Vol 3, No 2, 2015. DOI:10.15866/irecon.v3i2.5647.

A new methodology for complementary diagnosis of induction motors based on infrared thermography

M.J. Picazo-Ródenas¹, R. Royo², J. Antonino-Daviu³

Abstract – The importance of the induction motors in the industrial context is doubtless because they are involved in a wide variety of applications. This extensive use justifies the importance of developing reliable techniques to assess the condition of these machines. In this context the main objective of the present paper is to propose a reliable and accurate predictive methodology to diagnose failures in induction motors based on infrared thermography and relying on the principles of the First Law of Thermodynamics. To do so, experimental tests in 1.1kW induction motors were performed under healthy and faulty conditions. In all cases, a continuous monitoring of the key conditions was performed and infrared thermography images were taken. The results show the high potential the model has for general diagnoses purposes due to its high accuracy in predicting the heating behavior of the motor in healthy and faulty conditions. Additionally, the registration of the infrared images during the motor heating process has proven to be an excellent tool to diagnose several failures and the average temperature profiles obtained at different regions of the motor revealing interesting patterns that can be used to identify the fault.

Keywords: *Infrared thermography, thermal analysis, induction motors, fault diagnosis, bearing failure, ventilation system failure, heating behavior.*

1. INTRODUCTION

The importance of the induction motors in the industrial context is doubtless. According to several surveys, these machines typically demand near 50% of the energy generated in an industrialized country. Induction motors are involved in a wide variety of applications and they often play a critical role in the processes where they take part. Their extensive use justifies the importance of developing reliable techniques to assess the condition of these machines [1]-[2].

In this context, there are several quantities that have been traditionally employed as bases to implement induction motors fault diagnosis techniques. Analysis of currents, vibrations, fluxes, induced voltages, temperature, etc. have been proposed by several authors. However, none technique relying on a single quantity has proven its validity to diagnose an enough wide range of faults; some methods are able to detect certain failures but terribly fail when trying to diagnose other faults in enough advance. In this context, the development of systems based on the combination of techniques relying on different quantities is a recent motivation for many researchers. The fact of relying on different informational sources enables to enhance the generality and reliability of the diagnosis systems, a fact that may be of crucial importance in many industrial applications. Moreover, there is an increasing preference for techniques using non-invasive quantities, so that minimum interference with the machine operation process is required.

Current and vibration analysis are the most extended techniques in the industrial context. However, both have important deficiencies when diagnosing certain failures. In addition, vibration monitoring is sometimes invasive since it often requires the installation of additional sensors and probes to obtain the vibrational data. In this context, infrared thermography has been proposed recently as an interesting complementary technique for condition monitoring of such machines; the underlying idea for its application is that many frequent and critical failures in induction motors (e.g: bearing, rotor and ventilation system damages) lead to an increase of the machine's temperature [3]-[4] (see Table 1) that may be properly detected by using this technique.

TABLE I
PERCENTAGE OF FAILURES IN INDUCTION MOTORS

Type of Failure	Rating values
<i>Bearing failures</i>	41%
<i>Stator failures</i>	37%
<i>Rotor failures</i>	10%
<i>Others</i>	12%

This reliable and non-invasive technique enables the measurement and visualization of the temperature evolution at different points of the motor frame by employing an infrared camera which transforms infrared radiation measurements into electrical signals. This technique has been extensively used in the context of electrical installations as well as transformers maintenance [5]-[11]. Its use in rotating electric machines has been traditionally restricted to the detection of some specific failures, often external to the machine.

Infrared cameras, that were previously affordable only by specialized agents, have experienced over recent years a strong development and a progressive price reduction which has made them more popular and competitive tools in the predictive maintenance area.

With this in mind, the main objective of the present paper is to propose a reliable and accurate predictive methodology to diagnose failures in induction motors based on infrared thermography and relying on the principles of the First Law of Thermodynamics. The experimental results show the potential of the technique to become a valuable informational source for the diagnosis of several faults, as bearing failures or cooling problems, which may be difficultly diagnosed with other non-invasive quantities.

2. EXPERIMENTAL PROCEDURE

This section describes the basic layout that was employed to obtain the experimental data on which the proposed diagnosis methodology relies. The experiments were carried out by using a 1,1 kW induction motor on-line connected directly to the grid and to an auxiliary DC machine acting as a load. In Table 2, the motor specifications are presented.

TABLE II
INDUCTION MOTOR SPECIFICATIONS (MODEL ILA2080-4AA10)

Magnitude	Value
Rated power (P_N)	1,1 kW
Rated speed (n_N)	1410 rpm
Rated voltage (U_N)	400(Y)/230 (Δ)
Rated current (I_N)	2.7(Y)/4.6 (Δ)
Rated power factor ($\cos \varphi$)	0.8

Moreover, several measuring devices (power analyser, torque transducer, digital tachometer and digital thermo anemometer) were employed to continuously monitor key variables (see Fig. 1). The power analyser's purpose is to measure the electric power while the torque transducer and the digital tachometer would provide the mechanical torque and the speed, respectively. Additionally, the digital thermo anemometer was used to measure the speed of the cooling air flowing in the open fin channel from the fan cowling in order to calculate the air flow, as detailed in Section 3. This air flow calculation method is supported by several papers as [5], [12]-[16].

Complementarily, an infrared camera was employed to capture the images of the motor frame at each second, during the whole startup transient until the steady-state was well-established. The camera was a high-sensitivity long wave FLIR S65 Series, with a firewire connection enabling its connection with a portable computer fitted with an acquisition and an analysis software (see Fig. 2) allowing the visualization of the captured images. This software enabled knowing, with high accuracy, the temperature distribution on the motor frame as well as the air temperature T_a , air input (T_i) and output temperature (T_{out}) and reflected temperature (T_{refl}), at any time. To measure T_i and T_{out} several pieces of paper were glued to the motor while for T_{refl} a piece of aluminium paper was placed beside the motor.

Several experimental tests were performed, in two well differentiated phases, using the same motor but under different failure conditions (damaged bearing and failure of ventilation system). The main parameters were adjusted to similar values in order to keep the same working conditions in all cases, including the mechanical power, which was adjusted to a constant value, lower than the rated value in order to have a reference that could be reached for all motors under different faulty conditions.

It is worthy to highlight that regardless of the faulty case tested, in the first phase, the monitoring and registering of key variables was not continuous, without the need of complex instrumentation. On the contrary, the second phase follows the same procedure and layout described previously, with the capture of thermography images of the motor frame taken throughout the whole tests at each second, from the start-up transient until the well-established steady-state. It should be noted that the motor was left to completely cool down between phases.

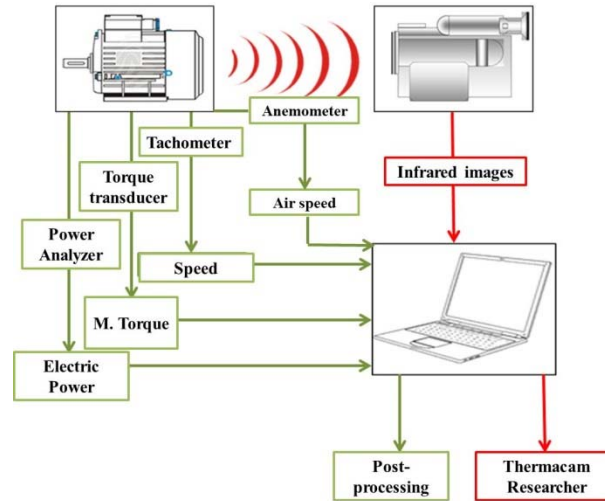


Fig. 1. Experimental test bed.

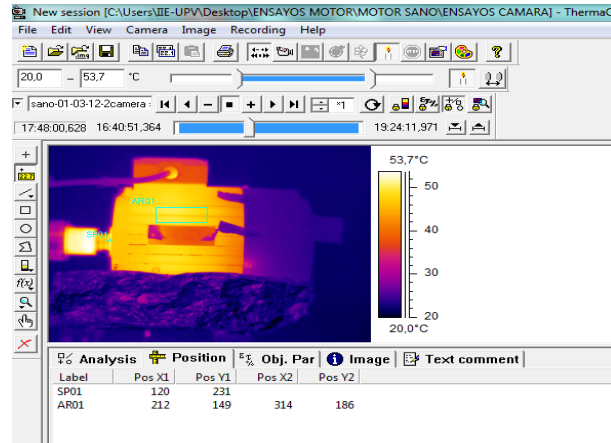


Fig. 2. Capture of the analysis software.

3. METHODOLOGY

The basis of the proposed methodology consists of performing the energy balance of the induction motor, by applying the Energy Conservation principle and the First Law of Thermodynamics. According to this Law, the change of internal energy of a system is equal to the energy losses (P_{losses}) minus the evacuated heat towards the surrounding environment (Q_{total}); this is consequence of the thermal difference between the machine and the environment (see equation 1).

$$\Delta U = P_{losses} - Q_{total} \quad (1)$$

P_{losses} can be calculated as the difference between the demanded electric power (P_{elec}) and the mechanical power (P_{mec}), using equation 2. P_{elec} is directly obtained from the experiments, while P_{mec} is calculated using equation 3 (where τ and Ω are the mechanical torque and angular speed, respectively).

$$P_{losses} = P_{elec} - P_{mec} \quad (2)$$

$$P_{mec} = \tau \cdot \Omega \quad (3)$$

The total heat transfer (Q_{total}) in an electric self-cooled induction motor can be expressed as the addition of two terms: the heat dissipated by radiation (Q_{rad}) and by forced convection through the external frame (Q_{fconv}) and can be calculated using equation 4.

$$Q_{total} = Q_{rad} + Q_{fconv} \quad (4)$$

The Boltzman law enables to calculate Q_{rad} (equation 5, where A is the total surface along the external motor frame –see table 3– σ is the Stefan- Boltzmann’s constant, with a value of $5,67 \cdot 10^{-8}$ and ξ is the emissivity, in this case with the value of 0,95), while equation 6 can be used to determine Q_{fconv} which is the sum of the amount of energy needed to heat up the output air flow (Q_{fconv_a}) and the cooling of the machine by the distribution of this output air flow along the motor surface (Q_{fconv_s}).

$$Q_{rad} = A \cdot \sigma \cdot \xi \cdot (T_s^4 - T_{refl}^4) \quad (5)$$

$$Q_{fconv} = Q_{fconv_a} + Q_{fconv_s} \quad (6)$$

TABLE III
MOTOR GEOMETRIC DIMENSIONS

Elements	A (m ²)
Front circle	$1.42 \cdot 10^{-2}$
Back circle	$2.27 \cdot 10^{-2}$
Left lateral cylinder	$1.34 \cdot 10^{-2}$
Right lateral cylinder	$1.52 \cdot 10^{-2}$
Free Lateral cylinder	$4.38 \cdot 10^{-2}$
Fin Transversal	$9.10 \cdot 10^{-3}$
Fin end	$2.73 \cdot 10^{-3}$
Fin lateral	$1.53 \cdot 10^{-1}$
Fin Transversal superior	$9.98 \cdot 10^{-4}$
Fin end superior	$1.68 \cdot 10^{-2}$
Fin Lateral superior	$7.35 \cdot 10^{-4}$
Nameplate	$2.00 \cdot 10^{-3}$
Support	$2.10 \cdot 10^{-2}$
Top cover	$7.57 \cdot 10^{-3}$
Top coversquare	$5,00 \cdot 10^{-4}$
Front and lateral cover	$2.01 \cdot 10^{-2}$
Bearings	$1.74 \cdot 10^{-3}$
TOTAL	0,335

The necessary equations needed to calculate Q_{fconv_s} and Q_{fconv_a} are the following:

$$Q_{fconv_a} = \dot{m}_a \cdot C_p \cdot (T_{out} - T_i) \quad (7)$$

$$\dot{m}_a = V_a \cdot \rho \cdot A_v \quad (8)$$

$$\rho = \frac{100.000}{T_m/287} \quad (9)$$

$$T_m = \frac{T_{out} + T_i}{2} \quad (10)$$

$$T_{out} = T_i + \varepsilon \cdot (T_s - T_i) \quad (11)$$

$$\varepsilon = \frac{T_{out} - T_i}{T_s - T_i} \quad (12)$$

$$NTU = -\ln(1 - \varepsilon) \quad (13)$$

$$Q_{fconv_s} = hf \cdot (T_s - T_i) \cdot A \quad (14)$$

$$Nu = 0,664 \cdot Re^{0,5} \cdot Pr^{0,33} \quad (15)$$

$$Re = \frac{V_a L}{\nu} \quad (16)$$

$$h = \frac{Nu \cdot Cond}{L} \quad (17)$$

In these equations, m_a is the air output fan flow; its calculation requires three quantities: the average speed of the cooling air along all the fins that is measured with the digital anemometer (V_a), the value of air density ρ (that is obtained from the medium temperature, T_m) and the fan transversal section of the motor (A_v). C_p is the specific heat capacity of the material of the tested motor frame (in our case, aluminum). The value of air

output temperature (T_{out}) can be expressed as a function of the superficial temperature (T_s). This requires the previous calculation of the efficiency (ε) with the values of the necessary temperatures, including the air inlet temperature (T_i), that is obtained from the test. To do so, the fan was characterized as a heat exchanger.

To calculate the main forced convection contribution, which in this case is Q_{conv_s} , the forced convection coefficient (h_f) must be calculated. This is achieved by querying the theoretical databases of air properties, that are tabulated as a function of the temperature and applying the well-known correlations (15) to (16), where Nu , Re and Pr are the Nusselt, Reynolds and Prandtl coefficients, respectively. These equations are valid for laminar flow over a flat plate, but can be also used for a cylindrical housing when the airflow is along its axial length, as the surface is flat for each air filament. In the machine, axial fins are included on the frame to increase the convection heat transfer.

Finally, the last step is to rearrange the previous equations to be able to perform the energy balance of the machine in order to calculate the superficial temperature evolution (T_s), also known as thermal profile or heating curve of the machine. To this end, infrared data are used. To do so, initially, the internal energy (ΔU) is expressed as equation 18 and it is afterwards combined with equation 1. The result of these last steps yields equation 19 which will be the basis of the methodology employed throughout the present paper. This equation will be rearranged as a function of the model superficial temperature evolution (T_{smodel}) (see equation 20). This quantity, which corresponds to the superficial temperature of the motor frame, is the only one that is unknown because all the rest can be extracted from the tests and from the motor specifications.

$$\Delta U = m \cdot C_e \cdot \frac{dT}{dt} \quad (18)$$

$$m \cdot C_p \cdot \frac{dT}{dt} = (P_{elec} - P_{mec}) - Q_{total} \quad (19)$$

$$\frac{dT_{smodel}}{dt} = \frac{1}{m \cdot C_p} (P_{elec} - P_{mec}) - \left\{ [A \cdot \sigma \cdot \xi \cdot (T_{smodel}^4 - T_{refl}^4)] + [\dot{m}_a \cdot C_p \cdot (T_i + \varepsilon \cdot (T_{smodel} - T_i))] + [h \cdot (T_s - T_i) \cdot A] \right\} \quad (20)$$

From this latter equation it is worthy to note that the superficial temperature of the motor frame will slowly increase in transient state ($dT_{smodel}/dt \neq 0$), while there is a difference between the energy losses and the heat transfer. In contrast, the thermal balance will be reached in steady state ($dT_{smodel}/dt = 0$) once the evacuated heat and the generated become identical [17] - [19].

4. RESULTS

4.1. Validation of the model

In this section the mathematical model will be validated, initially for the healthy induction motor and afterwards for the faulty cases, using the results obtained in the previous section. To do so, T_s is obtained experimentally by using the infrared thermography and is compared with the T_{model} that is calculated by applying the energy balance of the induction motor (see equation 20).

Focusing on the healthy induction motor, the values of all the parameters that are necessary to calculate the T_{model} are summarized in Table 5, while and the power losses and the key temperature evolutions obtained experimentally are plotted in Figure 3 and 4, respectively.

TABLE IV
MAIN PARAMETERS CALCULATED-HEALTHY MOTOR

Parameter	Value
<i>Air flow</i> (m_a)	0,0234 kg/s
<i>Forced convection parameter</i> (h_f)	17,7

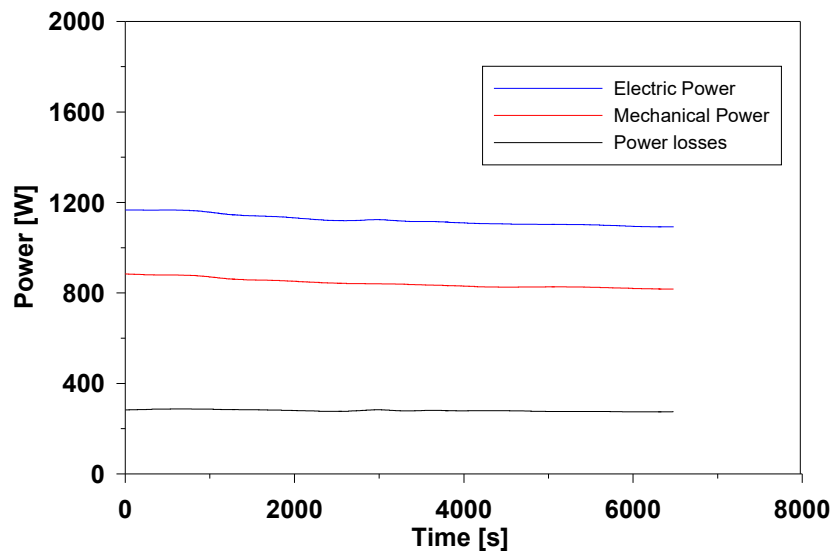


Fig. 3. Evolutions of electric and mechanical power and power losses in healthy motor.

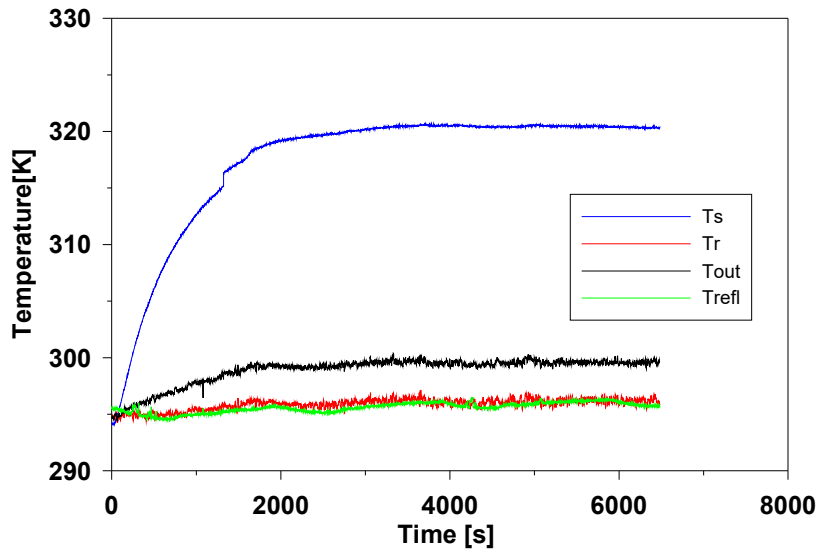


Fig. 4. Temperatures evolution in healthy motor.

With all this data the resulting T_{smodel} evolution was plotted and compared with the experimental superficial temperature (T_s) in Figure 5. A great similarity between both curves is observed in this figure. This similarity not only validates the model and its applicability but also logically supports the fact that the heating process of the induction motor behaves in accordance with the First Law of Thermodynamics.

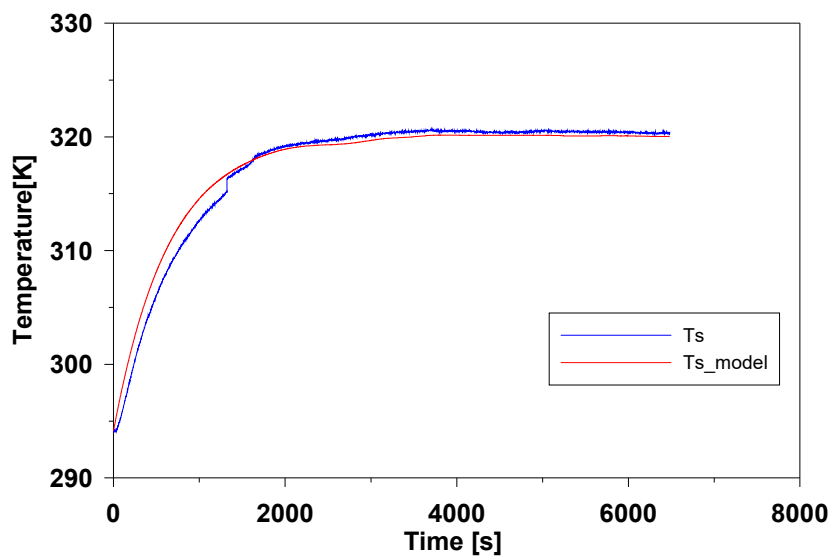


Fig. 5. Experimental and model heating curves of the healthy motor.

Regarding the faulty conditions (i.e., bearing damage and ventilation system failure), the same procedure as in the previous case was followed (see Table 6 and Fig. 6, 7, 8, 9,10 and 11).

TABLE V
MAIN PARAMETERS CALCULATED- DAMAGE MOTOR

Parameter	Value	
	Bearing damage	Ventilation damage
<i>Air flow</i> (m_a)	0,0234 kg/s	0
<i>Forced convection parameter</i> (h_f)	17,8	0
<i>Natural convection parameter</i> (h)	0	6

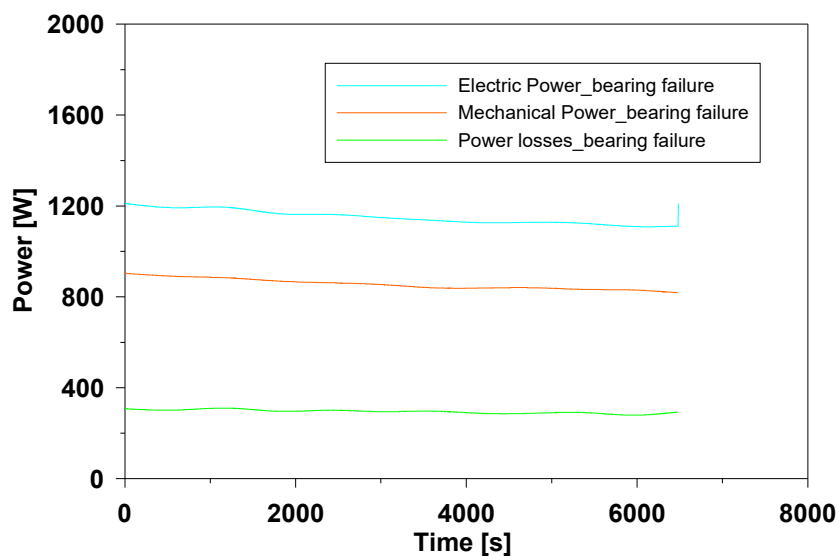


Fig. 6. Evolutions of electric and mechanical power and power losses of motor with bearing failure.

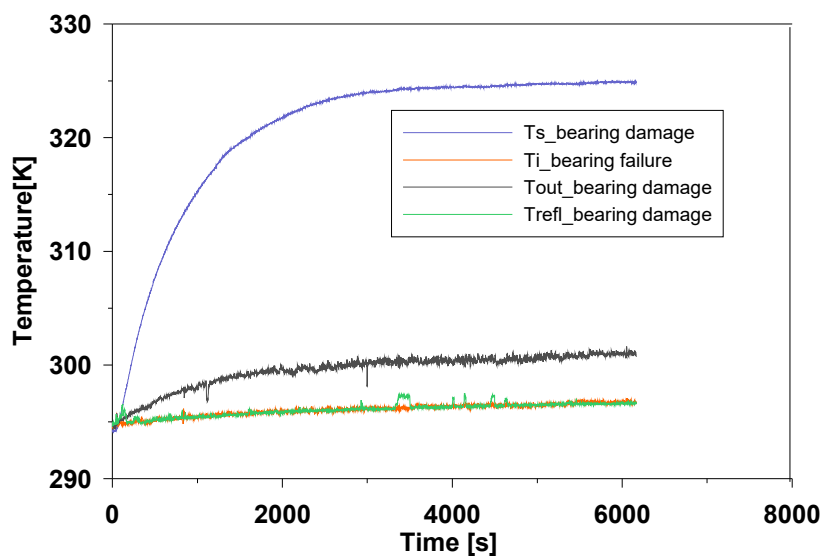


Fig. 7. Temperatures evolution of motor with bearing failure.

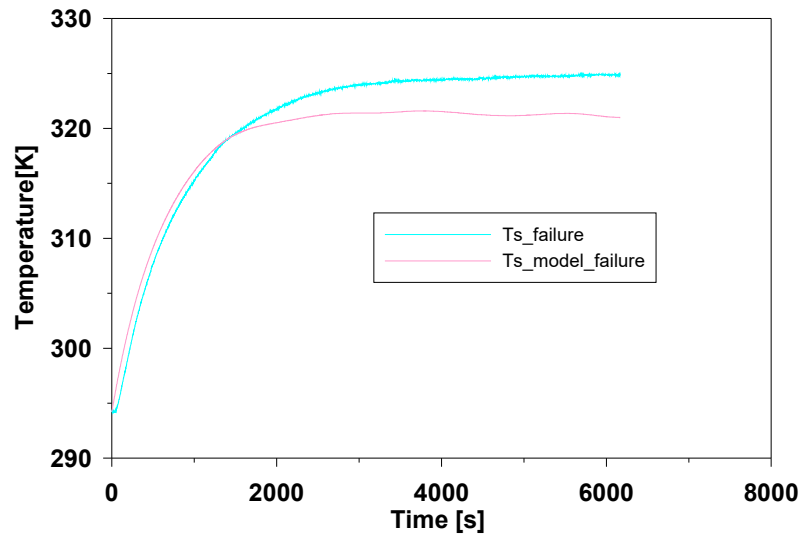


Fig. 8. Experimental and model heating curves of motor with bearing failure.

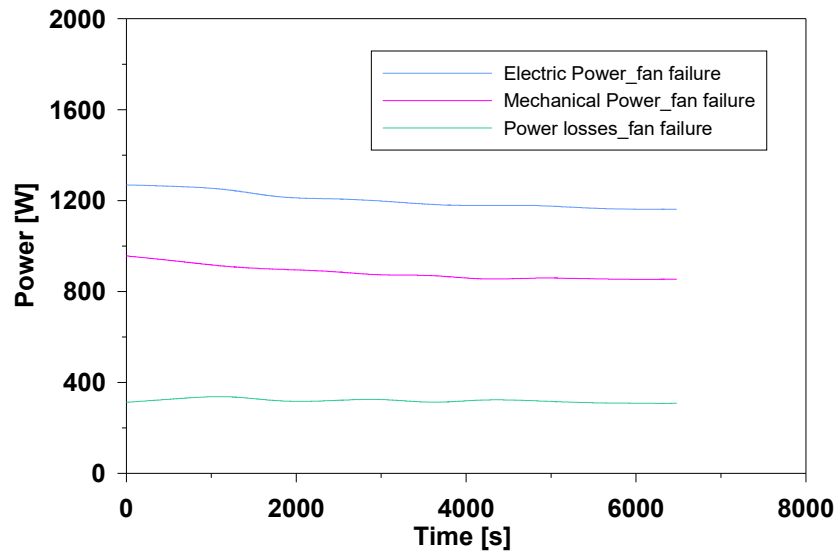


Fig. 9. Evolutions of electric and mechanical power and power losses of motor with a ventilation system failure.

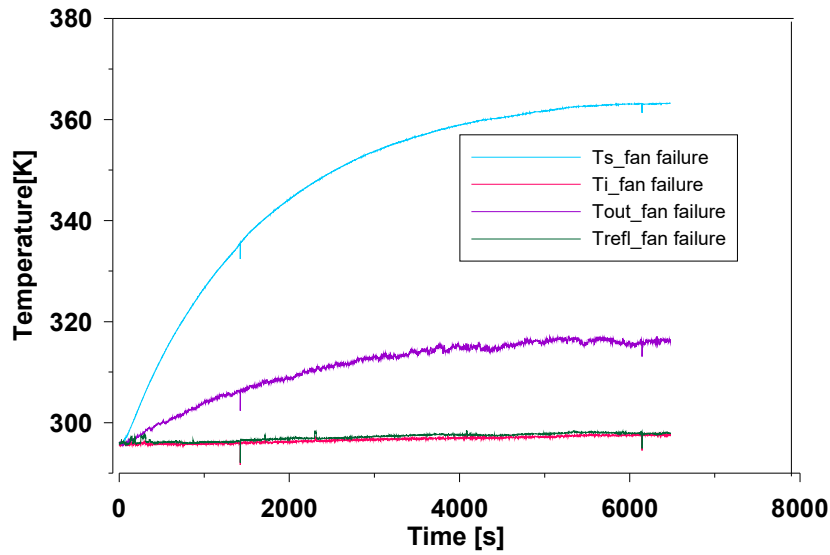


Fig. 10. Temperatures evolution of motor with a ventilation system failure.

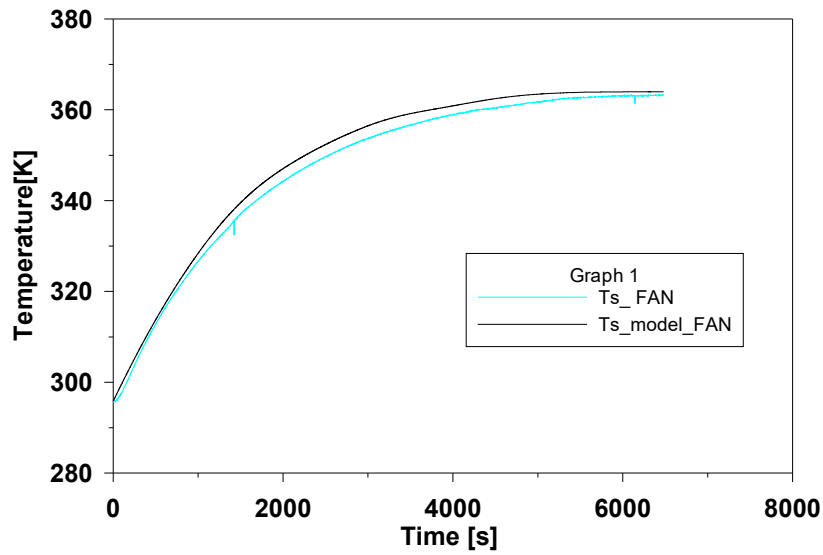


Fig. 11. Experimental and model heating curves of motor with a ventilation system failure.

Note that there is an absence of forced convection when considering the ventilation system faulty case; in other words, the heat dissipation is only due to natural convection. In this case, equations 21-27 were employed.

$$Q_{conv} = h \cdot (T_s - T_a) \cdot A \quad (21)$$

$$T_m = \frac{T_a + T_s}{2} \quad (22)$$

$$\beta = \frac{1}{T_m} \quad (23)$$

$$Gr = \frac{g\beta D^3(T_s - T_a)}{\nu^2} \quad (24)$$

$$Ra = GrPr \quad (25)$$

$$Nu = 0,53 \cdot Ra^{0,25} \quad (26)$$

$$h = \frac{Nu \cdot Cond}{D} \quad (27)$$

The resulting T_{smodel} for each case is plotted in Figure 8 and Figure 11 against its corresponding experimental T_s . These figures reflect again the high accuracy, above 98% in both cases and independently of considering transient or steady state, between the model prediction and the experimental values. It is worth noting that this accuracy is slightly higher for the ventilation system failure than for the bearing damage case.

The fact that the model accurately predicts the motor behavior both under healthy and faulty conditions demonstrates its reliability and feasibility. Moreover, this model can be applied to any motor configuration and operating conditions; once the model has been built for a certain motor, its extrapolation to other operating conditions only requires some basic quantities that can be measured during steady-state operation (hence reducing possible maintenance costs). With these simple measurements, the model can enable to predict the heating curves for the any motor operation or fault condition and reach general diagnosis conclusions based on these curves (for instance, setting alarms if important deviations are observed versus healthy conditions).

4.2. Analyses of infrared thermography data for accurate failure diagnosis

The developed model has a high accuracy when predicting and comparing the heating curves of the machines under different working conditions, including failure conditions. However, the potential of the information directly provided by the experimental infrared images is huge and can be also employed to accurately diagnose several possible motor failures. This can be achieved by the analysis of the thermal profiles as well as of the temperature gradients at strategic points of the machine.

Bearing failure

A significant level of bearing failure was obtained at the laboratory by combining a deficient lubrication with a bearing cage damage provoked by several external impacts (see

Fig. 12). The machine was tested obtaining the thermal profiles and the infrared thermography images. Figures 13(a) and 13 (b) illustrate an example of these images for the healthy and faulty cases during an instant of the steady state.

As it can be observed, a different thermal behaviour is clearly observed presenting greater differences in the bearing region, just as expected. This variation was corroborated and quantified not only under steady state but also during transient state conditions when plotting for both cases, the average temperature evolution at of the bearing region and at a region over the motor frame (see Fig. 14).

As expected, the difference in the average temperature evolution at the bearing region between the healthy and the damage motor is clearly noticeable due to an increase in friction losses for the latter case. In contrast, there is a moderate difference in the average temperature evolution over the motor frame. Additionally, it can be observed that the temperature evolutions in transient regime are clearly different in the bearing region and in the motor frame. These trends observed in each of the regions can be used to characterize this fault in order to effectively diagnose, bearing problems in induction motors.



Fig. 12. Image of the motor with bearing failure.

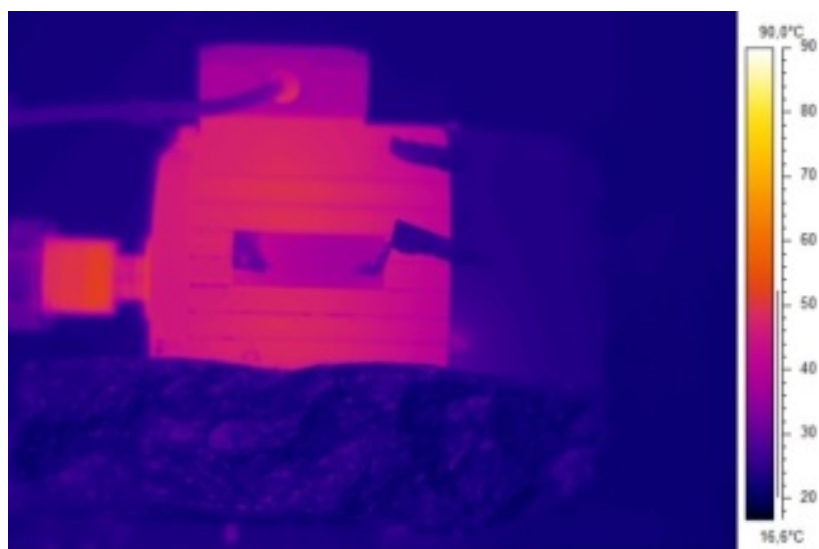


Fig. 13(a). Infrared image of the healthy motor in steady state.

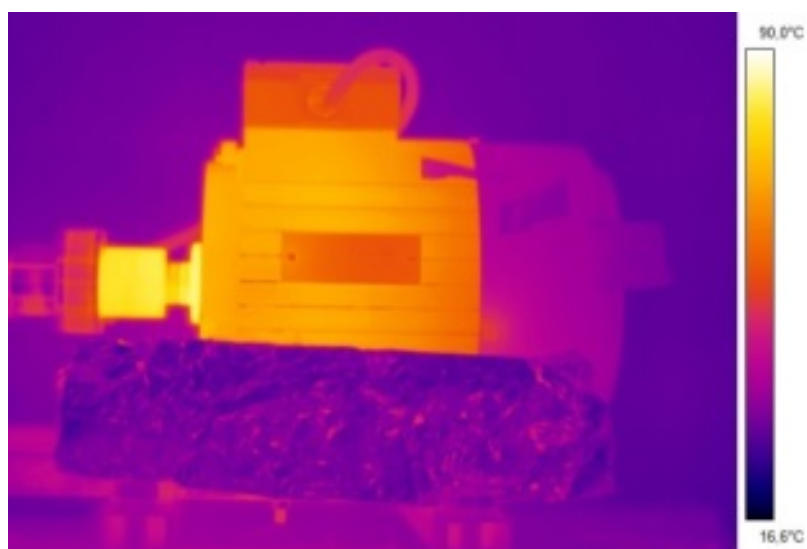


Fig. 13 (b). Infrared image of the bearing damage motor in steady state.

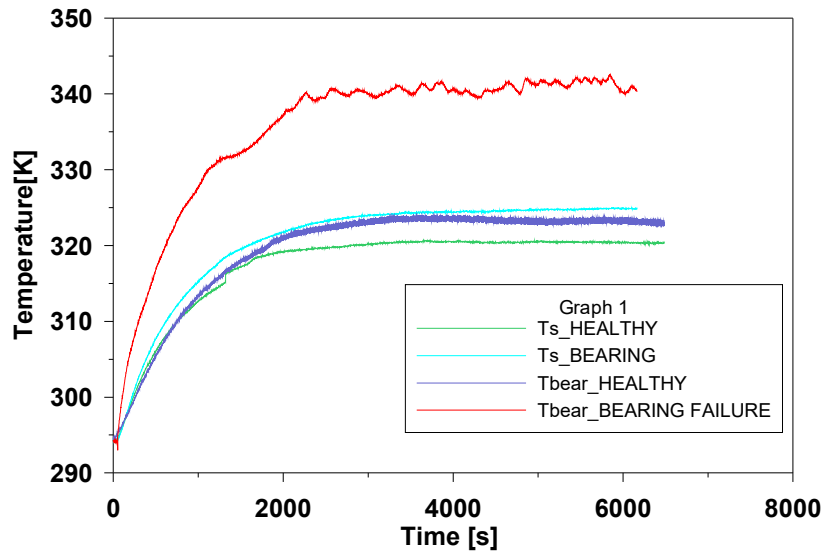


Fig. 14. Temperatures evolution in healthy and bearing damaged motor.

Fan failure

A fan failure was simulated by inserting a cardboard in the internal part of the motor, so that the air penetration in the motor was obstructed (see Fig. 15). The machine was tested obtaining the infrared images and the thermal profiles both at a region over the motor frame and at the bearing region (see Fig. 16(a), 16(b) and 17).

Afterwards, the information was analysed and compared not only with the healthy motor but also with the bearing faulty conditions. A clear difference in the thermal behavior was observed in comparison with the healthy motor while a major frame temperature increase was appreciated when compared with the damaged bearing case. In addition, the average temperatures in both regions (frame and bearing) increase at the same rate during the transient state for the healthy and the ventilation faulty case, but when compared with the bearing failure, great differences in thermal behavior appear between the regions. This pattern can be used to differentiate between these types of failures.



Fig. 15. Simulation of fan failure.

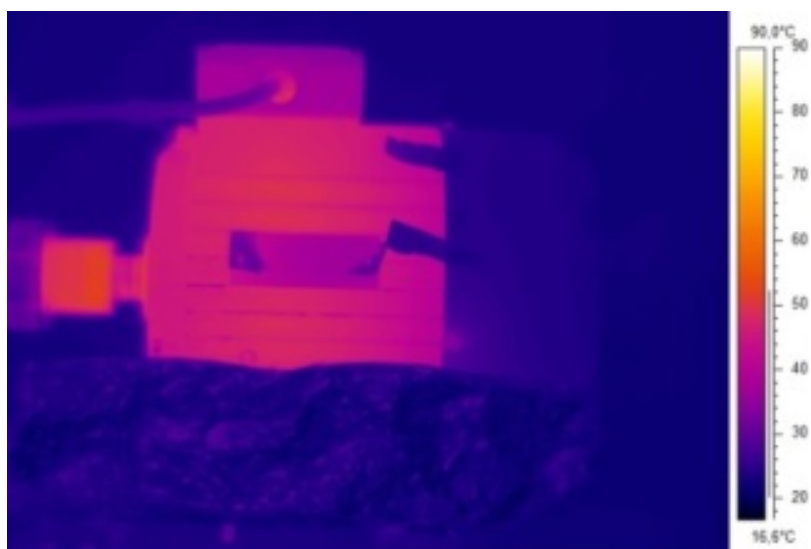


Fig. 16(a). Infrared image of the healthy motor in steady state.

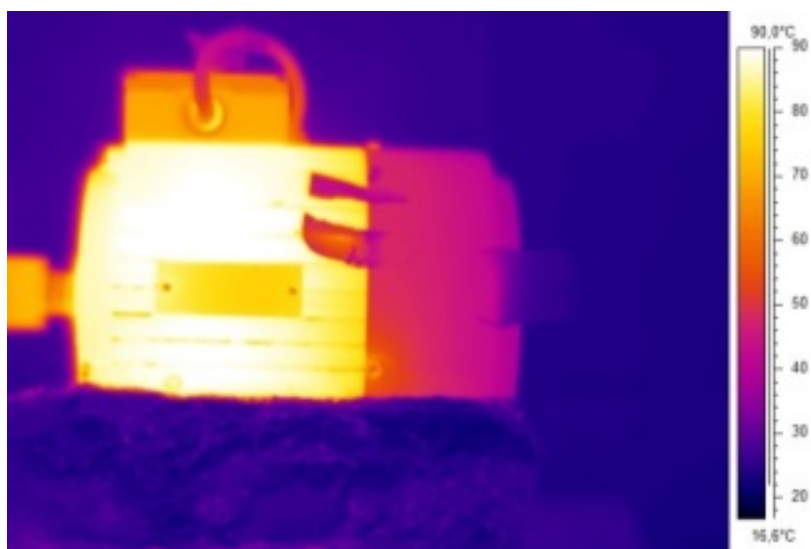


Fig. 16 (b). Infrared image of the ventilation damage motor in steady state.

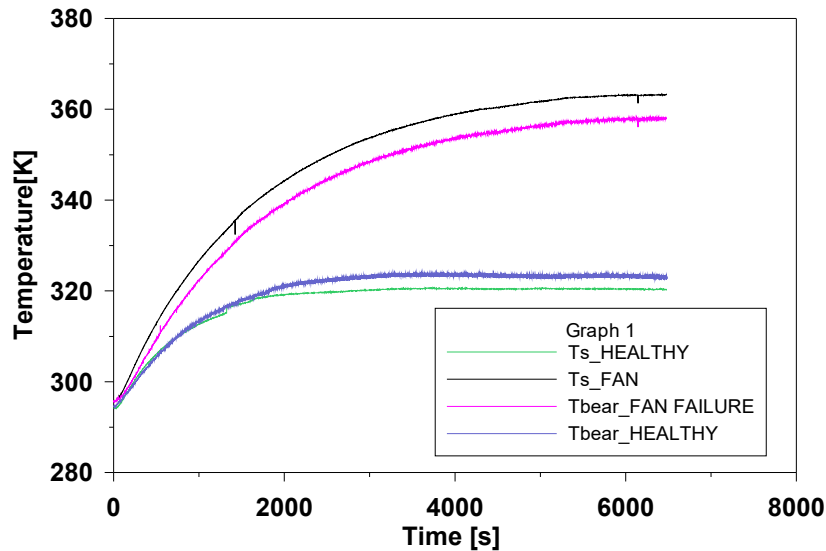


Fig. 17. Temperatures evolution of healthy and ventilation damaged motor.

4.3. Conclusion

This paper has proven the potential of the use of the infrared thermography as complementary informational source for induction motor condition monitoring. In this context two main contributions have been obtained:

First, a new model relying on infrared data has been developed. The model enables to predict the heating behaviour of the motor both at healthy and faulty conditions. Once the model is built for a certain motor, its further application to any other operating or faulty condition only requires the measurement of some basic quantities, which can be done in steady-state. The model can be very useful for general diagnosis purposes based on the observation of the heating curves obtained with that model for any motor operation condition.

Second, the registration of the infrared images during the motor heating process has proven to be an excellent tool to diagnose several failures (as bearing damages or ventilation system failures). Indeed, the average temperature profiles obtained at different regions of the motor show clear differences depending on the specific fault present in the machine, revealing interesting patterns that can be used to identify the fault. Also, the images themselves contain clear patterns caused by the temperature concentration at different points.

Though the integral registration of the whole heating process of the motor by using the infrared camera may imply cost and time, the proposed idea is that the model can be applied in a first stage to obtain eventual alarms of abnormal motor operation and, only if an alarm rises, then more accurate analysis would be developed capturing the transient.

REFERENCES

- [1] D.B.Durocher, G.R. Feldmeier, Predictive versus preventive maintenance, IEEE Industry Applications Magazine, vol 10 n.5, October 2004, pp. 12-21.
- [2] W.T. Thomson, M. Fenger, Current signature analysis to detect induction motor faults, IEEE Industry Applications Magazine, Agosto 2001, pp. 26-34.
- [3] O.V. Thorsen, M. Dalva, Condition monitoring methods, failure identification and analysis for high voltage motors in petrochemical industry, Proceedings 8th International Conference on Electrical machines and drives, EMD'97, University of Cambridge, vol. 444, 1997, p.p. 109-113.
- [4] IEEE Motor Reliability Working Group, Report of large motor reliability survey of industrial commercial installations, Part I, IEEE Transactions on Industry Applications, vol. IA-21, 1985, p.p. 853-872.
- [5] A. Boglietti, A. Cavagnino, D. Staton, M.Shanel, M.Mueller, C. Mejuto, Evolution and modern approaches Thermal Analysis of Electrical Machines, IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol 56 n.3, 2009.
- [6] B. Bortnem, F. Pray, P. Grover, Measuring Shaft Misalignment with Infrared Thermography, P/PM Technology, 1995, p.p. 20-21.
- [7] Y. Chou, L. Yao, Automatic Diagnosis System of Electrical Equipment using Infrared Thermography, International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition, 2009.
- [8] Y. Han, Y.H. Song, Condition Monitoring Techniques for Electrical Equipment, IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 18 n.1, 2003.
- [9] S. U. Haq, T. Bashir, Evaluation of Induction Motor Groundwall Insulation using Infrared Thermography, Second International Conference on Emerg. Technologies, 2006, p.p. 13-14, Pakistan.
- [10] B. Li, X. Zhu, S. Zhao, W. Niu, HV Power Equipment Diagnosis Based on Infrared Imaging Analyzing, International Conference on Power Syst. Technology, 2006.
- [11] J.Yun, K.Lee, J. Yoo, L.W. Lee, S.B. Lee, J. Yun, Detection and Classification of Stator Turn Faults and High- Resistance Electrical Connections for Induction Machines, IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 45 n.2, 2009.
- [12] A. Boglietti, A. Cavagnino, D. Staton, TEFC Induction motors Thermal Models: a parameter Sensitivite Analysis, IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol 41 n3, 2005.
- [13] K. Farsane, P. Desevaux, P.K. Panday, Experimental study of the cooling of a closed type electric motor, Applied Therm. Engineering. 20 (2000) 1321-1334.
- [14] R. Pechánek, Model of Air Flow In Cooling System Of Induction Machines, XI International PhD Workshop, OWD, 2009.

- [15] D.Staton, A.Cavagnino, Convection Heat Transfer and Flow Calculations for Electric Machines Thermal models, IEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 55 n.10, 2008.
- [16] K. Takahashi, Airflow and Thermal Conductance in a Totally Enclosed Induction Motor, Heat Transf.-Asian Research, vol. 31 n.1, 2002.
- [17] B.Bai, Q. Yu, H. He, X. Wang, 3-D Thermal Analysis and Computation of Flameproof Induction Motor, Power and Energy Engineering Conference, 2010, Asia-Pacific.
- [18] M.Cortes, Curso moderno de máquinas eléctricas, (Editores Técnicos Asociados, S.A., 1990)
- [19] S. Sheghir-Oualil, S. Harmand, D.Laloy, Study of the thermal behaviour of a synchronous motor with permanent magnets, International Journey of Engineering, vol. 3 n.3, 2009.

ARTÍCULO 4.

M.J. Picazo-Ródenas, J. Antonino-Daviu, Senior Member, IEEE , V. Climente-Alarcón, Member, IEEE, R. Royo-Pastor and A. Mota-Villar “**Combination of non-invasive approaches for general assessment of induction motors**, IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 51, no. 3, pp. 2172-2180, May-June 2015. DOI: 10.1109/TIA.2014.2382880.

Combination of non-invasive approaches for general assessment of induction motors

M.J. Picazo-Ródenas, J. Antonino-Daviu, Senior *Member, IEEE*, V. Climente-Alarcón, *Member, IEEE*, R. Royo-Pastor and A. Mota-Villar

Abstract -- There exists no single quantity able to diagnose all possible failures taking place in induction motors. Currents and vibrations monitoring are rather common in the industry, but each of these quantities alone can only detect some specific failures. Moreover, even for the specific faults that a quantity is supposed to detect, many problems may rise. As a consequence, a reliable and general diagnosis system cannot rely on a single quantity. On the other hand, it would be desirable to rely on quantities that can be measured in a non-invasive way which is a crucial requirement in many industrial applications. This paper proposes a twofold method to detect electromechanical failures in induction motors. The method relies on analysis of currents (steady-state + transient) combined with analysis of infrared data captured by using appropriate cameras. Each of these non-invasive techniques may provide complementary information that may be very useful to diagnose an enough wide range of failures. In the present paper, the detection of three illustrative faults is analyzed: broken rotor bars, cooling system problems and bearing failures. The results show the potential of the methodology that may be especially suitable for large, expensive motors where the prevention of eventual failures justifies the costs of such system, due to the catastrophic implications that these unexpected faults may have.

Index Terms- *Induction machines; fault diagnosis; infrared analysis; rotor asymmetries; bearing faults.*

1. INTRODUCTION

Fault detection in induction motors has become a topic with increasing interest both in the academia and in industry [1]. Catastrophic effects in such energy conversion devices justify the importance of carrying out proper maintenance programs of those machines. Large induction motors are especially critical due to several reasons; they are very expensive machines, they are often crucial components in the industrial processes where they participate (so their eventual failure may imply high costs in terms of unplanned production shutdowns) and, finally, their repair and transportation costs are huge [2]. Over recent years, many researchers have developed techniques with the aim of detecting a wide range of faults in these motors, when these faults are still in their early stages. Most of these techniques often rely on a single quantity, since the authors pursue the simplicity and economy of their methods. In this context, currents [1, 3-5], vibrations [6-7], stray fluxes [7-8, 25-26], voltages [9], active and reactive powers [10], etc... have been proposed as bases of the different diagnostic methodologies. However, in spite of the reliability of some of these approaches to detect certain specific faults, few of them has proven to be enough general to diagnose a wide range of failures with high reliability. Moreover, several methods based on some of the aforementioned quantities have an invasive nature, since they often imply the installation of sensors, probes, coils or auxiliary equipment, that requires to

stop the machine or other interferences with its operation process; this is often unacceptable in many industrial applications.

Lately, current-based methods have gained prominence both in the literature of the area and in the industry. This is partially due to the fact that the stator current waveform can be registered in a non-invasive manner (a current clamp and an oscilloscope is often enough) and, also, the software that is needed for its processing is rather simple. In this regard, the classical method relying on current analysis, known as Motor Current Signature Analysis (MCSA)), is based on capturing the current demanded by the machine during steady-state operation and its subsequent analysis by using the Fast Fourier Transform (FFT); the idea is to identify, in the FFT spectrum, ‘fault indicating frequencies’, the amplitude of which has been amplified by the corresponding failure: the presence of these ‘frequencies’ is usually a reliable indicator of the existence of the fault.

This classical current-based method, however, has some important drawbacks that have been reported in the literature: difficulty when diagnosing some faults under certain operating conditions (pulsating load torques [11-12], unloaded machines [12], etc...) that may be rather common in the industry, unsuitability when detecting certain failures in specific machines (motors with rotor cooling axial ducts [13], double cage rotor motors [14], etc.), problems for fault discrimination. All these problems may have disastrous consequences, especially in large motors; as an example coming from an own industrial experience, MCSA was used to diagnose the condition of several large motors (powers of MW, unitary cost around 1,5 million \$) in a real industrial facility. One of these motors was diagnosed as faulty due to the presence in the FFT spectrum of some components with significant amplitudes at frequencies similar to fault-related ones; this motor was subsequently transported to the repair workshop and later disassembled. No fault was found; the false ‘frequencies’ were maybe due to the operation duty of the machine (presence of driven load fluctuations). These false positives, implied a cost around one third of the motor cost (leaving aside the production losses).

To overcome the problems of the classical MCSA method, several diagnosis strategies have been proposed over recent years. A quite recent alternative that has shown very good results is based on analyzing current signals by applying advanced signal processing tools [12, 15-16]. These approaches are able to process the current signal regardless of the machine regime (stationary or transient); their underlying idea is to track the evolutions of fault-related frequency components over time (i.e. to detect a time-frequency evolution). The detection of such evolutions is a very reliable indicator of the presence of the failure. As an example, when the machine is connected (assuming that it is grid-supplied) the frequency of the Lower Sideband Harmonic associated with broken rotor bars, follows a very characteristic evolution over time, as the machine accelerates. This evolution, well characterized in previous works [12, 14], leads to a very characteristic pattern that can be used to diagnose the presence of the failure. The same happens with other fault-related harmonics that also lead to particular evolutions, the detection of which increases the reliability of the diagnostic. Moreover, other faults also lead to patterns that are different depending on the failure. The only constraint of this methodology is that, to obtain such patterns, advanced signal processing tools (Time-Frequency Decomposition (TFD) tools), able to process non-stationary quantities, must be used. In this context, several

TFD tools have been proposed and are valid for the stated goals [16]: wavelet transforms, Hilbert-Huang transform (HHT), Wigner-Ville Distributions (WVD), Choi-Williams Distributions (CWD), etc.

This methodology has shown very good results for the diagnosis of some specific failures such as rotor failures or eccentricities. Moreover, it has been validated in motors with different sizes (from few kW till MW). However, despite the indubitable advantages of the new transient current-based methods, logically, they are not the panacea, i.e., they cannot provide a definitive diagnosis conclusion for every possible fault. There are some failures that, due to their inherent nature, are not easy to be detected by only using the analysis of the currents. This is the case, for instance, of bearing failures or insulation degradation. In this context, the use of other techniques is mandatory to build an enough general and reliable diagnostic system, able to detect a wide range of possible failures in the machine. In this paper, the infrared thermography technique is proposed as a complementary informational source for induction machine condition monitoring. The non-invasive characteristic of this technique makes it especially attractive. Moreover, its somehow complementary nature versus current analysis confers it with a potential that other quantities do not have. The cost increment provoked by the necessity of an infrared camera may be easily compensated by the advantage of a higher reliability, especially in large, critical motors.

The paper is structured as follows: in Section II, the proposed twofold approach is explained; on the one hand, a transient current-based diagnosis approach based on the HHT is presented and, on the other, the infrared-based complementary technique is also analysed. Section III describes the experimental setup employed for the validation of the method. In Section IV, the results are shown and discussed. Finally, the conclusions of the work are synthesized in Section V.

2. TWOLFOLD APPROACH

2.1. Currents analysis

Traditional MCSA

MCSA has been extensively used in the industry for the diagnosis of certain failures. Based on the identification of particular ‘fault indicating frequencies’ in the FFT spectrum of the steady-state current, it has shown satisfactory results for the detection of rotor faults or eccentricities [1, 27]. Most of the commercial devices with current-monitoring features rely on this technique to assess the rotor condition. As it is well-known, in the event of broken rotor bars, two prominent peaks, known as sideband components (lower and upper) appear at both sides of the supply frequency. In the case of mixed eccentricities, other components appear. For instance, for an eccentric machine with two pole pairs, two ‘fault indicating frequencies’ rise at $f/2$ and $3 \cdot f/2$ Hz (f =supply frequency) [6].

MCSA has, however, some important drawbacks, some of them already stated in Section I. Most of these problems are related to the relatively frequent possibility of leading to wrong diagnostic conclusions, either *false positives* (diagnosing a healthy machine as faulty) or *false negatives* (diagnosing a faulty machine as healthy). These erroneous diagnostics have been reported in situations that may be rather common in industrial sites.

As an example, when assessing the rotor condition, false positives may be caused by the following situations:

- *Presence of load torque oscillations* (motors driving compressors, pumps, gear reducers) may introduce in the FFT spectrum harmonics at frequencies rather similar to the fault-related ones, as proven in [11-12, 15, 28].
- *Cooling rotor axial ducts* may introduce components similar to rotor fault-ones when the number of cooling ducts (N_d) and machine poles (N_p) are equal [2, 13].

On the other hand, false negatives may appear in the next cases:

- *Motors diagnosed in unloaded conditions*: in this case, since the slip s is low, the sideband components overlap the supply frequency becoming very difficult their identification [12].
- *Detection of outer cage breakages in double cage rotors*: in steady-state, the current flow is mostly confined in the inner cage, so an eventual bar breakage in the outer cage may not lead to significant harmonics in the FFT spectrum [14].

Advanced Harmonic Tracking Techniques

To overcome the drawbacks of MCSA, alternative strategies have been proposed over recent years. One of the most successful approaches relies on not restricting the analysis to the stationary regime, but extending it to the transient regimes through which the machine operates. In other words, instead of only focusing on the steady-state current, the approach proposes the analysis of the current regardless of the operation regime of the machine (hence, including the analysis of transient current signals such as the current during the startup, sudden load variations, plug stopping, etc.) [15].

The problem in this case is that, if we want to analyze non-stationary quantities, the FFT is no longer suitable. The use of adequate signal processing tools suited for the analysis of such quantities becomes necessary. Is in this context where the Time-Frequency Decomposition (TFD) tools play a crucial role. These tools enable to obtain a time-frequency ‘picture’ of the analyzed signal. Hence, they allow the observation not only of the frequency components present in the signal but also of how they evolve over time. Indeed, it is precisely their ability to track the time-frequency evolution of fault-related components which confers them with a high reliability, since the patterns created by such evolutions are very difficult to be caused by other phenomena different from the failure (unlike what happens with the ‘fault indicating frequencies’ in the FFT spectrum). There are many possible TFD tools that are able to accomplish this function [16]: wavelet transforms (Continuous (CWT), Discrete (DWT), Undecimated (UDWT), Wavelet packets (WP),

etc...), Hilbert-Huang Transforms (HHT), Wigner-Ville Distributions (WVD), Choi-Williams Distributions (CWD)... have been applied in previous literature to this end. As an example, Fig. 1 shows the Hilbert-Huang spectrum of the second intrinsic mode function (IMF2, that covers the frequency band below 50 Hz) resulting from the application of the HHT to the startup current of a healthy machine (Fig. 4 (a)) and to a machine with two broken bars (Fig. 4 (b)). This spectrum is just a time-frequency representation of the analyzed current signal. It can be observed a V-shaped pattern caused by the evolution of a particular fault component, the lower sideband component (LSC), during this transient. Logically, this pattern does not appear for the healthy machine, since the fault component is absent.

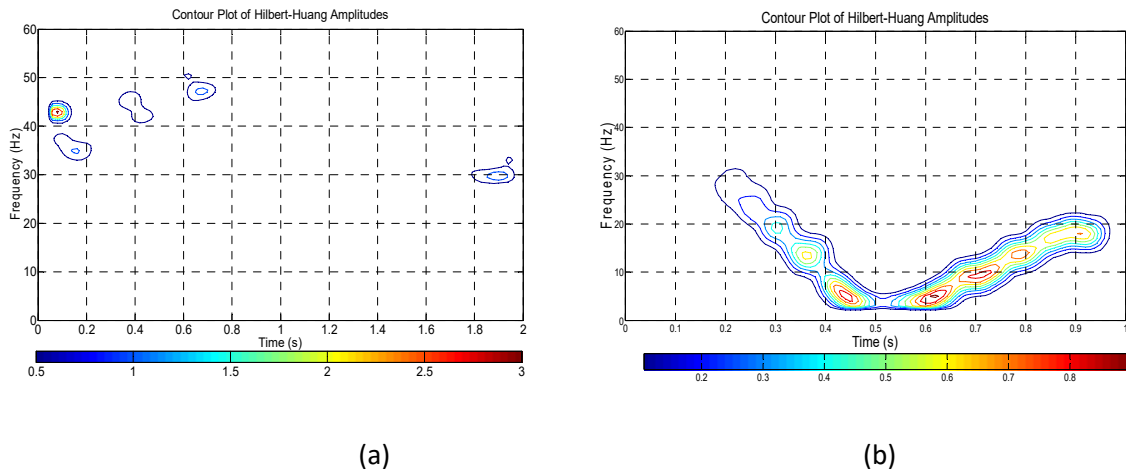


Fig. 4. Application of HHT (HH spectrum of IMF2) to the startup current of a: (a) healthy motor and (b) motor with two broken rotor bars.

The qualitative identification of fault-related patterns must be accompanied by a quantitative perspective in order to determine the severity of the failure in the machine. In this regard, several quantification indicators have been proposed relying on different TFD tools. Most of the indicators are based on the computation of the energy in specific regions or ‘boxes’ of the time-frequency map that the fault-components trespass during their evolutions. Based on numerous tests performed with different motors and levels of failure, approximate intervals have been created, so that each one of these intervals is linked to a certain fault severity level. As an example, (1) gives the expression of a rotor asymmetry indicator based on the HHT [17], where i_j is the value of the j sample of the current signal; $imf2(j)$ is the j element of the IMF2 signal covering the frequency range in which the LSC evolves during the startup transient; N_s is the number of samples of the signal, until reaching the steady-state regime and N_b is the number of samples between the origin of the signals and the extinction of the oscillations due to border effects.

$$\gamma_{HHT}(dB) = 10 \cdot \log \left[\frac{\sum_{j=N_b}^{N_s} i_j^2}{\sum_{j=N_b}^{N_s} [imf2(j)]^2} \right] \quad (1)$$

This new diagnosis philosophy, relying on tracking the components linked to the failure and on the further computation of fault indicators has shown very satisfactory results for the diagnosis of certain failures (namely, rotor failures and eccentricities), both in small and in large AC motors, while avoiding false indications provided by MCSA [2, 12, 15, 17, 36-37]. However, the viability of the method is uncertain for the detection of some failures that are traditionally difficult to be detected via current analysis. This is the case of bearing faults or incipient stages of stator winding failure (e.g. turn-to-turn shorts [29-33], few broken turns in one phase...). For the detection of bearing failures, the information provided by other quantities such as vibrations or temperatures may be very useful to achieve a reliable conclusion. The use of vibrations has been also proposed for turn fault detection [34]. On the other hand, stray flux analysis has been revealed as a very reliable quantity to diagnose winding failures even when these are in their early stages [25, 29-33].

2.2. Infrared data analysis

The infrared thermography technique enables to visualize with high precision the superficial temperatures of a certain object in a non-invasive way, without necessity of any contact with the analyzed object. The underlying bases rely on converting infrared radiation measurements into temperature measurements. This is achieved by measuring the radiation emitted by the object surface within the infrared portion of the electromagnetic spectrum and by converting these measurements into electrical signals. The measurement device consists of an infrared camera, which measures the superficial temperature gradients by means of its infrared sensors, through the capture of high quality images.

The application of the infrared thermography technique to condition monitoring of electric motors is certainly limited. The few papers in the area (not only restricted to motors) have focused on the diagnosis of faults as: insulation failures in the magnetic circuit, deficient connections or misalignments [18]-[22]. However, most of the works aim to detect simple failures, often external to the machine. In addition, the interpretation of the resulting images is carried out in a very qualitative way, requiring the user expertness for the identification of the anomaly. In [22], groundwall insulation system is evaluated in medium voltage motors by using infrared thermography. On the other hand, [23] points out that infrared thermography is currently employed to monitor high resistance connections. Misalignment effects and their implications in thermography are studied in [21]. In concordance to these facts, the use of the infrared thermography for the study of the thermal behaviour of electric motors has neither been very abundant, despite some interesting results obtained in recent contributions [24].

Due to the recent technological development in the area of infrared cameras, new opportunities are presented for the use of such equipment in motor diagnostics: there are cameras, with affordable prices, that enable the capture of high resolution images so that the user can visualize with great precision the accurate temperatures in different points of the registered area. Most of these cameras make even the capture of thermal transients possible. These transients are represented by means of sequences of images that enable to obtain the temperature evolution in any point of the captured image, as well as to compute diverse

statistic parameters related to the registered thermal map. Therefore, the application of the thermography to electric motors is far from being enough exploited. There is a wide area in which the application of this technique can provide very valuable information both for electric machine diagnosis and for behaviour analysis.

2.3. Proposed twofold method

The proposed approach relies on the joint use of current data and infrared thermography data. The method starts with the capture of the stator current signal (a single phase is enough) with a sampling rate enabling the visualization of all possible fault related components (as a reference, 5 kHz is usually enough). With regards to the registered time interval, it determines the frequency resolution in the MCSA analysis but, also, the longer the interval the better the tracking of possible fault-related harmonics (it is more feasible to identify eventual fault harmonics and their evolutions). Usually 10 seconds is enough. Once the current signal has been captured, it is analyzed by using the conventional MCSA approach. MCSA diagnostic result is a good approximation to know the machine condition but it is not conclusive since it may lead, as commented, to eventual false positives or false negatives.

Hence, a subsequent analysis by using the advanced harmonic tracking techniques is necessary (regardless, of MCSA result), either to ratify the MCSA results or to discard them. If both techniques lead to the conclusion that the machine is faulty, it is very likely that the fault is present in the machine and no further analysis is, in principle, required. However, if their conclusions are different or even if both of them lead to the conclusion that the machine is healthy, further analysis of infrared data is advisable (in this latter case, it may happen that current analysis is not able to detect the fault). In these situations, analysis of infrared data may help to reach a diagnostic conclusion increasing the reliability of the diagnostic. Fig. 2 shows a schematic flowchart that illustrated the application process of the proposed twofold methodology.

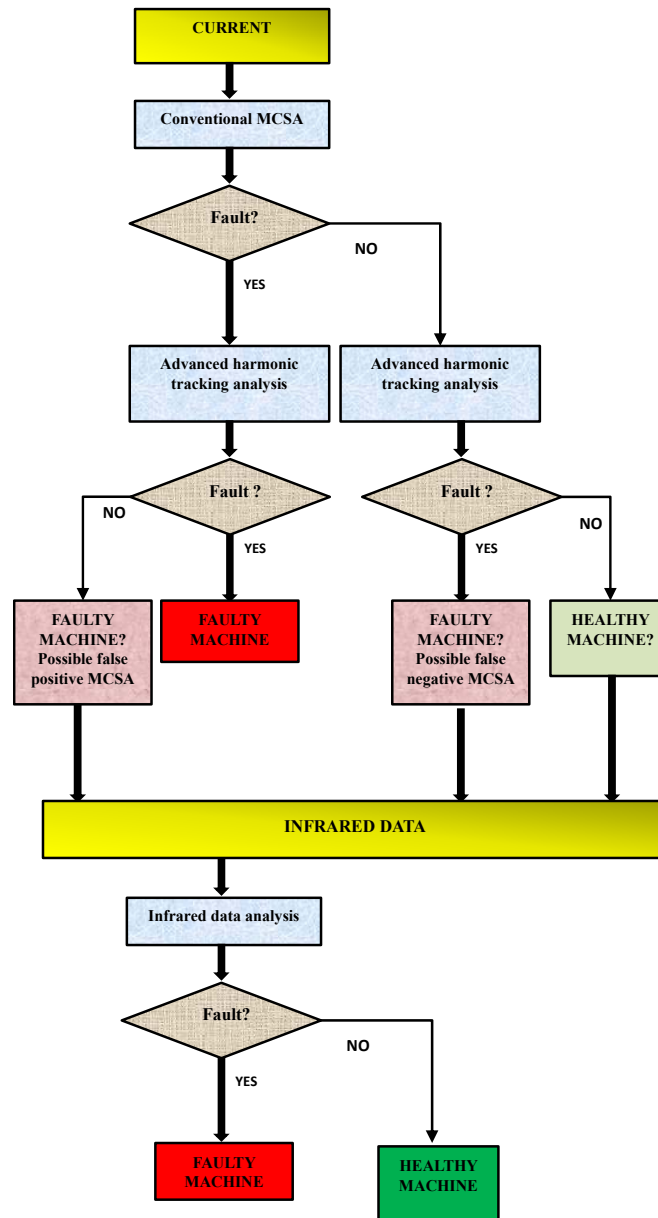


Fig. 2. Flowchart of the proposed twofold diagnosis approach.

3. EXPERIMENTS

The proposed twofold diagnosis method was validated in a laboratory three-phase, 4-pole, 1,1 kW induction motor. The rated characteristics of the motor are shown in Table I. In the experiments, the motor was driving a DC machine acting as a load. The variation of the excitation current of the DC machine enabled to easily test the induction motor at different load levels. In each test, the induction motor was started direct on-line, i.e., directly supplied from the grid. A waveform recording instrument (Yokogawa DL-850 Scoperecorder) connected to a current probe enabled the registration of a phase stator current signal both during the startup and during steady-state. These current signals were later transferred to a PC for the analyses in MATLAB.

TABLE I
RATED CHARACTERISTICS OF THE TESTED MOTOR

Model 1LA2080-4AA10	
Rated power (P_N)	1.1 kW
Rated speed (n_N)	1410 rpm
Rated voltage (U_N)	400(Y)/230 (Δ)
Rated current (I_N)	2.7(Y)/4.6 (Δ)
Rated power factor ($\cos \varphi$)	0.8
Number of rotor bars	28

On the other hand, an infrared camera was used for recording the whole transient cooling process of the machine, till the steady-state regime was well reached. Images were captured at each second by using a high-sensitivity long wave FLIR S65 Series camera, fitted with a firewire connection. The camera was connected with a portable computer, which was provided with an acquisition and analysis software, Thermacam Researcher. This software allows the visualization of the captured images, as well as knowing, with high accuracy, the temperature distribution on the frame of the motor at any time. The software program enables an accurate temperature measurement and computation of different statistical tools. Fig. 3 shows a picture of the experimental bench.



Fig.3. Experimental bench.

4. RESULTS AND DISCUSSION

4.1. Rotor bar failures

Rotor bar failures were forced by drilling a hole in the corresponding bars. Different faulty cases were tested (one, two and nine broken rotor bars) and under different load levels (from no-load till full load). In each case, once the faulty rotor was installed, the motor was line-started. Phase currents were registered by means of the waveform recorder. At the same time, infrared images were captured by using the camera described above.

Subsequent analyses of the results reveal that this is a failure than can be reliably detected with current analysis (conventional MCSA + Advanced Harmonic Tracking Analysis). MCSA may have problems in some specific cases where the fault related components may not be discerned (no-load conditions) or may be confused with other similar frequencies (presence of load torque oscillations. The former case is illustrated in Fig. 4 that shows the FFT spectrum of the steady-state phase current of such machine. However, in these problematic cases the Advanced Harmonic Tracking Analysis is an excellent complement, since it enables to reliably detect the fault component signatures in the t-f maps and, hence, to diagnose the presence of the failure. This is shown in Fig. 5 where the HH spectrum of the IMF2 for the no-load machine with two broken bars is plotted (an alternative color representation is adopted in that figure). The V-shaped pattern associated with the fault can be clearly observed there.

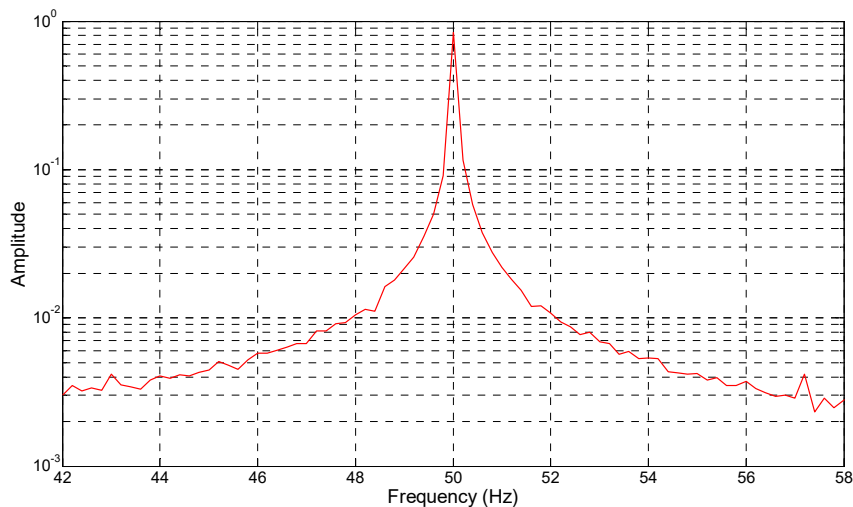


Fig. 4. MCSA analysis for the faulty machine under no-load (two broken bars).

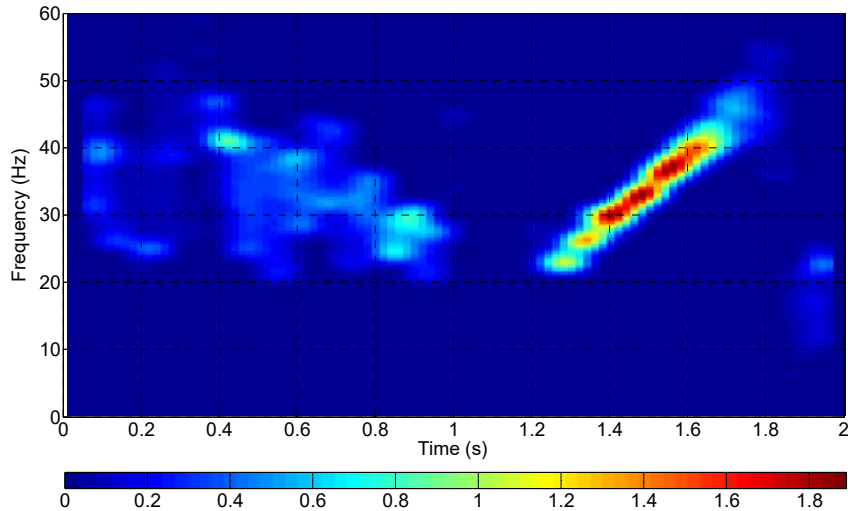


Fig. 5. HH spectrum of IMF2 of the startup current for a machine with two broken rotor bars under no-load.

The application of the infrared technique for the detection of this specific fault does not lead to conclusive results. As shown in Fig. 6, the infrared images for the faulty machine reveal a general increase of the temperature in the motor frame. This increment, however, does not fit a specific pattern and could not be employed to reliably detect the failure since it may be caused by another abnormality or operation condition. Moreover, this increment is clearly noticeable only when a significant number of broken bars is present (as in Fig. 6). In any case, the general temperature increment detected in the infrared images somehow informs on the fact that the machine is not operating as it should do in healthy conditions. The absence of an accurate pattern is due to the fact that this is an internal fault. When the bar breaks, higher currents flow through the adjacent bars leading to temperature increments. However, the temperature dissipation is very fast and no punctual temperature increment can be observed in the motor frame. A similar conclusion is reached when analyzing the evolution of the average temperature in the motor nameplate (Fig. 7). A general increment is detected for the faulty motor, but no conclusive diagnostic can be obtained only relying on this fact.

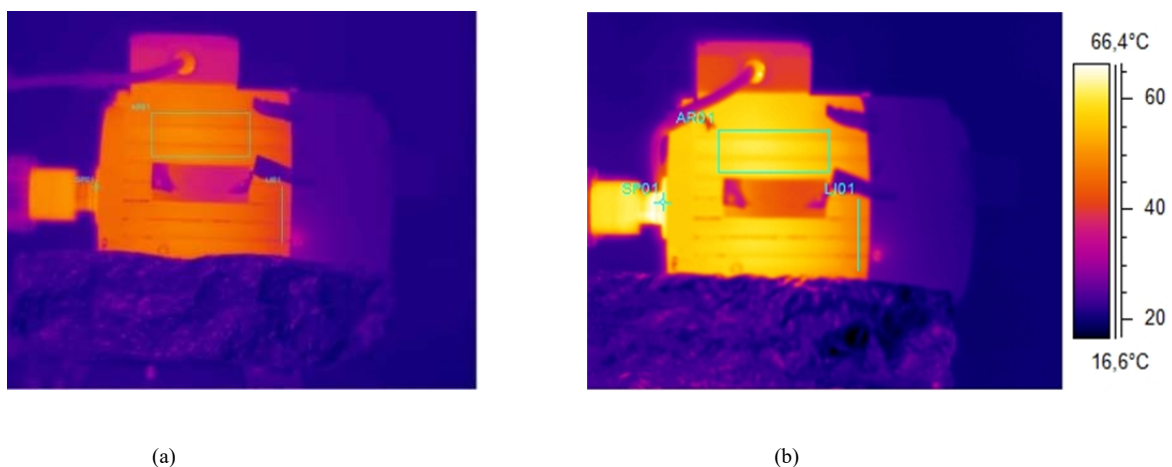


Fig. 6. Steady-state infrared thermograms for: (a) healthy motor and (b) motor with nine broken bars.

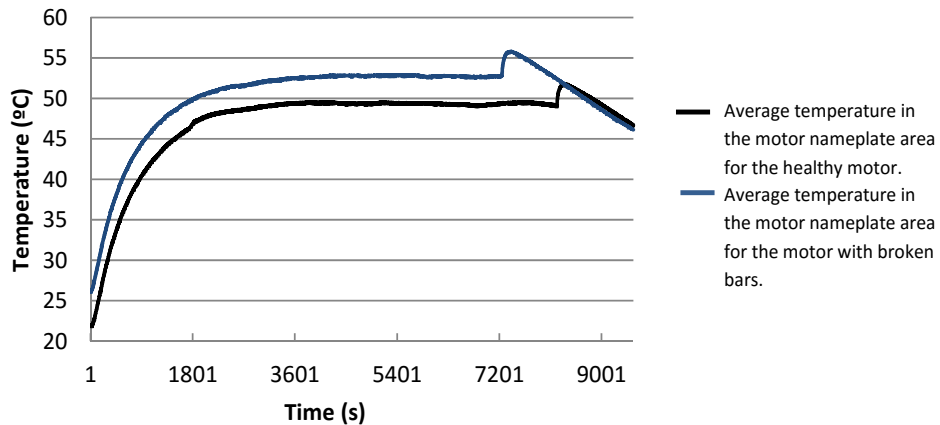


Fig 7. Temperature heating profiles for healthy motor (black) and motor with nine broken bars (blue).

4.2. Bearing damages

In practice, bearing damages are not easy to be detected by current analysis [39, 40], in spite of the fact that some authors have proposed current-based techniques to such purpose [41]. For some types of bearing failures, the damage does not lead to an evident increment of specific frequencies. Moreover, even if specific components are amplified due to the fault, it is necessary to know constructive characteristics of the bearing to be aware of the specific frequencies to be studied.

With regards to the analysis of transient currents, some recent works have proven the potentiality of the continuous transforms for tracking the fault-related harmonics, even if they have low amplitudes [42]; the extension of these techniques to the case of bearing failures is being investigated. On the other hand, the application of tools as the HHT or DWT has proven to be difficult for the detection of components with similar nature as those introduced by this fault, a proven in previous works [43-44].

In this context, infrared data may provide very interesting information to reach a diagnostic conclusion. A level of bearing damage was forced in the laboratory, by combining a bad lubrication with an artificial damage forced with a hammer. The machine was operating during some months until the bearing finally collapsed (i.e. until the eccentricity level caused by the failure was so high that the rotor and stator rubbed). Infrared images, captured during the tests, are rather revealing. As shown in Fig. 8, clear differences are observed versus those of the healthy machine. Moreover, a significant temperature increase is concentrated in the bearing element (see Fig. 9). This increase was already evident after the fault was forced. This temperature increment in the bearing region leads to a quite reliable infrared pattern (totally different from those appearing in other faults) that informs on the presence of an abnormality in that element. Logically, further work should be necessary to accurately determine the level of failure based on the temperature increase of that element, but at least thermography analysis can serve as an alarm to warn the maintenance staff about a possible failure of that element, so that they can adopt corresponding maintenance actions in enough advance.

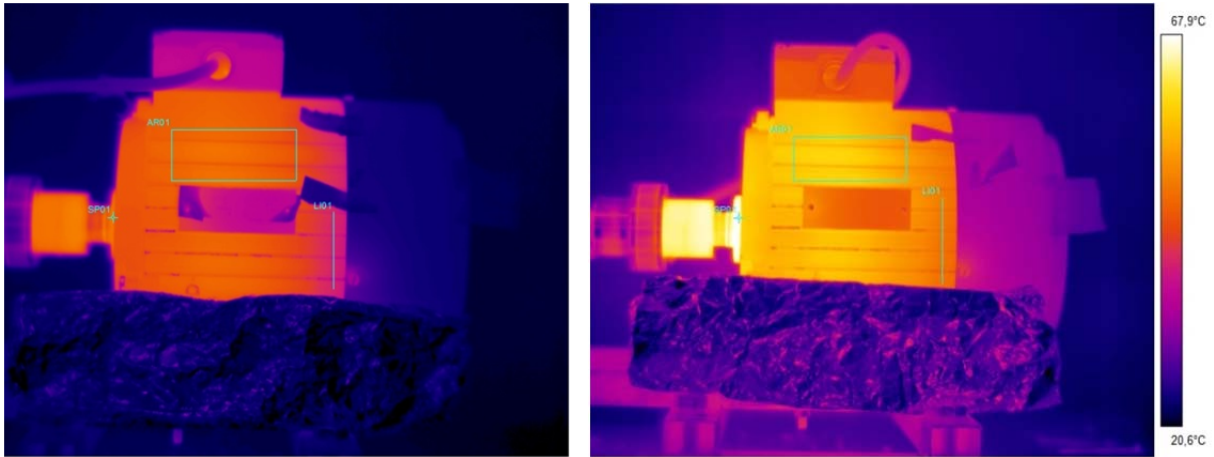


Fig.8. Steady-state infrared thermograms for: (a) healthy motor and (b) motor with damaged bearing.

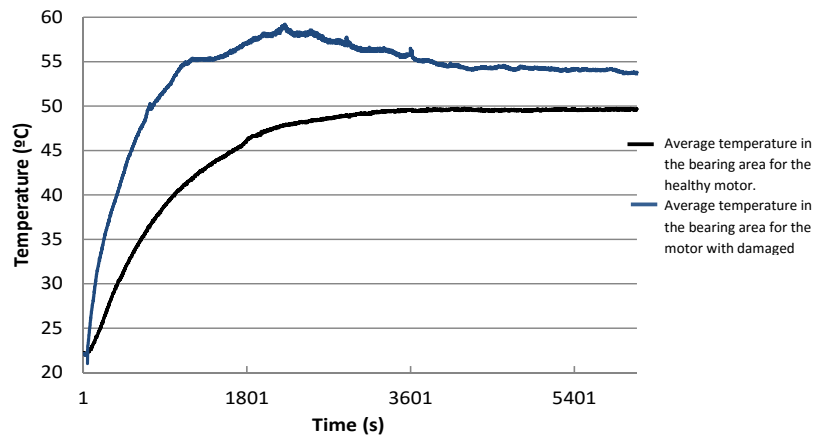


Fig 9. Temperature heating profiles for healthy motor (black) and motor with damaged bearing (blue).

4.3. Cooling system problems

Problems in the motor cooling system were simulated by inserting a cardboard in the internal part of the motor, so that the air penetration in the motor was obstructed (see Fig. 10). In real applications, this problem may be caused by the deposit of dust or dirtiness that obstructs the air input channels.

As for the previous tests, current and infrared data were captured since the motor was connected until the steady-state regime was well-established.

Obviously, neither MCSA nor advanced transient harmonic tracking are useful for the blocked input channel fault mode, since they will not lead to any fault indicating frequency.

On the other hand, infrared data reveals a generalized temperature increment in the motor (as it happened for broken bars), as observed in Fig. 11.

However, the temperature evolution profile is rather different if compared with that

at the same point (motor nameplate) for the previous faults (Fig. 12). This specific profile could be indicative of the occurrence of this specific fault in the machine.

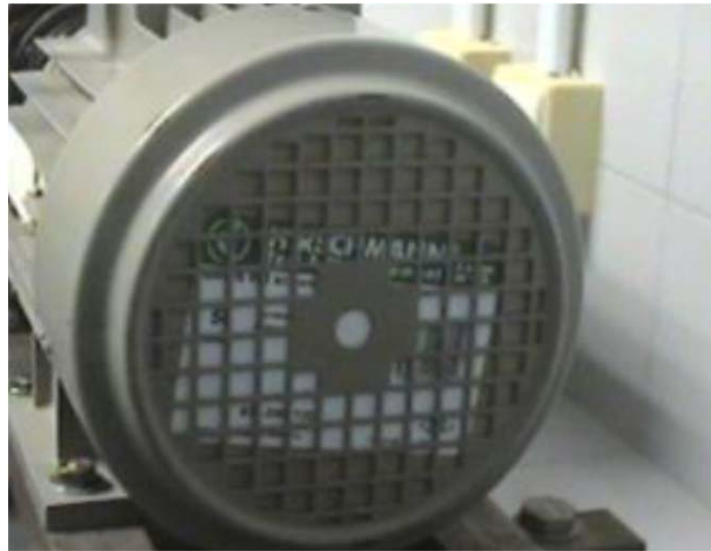


Fig. 10. Simulation of cooling system failure.

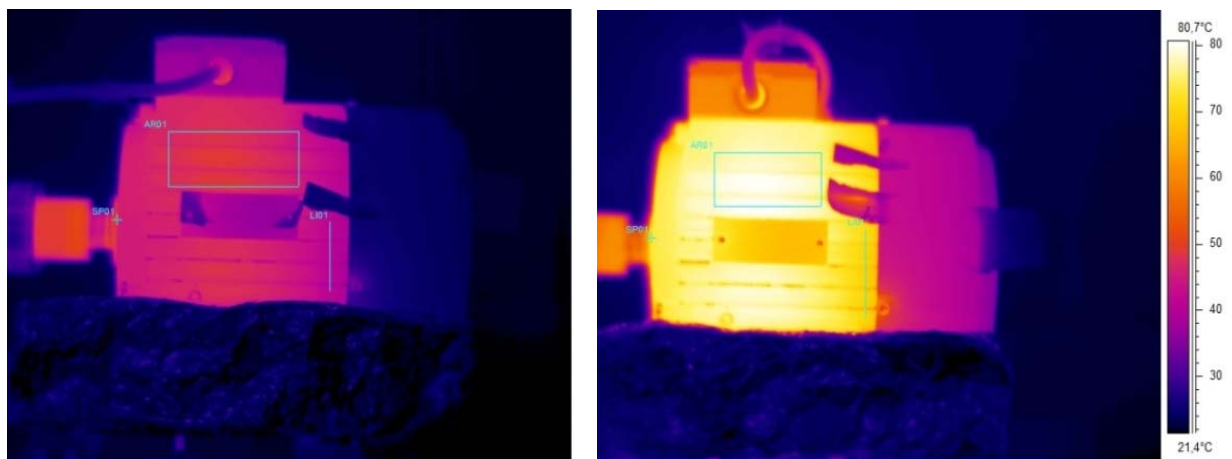


Fig.11. Steady-state infrared thermograms for: (a) healthy motor and (b) motor with cooling system failure.

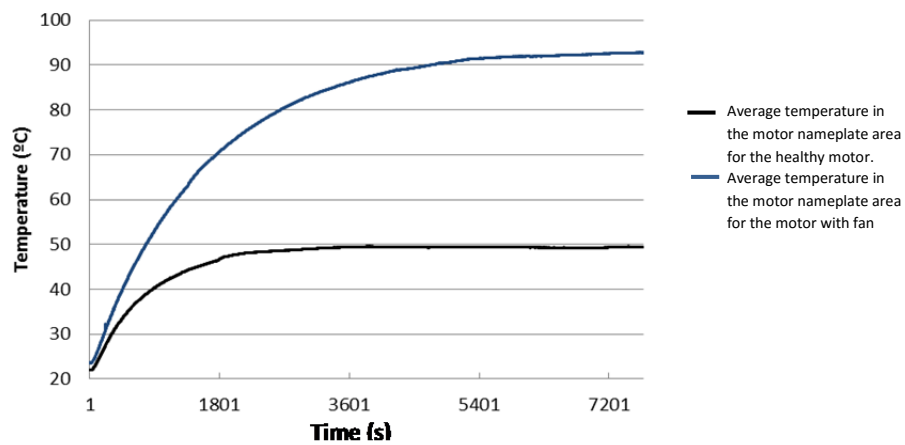


Fig 12. Temperature heating profiles for healthy motor (black) and motor with cooling system failure (blue).

5. CONCLUSIONS

A twofold approach combining the use of current and infrared data is proposed in the present work. The first stage of the approach relies on analyzing the registered current signals (both during transient and steady-state operation). Classical MCSA and Advanced Harmonic Tracking Analysis are combined in this stage in order to reach a diagnosis conclusion.

In the case that these techniques are not able to detect any fault or that they show discrepancies in their diagnostic results, infrared data are used in a second stage. In this second stage, qualitative analysis of thermography images can be used to either to discard or to ratify the presence of the failure in the machine. In general terms, it can be said that, as expected, the infrared technique is more sensitive to faults located near the machine frame surface rather than to internal failures.

On the other hand, the study of the temperature profiles during the heating process at different points of the machine frame can provide very useful information to determine the type of failure that is present. In this case, the only limitation is the length of the required data due to the long duration of the heating transient.

The proposed approach relying on non-invasive monitoring of the machine, can be especially useful in the case of large, critical motors in which the occurrence of eventual false positives/negatives may lead to severe repercussions in terms of economic losses or production shutdowns. For these motors, the implementation cost of the approach is far compensated by the higher reliability in the diagnostic.

6. REFERENCES

- [1] W.T. Thomson, M. Fenger, "Current signature analysis to detect induction motor faults" *IEEE Industry Applications Magazine*, July/August 2001, pp. 26-34
- [2] C. Yang, T-J. Kang, D. Hyun, S. Lee, J. Antonino-Daviu, J. Pons-Llinares, "Reliable Detection of Induction Motor Rotor Faults Under the Rotor Axial Air Duct Influence," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 50, no. 4, pp 2493-2502, Jul/Aug 2014
- [3] N.M. Elkasabgy, A.R. Eastham, G.E. Dawson, "Detection of broken rotor bars in the cage rotor on an induction machine" *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 28, No. 1, January/February 1992, pp 165-171
- [4] F. Filippetti, G. Franceschini, C. Tassoni, P. Vas, "Recent developments of induction motor drives fault diagnosis using AI techniques", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 47, No. 5, October 2000, pp 994-1004.
- [5] P. Zhang, Y. Du, T.G. Habetler, and B. Lu, "A Survey of Condition Monitoring and Protection Methods for Medium-Voltage Induction Motors," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol.47, no.1, pp.34,46, Jan.-Feb. 2011.

- [6] J. R. Cameron, W. T. Thomson, A. B. Dow, "Vibration and current monitoring for detecting airgap eccentricity in large induction motors", *IEE Proceedings*, Vol. 133, Pt. B, No. 3, May 1986, pp. 155-163
- [7] A. Bellini, C. Concari, G. Franchescini, C. Tassoni, A. Toscani, "Vibrations, currents and stray flux signals to assess induction motors rotor conditions." *IEEE Industrial Electronics, IECON 2006 - 32nd Annual Conference on*, 2006, pp. 4963 – 4968
- [8] S.M.J. Rastegar Fatemi, H. Henao, G.-A. Capolino, "The Effect of the Mechanical Behavior on the Stray Flux in an Induction Machine Based Electromechanical System," *IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, 2007. SDEMPED 2007.*, pp.155,160, 6-8 Sept. 2007.
- [9] A. Khezzar, M. El Kamel Oumaamar, M. Hadjami, M. Boucherma, H. Razik, "Induction Motor Diagnosis Using Line Neutral Voltage Signatures," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol.56, no.11, pp.4581,4591, Nov. 2009.
- [10] S. M A, Cruz, "An Active–Reactive Power Method for the Diagnosis of Rotor Faults in Three-Phase Induction Motors Operating Under Time-Varying Load Conditions," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol.27, no.1, pp.71,84, March 2012.
- [11] R.R. Schoen and T.G. Habetler. "Evaluation and Implementation of a System to Eliminate Arbitrary Load Effects in Current-Based Monitoring of Induction Machines," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, Vol.33, No. 6, November/December 1997, pp. 1571-1577.
- [12] 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.
- [13] S. Lee, J. Hong, S.B. Lee, E. Wiedenbrug, M. Teska, and H. Kim, "Evaluation of the influence of rotor axial air duct design on condition monitoring of induction motors," *IEEE Trans. on Ind. Appl.*, vol. 49, no. 5, pp. 2024-2033, Sept./Oct. 2013.
- [14] J. Park, B. Kim, J. Yang, K. Lee, S.B. Lee, E.J. Wiedenbrug, M. Teska, and S. Han, "Evaluation of the Detectability of Broken Rotor Bars for Double Squirrel Cage Rotor Induction Motors," *Proc. of IEEE ECCE*, pp. 2493-2500, Sept. 2010.
- [15] M. Riera-Guasp, J. A. Antonino-Daviu, M. Pineda-Sanchez, R. Puche-Panadero, and J. Perez-Cruz, "A General Approach for the Transient Detection of Slip-Dependent Fault Components Based on the Discrete Wavelet Transform," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 55, pp. 4167-4180, 2008.
- [16] J. Pons-Llinares, V. Climente-Alarcón, F. Vedreño-Santos, J. Antonino-Daviu, and M. Riera-Guasp, "Electric Machines Diagnosis Techniques via Transient Current Analysis," in *Proceedings of the 38th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IECON 2012*, 25-28 October, 2012, Montreal, Canada.
- [17] J.A. Antonino-Daviu, M. Riera-Guasp, J. Pons-Llinares, J. Roger-Folch, R.B. Perez, R.B. and C. Charlton-Perez, "Toward Condition Monitoring of Damper Windings in

Synchronous Motors via EMD Analysis," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol.27, no.2, pp.432,439, June 2012

[18] B. Li, X. Zhu, S. Zhao and W. Niu, "HV Power Equipment Diagnosis Based on Infrared Imaging Analyzing," *International Conference on Power System Technology*, 2006.

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

[20] Y. Han and Y.H. Song, "Condition Monitoring Techniques for Electrical Equipment," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 18, no. 1, January 2003.

[21] J. Piotrowski, "*Shaft Alignment Handbook*", 3rd. Edition, CRC Press, Taylor & Francis, Boca Raton, 2007.

[22] S. U. Haq and T. Bashir, "Evaluation of Induction Motor Groundwall Insulation using Infrared Thermography," *2nd International Conference on Emerging Technologies Peshawar, Pakistan*, 13-14 November 2006.

[23] J.Yun, K.Lee, J. Yoo, L.W. Lee, S.B. Lee, J. Yun, "Detection and Classification of Stator Turn Faults and High- Resistance Electrical Connections for Induction Machines" *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 45, no. 2, Apr. 2009.

[24] Boglietti, A. Cavagnino, D. Staton, M.Shanel, M.Mueller, and C. Mejuto, "Evolution and modern approaches Thermal Analysis of Electrical Machines," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol.56, n.3, 2009.

[25] L. Frosini, A. Borin, L. Girometta, and G. Venchi, "A novel approach to detect short circuits in low voltage induction motor by stray flux measurement," in *Proc. IEEE ICEM, Marseille, France*, 2012, pp. 1538-1544.

[26] C. Harlişca, L. Szabó, L. Frosini, and A. Albini, "Bearing faults detection in induction machines based on statistical processing of the stray fluxes measurements," in *Proc. IEEE SDEMPED, Valencia, Spain*, 2013, pp. 371-376.

[27] D.G. Dorrell, W.T. Thomson, and S. Roach, "Analysis of airgap flux, current, and vibration signals as a function of the combination of static and dynamic airgap eccentricity in 3-phase induction motors," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 33, no. 1, Jan.-Feb. 1997, pp. 24-34.

[28] G. Salles, F. Filippetti, C. Tassoni, G. Grellet, and G. Franceschini, "Monitoring of induction motor load by neural network techniques," *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 15, no. 4, Jul. 2000, pp. 762-768.

- [29] H. Henao, C. Demian, and G.-A. Capolino, "A frequency-domain detection of stator winding faults in induction machines using an external flux sensor," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 39, no. 5, pp. 1272-1279, Sep./Oct. 2003.
- [30] H. Henao, C. Demian and G.-A. Capolino, "A frequency-domain detection of stator winding faults in induction machines using an external flux sensor," in *Conf. Rec. 37th IEEE IAS Annual Meeting*, 2002, vol. 3, pp. 1511-1516
- [31] H. Henao, G.-A. Capolino, and C. S. Martis, "On the stray flux analysis for the detection of the three-phase induction machine faults," in *Conf. Rec. 38th IEEE IAS Annual Meeting*, 2003, vol. 2, pp. 1368-1373.
- [32] L. Frosini, A. Borin, A. Albini, and F. Benzi, "New techniques to simulate and diagnose stator winding faults in low voltage induction motors", in *Proc. ICEM 2012*, pp. 1781-1787.
- [33] L. Frosini, E. Bassi, and L. Girometta, "Detection of stator short circuits in inverter-fed induction motors", in *Proc. IECON 2012*, pp. 5084-5089.
- [34] R.A. Leonhard, and W.T. Thompson, "Vibration and stray flux monitoring for unbalanced supply and inter-turn winding fault diagnosis in induction machines," *British Journal of Non-destructive Testing*, pp. 211-215, July 1986.
- [35] S. Shin, J. Kim, S.B. Lee, C. Lim, E. Wiedenbrug, "Evaluation of the influence of rotor magnetic anisotropy on condition monitoring of 2 pole induction motors," in *proc. of the IEEE ECCE*, pp. 638-645, Sept. 2014.
- [36] J. Antonino-Daviu, M. Riera-Guasp, J. Pons-Llinares, Jongbin Park, Sang Bin Lee, Jiyeon Yoo and C. Kral, "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.
- [37] M. Riera-Guasp, J. Pons-Llinares, F. Vedreno-Santos, J.A. Antonino-Daviu, M. Fernandez Cabanas, "Evaluation of the amplitudes of high-order fault related components in double bar faults," in *proc. of the 8th IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, SDEMPED 2011*, Bologna, Italy, September 2011.
- [38] A. Bellini, F. Filippetti, G. Franceschini, C. Tassoni, R. Pasaglia, M. Saottini, G. Tontini, M. Giovannini and A. Rossi, "On-field experience with online diagnosis of large induction motors cage failures using MCSA", *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 38, no. 4, pp. 1045-1053, Jul./Aug. 2002.
- [39] H. Henao, G.-A. Capolino, M. Fernández-Cabanas, F. Filippetti, C. Bruzzese, E. Strangas, R. Pusca, J. Estima, M. Riera-Guasp, and S.H. Kia, "Trends in Fault Diagnosis for Electrical Machines," *IEEE Industrial Electronics Magazine*, June 2014, pp. 31-42.

- [40] F. Immovilli, A. Bellini, R. Rubini, and C. Tassoni, “Diagnosis of bearing faults in induction machines by vibration or current signals: A critical comparison,” *IEEE Trans. Ind. Applicat.*, vol. 46, no. 4, pp. 1350–1359, July/Aug. 2010.
- [41] R.R. Schoen, T.G. Habetler, F. Kamran, R.G. Bartfield, “Motor bearing damage detection using stator current monitoring”, *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 31, no. 6, Nov./Dec. 1995 , pp. 1274-1279.
- [42] J. Pons-Llinares, J. Antonino-Daviu, J. Roger-Folch, D. Moríñigo-Sotelo, O. Duque-Pérez, “Mixed eccentricity diagnosis in Inverter-Fed Induction Motors via the Adaptive Slope Transform of transient stator currents,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 48, no.1-2, pp. 426-435, Oct. 2014.
- [43] J. Antonino-Daviu, P. Jover Rodriguez, M. Riera-Guasp, A. Arkkio, J. Roger-Folch, R.B. Pérez, “Feature Extraction for the Prognosis of Electromechanical Faults in Asynchronous Motors using the Hilbert-Huang Transform” *Energy Conversion and Management*, Elsevier, vol. 50, no. 7, pp. 1810-1820, July 2009.
- [44] Z.K. Peng, P.W. Tse, F.L. Chu, “A Comparison Study of Improved Hilbert-Huang Transform and Wavelet Transform: Application to Fault Diagnosis for Rolling Bearing”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Elsevier, Vol. 19, 2005, pp. 974-988.

ARTÍCULO 5.

Petros Karvelis, George Georgoulas, Chsysostomos D. Stylios , Ioannis P. Tsoumas , Jose Alfonso Antonino-Daviu, María José Picazo Ródenas, Vicente Climente-Alarcón “**An Automated Thermographic Image Segmentation Method for Induction Motor Fault Diagnosis**”, Proceedings 40th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, 10.1109/IECON-pp. 3396-3402, 29 Oct. 2014. DOI: 10.11009/IECON.2014.7049001.

An Automated Thermographic Image Segmentation Method for Induction Motor Fault Diagnosis

Petros Karvelis, George Georgoulas,
Chsystostomos D. Stylios
Laboratory of Knowledge and Intelligent Computing,
Technological Educational Institute of Epirus, Department of Computer Engineering
Arta, Greece
{pkarvelis, georgoul, stylios}@kic.teiep.gr

Ioannis P. Tsoumas
Larges Drives R&D Department
Siemens Industry Sector - Drive Technologies
Nuremberg, Germany
ytsoumas@ieee.com

Jose Alfonso Antonino-Daviu, María José Picazo_Ródenas, Vicente Climente-Alarcón,
Instituto de Ingeniería Energética
Universitat Politècnica de València
Valencia, Spain
joanda@die.upv.

Abstract—Eventual failures in induction machines may lead to catastrophic consequences in terms of economic costs for the companies. The development of reliable systems for fault detection that enable to diagnose a wide range of faults is a motivation of many researchers worldwide. In this context, non-invasive condition monitoring strategies have drawn an especial attention since they do not require interfering with the operation process of the machine. Though the analysis of the motor currents has proven to be a reliable, non-invasive methodology to detect some of the faults (especially when assessing the rotor condition), it lacks reliability for the diagnosis of other faults (e.g. bearing faults). The infrared thermography has proven to be an excellent, non-invasive tool that can complement the diagnosis reached with the current analysis, especially for some specific faults. However, there are still some pending issues with regards to its application to induction motor faults diagnosis, such as the lack of automation or the extraction of reliable fault indicators based on the infrared data. This paper proposes a methodology that intends to provide a solution to the first issue: A method based on Image segmentation is employed to detect several failures in an automated way. Four specific faults are analyzed: bearing faults, fan failures, rotor bar breakages and stator unbalance. The results show the potential of the technique to automatically identify the fault present in the machine.

Keywords—*Induction motor, fault diagnosis, SIFT, image segmentation, object matching.*

1. INTRODUCTION

Induction motors are probably the most reliable rotating electrical machines [1]. Nonetheless, their participation in a vast number of industrial processes and applications, some of them critical, justifies the importance of developing suitable maintenance programs adapted to these machines. Within the induction motor predictive maintenance area, several techniques have been developed over recent decades that are intended to diagnose a wide range of eventual failures in these machines, when faults are still in their early stages of development. Emphasis has been put in the non-invasive nature of the developed diagnosis methods, since in many applications no interference with the machine operation is desired.

In this context, the techniques relying on the analysis of currents have had a significant prominence. The current is a quantity easy to be measured in a non-invasive way and the software and equipment required for its processing is also simple. This is the reason why techniques relying on current, from the classical Motor Current Signature Analysis (M.C.S.A) [1] to the novel methods based on transient analysis of currents [2]-[5] have been extensively applied. However, in spite of the inherent advantages of current analysis, it is far from being the ‘panacea’ to completely determine the condition of the motor; despite it working well for detecting some specific faults (mainly those related to the rotor [1], [6]), it shows some constraints when trying to diagnose other faults such as bearing damages or insulation degradation, at least when these faults are in their early stages of development [6].

Infrared thermography is a non-invasive condition monitoring alternative that can provide very interesting information that can complement the diagnostics reached with other quantities. It has been extensively employed in the area of electric installations maintenance [7] and predictive maintenance of static electrical machines [8]. The few papers in the induction motors condition monitoring area, have focused on the diagnosis of faults such as: insulation failures in the magnetic circuit, deficient connections or misalignments [9]-[13]. However, most of the works aim to detect simple failures, often external to the machine. Several works have lately proposed its extension to the detection of other faults [14], [15] showing interesting conclusions. These works prove that the images obtained with infrared thermography can be helpful to detect hot spots or areas that can provide an alarm of an incorrect operation of the motor or any of its constituting elements [14]. This can motivate the user to carry out deeper analyses with other quantities. Also the profiles heating curves obtained at different points of the frame, change depending on the fault present in the machine, a fact that can be also informative about its condition.

Though the cost of the infrared cameras is still high, its use as complementary tool for induction motor condition monitoring can be justified in large critical motors where the investment in such cameras is compensated by the higher reliability that can be achieved in the diagnostic and that can avoid significant losses in terms of unplanned production shutdowns.

However, in spite of the potential of the methodology, its integration in currently existing monitoring systems is still a pending issue. The lack of automation of the methodology is a reason for that: a user expertise is needed to identify an anomaly in the

temperature distribution of a certain region that is linked with a certain fault. This makes its implementation in on-line systems or condition monitoring devices difficult.

This paper proposes a method to automate the pattern recognition process in infrared images by object matching. Object matching in two-dimensional (2-D) images has been an important topic in computer vision, object recognition, and image analysis [16], [17], [18]. For any object in an image, interesting points on the object can be extracted to provide a "feature description" of the object. The problem can be modeled as following: having an input image (Train Image) displaying the object of interest we try to find and match the object against a number of images (Target Images). These methods first try to extract a number of interesting points from the Train Image and the Target Image. Then they try to match these points using a geometric and photometric invariant descriptor.

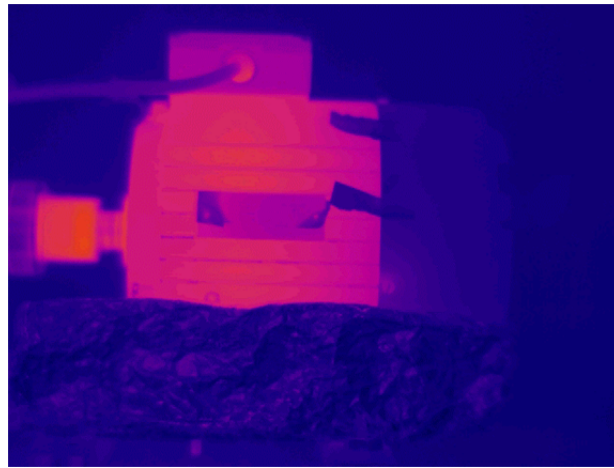
The proposed method is applied in this work for the detection of four possible faults: bearing faults, fan failures, rotor bar breakages and stator unbalances. The results show the ability of the technique to correctly identify the fault present in the machine by simply analyzing the infrared images obtained from experiments under the aforementioned faulty conditions.

2. METHOD

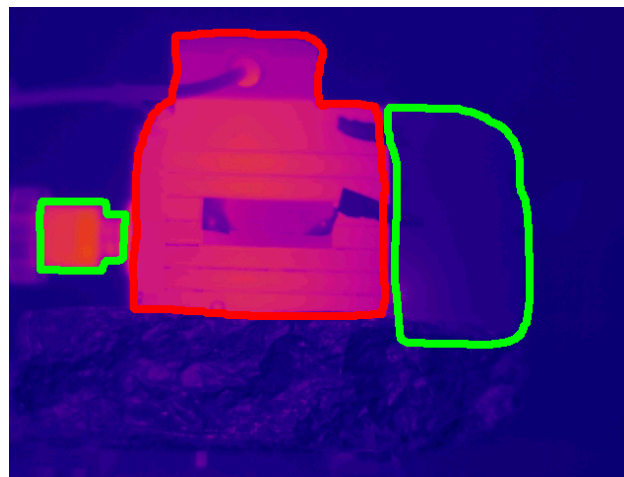
In our case we are not only interested in the detection of the matching of the induction machine using Train and Test images but also discriminating the temperatures of the machine into three parts. Thus prior to the application of our method we have segmented the induction machine image into three parts using an image of a reference machine. The different parts of the machine compose the outline of the machine and define the model image $M(x,y)$ of our machine into the following parts (Fig. 1):

- Part A: coupling.
- Part B: frame.
- Part C: fan cover.

Our method is composed by a number of steps: a) first we extract the Scale Invariant Feature Transform (SIFT) [19], [20] keypoints from the Train image, b) we also extract the SIFT keypoints from the Target image, c) match the SIFT points from the two images computing the geometric transformation between the two images, d) match the model from the Train Image to the Test image using the geometric transformation computed previously, d) extract the mean intensity of each part of the machine as also the surrounding area and e) feed these temperatures to a classifier in order to discriminate the type of fault. The steps of our method are presented in the following Figure 2.



(a)



(b)

Fig. 1. The three parts of the induction machine. a) the reference machine, b) The three parts depicted on the machine image.

2.1. Image Acquisition

Several experiments were carried out by using a 1,1 kW induction motor (reference 1LA2080-4AA10). In the tests, the machine was started direct on-line by connecting it to the grid. The motor was driving an auxiliary DC machine acting as a load. A power analyzer was employed to measure the electric power, whereas a torque transducer and a digital tachometer were providing, respectively, the mechanical torque and the speed. The test-bed is displayed in Fig.3. An infrared camera was employed to capture the images of the motor. The camera was a high-sensitivity long wave FLIR S65 Series, with a firewire connection enabling its connection with a portable computer. The computer was fitted with an acquisition and analysis software that permitted the visualization of the captured images. This software enabled knowing, with high accuracy, the temperature distribution on the motor frame at any time.

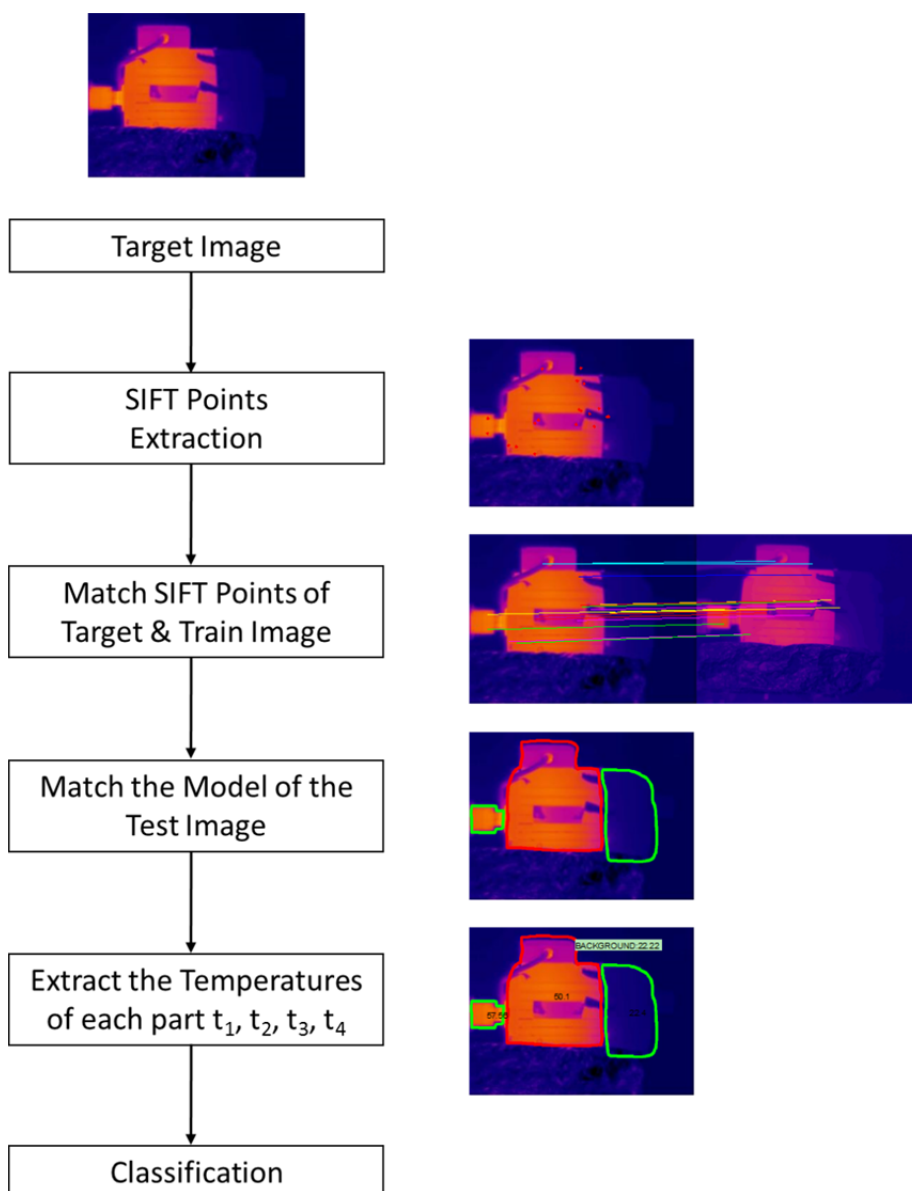


Fig. 2. The steps of our method.



Fig. 3. Experimental test bed.

2.2. Image Segmentation

SIFT Points extraction

One of the most useful methods in order to define interesting points is Lowe's method [19], [20] or best known as SIFT. The SIFT transform generate a large collection of feature vectors from the image each of which is invariant to image translation, scaling, and rotation, partially invariant to illumination changes and robust to local geometric distortion.

The computation of SIFT descriptors is divided into four major stages: (a) scale-space extrema detection (b) keypoint localization; (c) orientation computation; and (d) descriptor computation.

a) Extrema Detection

In this stage the location of each SIFT keypoint is detected using the difference of Gaussian functions $D(x, y, \sigma)$ which is computed as the difference of two images, one with k scales times the other:

$$D(x, y, \sigma) = G(x, y, \kappa\sigma) * I(x, y) - G(x, y, \sigma) * I(x, y), \quad (1)$$

Where I the initial Image, σ is the scale or the standard deviation of the Gaussian function used in the convolution (*) with the initial image:

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}. \quad (2)$$

b) Interesting Point Localization

For this stage the SIFT algorithm eliminates unstable interesting points by finding those that have low contrast or are poorly localized on an edge. In order to achieve this, the

Laplacian value for each interesting point is computed. The location of extremum μ , is given by the following equation:

$$\mu = -\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial x^2} \frac{\partial D}{\partial x}. \quad (3)$$

c) Orientation Computation

For this stage we assign an orientation to each keypoint by the computation of the gradient vector with magnitude m and angle a of each point. This is achieved easily using pixel differences:

$$m = \sqrt{(I(x, y) - I(x+1, y))^2 + (I(x, y) - I(x, y+1))^2} \quad (4)$$

$$a = \tan^{-1} \left[\frac{I(x, y) - I(x, y+1)}{I(x, y) - I(x+1, y)} \right]. \quad (5)$$

d) Descriptor computation

Finally the SIFT descriptor is a weighted histogram of the gradient orientations and locations in a neighborhood surrounding the interesting point [20].

The detection of a number of SIFT points for a test image is shown in Fig. 4.

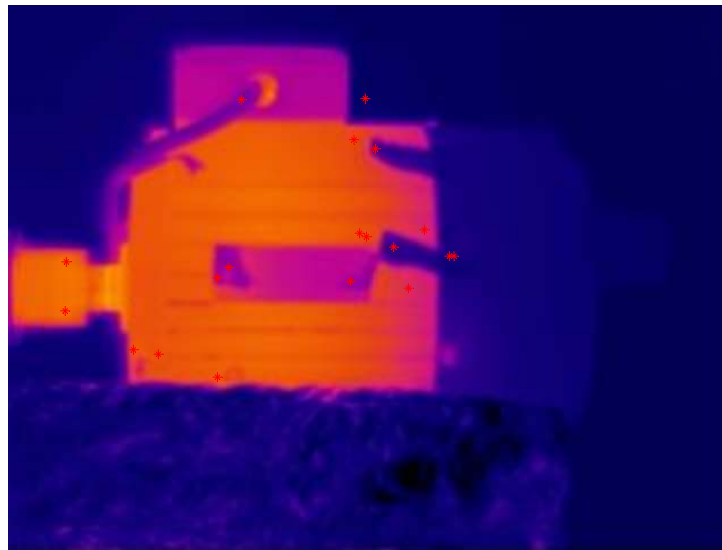


Fig. 4. SIFT points depicted as red stars on the themrographic image.

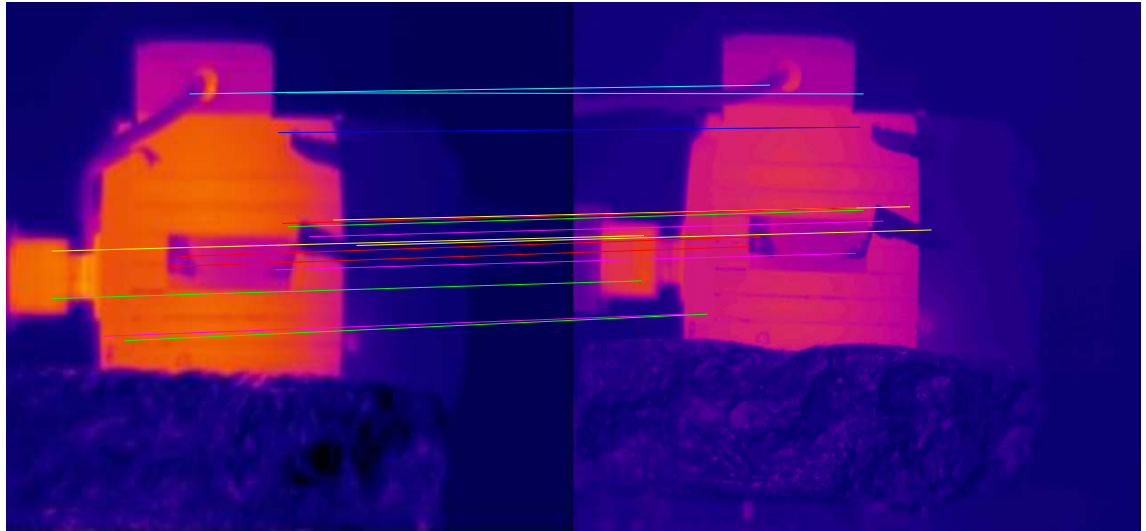


Fig. 5. Matching of the SIFT points between the Target Image (on the left) and the Train Image (on the right).

Match the SIFT Points of the Target and the Train Image

The set of image descriptors between the Train and Target image can be mutually matched for each keypoint by finding the keypoint in the other image domain that minimizes the Euclidean distance between the descriptors. In order to suppress some ambiguous matches Lowe [19] only accepted matches for which the ratio between the distances to the nearest and the next nearest points is less than 0.8. A speed up of the previous algorithm was proposed also by Lowe [20] based on best-bin-first (BBF) algorithm [21]. An example of the matching of the SIFT keypoints between the Target and the Train image is shown in Fig. 5.

Having matched the SIFT points of the Target and the Train image we also use our train model image to match it to the target image. This is shown in the following Fig. 6.

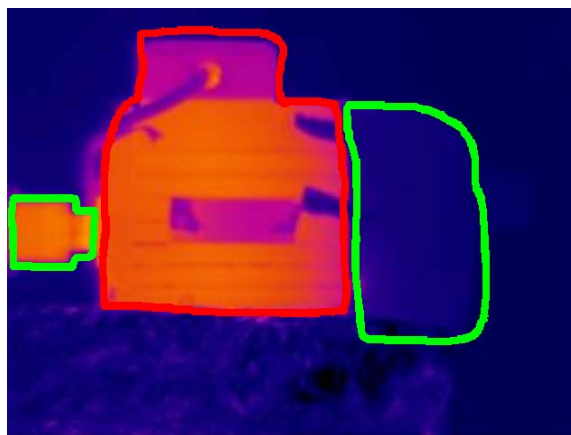


Fig. 6. The model image (describing the three parts of the induction machine) matched in the Target image.

Extract the Temperatures of each part

In order to extract the temperatures of each part of the machine R_1, R_2, R_3 displayed on the thermographic image, we extract the perimeter of the model image (Fig. 7 (a)). We also extract the temperature of the background R_0 of the image describing the temperature of the surrounding place.

$$P(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } M(x,y) = \text{red or green} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

Using this image as a mask we fill the three areas [22] producing three segmented areas described by the binary image $B(x,y)$ (Fig. 7 (b)).

$$B(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{if } P(x,y) \in R_i, i = 1,2,3 \\ 0, & \text{if } P(x,y) \in R_0 \end{cases} \quad (7)$$

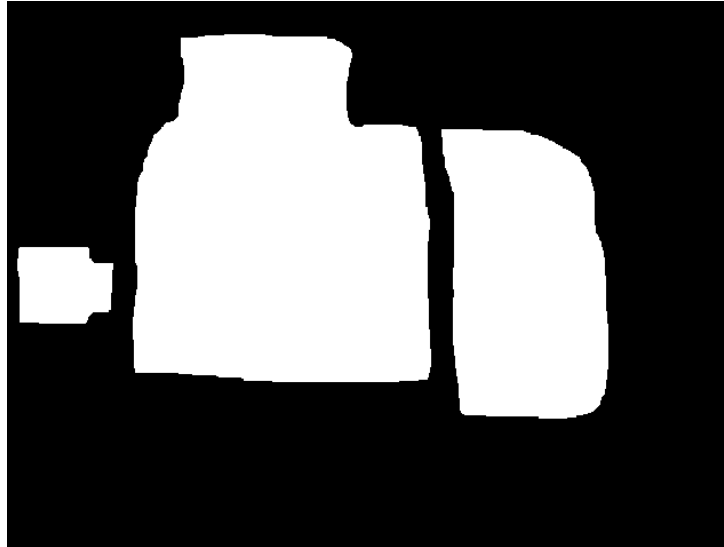


Fig. 7. The three regions of interest segmented from the Target image. a) The perimeter $P(x,y)$ of the three parts of the model image, and b) the three segmented regions.

Having segmented the three areas of the image we compute the average temperature of each area $\bar{t}_i, i = 0,1,2,3$ by computing the average intensity of each region of the thermographic image.

$$\bar{t}_i = \frac{1}{|R_i|} \sum_{p \in R_i} I(p), \quad i = 0,1,2,3 \quad (8)$$

where $|R_i|$ the number of pixels of the region $R_i, i = 0,1,2,3$.

In the next step we compute the ratio of each part temperature to each other part temperature. This is shown in Table I.

TABLE I. THE RATIOS OF THE MEAN TEMPERATURES OF EACH REGION

<i>Ratio 1</i>	<i>Ratio 2</i>	<i>Ratio 3</i>
$\frac{\bar{t}_1}{\bar{t}_2}$	$\frac{\bar{t}_2}{\bar{t}_3}$	$\frac{\bar{t}_3}{\bar{t}_1}$

2.3. Classification

C4.5 Tree Classifier

For our classification scheme we use a tree classifier namely the C4.5 [1], [1]. Decision trees are among the most powerful approaches in knowledge discovery and data mining. The C4.5 algorithm constructs a decision tree with a divide and conquer strategy. For each node in the tree, a number of a set of cases is associated. Cases are also assigned weights to take into account unknown attribute values.

Let T be the cases associated at the node t then we compute the weighted frequency $f(C_i, T)$ of cases in T whose class is $C_i, i \in [1, N_C]$ where N_C the number of classes. If T contains cases belonging to two or more classes then the information gain must be computed for each attribute:

$$gain = info(T) - \sum_i \frac{|T_i|}{|T|} \times info(T_i) \quad (9)$$

Where $T_i, i = 1, \dots, s$ is the set of the splitting produced by the test on the selected attribute and s is the number of splitting of node t . Finally $info(T)$ is the entropy function:

$$info(T) = \sum_{j=1}^{N_C} \frac{f(C_j, T)}{|T|} \times \log_2 \left(\frac{f(C_j, T)}{|T|} \right) \quad (10)$$

If T_i is not empty, the divide and conquer approach consists of recursively applying the same operations on the set consisting of T_i plus those cases in T with unknown value of the selected attribute. The algorithm in pseudo code is shown below.

Algorithm 1.1 C4.5(D)

Input: an attribute-valued dataset D

```

1: Tree = {}
2: if  $D$  is “pure” OR other stopping criteria met then
3:   terminate
4: end if
5: for all attribute  $a \in D$  do
6:   Compute information-theoretic criteria if we split on  $a$ 
7: end for
8:  $a_{best}$  = Best attribute according to above computed criteria
9: Tree = Create a decision node that tests  $a_{best}$  in the root
10:  $D_v$  = Induced sub-datasets from  $D$  based on  $a_{best}$ 
11: for all  $D_v$  do
12:   Tree $_v$  = C4.5( $D_v$ )
13:   Attach Tree $_v$  to the corresponding branch of Tree
14: end for
15: return Tree

```

Naïve Bayes Classifier

The Naive Bayes classifier [25] is based on Bayes’ theorem with independence assumptions between predictors. A Naive Bayesian model is easy to build, with no complicated iterative parameter estimation which makes it particularly useful.

Let $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_N\}$ defining the set of temperatures for the image dataset where each $z_i \in \mathbb{R}^3, i = 1, \dots, N$ described the mean temperatures of the regions of the image i (defined in Table I), and N is the number of images. Using Bayes rule and assuming that the prior probabilities are equal for each class namely C_1, C_2, C_3, C_4, C_5 we can compute the class of an unknown sample z_i as:

$$C^* = \underset{1 \leq i \leq 5}{\operatorname{arg\,max}} p(z | C_i). \quad (11)$$

In order to estimate the likelihood $p(z | C_i)$ the Naïve Bayes assumption defines that the features are conditionally independent given the category, i.e.:

$$p(z_i | C_i) = \prod_{j=1}^3 p(z_i^j | C_i). \quad (12)$$

Where z_i^j is the temperature of the j -th region of the i -th image.

3. RESULTS

A 10-fold cross validation procedure was employed in order to access the performance of our method for each classifier [26]. The classification results for each classifier are presented in detail below. Both classification algorithm were implemented using WEKA [26], [27]. In the figure below we display ratios of each image of our dataset into a three dimensional space using a different color for each type of fault (Rotor Bar Breakage, Bearing Faults, Stator Unbalance, Fan Failures) and also including the healthy class.

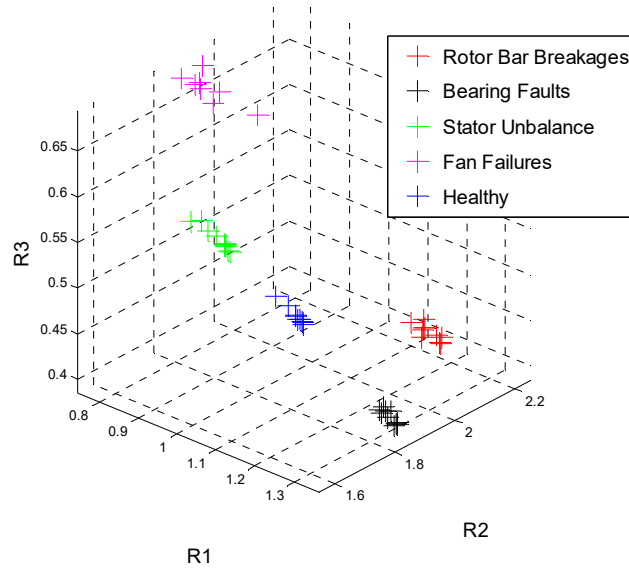


Fig. 8. The ratios displayed into a three dimensional space.

C4.5 Tree and Decision rules

For the C4.5 classification scheme the overall classification accuracy is 91.48%. Table II, presents the confusion matrix of the C4.5 classifier.

TABLE II. C4.5 CONFUSION MATRIX

True Class	Predicted Class				
	<i>Healthy</i>	<i>Bearing</i>	<i>Unbalance</i>	<i>Fan</i>	<i>Bars</i>
<i>Healthy</i>	9	0	0	0	0
<i>Bearing</i>	1	9	0	0	0
<i>Unbalance</i>	1	0	9	0	0
<i>Fan</i>	1	0	0	7	0
<i>Bars</i>	0	1	0	0	9

The classification rules from the C4.5 classification algorithm are described below:

1. If (Ratio3<=0.41 && Ratio1<=1.14) class=BARS
2. If (Ratio3<=0.41 && Ratio1>1.14) class=BEARING
3. If (Ratio3>0.41 && Ratio2<=1.65) class=UNBALANCE
4. If (Ratio3>0.41 && Ratio2>1.65 && Ratio1<=0.80) class=FAN
5. If (Ratio3>0.41 && Ratio2>1.65 && Ratio1>0.80) class=HEALTHY

Naïve Bayes

For the Naïve Bayes classification scheme the overall classification accuracy was 100%. Table III, presents the confusion matrix of the Naïve Bayes classifier.

TABLE III. NAÏVE BAYES CONFUSION MATRIX

True Class	Predicted Class				
	<i>Healthy</i>	<i>Bearing</i>	<i>Unbalance</i>	<i>Fan</i>	<i>Bars</i>
<i>Healthy</i>	10	0	0	0	0
<i>Bearing</i>	0	10	0	0	0
<i>Unbalance</i>	0	0	10	0	0
<i>Fan</i>	0	0	0	8	0
<i>Bars</i>	0	0	0	0	9

4. CONCLUSIONS

In this work we presented an automated segmentation method of thermographic images which can be used as part of a fault diagnosis method for induction machines. The invariance of the method to image translation, scaling, and rotation makes it perfect for its application to industrial settings where having a camera fixed to a specific position is almost impossible. Therefore the camera can be used as a portable monitoring device followed with the appropriate processing steps that were described in this study.

Our approach however requires the development of a model for the induction machine under study which requires some effort. On the other hand once such a model is defined then the whole procedure can easily be used provided that the necessary training data are available (something that applies to all data driven methods).

In this study we used two of the most popular data mining algorithms. If someone is willing to sacrifice a bit accuracy for interpretability of results, C4.5 is the method of choice. On the other hand Naïve Bayes even though considered less powerful under the specific setting managed to have perfect discrimination. Due to the restricted number of examples no definite conclusions can be drawn. Nevertheless the scatterplot of relative temperatures reveals that each fault occupies a different area in this figure (however their boundaries are not so easily described by planes parallel to the axis (a characteristic of

decision trees boundaries) and this could be an explanation of the inferior results of the C4.5 along with its inherent pruning mechanism which in combination with the restricted number of cases prevented the building of a more “complex” tree structure.).

Our future work we will further validate our method using more data as well as try to refine the feature extraction process trying finer segmentation of the original image.

REFERENCES

- [1] W.T. Thomson, M. Fenger, “Current signature analysis to detect induction motor faults” *IEEE Industry Applications Magazine*, July/August 2001, pp. 26-34
- [2] 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.
- [3] G. Georgoulas, I.P. Tsoumas, J.A. Antonino-Daviu, V. Climente-Alarcon, C.D. Stylios, E.D. Mitronikas, A.N. Safacas, "Automatic Pattern Identification Based on the Complex Empirical Mode Decomposition of the Startup Current for the Diagnosis of Rotor Asymmetries in Asynchronous Machines," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol.61, no.9, pp.4937,4946, Sept. 2014
- [4] M. Riera-Guasp, J. A. Antonino-Daviu, M. Pineda-Sanchez, R. Puche-Panadero, and J. Perez-Cruz, "A General Approach for the Transient Detection of Slip-Dependent Fault Components Based on the Discrete Wavelet Transform," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 55, pp. 4167-4180, 2008.
- [5] G. Georgoulas, M. Mustafa, I. Tsoumas, J. Antonino-Daviu, V. Climente-Alarcon, C. Stylios, and G. Nikolakopoulos, Principal Component Analysis of the start-up transient and Hidden Markov Modeling for broken rotor bar fault diagnosis in asynchronous machines. *Expert Systems with Applications*, vol.40, no. 17, pp. 7024-7033, 2013.
- [6] M. Fernández Cabanas, M. García Melero, G. Alonso Orcajo, J.M. Cano Rodríguez, J. Solares Sariego. *Maintenance and diagnosis techniques for rotating electric machinery*. Marcombo-Boixareu Editores and ABB Service S.A, Barcelona, 1999.
- [7] J. Yoo, J. Yun and S.B. Lee, “Automated Monitoring of High-Resistance Connections in the Electrical Distribution System of Industrial Facilities,” *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 45, no. 2, Apr. 2009.
- [8] N.Y. Utami, Y. Tamsir, A. Pharmatrisanti, H. Gumilang, B. Cahyono and R. Siregar, “Evaluation condition of transformer based on infrared thermography results,” *IEEE 9th International Conference on the Properties and Applications of Dielectric Materials*, Harbin, China, July 2009.

- [9] B. Li, X. Zhu, S. Zhao and W. Niu, "HV Power Equipment Diagnosis Based on Infrared Imaging Analyzing," *International Conference on Power System Technology*, 2006.
- [10] Y. Chou and L. Yao, "Automatic Diagnosis System of Electrical Equipment using Infrared Thermography," *International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition*, 2009.
- [11] Y. Han and Y.H. Song, "Condition Monitoring Techniques for Electrical Equipment," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 18, no. 1, January 2003.
- [12] B. Bortnem, F. Pray, and P. Grover; "Measuring Shaft Misalignment with Infrared Thermography," *P/PM Technology*, pp 20-21, February 1995.
- [13] S. U. Haq and T. Bashir, "Evaluation of Induction Motor Groundwall Insulation using Infrared Thermography," *2nd International Conference on Emerging Technologies Peshawar, Pakistan*, 13-14 November 2006.
- [14] M.J. Picazo-Ródenas, R. Royo, J. Antonino-Daviu, J. Roger-Folch, "Use of the infrared data for heating curve computation in induction motors: Application to fault diagnosis," *Engineering Failure Analysis*, Volume 35, 15 December 2013, Pages 178-192
- [15] M. Eftekhari, M. Moallem, S. Sadri, Min-Fu Hsieh, "A novel indicator of stator winding inter-turn fault in induction motor using infrared thermal imaging" *Infrared Physics & Technology*, Vol. 61, Nov. 2013, pp. 330-336
- [16] E. Persoon and K. S. Fu, "Shape discrimination using Fourier descriptors," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. SMC-7, pp. 170–179, Mar. 1977.
- [17] N. Ayache and O. D. Faugeras, "Hyper: A new approach for the recognition and positioning of two-dimensional objects," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-8, pp. 44–54, Jan. 1986.
- [18] B. Bhanu, "Shape matching of two-dimensional objects," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-6, pp. 137–155, Mar. 1984.
- [19] D. Lowe, Object recognition from local scale-invariant features. In *International Conference on Computer Vision*, Corfu, Greece, pp. 1150–1157, 1999.
- [20] D. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints", *Int'l J. Computer Vision*, vol. 2, no. 60, pp. 91-110, 2004.
- [21] J. Beis, and D. Lowe, Shape indexing using approximate nearest-neighbour search in high-dimensional spaces. *Proc. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'97) (Puerto Rico)*: 1000-1006, 1997.
- [22] P. Soille, *Morphological Image Analysis: Principles and Applications*, Springer; 2nd edition, 2004.
- [23] P. Tan, M. Steinbach, V. Kumar, *Introduction to Data Mining*, Addison Wesley.

- [24] J. Quinlan, C4.5: Programs for Machine Learning. Morgan Kaufmann, 1993.
- [25] R.. Duda, P. Hart, D. Stork, Pattern Classification, Wiley, 2000.
- [26] N. Japkowicz, and M. Shah, Evaluating learning algorithms: a classification perspective. Cambridge University Press, 2011.
- [27] Witten, I. H., & Frank, E. (2005). Data Mining: Practical machine learning tools and techniques. Morgan Kaufmann.
- [28] Hall, M., Frank, E., Holmes, G., Pfahringer, B., Reutemann, P., & Witten, I. H. (2009). The WEKA data mining software: an update. ACM SIGKDD explorations newsletter, 11(1), 10-18.