

TÉCNICAS PARA LA DETECCIÓN DE FALLAS EN MÁQUINAS ELÉCTRICAS
ROTATIVAS DE CORRIENTE ALTERNA USANDO TECNOLOGÍAS DE LA
INDUSTRIA 4.0.

JUAN SEBASTIÁN CARDONA GARCIA

FUNDACION UNIVERSITARIA LUMEN GENTIUM
FACULTAD DE CIENCIAS BÁSICAS E INGENIERIA
PROGRAMA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS UNIBAGUE
SANTIAGO DE CALI

2023

TÉCNICAS PARA LA DETECCIÓN DE FALLAS EN MÁQUINAS ELECTRICAS
ROTATIVAS DE CORRIENTE ALTERNA USANDO TECNOLOGÍAS DE LA
INDUSTRIA 4.0.

JUAN SEBASTIÁN CARDONA GARCIA

Trabajo de grado para optar al título de Ingeniero de sistemas

Director
BRYAN GARCÍA

FUNDACION UNIVERSITARIA LUMEN GENTIUM
FACULTAD DE CIENCIAS BÁSICAS E INGENIERIA
PROGRAMA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS UNIBAGUE
SANTIAGO DE CALI

2023

Nota de aceptación:

Aprobado por el Comité de Grado en cumplimiento de los requisitos exigidos por la Fundación Universitaria Lumen Gentium para optar al título de:

Jurado

Jurado

Santiago de Cali, 20 noviembre de 2023

CONTENIDO

	pág.
INTRODUCCIÓN	15
PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	16
1.1 FORMULACION DEL PROBLEMA	17
1.2 SISTEMATIZACIÓN	18
JUSTIFICACIÓN	19
1.3 ALCANCE	19
1.4 LIMITACIONES	20
OBJETIVOS	21
1.5 GENERAL	21
1.6 ESPECIFICOS	21
MARCO REFERENCIAL	22
1.7 MARCO TEÓRICO	22
1.7.1 Fallas comunes en un turbogenerador	22
1.7.2 Etapas de la captura de imágenes en la visión artificial	23

1.7.3 Componentes para la captura de imágenes usados en la visión artificial	24
1.7.4 Herramientas básicas para el procesamiento de señales	25
1.7.5 Algoritmos básicos de inteligencia artificial	26
1.8 MARCO CONCEPTUAL	26
1.8.1 Inteligencia artificial	26
1.8.2 Productos inteligentes	27
1.8.3 Innovación inteligente	27
1.8.4 Cadenas de suministros inteligentes	27
1.8.5 Fábrica inteligente	28
1.8.6 Industria 4.0	28
1.8.7 Procesamiento de señales	28
1.8.8 Procesamiento de imágenes	28
1.8.9 Máquina eléctrica rotativa	29
1.9 MARCO CONTEXTUAL	29
1.10 MARCO LEGAL	30
METODOLOGÍA	31
1.11 TIPO DE ESTUDIO	31
1.12 METODO DE INVESTIGACIÓN	31

1.13 FUENTES Y TÉCNICAS DE RECOLECCIÓN	31
1.14 TRATAMIENTO DE LA INFORMACIÓN	32
DESARROLLO PRIMER OBJETIVO	33
1.15 TECNOLOGÍAS USADAS PARA LA DETECCIÓN DE FALLAS	33
1.15.1 Visión artificial	33
1.15.2 Machine learning	37
1.15.3 Procesamiento de señales	45
DESARROLLO SEGUNDO OBJETIVO	49
1.16 TÉCNICAS DE CAPTURA DE IMÁGENES PARA LA DETECCIÓN DE IMÁGENES	49
1.16.1 Visión térmica	49
1.16.2 Termografía infrarroja	54
DESARROLLO TERCER OBJETIVO	58
1.17 TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DE SEÑALES USADAS PARA LA INSPECCIÓN DEL FUNCIONAMIENTO DE MÁQUINAS ELÉCTRICAS ROTATIVAS DE CORRIENTE ALTERNA	58
1.17.1 Vibraciones en motores eléctricos	58
1.17.2 Análisis de las vibraciones de los motores eléctricos	59
DESARROLLO CUARTO OBJETIVO	67

1.18 TÉCNICAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL USADAS PARA LA INSPECCIÓN DEL FUNCIONAMIENTO DE MÁQUINAS ELÉCTRICAS ROTATIVAS DE CORRIENTE ALTERNA.	67
1.18.1 Corriente de secuencia negativa	67
1.18.2 Modelo neuronal artificial aplicado como modelo de simulación para la detección de fallas	68
CONCLUSIONES	78
RECOMENDACIONES	79
REFERENCIAS	80

LISTA DE FIGURAS

	pág
Figura 1.Etapas de la captura de imágenes de la visión artificial.....	24
Figura 2. Componentes usados en la visión artificial	25
Figura 3.Componentes usados en la visión artificial.	34
Figura 4.Iluminador anular.	35
Figura 5.Iluminador lineal.....	35
Figura 6. Gráfico de un Algoritmo de Clasificación.	39
Figura 7. Ejemplo de un Algoritmo de dispersión.....	39
Figura 8. Ejemplo de un Algoritmo de dispersión.....	41
Figura 9. Gráfico de un modelo neuronal.....	42
Figura 10. Ejemplo de un Algoritmo de dispersión.....	42
Figura 11. Fases de Desarrollo del Machine Learning.....	44
Figura 12. Representación del VCP en una situación ideal.	46
Figura 13. Representación del módulo de la corriente VCP,Ambos de una MI con el estator asimétrico.	47
Figura 13. Representación de la corriente del VCP.	47
Figura 15. Captura térmica de una máquina eléctrica.	53
Figura 16. Captura térmica de una máquina eléctrica.	54

Figura 16. Frecuencias de Radiación.	55
Figura 16. Clasificación de las vibraciones.	59
Figura 19. Espectro de la vibración del motor.....	65
Figura 19. Porcentaje de carga con impedancia de falla de 0.3 ohm.	70
Figura 21. Comportamiento de la corriente respecto al número de espiras en corto.....	70
Figura 22. Resultados del desbalance.....	72
Figura 23. Red Neuronal implementada.	73
Figura 24. Esquema para determinar el estado de la falla.....	74
Figura 25. Arquitectura del prototipo Procesador de Señales.....	76
Figura 26. Indicador de falla.	77

LISTA DE TABLAS

	pág.
Tabla 1 Influencia de la temperatura en la atmósfera.	51
Tabla 2 Influencia de la distancia entre el objeto y la cámara.....	51
Tabla 3 Influencia de la humedad del entorno.	52
Tabla 4 Influencia de la emisividad en el resultado.....	53
Tabla 5 Características usadas para el análisis de acuerdo a la intensidad y temperatura.....	56
Tabla 6 Características del motor eléctrico.....	61
Tabla 7 Características de los rodamientos del motor eléctrico.....	62
Tabla 8. Niveles de vibración de la ISO 10816 clase III.....	63
Tabla 9. Cálculo del paso de los alabes.	64
Tabla 10. Cálculo del paso de los alabes.	65
Tabla 11. Características de los motores usados para la simulación.	69
Tabla 12. Relación entre I_n y el porcentaje de la falla.....	71
Tabla 13. Información del error de entrenamiento, la media y la desviación estándar de la falla.....	75

GLOSARIO

VIBRACIONES: son movimientos oscilatorios generados por las partículas de un cuerpo. Esto puede afectar su funcionalidad, calidad de vida, entre otros.

SEÑALES ANÁLOGAS: son señales **generadas** por algún tipo de fenómeno electromagnético. Estas señales son representables por una función matemática en la que se toman como variables su amplitud y periodo en función del tiempo.

TERMOGRAFÍA: es una técnica que permite medir la temperatura de un objeto a distancia, captando la intensidad de la radiación infrarroja que emite el cuerpo a estudiar. Esto se puede hacer por medio de cámaras termográficas, las cuales actúan como un escáner que muestra la temperatura emitida por el objeto.

NODOS: a nivel de informática son puntos de intersección o unión entre varios elementos que interactúan en un mismo sistema. También se pueden definir como registros que contienen datos y punteros que sirven para referenciarse entre sí.

ALGORITMO: es un conjunto de instrucciones definidas para resolver un problema específico o desarrollar una tarea. Esto se hace a partir de una información inicial como parámetro de entrada, luego se siguen los procesos que darán la solución esperada.

SIMULACIÓN: hace referencia a un conjunto de investigaciones o un conjunto de hipótesis utilizados en un modelo para la enseñanza y aprendizaje constante.

MÁQUINAS ELÉCTRICAS ROTATIVAS: Son máquinas eléctricas que transforman las corrientes eléctricas en un trabajo mecánico rotativo. Esta rotación se puede

aplicar en diferentes trabajos. Estas máquinas se pueden usar en cualquier proceso industrial.

MONITOREO: proceso por el cual se realiza un proceso de supervisión o control de una actividad.

INSPECCIÓN: proceso por el cual se busca hallar características físicas y determinar las características normales y las anormales.

INTELIGENCIA ARTIFICIAL: es la ciencia que busca replicar la inteligencia y sus procesos cognitivos a través de herramientas de hardware y software.

CORRIENTE ALTERNA: es la alternancia de la corriente en la que la magnitud varía de forma cíclica. La oscilación de la corriente se conoce como corriente senoidal.

SEGMENTACIÓN: proceso que consiste en dividir una imagen digital en varias regiones o grupo de pixeles y posterior clasificación de los mismos por categorías.

IMAGEN DIGITAL: es la representación en 2D de una imagen a partir de una matriz numérica. Las imágenes pueden ser matriciales o vectoriales dependiendo si la imagen es estática o dinámica.

VECTOR: es un segmento de recta en el espacio que parte desde un punto hacia otro. Por lo anterior se puede decir que un vector tiene una dirección y un sentido.

ILUMINACION: es la manipulación de varios dispositivos para producir un estado luminoso. Con la iluminación se espera conseguir cierto nivel de iluminancia.

SEÑALES DIGITALES: es un tipo de señal en que cada signo codificado representa el contenido de la misma y puede ser analizado en término de magnitudes que representan valores discretos.

ESPIRAS: es uno de los componentes de los devanados de las máquinas eléctricas rotativas. Permite a los devanados producir flujos magnéticos cuando son estos son recorridos por una corriente eléctrica.

ESTATOR: es uno de los componentes de las máquinas eléctricas rotativas. Tiene como objetivo convertir el campo magnético giratorio en corriente eléctrica.

ARMÓNICOS: es una forma de una onda de voltaje en relación con la frecuencia cuando las ondas se desvían de forma sinusoidal.

EMISIVIDAD: es la proporción de la radiación térmica que es emitida por un objeto debido a su temperatura.

RESUMEN

Por medio de esta monografía, se busca realizar un recopilatorio investigativo sobre las distintas técnicas de inteligencia artificial de la industria 4.0 aplicables en la inspección y detección de fallas en los turbogeneradores de manera efectiva. Detectar fallas tales como cortocircuitos en los devanados, generación de corrientes armónicas superpuestas en los circuitos de una manera oportuna, ayuda en la prolongación de la vida útil de los generadores, en la prevención de daños irreversibles, en la reducción de costos y a mejorar la calidad de vida del sector que dependa de estas máquinas para la generación de energía.

Palabras clave: Industria 4.0, máquinas rotativas, inteligencia artificial, fallas en turbogeneradores.

ABSTRACT

By means of this monograph, we seek to carry out a research compilation on the different artificial intelligence techniques of industry 4.0 applicable in the inspection and detection of faults in turbo generators in an effective way. Detecting faults such as short circuits in the windings, generation of superimposed harmonic currents in the circuits in a timely manner, helps in extending the life of the generators, preventing irreversible damage, reducing costs and improving the quality of life of the sector that depends on these machines for power generation.

Keywords: Industry 4.0, rotating machines, artificial intelligence, turbogenerator failures.

INTRODUCCIÓN

Actualmente la industria 4.0. ha automatizado muchos procesos aplicando muchos conceptos de la inteligencia artificial y del internet de todas las cosas. Esto permite que tanto hardware como software se interconecten entre sí por medio de algoritmos inteligentes que están en una constante retroalimentación y que cada vez depende menos de la intervención humana.

Las máquinas eléctricas rotativas son de gran utilidad para la generación de energía. Pero al igual que cualquier otra máquina, pueden presentar fallas que, si no se detectan a tiempo, pueden dificultar su funcionamiento y posterior a ello acortar su tiempo de vida útil.

Dentro de la inteligencia artificial existen técnicas que pueden ser útiles para la inspección y detección de fallas, inspeccionando las vibraciones, realizando una captura de imagen de sus componentes y posterior a eso haciendo una segmentación de la misma y retroalimentando una base de datos que estaría retroalimentándose constantemente para hacer toma de decisiones cada vez más acertadas.

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Colombia tiene como fuente principal de generación de energía la hidroelectricidad, esto se debe a su potencial, su capacidad de ser un recurso renovable y por sus bajos costos en su generación. Actualmente el 70% de la energía que se genera en Colombia provienen de las fuentes hídricas según el Ministerio de Minas y Energía. La visión a futuro del gobierno nacional es utilizar recursos no convencionales que sean renovables con el fin de complementar las tecnologías actuales como la energía hidráulica [10].

Los turbogeneradores son máquinas que se utilizan para generar energías termoeléctricas. Una de las fallas más comunes de los turbogeneradores son los cortocircuitos que se generan en los devanados del rotor. Dicha falla se produce por el enorme esfuerzo mecánico al que están sometidos los devanados e inicia con una falla indetectable entre dos espiras adyacentes, Esto puede afectar en el desempeño y en la longevidad del motor, generando vibraciones y reduciendo la capacidad para la generación de energía [14,25].

Otras fallas que se pueden generar son el incremento de la temperatura en el embobinado ocasionado por el cambio de voltaje y agentes externos como lo son la humedad y químicos contaminantes [14].

En la actualidad, las industrias han implementado el concepto de Industria 4.0, el cual toma muchos conceptos del modelo del Internet de las cosas, el cual tiene como objetivo principal hacer una transformación digital automatizando los procesos conforme la tecnología de la información avanza y en especial la informática y el software [26].

El modelo de industria 4.0 implementa el modelo de producto de soluciones inteligentes, fusionando los sistemas físicos, digitales y biológicos, para generar una red de producción inteligente donde los distintos componentes interactúan y colaboran entre sí, generando así un sistema ciber físico que permite la comunicación entre máquinas con el fin que puedan hacer autogestión y toma de decisiones. [21,26].

La inteligencia artificial va muy de la mano con el modelo de la industria 4.0, ya que consiste en métodos en los que las máquinas se automatizan para realizar actividades en las que normalmente se requiere de inteligencia humana mediante algoritmos de entrenamiento y hardware necesarios. Esto les permite realizar análisis de grandes cantidades de datos, obtener constante aprendizaje y tomar decisiones de manera independiente y el margen de error es menor [19].

Actualmente la visión artificial ha sido de gran ayuda en el campo industrial, ya que se ha adaptado en cada uno de los apartados del proceso productivo y se han convertido no sólo en un mecanismo de selección y control de calidad, sino que también pueden controlar y aportar información en la fabricación y en procesos de ensamblaje [4].

1.1 FORMULACION DEL PROBLEMA

Dada la gran acogida que han tenido las tecnologías de la industria 4.0 para inspeccionar fallas en las máquinas eléctricas rotativas, se identifica la siguiente pregunta de investigación: ¿Cuáles son las técnicas de inspección de máquinas eléctricas rotativas usadas en la actualidad que se enmarcan dentro de las tecnologías de la industria 4.0?

1.2 SISTEMATIZACIÓN

Para dar respuesta a la pregunta planteada en la formulación del problema se proponen las siguientes preguntas secundarias:

1. ¿Cuáles son las tecnologías usadas para detectar fallas más comunes en las máquinas eléctricas rotativas?
2. ¿Qué técnicas que usan visión artificial para detectar las fallas de mayor ocurrencia en las máquinas eléctricas rotativas de corriente alterna deben ser documentadas?
3. ¿Qué técnicas que usan procesamiento de señales para detectar las fallas de mayor ocurrencia en las máquinas eléctricas rotativas de corriente alterna deben ser documentadas?
4. ¿Qué técnicas que usan inteligencia artificial para detectar las fallas de mayor ocurrencia en las máquinas eléctricas rotativas de corriente alterna deben ser documentadas?

JUSTIFICACIÓN

Los Turbo Generadores son máquinas generadoras de energía, las cuales se usan en centrales termoeléctricas y poseen un amplio rango de potencias, pueden ser aplicados en turbinas a vapor y a gas. Una avería en un generador, conduce a su salida pudiendo provocar limitaciones o la pérdida total de la potencia generada, afectando la economía y la calidad de vida de la población. Es importante mantener el control estricto del funcionamiento de estas máquinas y de los bloques donde se encuentran instaladas, de forma tal que permita detectar a tiempo cualquier desviación en ellos para intervenir de manera oportuna y así impedir que sufra una avería. Encontrar las fallas que afectan la funcionalidad de las máquinas eléctricas rotativas a tiempo, es el principal reto para el estudio de su disminución; de ahí la importancia de la determinación de los fallos inciden negativamente sobre el activo, lo cual permite determinar las prioridades y las acciones para realizar mantenimiento con el fin de asegurar su disponibilidad. [17].

Este trabajo de investigación busca identificar, describir y detallar las técnicas para detectar las fallas de mayor incidencia durante el funcionamiento de las máquinas eléctricas rotativas de corriente alterna, como es el caso de los turbogeneradores. Esto permitirá que la vida útil de estos no sea tan corta y, por ende, reduzca los costos de mantenimiento correctivo en esta clase de equipos.

1.3 ALCANCE

- Presentar de forma concisa las técnicas que usan tecnologías de la industria 4.0 para detectar fallas en máquinas eléctricas.
- Las tecnologías usadas se analizan de acuerdo con su aplicación en máquinas eléctricas de baja potencia debido a la disponibilidad de la información.

1.4 LIMITACIONES

- No se podrán usar artículos que cobren para tener acceso a ellos.
- Se usarán artículos de libre uso.

OBJETIVOS

1.5 GENERAL

Determinar el funcionamiento, las limitaciones y los alcances de las técnicas de inspección de fallas en máquinas eléctricas rotativas de corriente alterna usando tecnologías de la industria 4.0.

1.6 ESPECIFICOS

- Identificar las tecnologías usadas para detectar las fallas de mayor ocurrencia en las máquinas eléctricas rotativas de corriente alterna.
- Documentar las técnicas de procesamiento de imágenes usadas para la inspección del funcionamiento de máquinas eléctricas rotativas de corriente alterna.
- Documentar las técnicas de procesamiento de señales usadas para la inspección del funcionamiento de máquinas eléctricas rotativas de corriente alterna.
- Documentar las técnicas de inteligencia artificial usadas para la inspección del funcionamiento de máquinas eléctricas rotativas de corriente alterna.

MARCO REFERENCIAL

1.7 MARCO TEÓRICO

Los Turbo Generadores son máquinas generadoras de energía, las cuales se usan en centrales termoeléctricas y poseen un amplio rango de potencias, pueden ser aplicados en turbinas a vapor y a gas. Así mismo, es la combinación de una turbina directamente conectada a un generador eléctrico para la generación de energía eléctrica. De este modo se producirán grandes cantidades de vapor y con ayuda del sistema en cómo están compuesto los turbogeneradores proporciona electricidad en gran parte del mundo. Es de vital importancia poder detectar a tiempo los fallos que se pueden presentar en sus componentes, ya que esto puede ocasionar limitaciones en la energía generada o la pérdida de la misma, lo cual puede traer efectos negativos a nivel económico y en la calidad de vida de la sociedad [17].

1.7.1 Fallas comunes en un turbogenerador

Algunas de las fallas comunes que se pueden presentar en los turbogeneradores son los cortocircuitos que se generan en los devanados, esto comienza con una indetectable falla en el aislamiento entre dos espiras adyacentes y progresivamente la falla crece hasta producir un corto. Esto se debe al gran esfuerzo al que están sometidos durante su operación y esto ocasiona vibraciones magnéticas que disminuyen la producción de energía. Otra de las fallas más comunes es la generación de corrientes armónicas que aparecen superpuestas en los circuitos del rotor, las cuales pueden generar calentamiento en la superficie y en las ranuras o cuñas hasta el punto que se recosen lo suficiente para romperse [12, 14, 25].

En la actualidad hay diferentes modelos que permiten que algunos procesos se puedan automatizar, permitiendo que diferentes dispositivos electrónicos y software

se puedan conectar entre sí para poder autogestionarse y una constante retroalimentación, uno de estos modelos es la industria 4.0.

1.7.2 Etapas de la captura de imágenes en la visión artificial

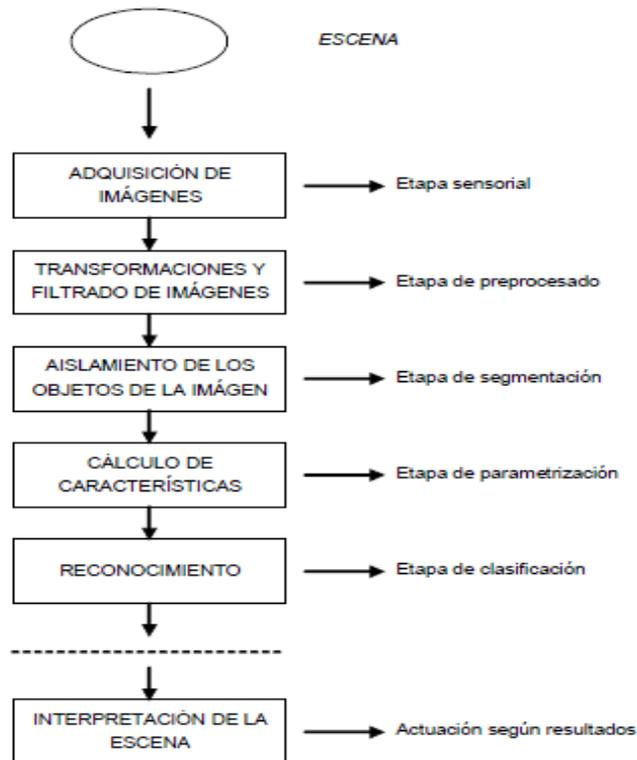
El primer paso en el proceso es la captura de la imagen digital. Para ello se necesitan sensores para digitalizar las imágenes [5]. Una vez que la imagen capturada por el sensor se digitaliza, se realiza el preprocesamiento de la imagen con el fin de mejorar su calidad [5].

Después de procesada la imagen se realiza la segmentación y su objetivo es dividir la imagen en las partes que la constituyen o los objetos que la forman. Este paso es uno de los más complicados y más decisivos en la captura de imágenes. Por una parte, una segmentación bien realizada facilitará mucho la solución del problema, de lo contrario, no servirá para dar solución al problema [5].

La salida del proceso de segmentación es una imagen de datos que contienen la frontera de la región o los puntos de ella misma. Es necesario convertir estos datos a una forma que sea apropiada para el ordenador. La primera decisión es saber si se va a usar la representación por frontera o región completa. La representación por la frontera es apropiada cuando el objetivo se centra en las características de la forma externa como esquinas o concavidades y por región es cuando el objetivo es centrarse en componentes internos. [5].

Otro punto a tener en cuenta es el espacio de color RGB, el cual está basado en un sistema de coordenadas en un plano cartesiano donde los colores son representados por puntos definidos vectoriales, donde el color negro está en el punto de origen y el blanco en la esquina opuesta.

Figura 1. Etapas de la captura de imágenes de la visión artificial.



Fuente: [5] Tomado de González Marcos et al, Técnicas y algoritmos Básicos de Visión Artificial, 2006.

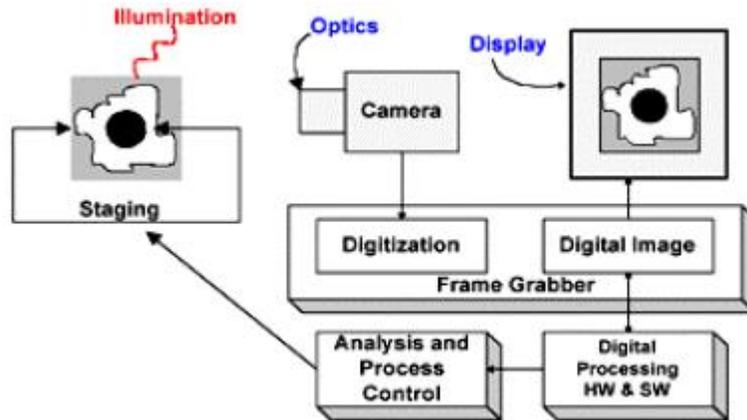
1.7.3 Componentes para la captura de imágenes usados en la visión artificial

Sensor óptico: El sensor puede ser una cámara que genere imágenes cada 1/30 segundos a color o monocromáticas. También puede ser una cámara scanner, el cual genera imágenes bidimensionales de acuerdo al movimiento del objeto o del scanner [5]

Tarjeta de adquisición de imagen: digitaliza la señal de video generada por el sensor óptico [5].

Computador: Una vez digitalizada la imagen, debe ser almacenada en la memoria de un computador para su posterior procesamiento y manipulación por programa [5]

Figura 2. Componentes usados en la visión artificial



Fuente: [5] Tomado de González Marcos et al, Técnicas y algoritmos Básicos de Visión Artificial, 2006.

1.7.4 Herramientas básicas para el procesamiento de señales

Filtrado: utiliza los filtros digitales para modificar la frecuencia de una señal. Los filtros digitales reproducen el comportamiento de los filtros analógicos y permiten utilizar nuevos tipos de filtros que no existen en el dominio analógico [8].

Análisis espectral: permite conocer las frecuencias que están presentes en una señal. Para ello se puede usar un ecualizador gráfico que muestra las frecuencias presentes de una señal en diferentes bandas y que permite describir las señales tanto en términos de sus valores a lo largo del tiempo (dominio temporal), como a partir de las frecuencias que contenga la señal (dominio frecuencial) [8].

Síntesis: incluye generación de funciones trigonométricas, números generados de manera aleatoria y osciladores digitales [8].

Correlación: se utiliza para determinar las periodicidades de una señal, comparando los tramos anteriores de la misma con las actuales y para determinar el grado de similitud entre señales [8].

1.7.5 Algoritmos básicos de inteligencia artificial

Aprendizaje supervisado: este tipo de algoritmo utiliza datos que ya han sido organizados previamente con el fin de indicarle al sistema como debe ser categorizada la información. Para este método se requiere la intervención humana para proporcionar una retroalimentación [19].

Aprendizaje no supervisado: en este tipo de algoritmo a diferencia del aprendizaje supervisado no se organizan ni se etiquetan los datos. Esto se hace con el fin de que el sistema busque la manera más óptima de clasificar los datos por su cuenta sin necesidad de una supervisión humana [19].

Aprendizaje por refuerzo: este tipo de aprendizaje busca que el sistema aprenda de acuerdo a las experiencias y por medio de los refuerzos positivos [19].

1.8 MARCO CONCEPTUAL

1.8.1 Inteligencia artificial

Es la capacidad de las máquinas para tomar decisiones, retroalimentar y emular acciones humanas por medio de algoritmos de entrenamiento. El constante aprendizaje les permite analizar un gran volumen de información de una manera más eficiente, haciendo que el margen de error sea cada vez menor. Una de las

tareas que podría hacer la inteligencia artificial es Reconocimiento de imágenes estáticas, clasificación y etiquetado, el cual es ideal como método de inspección [19]

1.8.2 Productos inteligentes

Se caracterizan por disponer de electrónica, software embebido y conectividad lo que, en conjunto, le dotan de nuevas capacidades y funciones. Se les denomina sistemas ciber-físicos (CPS). Dicha conectividad les da la capacidad de comunicación entre máquinas (M2M) e interacción con humanos. También le permite al software autogestionarse y tomar decisiones de manera descentralizada. [19]

1.8.3 Innovación inteligente

La conectividad permite extender la innovación a toda la empresa apoyándose en la información que fluye desde y hacia la fábrica. Puede buscar soluciones informáticas en comunidades virtuales o herramientas PLM (“Product Life Management”) colaborativas [19].

1.8.4 Cadenas de suministros inteligentes

Las cadenas de suministro inteligentes están automatizadas e integradas. Esto es posible gracias a la integración del software y las comunicaciones en la industria. La colaboración entre empresas en la Industria 4.0 se basa en configuraciones “ad-hoc” con el fin de ofrecer soluciones a medida de cada cliente [19].

1.8.5 Fábrica inteligente

Está formada por unidades de producción inteligentes (CPPS) vinculadas al ecosistema de fabricación, del que conocen su estado y limitaciones. Como cada módulo es capaz de obtener la información que necesita, la fábrica se convierte en una red de agentes que toman decisiones de manera independiente y optimizada a nivel local [19].

1.8.6 Industria 4.0

Es el modelo por medio del cual se espera automatizar los procesos aplicando conceptos del modelo de internet de todas las cosas (IOT). Dicho modelo busca la digitalización de los procesos, permitiendo que los dispositivos electrónicos y software involucrados en la tarea en cuestión se puedan comunicar entre sí, permitiendo que se pueda autogestionar y tomar decisiones de manera descentralizada. Para entender el concepto de la industria 4.0., debemos entender los 4 pilares que lo componen [19].

1.8.7 Procesamiento de señales

Es la disciplina de la inteligencia artificial que consiste en desarrollar y estudiar las técnicas de tratamiento como filtrado y amplificación, el análisis y la clasificación de las señales. Se basa en los resultados de la teoría de la información, de la estadística y la matemática aplicada.

1.8.8 Procesamiento de imágenes

Es la primera etapa dentro de un proceso de inteligencia computacional, el cual consiste en capturar la imagen de la manera más adecuada posible y para ello se

requieren componentes tanto de hardware como sensores, cámaras y equipos de cómputo, como de software.

1.8.9 Máquina eléctrica rotativa

También conocidos como “máquinas eléctricas”, este tipo de maquinaria se utiliza para generar energía eléctrica mediante movimientos rotatorios. Las máquinas eléctricas pueden variar en el tamaño de su construcción, desde una fracción de caballo de potencia hasta miles de caballos de potencia.

1.9 MARCO CONTEXTUAL

Este proyecto se desarrolla en la fundación universitaria Católica Lumen Gentium, ubicada en la ciudad de Santiago de Cali. Se desea realizar un recopilatorio investigativo de cómo la inteligencia artificial, en sus diferentes ramas, algoritmos y técnicas puede ser de gran utilidad para la detección de fallas en los turbogeneradores de manera oportuna.

Este recopilatorio investigativo estará compuesto de libros, artículos y revistas que explican la importancia de los turbogeneradores en la actualidad, las posibles fallas que pueden generar y el impacto negativo que esto puede causar, las técnicas de inteligencia artificial, su importancia en diferentes ramas como la medicina, la industria, etc., así como las diferentes técnicas de detección de fallas que se puedan aplicar.

De esta manera, se espera evitar costos mayores tras una falla grave la cual no se lograría analizar y resolver a tiempo.

1.10 MARCO LEGAL

El estudiante investigador, estará sujeto al cumplimiento de las normas previstas en la Decisión 486, en el Código Penal, Ley 1474 de 2011, en la Ley de Comercio Electrónico (Ley 527 de 1999), en el Código Civil, en el Código de Comercio y las demás normas que las complementan, adicionan, modifican o sustituyan; en donde se plantean las normas del tratamiento de datos confidenciales. Para temas de bienestar serán acompañados y asesorados por sus respectivos directores de programa y docentes los cuales estarán realizando el correspondiente seguimiento. Los estudiantes tienen créditos y derechos bajo la LEY No. 23 DE 1982 de derechos de autor.

METODOLOGÍA

1.11 TIPO DE ESTUDIO

El tipo de estudio aplicado para esta monografía de investigación es de tipo exploratorio, ya que, por medio de artículos encontrados en Google académico, libros, páginas web oficiales y demás se busca tener información amplia de cómo distintas técnicas inteligencia artificial pueden ser de gran utilidad en la detección de fallas en los turbogeneradores. Para ello se han buscado diferentes artículos de investigación y proyectos que han demostrado cómo la inteligencia artificial ha sido de gran ayuda en distintas ramas como lo es la medicina, la industria, etc.

1.12 METODO DE INVESTIGACIÓN

La metodología propuesta para el desarrollo del proyecto es de carácter analítico, con enfoque cuantitativo, buscando mediante la revisión documental y la recogida de datos plasmar en un documento las diferentes tecnologías alrededor de la inspección de máquinas eléctricas.

1.13 FUENTES Y TÉCNICAS DE RECOLECCIÓN

La principal fuente de obtención de datos será el uso de las bases de datos de revistas indexadas en la web. Utilizando herramientas de búsqueda como Scopus, Google scholar, entre otras, se escogen los documentos que mayor impacto tengan en esta monografía. Por otro lado, se usará el repositorio de información de la biblioteca de la universidad y los convenios que se tengan con otras bibliotecas del país.

1.14 TRATAMIENTO DE LA INFORMACIÓN

Se recopilaron una serie de documentos que permitieron establecer las tecnologías de mayor importancia en la inspección de máquinas eléctricas. Cada uno de estos documentos fue cotejado para ver la veracidad de la información de acuerdo con las revistas donde fueron publicados. Por otro lado, una vez fue recogida la información fue clasificada de acuerdo con el tipo de datos analizados a la hora de detectar fallas en los equipos para entregar un compilado de información al finalizar el proyecto.

DESARROLLO PRIMER OBJETIVO

1.15 TECNOLOGÍAS USADAS PARA LA DETECCIÓN DE FALLAS

1.15.1 Visión artificial

La visión artificial busca simular la visión humana asociando varios conceptos relacionados con hardware y software. Para la captura de imágenes se toma en cuenta diferentes etapas por las que la imagen que se captura es procesada.

- Técnicas de iluminación

La clave para implementar una aplicación robusta de visión artificial es garantizar un ambiente necesario para una imagen estable. Las tres áreas que se deben enfocar para obtener una imagen estable son: iluminación, lentes y manejo de materiales [5].

En la visión artificial las cámaras capturan la luz reflejada en los objetos, obteniendo información lumínica para su posterior análisis. El objetivo de las técnicas de iluminación es controlar la forma en la que el sensor o la cámara capturan el objeto. Algunas de las técnicas utilizadas son las siguientes:

Iluminación frontal

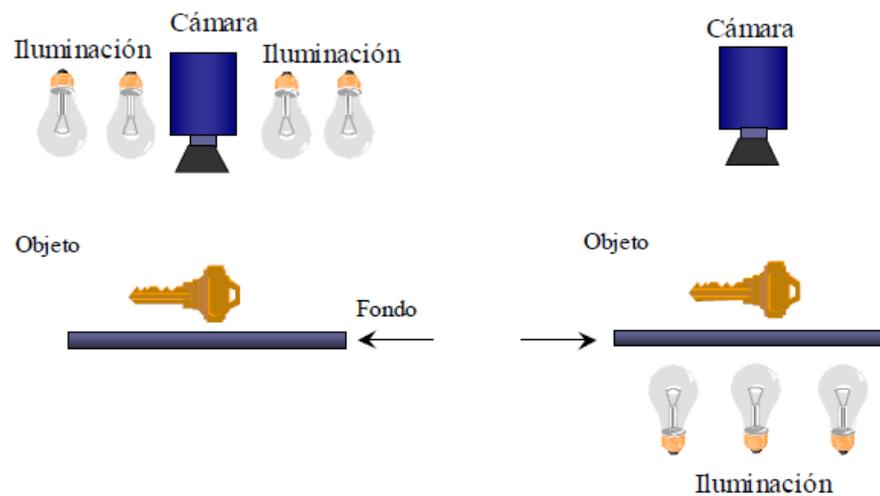
Consiste en iluminar el objeto de forma directa. Esto se puede hacer de manera horizontal, vertical, oblicua o difusa. Este tipo de iluminación permite distinguir detalles del objeto capturado en la imagen, tales como su forma y color. Una de las desventajas que puede presentar es cuando se ilumina de forma oblicua y el objeto

es oscuro, ya que puede presentar problemas para detectar las formas de los objetos [5].

Iluminación trasera o retroiluminación

Busca iluminar la pantalla de la cámara o el sensor con el que se va a capturar la imagen con el fin de capturar el contorno del objeto a manera de sombra chinesca. Uno de los problemas que este puede presentar es la deformación de la sombra por que la iluminación no está perpendicular a la pantalla [5].

Figura 3. Componentes usados en la visión artificial.



Fuente: [5] Tomado de González Marcos et al, Técnicas y algoritmos Básicos de Visión Artificial, 2006.

- Sistemas de iluminación

Elegir la iluminación adecuada depende de muchos factores, tales como la superficie, la geometría del entorno y de la necesidad del sistema. Algunos sistemas de iluminación aplicados en un SVA son los siguientes:

Sistema anular

Los iluminadores anulares o anillos de luz pueden proporcionar una gran iluminación uniforme, además de generar poca sombra, este sistema de iluminación es ideal para iluminar objetos pequeños [5].

Figura 4. Iluminador anular.



Fuente: [5] Tomado de González Marcos et al, Técnicas y algoritmos Básicos de Visión Artificial,2006.

Sistema Lineal

Este sistema de iluminación es utilizado para obtener la silueta de los objetos. Es aplicado en la inspección de vidrio, localización y obtención de medida de piezas, para medir opacos e inspección de superficies [5].

Figura 5. Iluminador lineal.



Fuente: [5] Tomado de González Marcos et al, Técnicas y algoritmos Básicos de Visión Artificial,2006.

Sistemas puntuales

Estos sistemas pueden iluminar intensamente desde distintas posiciones. Existen dos tipos de iluminadores de tipo látigo: flexibles y semirígidos. Y se pueden conectar lentes en las terminaciones con el fin de concentrar la luz y evitar brillos [5].

- Algoritmos utilizados en la visión artificial

Los algoritmos utilizados en los SVA permiten modificar las propiedades geométricas de las imágenes que se capturan. Su uso facilita la reconstrucción de imágenes deformadas, realizar giros y ajustes para posteriores análisis. Estos algoritmos se basan en realizar nuevas distribuciones en los píxeles según la necesidad [5].

Uno de los algoritmos usados en Sistemas de Visión Artificial (SVA) es el de traslación. Este algoritmo consiste en sustituir cada píxel por el correspondiente a las coordenadas más el desplazamiento en las direcciones k y l . Si los valores de los desplazamientos son enteros para las dos direcciones, se sustituye cada píxel (i, j) por su respectivo píxel $(i + k, j + l)$, pero si contiene valores decimales, se debe realizar una interpolación. La función de traslación se representa así: $IMB(i, j) = IMA(i + k, j + l)$.

Este algoritmo se usa cuando se necesite posicionar algún objeto detectado para su posterior manipulación [5].

El algoritmo de rotación o giro sólo se usa cuando es posible realizar un giro de los objetos de las imágenes y así facilitar el proceso de segmentación. Debido a que por lo general es el más costoso y más complejo en tiempos de procesado [5].

Dado el punto $IMB (i, j)$ que se rota θ grados, las nuevas coordenadas se representarán de la siguiente manera:

$$\begin{bmatrix} i' \\ j' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\text{sen}\theta \\ \text{sen}\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i \\ j \end{bmatrix}$$

El algoritmo de Zoom nos permite aumentar o reducir el tamaño de la imagen, así como realizar un zoom a ciertos objetos de la misma [5].

Dado un factor de escalado α para las coordenadas x y β para y , se obtiene:

$$IMB (k, l) = IMB (\alpha i, \beta j) = IMA (i, j) [5].$$

Se requiere hacer interpolación cuando i/α o j/β no son valores enteros.

Las funciones de escalado pueden ser aplicado en diferentes etapas de la manipulación de las imágenes, es decir, en procesos como la reducción de la resolución que no necesitan tanta información, se puede reducir la imagen para que los procesos sean más rápidos debido a que se trabaja con una imagen de tamaño reducido [5].

1.15.2 Machine learning

Es el subcampo más revolucionario de la inteligencia artificial, el cual se encarga del reconocimiento de patrones y del aprendizaje por medio de diferentes algoritmos matemáticos. Actualmente es utilizado para la detección de patrones, relaciones y predicciones.

Esta disciplina es utilizada para realizar varias tareas que requieran sistemas con retroalimentación constante, tales como: detección de malware, identificación de células cancerígenas, chatbots de atención al cliente, etc [4].

El Machine learning tiene dos modelos de aprendizaje, los cuales son el aprendizaje supervisado y el no supervisado [4].

- Aprendizaje supervisado

Este método de entrenamiento consiste en guiar al algoritmo en las preguntas y respuestas, es decir, dicho entrenamiento requiere de una intervención humana. Los algoritmos más usados en estos modelos de aprendizaje son los de clasificación y los de regresión.

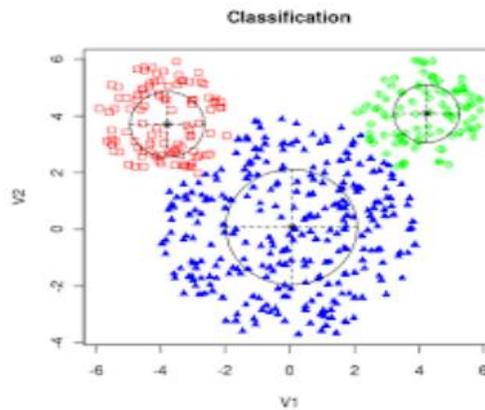
El algoritmo de clasificación se usa para encontrar propiedades comunes entre un conjunto de datos y clasificarlos dentro de diferentes clases, de acuerdo a un modelo de clasificación.

El objetivo de la clasificación es desarrollar una descripción o modelo para cada clase usando las características disponibles en los datos.

Las descripciones de las clases son usadas para clasificar futuros datos de prueba en la base de datos o para desarrollar mejores descripciones para cada una de las clases en la base de datos [4].

A continuación, se presenta un ejemplo del resultado de aplicar este tipo de algoritmos a un ejercicio de clasificación, donde se intentan separar distintos patrones de acuerdo con sus características.

Figura 6. Gráfico de un Algoritmo de Clasificación.



Fuente: [4] Tomado de Giró, La visión artificial en la industria 4.0,2017.

Por otro lado, el algoritmo de regresión no ubica la información en ningún grupo para clasificarlo, sino que devuelve un valor específico.

Por ejemplo, el precio de una casa. El algoritmo contiene el precio de diferentes casas, de acuerdo a su tamaño, ubicación, etc. y por medio de un gráfico de dispersión, puede predecir el precio correcto de una casa teniendo en cuenta sus características [4].

Figura 7. Ejemplo de un Algoritmo de dispersión.



Fuente: [4] Tomado de Giró, La visión artificial en la industria 4.0,2017.

- Aprendizaje no supervisado

A diferencia del algoritmo supervisado, este algoritmo solo tiene las características, no las etiquetas. Se espera que el algoritmo no requiera de Queremos que nos agrupe los datos que le dimos según sus características. El algoritmo solo sabe que como los datos comparten ciertas características, de esa forma asume que pueda que pertenezcan al mismo grupo [4].

- Modelos del machine learning

Modelos lineales

Estos tratan de encontrar una línea que se ajuste a la nube de puntos que se disponen. Aquí destacan desde modelos muy conocidos y usados como la regresión lineal y la logística (el cual es una adaptación de la lineal a problemas de clasificación). Ambos modelos tienen el problema del “overfit”, esto significa que se ajustan a los datos disponibles, sin embargo, puede presentar problemas con los datos nuevos.

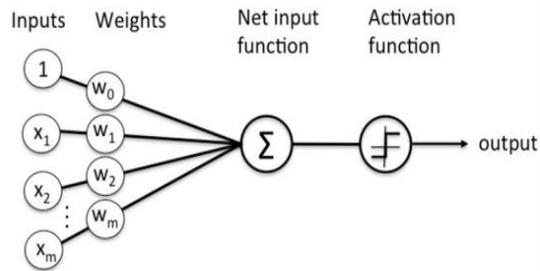
Al ser modelos simples, no ofrecen resultados muy buenos para comportamientos más complejos [4].

Modelos de árbol

Son modelos precisos, estables y fáciles de interpretar porque construyen unas reglas de decisión que se pueden representar en forma de árbol. A diferencia de los modelos lineales, este modelo permite representar relaciones no lineales para resolver problemas.

Es muy utilizado para el reconocimiento de videos e imágenes debido a su complejidad. Este modelo es muy complicado de entrenar, lento y requiere de mucha capacidad de cómputo.

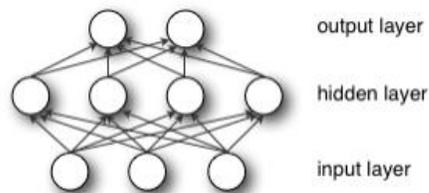
Figura 9. Gráfico de un modelo neuronal.



Fuente: [23] Tomado de Sandoval, Algoritmos de aprendizaje automático para análisis y predicción de datos,2018.

Como se puede ver en la imagen N°8, así vería un nodo dentro una red neuronal, donde se presenta inicialmente un número determinado de entradas, a las cuales se les asigna un peso para agruparlas después. El resultado se hace pasar por procedimiento de activación que se puede considerar como un interruptor, el cual dependiendo del valor de la señal de entrada, determina si ésta se propague a la salida o no [23].

Figura 10. Ejemplo de un Algoritmo de dispersión.



Fuente: [23] Tomado de Sandoval, Algoritmos de aprendizaje automático para análisis y predicción de datos,2018.

En la imagen anterior se puede ver un esquema de capas de una red neuronal. Cada capa de la red neuronal es una fila de interruptores que se activan o desactivan cuando la entrada se alimenta a través de la red. La salida de cada capa es de manera simultánea la entrada de la capa posterior, comenzando desde la capa de entrada inicial que recibe los datos [23].

Realizando un Emparejamiento de los pesos del modelo con las características de entrada, se asigna la importancia a cada característica con respecto a cómo la red neuronal va a clasificar y agrupar la entrada [23].

Naïve bayes

El algoritmo clasificador Naïve-Bayes (NBC), es un clasificador probabilístico simple con fuerte suposición de independencia. Aunque la suposición de la independencia de los atributos es generalmente una suposición pobre, puede proporcionar una mejor precisión de clasificación de los datos en tiempo real que cualquier otro clasificador. Este algoritmo aprende de los datos de entrenamiento y luego predice la clase de la instancia de prueba con la mayor probabilidad posterior. También es útil para datos dimensionales altos ya que la probabilidad de cada atributo se estima independientemente [4].

Fases de desarrollo de un sistema de inteligencia artificial

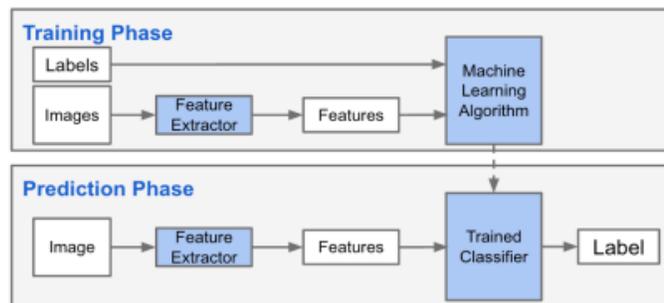
Entrenamiento

En esta fase se toma una gran cantidad de datos para entrenar al algoritmo, dándole la información para que encuentre los patrones necesarios que le permitirán hacer predicciones [4].

Prueba

En esta fase se utilizan los datos que no se usaron en la fase anterior para hacer pruebas, esto con fin de validar de que el entrenamiento del algoritmo fue correcto, así como su nivel de retroalimentación y de acuerdo a los resultados (siendo de 80% a 90% una cifra favorable) considerar el método de entrenamiento o no [4].

Figura 11. Fases de Desarrollo del Machine Learning.



Fuente: [4] Tomado de Giró, La visión artificial en la industria 4.0,2017.

- Deep learning

Se trata de un subcampo del Machine Learning, el cual se basa en algoritmos de aprendizaje en varios niveles de representación con el fin de resolver problemas complejos y los cuales requieren una cantidad grande de datos. Este tipo de aprendizaje va muy ligado a las redes neuronales artificiales, los cuales se organizan en capas que les permite reconocer relaciones y patrones complejos en los datos, sin embargo, para obtener una buena predicción, se debe asegurar que la red sea capaz de minimizar el margen de error entre la predicción y el valor esperado por medio del autoajuste de los parámetros [6], [19].

Un ejemplo de la aplicación del Deep Learning son las traducciones realizadas en Facebook, el cual puede realizar 4500 millones de traducciones diarias. Dichas traducciones por lo general son segmentos de textos cortos, como las actualizaciones de estado en los perfiles [19].

1.15.3 Procesamiento de señales

Es la disciplina de la inteligencia artificial que consiste en desarrollar y estudiar las técnicas de tratamiento como filtrado y amplificación, el análisis y la clasificación de las señales. Se basa en los resultados de la teoría de la información, de la estadística y la matemática aplicada.

- Análisis de los tipos de señales aplicados en la detección de fallas en los turbogeneradores

Análisis de la forma de la señal de la corriente (MCSA)

La corriente de estator por lo general contiene armónicos, los cuales se debe a que los devanados no son perfectamente simétricos y su señal es escalonada. Ante un cortocircuito en algunos de los devanados del estator, ya sea entre devanados o vuelta-vuelta de la misma fase o entre devanados de fases diferentes, la configuración de la fuerza magnetomotriz giratoria se ve afectada y esto ocasiona que las componentes armónicas de las corrientes del estator también se vean afectadas en sus amplitudes. Teniendo en cuenta lo anterior mencionado, y realizando un seguimiento del espectro de frecuencias de las corrientes del estator, es posible detectar cortos circuitos por muy pequeños que sean y así evitar que pueda traer consecuencias más graves [9].

Vector complejo de park (CPV)

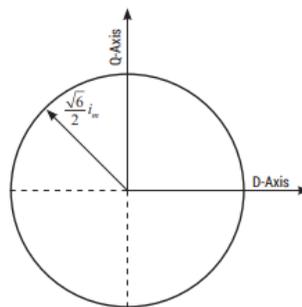
Permite referir las variables de una máquina 3Φ a un sistema de dos ejes en cuadratura. El seguimiento continuo del fasor espacial que surge de la aplicación de dicha transformación se puede usar para realizar diagnósticos. Los componentes de la corriente del estator en los ejes directo y en cuadratura (D y Q) fijas al estator se obtienen por medio de las siguientes relaciones:

$$I_D = \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot I_A - \sqrt{\frac{1}{6}} \cdot I_B - \sqrt{\frac{1}{6}} \cdot I_C$$

$$I_Q = \sqrt{\frac{1}{2}} \cdot I_B - \sqrt{\frac{1}{2}} \cdot I_C$$

IA, IB e IC son las corrientes pertenecientes a las fases A, B y C del estator [9].

Figura 12. Representación del VCP en una situación ideal.

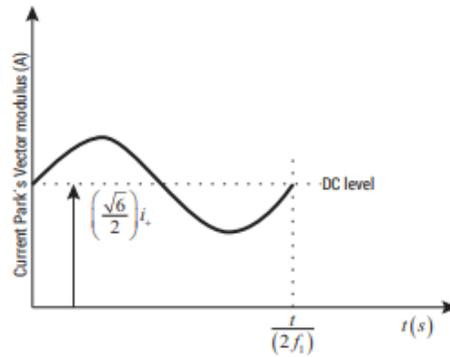


Fuente: [9] Tomado de Medrano Hurtado et al., Un estudio sobre la localización, detección y diagnóstico de fallas en máquinas eléctricas,2012.

En condiciones ideales, cuando una máquina sin falla se alimenta a través de un sistema 3Φ de corriente senoidal, equilibrado y secuencia positiva, las componentes del VCP determinan una circunferencia centrada en el origen del plano D - Q tal y como muestra la figura anterior, en estas condiciones el módulo de la corriente del VCP es constante y coincidente con la magnitud de Park y el radio de la circunferencia. En caso de un cortocircuito en devanados del estator, la máquina se

comporta como una carga desequilibrada y las corrientes del estator dejan de constituir un sistema balanceado [9].

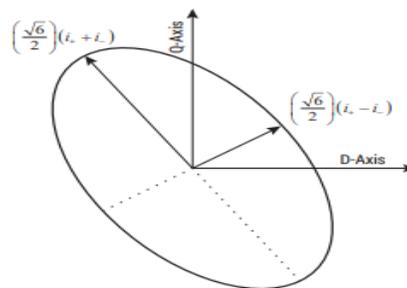
Figura 13. Representación del módulo de la corriente VCP, Ambos de una MI con el estator asimétrico.



Fuente: [9] Tomado de Medrano Hurtado et al., Un estudio sobre la localización, detección y diagnóstico de fallas en máquinas eléctricas,2012.

En la figura anterior, se puede observar una representación del módulo de la corriente del VCP, el cual tiene forma senoidal y ya no es constante (como en la figura 10). Al representar el módulo de la circunferencia que forma el VCP de la corriente es constante, pero como la circunferencia está girada con respecto al plano D - Q desde este mismo plano el módulo deja de ser constante [9].

Figura 14. Representación de la corriente del VCP.



Fuente: [9] Tomado de Medrano Hurtado et al., Un estudio sobre la localización, detección y diagnóstico de fallas en máquinas eléctricas,2012.

La figura 12 representa la corriente del VCP de una MI que posee un estator asimétrico, se observa que está centrada en el origen de cuadratura D - Q (igual que en la figura 10) pero a diferencia con esta, ya no se encuentra en el mismo plano D - Q, si no que esta girado respecto a este plano por el propio centro de coordenadas [9].

Este método lo utilizan para la detección de excentricidades en el rotor, sin embargo, una de sus desventajas es que depende de la carga impulsada por la máquina, además requiere instalar una bobina de búsqueda para detectar el flujo axial [9].

DESARROLLO SEGUNDO OBJETIVO

1.16 TÉCNICAS DE CAPTURA DE IMÁGENES PARA LA DETECCIÓN DE IMÁGENES

La visión artificial busca simular la visión humana por medio de componentes de hardware como cámaras, sensores, tarjetas de video y equipos de cómputo, como de software que permitan la manipulación de las imágenes de acuerdo a lo que se necesite capturar en la imagen. Existen artículos que recomiendan la visión térmica para la inspección de fallas en las máquinas eléctricas.

La visión térmica analiza los componentes de la imagen que detectan los puntos calientes, el cual, por medio de la segmentación de la imagen, extrayendo la información de la imagen requerida [16].

1.16.1 Visión térmica

La temperatura es uno de los indicadores más comunes para determinar el estado de salud en los equipos de cómputo y componentes industriales. El monitoreo de las máquinas eléctricas con termografía infrarroja tiene como objetivo la prevención de fallas, reducción de peligros asociados y el incremento del tiempo de vida de la misma [16].

Para realizar la inspección por medio de la visión térmica, se utilizan diferentes técnicas que van desde un análisis manual, procesamiento de imágenes y la implementación que apliquen sistemas de visión artificial para identificar las fallas automáticamente.

Muchas de las inspecciones que se hacen por medio de la temperatura por medio de cámaras termo gráficas infrarrojas, lo hacen por medio de un análisis manual y de acuerdo del conocimiento o experiencia del inspector, se determina la condición de la máquina [16].

- Sistemas de visión térmica aplicados al monitoreo de sistemas eléctricos

Los sistemas de visión artificial que utilizan visión térmica se componen de análisis de procesamiento de imágenes que detecta los puntos calientes, los cuales, a partir de la segmentación realizada a la imagen, se extrae la información requerida para su posterior análisis por medio de algoritmos inteligentes realizar el diagnóstico y clasificación [16].

Algunos de los sistemas usados son los que de manera manual o automática aplican métodos para procesar la imagen y después de eso determinar las regiones calientes, en donde se puede aplicar el método de umbralización, estadísticos, entre otros, después se busca implementar algún algoritmo para clasificar la falla automáticamente, tales como los sistemas de redes neuronales, Support Vector Machine, lógica difusa, entre otros [16].

Sin embargo, el utilizar visión térmica, se pueden generar ciertas fallas los cuales pueden ocasionar que el diagnóstico no se genere de manera correcta.

- Los errores en las mediciones termográficas

Para realizar una medición precisa de la distribución de temperatura de una máquina eléctrica, es necesario separarla de posibles fuentes que pueden afectar dicho proceso, para ello la cámara o el sensor de imagen debe ser informada de los

siguientes parámetros: temperatura atmosférica, distancia entre el objeto y la cámara, la humedad y la emisividad del objeto [1].

Tabla 1 Influencia de la temperatura en la atmósfera.

	P.min(C°)	P.max(C°)	P.tem.Atm (C°)
Parámetros correctos	25.9	84.2	22.0
Parámetros incorrectos	27.1	84.9	11.0

Fuente: [1] Tomado de Baranski., Thermal diagnostic in electrical machine,2011.

La tabla anterior muestra la influencia de la temperatura en la atmósfera en el análisis termográfico. Como se puede observar, no afecta mucho en los resultados adquiridos en el proceso. Se puede observar que el cambio de los 11 C° solo ha influenciado en un 1% del resultado final, es decir, 0.7 C° [1].

Tabla 2 Influencia de la distancia entre el objeto y la cámara.

	P.min(C°)	P.max(C°)	Distancia (m)
Parámetros correctos	25.9	84.2	2.0
Parámetros incorrectos	25.9	84.1	1.0

Fuente: [1] Tomado de Baranski., Thermal diagnostic in electrical machine,2011.

La tabla anterior muestra la influencia entre el objeto y la cámara. La distancia puede ser de gran influencia en pruebas aplicadas en objetos pequeños, ya que una distancia inapropiada, los puntos pequeños pueden ser indetectables. Sin embargo, con una distancia inadecuada entre el objeto y la cámara el resultado es despreciable. Una falla en el cálculo en la distancia puede generar una diferencia de 0.1 C° [1].

Tabla 3 Influencia de la humedad del entorno.

	P.min(C°)	P.max(C°)	Humedad (%)
Parámetros correctos	25.9	84.2	50
Parámetros incorrectos	25.9	84.1	25

Fuente: [1] Tomado de Baranski., Thermal diagnostic in electrical machine,2011.

La tabla anterior muestra la influencia de la humedad del entorno en la revisión térmica del objeto. Como se puede observar, la influencia de la humedad es mínima con los resultados de las pruebas [1].

La emisividad puede influir mucho en los resultados obtenidos en la medición. La emisividad es la radiación emitida por el objeto que se va a analizar. Normalmente los materiales que componen el objeto o la superficie de la misma, exhiben emisividad que puede ir desde 0,1 a 0,95.

Una superficie que se encuentre pulida cae por debajo de 0,1, mientras que una que se encuentre oxidada o pintada puede generar más emisividad [1].

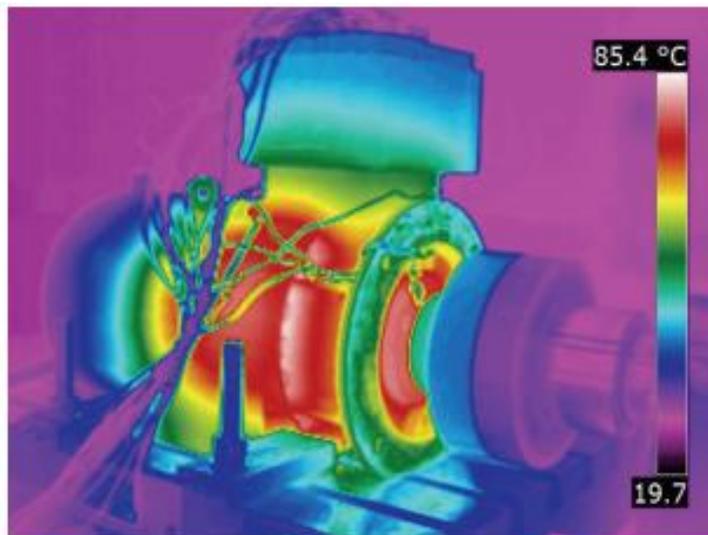
Tabla 4 Influencia de la emisividad en el resultado.

	P.min(C°)	P.max(C°)	Emisividad
Parámetros correctos	25.9	84.2	0.9
Parámetros incorrectos	25.8	129.2	0.45

Fuente: [1] Tomado de Baranski., Thermal diagnostic in electrical machine,2011.

En la tabla anterior se puede observar como la emisividad influye en el resultado si se ingresa de manera incorrecta. A diferencia se las tablas anteriores, se puede ver que si hay una gran diferencia de 35.0C° con los resultados cuando se ingresan los parámetros correctamente [1].

Figura 15. Captura térmica de una máquina eléctrica.

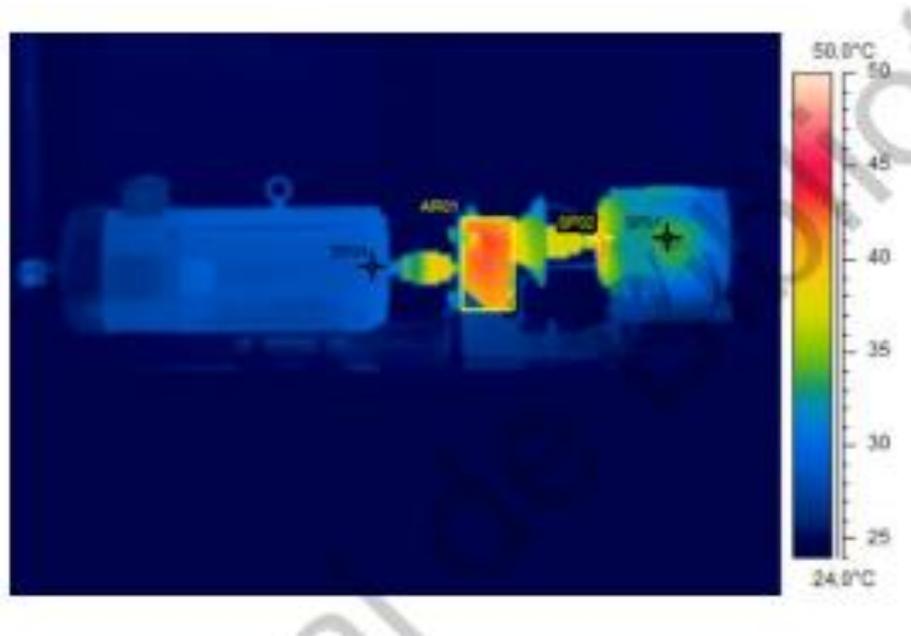


Fuente: [1] Tomado de Baranski., Thermal diagnostic in electrical machine,2011.

1.16.2 Termografía infrarroja

Es la capacidad de transformar una imagen infrarroja en una radiométrica, el cual permite leer los valores de temperatura de la imagen generada. Esto quiere decir que cada píxel de la imagen es una medición de temperatura. Para esto, se deben incorporar algoritmos en la cámara termográfica [22].

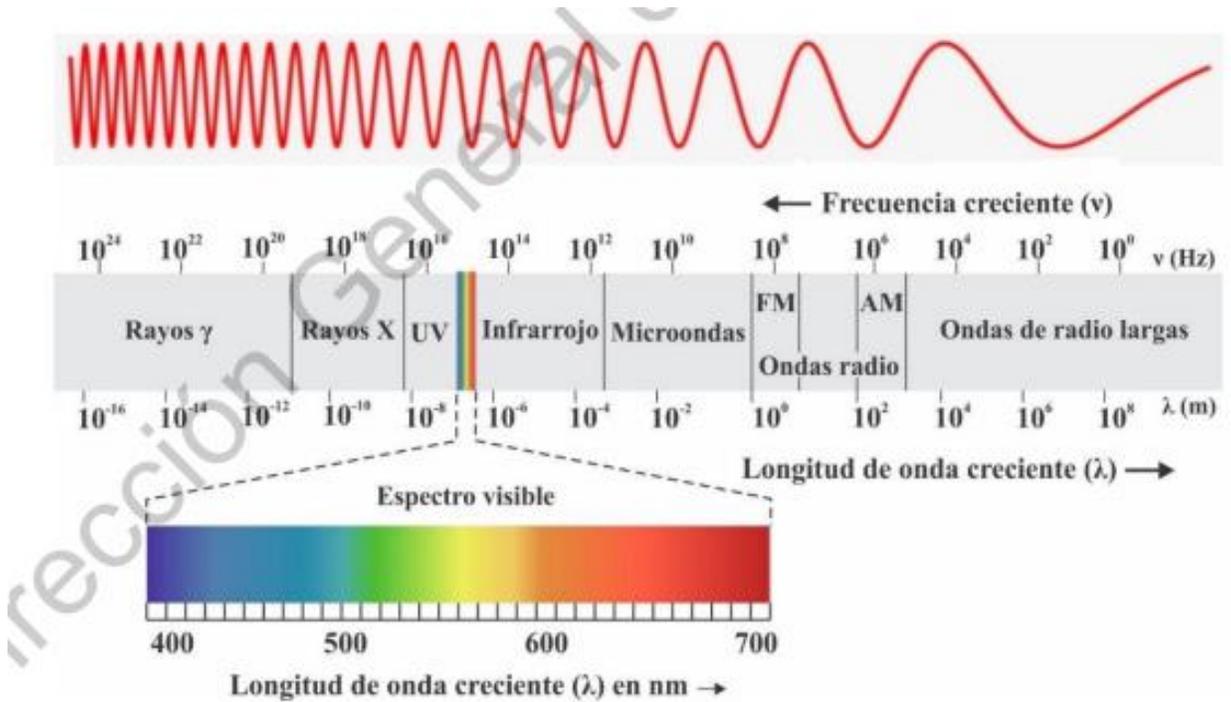
Figura 16. Captura térmica de una máquina eléctrica.



Fuente: [22] Tomado de Sánchez & Expósito., Evaluación de algoritmos de detección de objetos basados en deep learning para detección de incidencias en carreteras,2020.

Todo objeto con una temperatura de -273 grados centígrados emite radiación en la región infrarroja del espectro electromagnético. El dispositivo para realizar análisis termográficos es la cámara infrarroja, el cual se basa en un detector que realiza la captura de la energía infrarroja del objeto, luego envía los datos a un sensor electrónico que procesa la imagen que a su vez convierte los datos en la imagen final [22].

Figura 17. Frecuencias de Radiación.



Fuente: [22] Tomado de Sánchez & Expósito., Evaluación de algoritmos de detección de objetos basados en deep learning para detección de incidencias en carreteras,2020.

- Análisis estadísticos de características en imágenes termográficas

Las imágenes térmicas tienen varias características, las cuales están divididas en cuatro categorías y son: de intensidad basada en componentes, basadas en histogramas de primer orden y de medición de temperatura por medio de una matriz termal.

Dentro del proceso de clasificación de imágenes térmicas, las características estadísticas son de gran utilidad para clasificar la condición de la máquina. Las características usadas para el análisis de acuerdo a la intensidad y temperatura son los siguientes:

Tabla 5 Características usadas para el análisis de acuerdo a la intensidad y temperatura.

característica	Intensidades	Temperaturas
Valor Máximo	$\text{máx}[G(x, y)]$	$\text{máx}[M(i, j)]$
Valor Mínimo	$\text{mín}[G(x, y)]$	$\text{mín}[M(i, j)]$
Promedio	$\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n G(x, y)}{m * n}$	$\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n M(i, j)}{m * n}$
Media(μ)	$\sqrt{\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n I(x, y)}{m * n}}$	$\sqrt{\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n M(i, j)}{m * n}}$
Desviación estándar (σ)	$\sqrt{\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n [I(x, y) - \mu]^2}{m * n}}$	$\sqrt{\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n [M(i, j) - \mu]^2}{m * n}}$
Energía	$\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n I(x, y)^2}{m * n}$	$\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n M(i, j)^2}{m * n}$
Entropía	$\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n I(x, y) * [-\log I(x, y)]}{m * n}$	$\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n M(i, j) * [-\log M(i, j)]}{m * n}$

Skewness	$\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n [I(x,y) - \mu]^3}{m * n * \sigma^2}$	$\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n [M(x,y) - \mu]^3}{m * n * \sigma^2}$
Curtosis	$\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n [I(x,y) - \mu]^4}{m * n * \sigma^4}$	$\frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n [M(x,y) - \mu]^4}{m * n * \sigma^4}$

Fuente: [22] Tomado de Sánchez & Expósito., Evaluación de algoritmos de detección de objetos basados en deep learning para detección de incidencias en carreteras,2020.

Donde $X = 1, 2, 3, \dots, m$; $y = 1, 2, 3, \dots, n$ y $G(x, y)$ es la imagen después de realizada una segmentación con componentes y fondo negro y $M(i, j)$ representa a la matriz termal que representa a la imagen termográfica [22].

DESARROLLO TERCER OBJETIVO

1.17 TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DE SEÑALES USADAS PARA LA INSPECCIÓN DEL FUNCIONAMIENTO DE MÁQUINAS ELÉCTRICAS ROTATIVAS DE CORRIENTE ALTERNA

Una máquina eléctrica está formada por un estator y un rotor, donde dependiendo del tipo de interacción que se tiene con un campo magnético puede crear un flujo de corriente a través de sus devanados. Un equipo nuevo puede tener desviaciones en los entrehierros, afectando directamente los voltajes inducidos. Por otro lado, el tipo de carga o acoples entre equipos aumentan las desviaciones estructurales haciendo que fallas aparezcan y baje el desempeño de la máquina [3].

Con el fin de garantizar que el funcionamiento continuo de la máquina, es necesario contar con técnicas que permitan realizar inspección y detección de fallas. Una técnica de medición en línea adecuada podría ser el análisis espectral, el cual se puede usar para el análisis de las vibraciones en los motores.

1.17.1 Vibraciones en motores eléctricos

Las vibraciones son movimientos armónicos generados en cualquier dirección por una máquina o alguno de los elementos de lo componen. Por lo general, las vibraciones residen en problemas mecánicos, los cuales pueden ser: desequilibrio en los elementos rotativos, acoplamientos desalineados, desgaste y/o daño en los engranajes y rodamientos deteriorados. Estas causas se detectan estudiando las características de la vibración, las cuales son: energía de impulsos, desplazamiento, velocidad, aceleración y frecuencia [11].

La frecuencia es una característica de las señales que es definida como número de ciclos completos de esta, desarrollada en un determinado periodo de tiempo. La

unidad de la frecuencia es los Hertz [11]. Al analizar la señal de la vibración del equipo es posible determinar mediante la amplitud de esta que la máquina tiene un grave problema y así determinar la condición del equipo [11].

1.17.2 Análisis de las vibraciones de los motores eléctricos

Mediante el análisis de las señales de vibración se extrae la mayor cantidad de características de la señal ya sea en el dominio temporal o frecuencial, donde cada técnica posee ventajas dependiendo de la aplicación [11].

Figura 18. Clasificación de las vibraciones.



Fuente: [11] Tomado de Moreno García et al., Diseño de un sistema de análisis temporal y espectral para detectar fallas por vibración en motores eléctricos, 2014.

Es importante hacer un buen análisis de las vibraciones para realizar su respectiva clasificación. Como se puede observar en el cuadro anterior, las vibraciones se clasifican de acuerdo a ciertas características, las cuales son: el nivel de excitación, disipación de la energía y la linealidad de los elementos.

- Tipos de vibración

Las vibraciones de tipo libre y forzada se generan de acuerdo al nivel de excitación. La vibración libre ocurre cuando el movimiento se mantiene por fuerzas

restauradoras gravitatorias o elásticas, similar al movimiento oscilatorio de un péndulo o la vibración de una barra elástica. Por otro lado, la vibración forzada proviene de una fuerza externa periódica, armónica, de impulso o de choque intermitente [2].

Otros tipos de vibraciones, las cuales se obtienen dependiente de la disipación de la energía son las vibraciones amortiguadas y las no amortiguadas. Las amortiguadas. El amortiguamiento de una oscilación generado por una excitación hace referencia a la capacidad para disipar energía.

En algunas ocasiones en que la frecuencia de la vibración libre o frecuencia natural no se ve tan alterada al momento de disipar el amortiguamiento, en este caso se puede eliminar este efecto y considerarlo como un sistema sin amortiguamiento [2].

Las vibraciones lineales se caracterizan porque pueden tener señales de entrada y de salida, por ejemplo, se pueden considerar las señales de entrada la fuerza de la vibración y Las de salida son las de velocidad y aceleración de las vibraciones. Las vibraciones lineales deben cumplir los siguientes criterios:

- ✓ La magnitud de salida debe ser proporcional a la magnitud de la entrada del sistema [2].
- ✓ Si el sistema maneja dos entradas de manera simultáneas de forma independiente, lo cual indica que la vibración no produce frecuencias de salida [2].

Las vibraciones no lineales son los que toman dicho estado en excitaciones altas [2].

En algunos artículos y documentos investigativos recomiendan la implementación de los sistemas de Mantenimiento Predictivo. Estos modelos no son aplicables para todas las máquinas, debido a su factibilidad y altos costos, para ello se debe tener claro Cuándo, dónde, qué y con qué medir las variables de estado definidas para el control. Uno de los sistemas de mantenimiento predictivo es la monitorización de vibraciones [24].

- Monitorización de las vibraciones

Varios defectos pueden ser detectados monitoreando las vibraciones, el consumo de energía del motor, el estado de la carga, la temperatura de sus rodamientos y las horas de trabajo [15].

Algunos motores a pesar de sus elevados esfuerzos, trabajan bajo niveles bajos de vibración, los cuales no superan los 2 mm/s. es por eso que se deben tener en cuenta las mediciones que superan estos valores para realizar el monitoreo. Algunos artículos recomiendan el VIBROTEST 60 para la recolección de datos y las bandas de frecuencia que se utilizaron entre 5 HZ – 500 HZ y con 800 líneas considerando que los rangos de las frecuencias donde pueden aparecer las fallas [15].

Se hizo un estudio para analizar las vibraciones de un motor eléctrico de molinos, cuyas características son las siguientes:

Tabla 6 Características del motor eléctrico.

Tipo de motor	Trifásico
---------------	-----------

Tipo de rotor	Bobinado
Alimentación del estator	6300 V / 71.6 A
Rotor	802 V / 49.7 A
Tipo	YRKK 560 8, Serie

Fuente: [15] Tomado de Torres & Batista., Análisis vibro dinámico de motores eléctricos,2010.

Las características de sus rodamientos son las siguientes:

Tabla 7 Características de los rodamientos del motor eléctrico.

Designación del rodamiento	NU 228 (delantero)	6230 (trasero)
Diámetro exterior [dm] (mm)	195	210
Diámetro del elemento rodante [Dm] (mm)	26	31.75
Número de bolas [Z]	17	11
Angulo de contacto (grados)	0.00	0.00
Velocidad del anillo interior (r/min)	888	888
Código tipo rodamiento	5	1

Tipo de rodamiento	Patín cilíndrico	Bolas de surco profundo
Diámetro de pista exterior [D] (mm)	250	270
Diámetro de pista interior [d] (mm)	140	150
Número de filas	1	1

Fuente: [15] Tomado de Torres & Batista., Análisis vibro dinámico de motores eléctricos,2010.

Dado a que la velocidad de giro del motor es de 888 r/min y está entre el rango de (600 – 12000) r/min se aplicó la norma ISO 10816, el cual Establece las condiciones y procedimientos generales para realizar mediciones y evaluaciones de las vibraciones y la clasifica en clase III debido a que su potencia más alta es de 300 Kv [17]. Los niveles de vibración estipulados en la ISO 10816, clase III son los siguientes:

Tabla 8. Niveles de vibración de la ISO 10816 clase III.

Normal	(0.28 – 2.80) mm/s
Admisible	(2.80 – 7.10) mm/s
Límite	(7.10 – 18) mm/s
No permisible	(> 18) mm/s

Fuente: [15] Tomado de Torres & Batista., Análisis vibro dinámico de motores eléctricos,2010.

El resultado obtenido no pasa de los 2 mm/s, lo cual quiere decir que se encuentra dentro de los límites normales. Los motores de molinos tienen la característica que tienen bajos niveles de vibraciones, las bandas de frecuencia están entre los 5 Hz – 500 Hz y un número de líneas de 800.

Los rangos de frecuencias donde se detectan las fallas del motor, se pueden encontrar dentro de estos límites [15].

Se realiza el cálculo del paso de los alabes (FA) del sistema de enfriamiento del rotor con la siguiente fórmula:

Tabla 9. Cálculo del paso de los alabes.

Lado de los Anillos	Lado del Coupling
$FA = \text{Número de Alabes} * r/\text{min}$ $FA = 30 * 888$ $FA = 26640 \text{ r/min}$ $FA = 444 \text{ Hz}$	$FA = \text{Número de Alabes} * r/\text{min}$ $FA = 32 * 888$ $FA = 28416 \text{ r / min}$ $FA = 473,6 \text{ Hz}$

Fuente: [15] Tomado de Torres & Batista., Análisis vibro dinámico de motores eléctricos,2010.

La frecuencia más característica es dos veces el valor de la frecuencia de línea. 2 f línea = 120 Hz.

Luego se calcula la Excentricidad Dinámica con la siguiente ecuación:

Tabla 10. Cálculo del paso de los alabes.

$ED = 1 \text{ RPM} \pm S * f \text{ línea}$	$S = [(ns - nr)/ns]*100$
$ED = 14.8 + 0.0133 * 60 = 15.598 \text{ Hz}$	$S = [(900 - 888)/900] * 100$
$ED = 14.8 - 0.0133 * 60 = 14.002 \text{ Hz}$	$S = 1.33 \%$

Fuente: [15] Tomado de Torres & Batista., Análisis vibro dinámico de motores eléctricos, 2010.

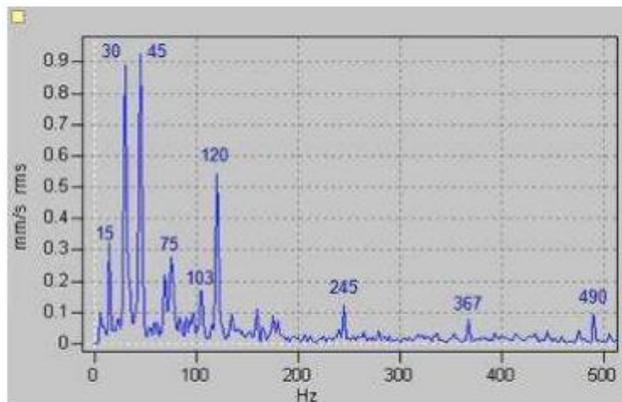
Luego se calcula la frecuencia de paso de polos (fpp), el cual se define como el número de polos del estator multiplicado por la frecuencia de rotación del motor en Hz. Para realizar este cálculo se realiza la siguiente ecuación:

$$f_{pp} = N_p * f$$

$$f_{pp} = 8 * 14.8 \text{ Hz}$$

$$f_{pp} = 118.4 \text{ Hz}$$

Figura 19. Espectro de la vibración del motor.



Fuente: [15] Tomado de Torres & Batista., Análisis vibro dinámico de motores eléctricos, 2010.

Como se puede observar en el gráfico anterior, los armónicos segundo y tercero están excitados, sin embargo, el tercer armónico presenta un nivel de excitación más alto, lo cual es síntoma de desalineación paralela [15].

También manifiesta una excentricidad estática (asimetría del entrehierro), el cual está reflejada en la frecuencia de 120 Hz. Esto da origen a pulsaciones con amplitudes bajas [15].

Con el estudio realizado al motor, se pudo detectar algunos defectos, obtener las bandas de sus frecuencias y otros datos necesarios para poder implementar un mantenimiento predictivo a partir del estudio de las vibraciones [15].

DESARROLLO CUARTO OBJETIVO

1.18 TÉCNICAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL USADAS PARA LA INSPECCIÓN DEL FUNCIONAMIENTO DE MÁQUINAS ELÉCTRICAS ROTATIVAS DE CORRIENTE ALTERNA.

Una de las fallas que se pueden generar en el estator de los motores eléctricos es el cortocircuito entre las espiras, la cual empieza con pocas espiras hasta llegar a una falla significativa y más severa. Una manera para obtener información de la falla, es el monitoreo de la máquina por medio de sensores de medida de tensión y corriente.

Uno de los indicadores más importantes en la detección de fallas es la corriente de secuencia negativa porque se mantiene constante para diferentes condiciones de carga [27].

1.18.1 Corriente de secuencia negativa

Los componentes de secuencia de tensión y corriente de un motor de inducción están dados por la siguiente ecuación:

$$\begin{bmatrix} V_p \\ V_n \\ V_o \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Z_{pp} & Z_{pn} & Z_{po} \\ Z_{np} & Z_{nn} & Z_{no} \\ Z_{op} & Z_{on} & Z_{oo} \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} I_p \\ I_n \\ I_o \end{bmatrix}$$

Donde los índices p, n y o, son las secuencias positivas, negativa y cero de los fasores de tensión y corriente respectivamente. Z_{ij} representa la impedancia de secuencia i debido a la secuencia j.

Normalmente el motor es alimentado con tres fases sin neutro, por lo que la corriente de secuencia cero, I_0 , es cero, y la ecuación anterior queda reducida a [27]:

$$\begin{bmatrix} I_p \\ I_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Z_{pp} & Z_{pn} \\ Z_{np} & Z_{nn} \end{bmatrix}^{-1} * \begin{bmatrix} V_p \\ V_n \end{bmatrix}$$

En la segunda ecuación se puede observar que I_n varía con los cambios en la fuente de potencia, las asimetrías del motor y la carga. Cuando ocurre la falla, las impedancias de la matriz cambian debido a que el motor llega a ser asimétrico. Entonces, la falla se puede detectada comparando I_n (obtenida con el motor sano) con I_n falla (obtenida con el motor fallado). La desviación en la corriente I_n , ΔI_n , es el indicador de falla y definida como [27]:

$$\Delta I_n = I_n_{falla} - I_n$$

1.18.2 Modelo neuronal artificial aplicado como modelo de simulación para la detección de fallas

Fernando Villada y Diego R. Cadavid, dos ingenieros de la Universidad de Antioquia, Realizaron un modelo de simulación aplicando Redes Neuronales Artificiales para la detección de fallas en motores. Para ello, utilizaron dos motores, los cuales los datos son los siguientes:

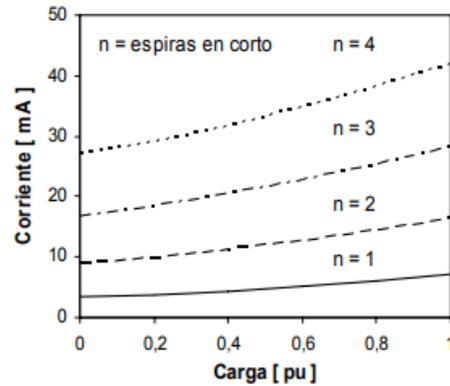
Tabla 11. Características de los motores usados para la simulación.

Motor A – Estrella simple	Motor B – estrella Doble
Potencia = 2Hp	Potencia = 3Hp
V = 220 Vrms	V = 220 Vrms
f = 60 Hz	f = 60 Hz
P = 4	P = 4
J = 0.03 kg.m ²	J = 0.04 kg.m ²
N = 256 espiras por fase	N = 102 espiras por cada camino en paralelo
X _s = 1.998 Ω	X _s = 1.5068 Ω
X _r = 1.998 Ω	X _r = 1.5068 Ω
X _m = 63.168 Ω	X _m = 27.810 Ω
R _s = 1.414 Ω	R _s = 0.720 Ω
R _r = 0.947 Ω	R _r = 0.7817 Ω

Fuente: [27] Tomado de Villada & Cadavid., Diagnóstico de Fallas en Motores de Inducción mediante la Aplicación de Redes Neuronales Artificiales,2022.

Realizando la simulación con el motor A, se obtuvo información la cual está definida en la siguiente gráfica:

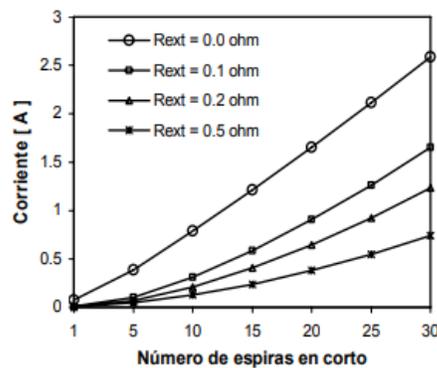
Figura 20. Porcentaje de carga con impedancia de falla de 0.3 ohm.



Fuente: [27] Tomado de Villada & Cadavid., Diagnóstico de Fallas en Motores de Inducción mediante la Aplicación de Redes Neuronales Artificiales,2022.

La figura anterior muestra que I_n es constante para diferentes condiciones de carga y tiene un incremento con el número de espiras en corto. También en la simulación se obtuvo la variación de la corriente de la secuencia negativa en función de la cantidad de espiras en corto circuito para diferentes valores de la resistencia externa. Esto último está representado en la siguiente gráfica:

Figura 21. Comportamiento de la corriente respecto al número de espiras en corto.



Fuente: [27] Tomado de Villada & Cadavid., Diagnóstico de Fallas en Motores de Inducción mediante la Aplicación de Redes Neuronales Artificiales,2022.

Se puede observar que existe una relación casi lineal entre I_n y el porcentaje de la falla.

Tabla 12. Relación entre I_n y el porcentaje de la falla.

Desbalance tensión (%)	I_n (A)	Angulo de I_n (grados)
0.5	0.078	124.67
1.0	0.206	-170.62
1.5	0.230	-77.46
2.0	0.411	-171.49
2.5	0.370	142.62
3.0	0.445	141.31

Fuente: [27] Tomado de Villada & Cadavid., Diagnóstico de Fallas en Motores de Inducción mediante la Aplicación de Redes Neuronales Artificiales,2022.

En la tabla anterior se puede observar como I_n cambia con la variación de la fuente de tensión de 0.5% a 3% de desbalance para un motor que sin fallas. Con lo anterior se puede concluir que en un estado sin fallas, I_n tiende a variar con los desbalances de tensión y las asimetrías del motor [27].

El modelo utilizado para obtener los componentes de secuencia de la corriente, se representa en las siguientes ecuaciones:

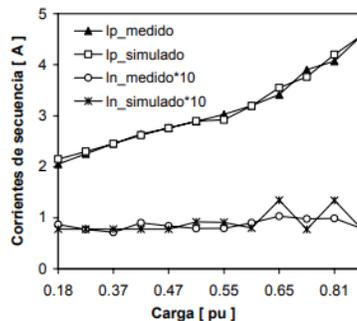
$$\begin{bmatrix} \lambda_q^{sh} \\ \lambda_q^s \\ \lambda_d^s \\ \lambda_q^r \\ \lambda_d^r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_q^{sh} & L_q^{ssh} & 0 & L_q^{shr} & 0 \\ L_q^{ssh} & L_q^s & 0 & L_q^{sr} & 0 \\ 0 & 0 & L_d^s & 0 & L_d^{sr} \\ L_q^{shr} & L_q^{sr} & 0 & L_q^r & 0 \\ 0 & 0 & L_d^{sr} & 0 & L_d^r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_q^{sh} \\ i_q^s \\ i_d^s \\ i_q^r \\ i_d^r \end{bmatrix} \quad \begin{aligned} \lambda_q^{sh} &= \int (v_q^{sh} - r_{sh} i_q^{sh}) dt \\ \lambda_q^s &= \int (v_q^s - v_q^{sh} - r_{11}^s i_q^s - r_{12}^s i_d^s) dt \\ \lambda_d^s &= \int (v_d^s - r_{21}^s i_q^s - r_{22}^s i_d^s) dt \\ \lambda_q^r &= \int (w_r \lambda_d^r - r_r^r i_q^r) dt \\ \lambda_d^r &= -\int (w_r \lambda_q^r + r_r^r i_d^r) dt \end{aligned}$$

En la primera ecuación, sh hace referencia al corto circuito de los devanados, rsh representa la resistencia de los devanados, Rext es la resistencia externa que limita la corriente de un cortocircuito [27].

En la ecuación de flujo (segunda ecuación), los ejes de la cuadratura y directo son representados por las variables q y d, s y r representan al estator y rotor, wr es la velocidad del motor, y λ es flujo.

Gracias al modelo implementado se pudo verificar de manera experimental, comparando los componentes de secuencia de la corriente en las diferentes condiciones de carga y desbalance de tensión. Los resultados del desbalance se ven representados en la siguiente gráfica:

Figura 22. Resultados del desbalance.



Fuente: [27] Tomado de Villada & Cadavid., Diagnóstico de Fallas en Motores de Inducción mediante la Aplicación de Redes Neuronales Artificiales,2022.

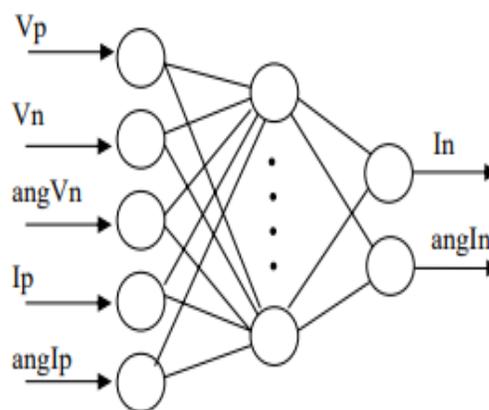
El objetivo de la etapa de aprendizaje consiste en caracterizar los cambios de I_n en función de las cargas y las variaciones de tensión [27].

La red neuronal utilizada es del tipo Perceptrón Multicapa, el cual se encuentra entre los modelos más potentes y populares. Dicho modelo está formado por una capa de entrada, varias capas ocultas y la capa de salida [7].

Cada una de las capas ocultas o de salida recibe las variables de entrada de las capas anteriores (conexiones hacia atrás). La capa de entrada tiene neuronas igual a las variables que se buscan representar y la capa de salida representa la salida, que en este caso es una variable categórica [7].

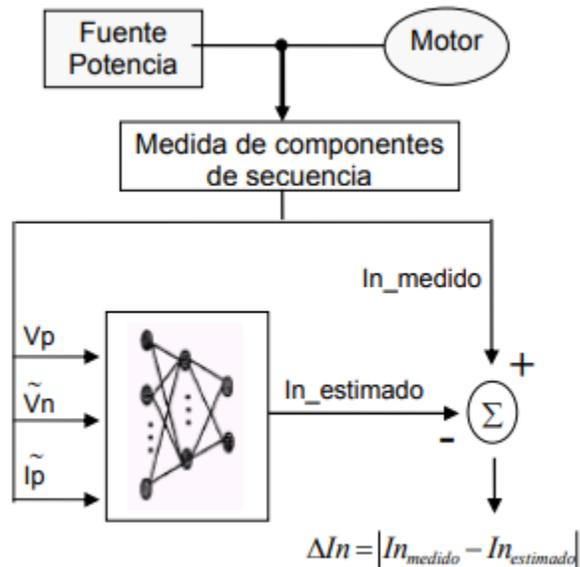
La red tiene cinco variables de entrada y dos de salida y estima I_n para el motor en estado óptimo bajo varias condiciones de carga y desequilibrio de tensión. Las capas ocultas se estiman por ensayo y error hasta tener una configuración de la red [27].

Figura 23. Red Neuronal implementada.



Fuente: [27] Tomado de Villada & Cadavid., Diagnóstico de Fallas en Motores de Inducción mediante la Aplicación de Redes Neuronales Artificiales,2022.

Figura 24. Esquema para determinar el estado de la falla.



Fuente: [27] Tomado de Villada & Cadavid., Diagnóstico de Fallas en Motores de Inducción mediante la Aplicación de Redes Neuronales Artificiales,2022.

Como se puede observar en la ilustración 21, el nivel de alerta es determinado mediante el cálculo de la media (u) y la desviación estándar (d) del indicador de la falla (ΔLn); después se realiza el cálculo de los niveles de alerta ($u+d$, $u+2d$, $u+3d$). La sensibilidad para la detección de la falla depende de los límites calculados. Se estima que el 68% de los datos estarán en el límite $u+d$, mientras que el 95% de los datos estarán en el límite $u+2d$ y el 99,7% bajo el límite $u+3d$ [27].

En la etapa de monitoreo se registran las tensiones y corrientes generadas en las terminales del motor. Se realizan los cálculos de los componentes de secuencia y se evalúa la red. Después se calcula ΔLn y se compara con el nivel de alerta, si el valor de ΔLn es mayor que el nivel de alerta, se puede concluir que hay un cortocircuito en el sistema, de lo contrario, se toman nuevamente los registros de datos y se evalúa nuevamente el indicador [27].

En la etapa de simulación, se tomaron 1000 datos al azar de la tensión en cada una de las fases, los cuales están catalogados así: 766 para la fase de entrenamiento, 109 para la evaluación y 125 para la fase de prueba [27].

El algoritmo aplicado para el entrenamiento es el de retroprogramación; este algoritmo es el más usado para las etapas de entrenamiento de las RNA y está basado en el método del gradiente [27].

Durante la fase de prueba se obtuvo información del error de entrenamiento, la media y la desviación estándar del indicador de falla ΔL_n , la cual está especificada en la siguiente tabla:

Tabla 13. Información del error de entrenamiento, la media y la desviación estándar de la falla.

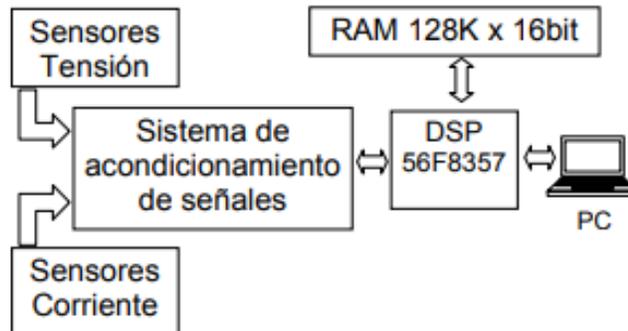
			Algoritmos de entrenamiento derivados del método retropropagación					
Capa entrada	Capa salida	Capa salida	Trainbr			Trainlm		
			Error de entrenamiento	Media de Δ_{in}	Desv. estánd. Δ_{in}	Error de entrenamiento	Media de Δ_{in}	Desv. estánd de Δ_{in}
5	0	2	0.009972	0.0004017	0.0002315	0.08311	0.1076	0.0656
5	3	2	0.001000	0.0005477	0.0003639	184.402	0.4356	0.2082
5	5	2	0.002000	0.0009468	0.0006384	50.135	0.3681	0.2485
5	10	2	0.000997	0.0006154	0.0005063	50.135	0.3703	0.2315

Fuente: [27] Tomado de Villada & Cadavid., Diagnóstico de Fallas en Motores de Inducción mediante la Aplicación de Redes Neuronales Artificiales,2022.

Luego de finalizar los registros, se realizan los ensayos de cortocircuito utilizando resistencias externas para limitar la corriente del cortocircuito [27].

Para medir los componentes de secuencia, se realiza un diseño de prototipo utilizando un procesador de señales digitales, dicho prototipo se puede ver ilustrado en la siguiente imagen:

Figura 25. Arquitectura del prototipo Procesador de Señales.



Fuente: [27] Tomado de Villada & Cadavid., Diagnóstico de Fallas en Motores de Inducción mediante la Aplicación de Redes Neuronales Artificiales,2022.

Se hizo el senso de la corriente utilizando pinzas amperimétricas de 100mV/A. el senso de la tensión se hizo usando un divisor de tensión resistivo y amplificadores de aislamiento de AD202, los cuales proporcionan un aislamiento galvánico de 2000^a y una distorsión máxima de 0,25% [27].

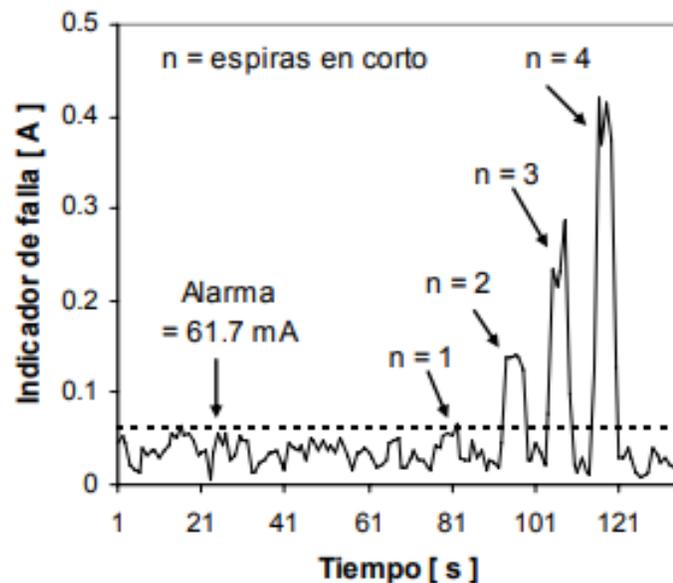
El sistema de acondicionamiento organiza las señales generadas por los sensores de tensión y corriente para luego capturarlas adecuadamente con el conversor análogo digital. Una de las adecuaciones hechas es el filtrado para frecuencias altas. Esto se hace con el fin de cumplir con el teorema de muestreo de Nyquist [27].

La DPS configura y ejecuta la captura de las señales de tensión y corriente, procesar los datos capturados y comunicarse con el PC por medio de una interfaz serial RS-232. Usando una interfaz gráfica en Matlab, el usuario puede realizar

configuraciones de los parámetros para la captura de señales, visualizar y guardar los resultados obtenidos en la DSP [27].

Después de entrenar la RNA con los datos simulados y medidos se evidenció que la estructura más adecuada es una red 5-2, después se realizaron varios cortocircuitos sin limitaciones en las resistencias. Los resultados se ven reflejados en la siguiente imagen.

Figura 26. Indicador de falla.



Fuente: [27] Tomado de Villada & Cadavid., Diagnóstico de Fallas en Motores de Inducción mediante la Aplicación de Redes Neuronales Artificiales,2022.

Los resultados generados evidencian que las pruebas de la red neuronal establecen el marco de referencia para determinar los límites para posibles fallas. Dichos límites dependen de precisión de la red, permitiendo detectar las fallas a partir de dos espiras [27].

CONCLUSIONES

Se determinaron las tecnologías de la industria 4.0 para la inspección de fallas en máquinas eléctricas rotativas de corriente alterna, determinando el funcionamiento, sus limitaciones y alcances.

Se documentaron las técnicas de procesamiento de imágenes usadas para inspeccionar máquinas eléctricas rotativas de corriente alterna.

Se documentaron las técnicas de procesamiento de señales usadas para inspeccionar máquinas eléctricas rotativas de corriente alterna.

Las técnicas de procesamiento de señales pueden ser útiles cuando se generen vibraciones que afecten el funcionamiento de una maquina eléctrica rotativa.

Se documentaron las técnicas de inteligencia artificial usadas para inspeccionar máquinas eléctricas rotativas de corriente alterna.

Las redes neuronales pueden ser útiles para llevar un control más amplio en las fallas que se pueden presentar dentro de la máquina, ya que dicha técnica está en constante entrenamiento y retroalimentación de las constantes y nuevas fallas que puedan aparecer.

RECOMENDACIONES

El presente trabajo es un recopilatorio investigativo de distintas técnicas de la industria 4.0. Aplicables en la inspección y detección de fallas de máquinas eléctricas rotativas. Se recomienda a la persona que quiera seguir la investigación y usar esta monografía como un referente para comenzar, utilizar herramientas de investigación como Google Scholar, ya que es de acceso gratuito y hay varios artículos, trabajos de investigación y demás que pueden servir de complemento. Sin embargo, hay mucha información igual de importante como libros y proyectos investigativos, pero no son gratuitos, se recomienda contemplar la posibilidad de acceder a dichos documentos también.

REFERENCIAS

1. Baranski, M., Polak, A. Thermal diagnostic in electrical machines.,2011
2. Criollo Jadan, O. R., & Maute Bravo, H. M. (2014). Diagnóstico de fallos en la combustión para motores de combustión interna alternativos diesel por análisis de vibraciones. Cuenca. Cuenca.
3. Flores, R., & Isaín, T. (2010). Diagnóstico de Fallas en Máquinas Eléctricas Rotatorias Utilizando la Técnica de Espectros de Frecuencia de Bandas Laterales. Mexico. Mexico.
4. Giró, S. La visión artificial en la industria 4.0., 2017
5. González Marcos, A., Martínez de pisón Alcacíbar, F., Pernía Espinoza, A., Alba Elías, F., Castejón Limas, M., Ordieres Meré, J. and Vergara González, E., Técnicas y algoritmos Básicos de Visión Artificial, 2006.
6. Maisueche Cuadrado, A., & Sanz Angulo, P. (2019). Utilización del machine learning en la industria 4.0. Valladolid. Valladolid.
7. María L., Eduardo P., María V. López, Gladys D. Modelos de Redes Neuronales Perceptrón Multicapa y de Base Radial para la predicción del rendimiento académico de alumnos universitarios.
8. Martínez Sober, M. and serrano lópez, a. Introducción al procesado digital de señales, 2009.
9. Medrano Hurtado, Z. Y., Pérez Tello, C., Armas Teyra, C. A., & Amaro Hernandez, C. (2012). Un estudio sobre la localización, detección y diagnóstico de fallas en máquinas eléctricas (1.ª ed.).
10. Minenergia.gov.co. 2021.
11. Moreno-García, F. E., Becerra-Varga, J. A., & Rendón-Echeverri, C. A. (2014). Diseño de un sistema de análisis temporal y espectral para detectar fallas por vibración en motores eléctricos. Colombia. Colombia.
12. Oslinger G., J. and Díaz M., H., 2006. Metodología para la determinación de pérdidas en un turbogenerador de 22,2 MVA.

13. Pérez Grassi, A. and Puente León, F., AIDIMA colabora con la Universidad Técnica de Munich, 2006.
14. Quiroga, J., 2009. Detección de cortocircuito en el devanado de un motor sincrónico de imanes permanentes usando corriente de secuencia negativa en dominio tiempo, Revista ingeniería e investigación vol. 29 no. 2, pp 48-52, agosto de 2009.
15. R. Torres R., C. Batista R. Análisis vibro dinámico de motores eléctricos. Universidad de Holguín, Cuba. 2010.
16. Reséndiz Ochoa, E. (2020). Sistema de visión artificial para el monitoreo de motores de inducción eléctrica y la cadena cinemática mediante termografía infrarroja (1.ª ed.). Querétaro. Querétaro.
17. Rodríguez, O. and Drake, S., 2012. Determinación de las Prioridades de Mantenimiento en Turbogeneradores “Elektrosila TBΦ-100-3600-T3” a partir del Comportamiento de sus fallos, 2012.
18. Romero Galey, F., 2021. Integración de sistema de visión artificial y robot en aplicación tipo Pick&Place
19. Rouhiainen, L. (2018). Inteligencia Artificial: 101 cosas que debes saber hoy sobre nuestro futuro. Barcelona. Barcelona.
20. Rouhiainen, L. Inteligencia artificial 101 cosas que debes saber hoy sobre nuestro futuro. Barcelona. Editorial Planeta ,2018.
21. Rozo-García, F. Vista de Revisión de las tecnologías presentes en la industria 4.0., Revista UIS Ingenierías, Vol. 19, n.º 2, pp. 177 - 192, 2020
22. Sánchez, j., & Expósito, -A. (2020). Evaluación de algoritmos de detección de objetos basados en deep learning para detección de incidencias en carreteras. Valladolid. Valladolid.
23. Sandoval, L. J. (2018). algoritmos de aprendizaje automático para análisis y predicción de datos (1ª ed.).
24. Suarez Vasco, K., García Rodríguez, L. and Rojas Garavito, L., Diseño de un sistema integrado de lubricación para eliminar fallas de la bomba incorporada de un turbogenerador de vapor.
25. Torre de la Vega, H. and Ramírez-Niño, J. Modelo en elemento finito del sensor para la detección de corto-circuitos en devanados del rotor de turbogeneradores 2011.

26. Val Román, J., Industria 4.0: la transformación digital de la industria in conferencia de directores y decanos de ingeniería informática.
27. Villada, F., & Cadavid, D. R. (2022). Diagnóstico de Fallas en Motores de Inducción mediante la Aplicación de Redes Neuronales Artificiales. Medellín. Medellín.
28. Vital Flores, F. and Gamero Arroyo, J., Análisis de falla a los pesos de balanceo de un turbogenerador de 350 MW., 2007.