

Universidad Autónoma de Querétaro  
Facultad de Ingeniería  
Campus San Juan Del Rio

Diagnóstico de falla de cortocircuito entre espiras en transformadores secos mediante el análisis de flujo magnético de dispersión.

Tesis  
Que como parte de los requisitos para obtener el título de Maestría en Ciencias Mecatrónica.

Línea terminal en  
Mecatrónica

Presenta  
Daniel Cruz Ramírez

Asesor:  
Dr. Israel Zamudio Ramírez

San Juan del Rio, Querétaro.  
, 2025.

**La presente obra está bajo la licencia:**  
<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/deed.es>



## CC BY-NC-ND 4.0 DEED

### Atribución-NoComercial-SinDerivadas 4.0 Internacional

#### **Usted es libre de:**

**Compartir** — copiar y redistribuir el material en cualquier medio o formato

La licenciatario no puede revocar estas libertades en tanto usted siga los términos de la licencia

#### **Bajo los siguientes términos:**



**Atribución** — Usted debe dar [crédito de manera adecuada](#), brindar un enlace a la licencia, e [indicar si se han realizado cambios](#). Puede hacerlo en cualquier forma razonable, pero no de forma tal que sugiera que usted o su uso tienen el apoyo de la licenciatario.



**NoComercial** — Usted no puede hacer uso del material con [propósitos comerciales](#).



**SinDerivadas** — Si [remezcla, transforma o crea a partir](#) del material, no podrá distribuir el material modificado.

**No hay restricciones adicionales** — No puede aplicar términos legales ni [medidas tecnológicas](#) que restrinjan legalmente a otras a hacer cualquier uso permitido por la licencia.

#### **Avisos:**

No tiene que cumplir con la licencia para elementos del material en el dominio público o cuando su uso esté permitido por una [excepción o limitación](#) aplicable.

No se dan garantías. La licencia podría no darle todos los permisos que necesita para el uso que tenga previsto. Por ejemplo, otros derechos como [publicidad, privacidad, o derechos morales](#) pueden limitar la forma en que utilice el material.

## RESUMEN

Los transformadores eléctricos son componentes esenciales en los sistemas eléctricos de potencia, ya que permiten adecuar los niveles de tensión para la transmisión y distribución de energía en aplicaciones industriales, comerciales y residenciales. Aunque son máquinas robustas y eficientes, están expuestos a condiciones operativas y ambientales adversas que pueden causar daños internos, particularmente en los devanados, dando lugar a fallas incipientes como cortocircuito entre espiras, fallas a tierra o arcos eléctricos. Este trabajo se enfoca en el diagnóstico temprano de fallas por cortocircuito entre espiras en un transformador seco comercial de 30 kVA, al que se le indujo una falla equivalente al 11.54% de espiras en cortocircuito entre taps. Para ello, se emplearon señales de flujo magnético de dispersión en sus componentes axial, radial y rotacional, registradas mediante un sensor de efecto Hall triaxial de bajo costo, no invasivo y fácil de instalar. Las señales fueron adquiridas a una frecuencia de muestreo de 1 kHz y procesadas para extraer indicadores estadísticos en el dominio del tiempo y componentes frecuenciales mediante la Transformada Rápida de Fourier (FFT) aplicando ventanas para calcular energía, incrementando así la robustez del sistema. Durante el procesamiento de datos, se aplicaron técnicas de selección de características como *Fisher Score* y análisis ANOVA, seleccionando los indicadores más relevantes por eje. Posteriormente, se unificaron las características estadísticas y de energía, y se aplicó Análisis Discriminante Lineal (LDA) para reducir la dimensionalidad y mejorar la separación entre clases. Los datos fueron validados mediante *K-Fold cross-validation* antes de ser clasificados con una red neuronal artificial *Feed-Forward*. El sistema propuesto permitió diagnosticar automáticamente el estado sano y la presencia de cortocircuito entre espiras en cada uno de los tres devanados, con precisiones de clasificación de 100% en el eje axial, 98.4% en el eje radial y 100% en el eje rotacional. Estos resultados demuestran la viabilidad de utilizar el flujo magnético de dispersión como herramienta diagnóstica efectiva y precisa en transformadores eléctricos.

**Palabras clave:** Transformadores eléctricos, flujo magnético de dispersión, cortocircuito entre espiras, indicadores estadísticos, transformada de Fourier, análisis discriminante lineal, redes neuronales artificiales.

## ABSTRACT

Electric transformers are essential components in power systems, enabling voltage level adjustments for the efficient transmission and distribution of energy across industrial, commercial, and residential applications. Although these machines are robust and efficient, they are subjected to operational and environmental stresses that can lead to internal damage—particularly in the windings—resulting in incipient faults such as inter-turn short circuits, ground faults, or electric arcs. This research focuses on the early diagnosis of inter-turn short circuit faults in a 30 kVA commercial dry-type transformer. A fault representing 11.54% of shorted turns between taps was induced. Axial, radial, and rotational stray magnetic flux signals were measured using a low-cost, non-invasive, and easy-to-install triaxial Hall effect sensor. The signals were acquired at a 1 kHz sampling frequency and processed to extract time-domain statistical indicators and frequency-domain components using the Fast Fourier Transform (FFT) with windowing to compute energy, thereby enhancing system robustness. During signal processing, feature selection techniques such as *Fisher Score* and ANOVA were applied to identify the most relevant indicators per axis. These statistical features were then combined with frequency-domain energy windows, and Linear Discriminant Analysis (LDA) was used to reduce dimensionality and improve class separability. The dataset was validated using K-Fold cross-validation before inputting into a *Feed-Forward* artificial neural network for classification. The proposed system successfully diagnosed healthy and inter-turn short circuit conditions in the transformer's three windings. The classification achieved accuracies of 100% for the axial component, 98.4% for the radial component, and 100% for the rotational component. These results demonstrate the feasibility and effectiveness of using stray magnetic flux as a reliable diagnostic tool for early fault detection in electric transformers.

**Keywords:** electrical transformer, magnetic leakage flux, statistical indicators, Fast Fourier Transform, linear discriminant analysis, artificial neural network.

## **AGRADECIMIENTOS**

A la Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnología e Innovación (SECIHTI), por otorgarme la beca con número de CVU 1316038, la cual fue fundamental para llevar a cabo y concluir el presente trabajo de investigación. Agradezco profundamente el respaldo brindado para alcanzar este objetivo académico.

De igual manera, expreso mi sincero agradecimiento a mi asesor, sinodales y profesores que me acompañaron a lo largo de mi estancia en el programa de posgrado. Su orientación, compromiso y tiempo dedicado fueron clave en el desarrollo de este proyecto.

## **DEDICATORIA**

A mis padres y hermanos, quienes siempre han estado a mi lado en cada etapa de mi vida. Gracias por su apoyo incondicional, por brindarme su confianza, por ser mi sostén en los momentos difíciles, y por inculcarme los valores que hoy me han permitido llegar hasta aquí y concluir esta etapa de mi vida. Este logro también es de ustedes.

A mis amigos, por acompañarme en el camino, por compartir conmigo momentos de alegría, esfuerzo y dedicación, y por estar presentes durante el proceso de trabajo que me permitió culminar esta etapa tan significativa. Su compañía ha sido invaluable.

## ÍNDICE

RESUMEN .....	1
ABSTRACT .....	2
AGRADECIMIENTOS .....	3
DEDICATORIA.....	3
ÍNDICE .....	4
ÍNDICE DE FIGURAS .....	6
ÍNDICE DE TABLAS .....	10
CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN.....	11
1.1 ANTECEDENTES .....	12
1.2 HIPÓTESIS .....	21
1.3 OBJETIVOS.....	21
1.3.1    OBJETIVO GENERAL .....	21
1.3.2    OBJETIVOS PARTICULARES .....	21
1.3 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA .....	22
1.4 JUSTIFICACIÓN.....	23
CAPÍTULO 2: REVISIÓN DE LA LITERATURA.....	24
2.1 TRANSFORMADORES ELÉCTRICOS .....	25
2.1.1 CLASIFICACIÓN DE TRANSFORMADORES.....	25
2.1.2 PARTES PRINCIPALES .....	26
2.1.3 FALLAS EN TRANSFORMADORES ELÉCTRICOS .....	27
2.2 FLUJO MAGNÉTICO DE DISPERSIÓN .....	30
2.2.1 COMPONENTES DE FLUJO MAGNÉTICO DE DISPERSIÓN .....	32
2.2.2 SENSORES EMPLEADOS PARA LA CAPTURA DE LAS SEÑALES DE FLUJO MAGNÉTICO.....	34
2.3 TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO SEÑALES .....	37
2.3.1 INDICADORES ESTADÍSTICOS.....	37
2.3.2 TRANSFORMADA RÁPIDA DE FOURIER .....	40
2.4 REDUCCIÓN DE CARACTERÍSTICAS .....	41
2.4.1 SELECCIÓN DE CARACTERÍSTICAS.....	42
2.4.2 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS .....	43
2.5 CLASIFICACIÓN DE DATOS .....	45
2.5.1 REDES NEURONALES ARTIFICIALES .....	46

CAPÍTULO 3. METODOLOGÍA.....	49
3.1 ADQUISICIÓN DE SEÑALES DE FLUJO MAGNÉTICO DE DISPERSIÓN	51
3.2 OBTENCIÓN DE INDICADORES ESTADÍSTICOS Y NO ESTADÍSTICOS	54
3.3 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS .....	56
3.4 CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DEL ESTADO DEL TRANSFORMADOR	56
CAPÍTULO 4. EXPERIMENTACIÓN Y RESULTADOS .....	57
4.1 RESPUESTA EN EL DOMINIO DEL TIEMPO.....	58
4.1.1 RESULTADOS DE SEÑALES EN EL DOMINIO DEL TIEMPO .....	58
4.1.2 ANÁLISIS DE ESTADÍSTICOS DE LAS SEÑALES DE FLUJO MAGNÉTICO EN EL DOMINIO DEL TIEMPO .....	65
4.1.3 SELECCIÓN DE CARACTERÍSTICAS ESTADÍSTICAS .....	80
4.2 RESPUESTA EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA.....	87
4.2.1 ANÁLISIS FRECUENCIAL DEVANADO 1 ESTADO SANO VS FALLA	87
4.2.2 ANÁLISIS FRECUENCIAL DEVANADO 2 .....	93
4.2.3 ANÁLISIS FRECUENCIAL DEVANADO 3 ESTADO SANO VS FALLA	99
4.2.4 ANÁLISIS DE LA RESPUESTA EN FRECUENCIA.....	105
4.3 CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DEL ESTADO DEL TRANSFORMADOR .....	106
4.3.1 CLASIFICACIÓN DE FALLA DE CORTOCIRCUITO ENTRE ESPIRAS EJE AXIAL .....	107
4.3.2 CLASIFICACIÓN DE FALLA DE CORTOCIRCUITO ENTRE ESPIRAS EJE RADIAL .....	111
4.3.3 CLASIFICACIÓN DE FALLA DE CORTOCIRCUITO ENTRE ESPIRAS EJE ROTACIONAL .....	115
4.3.4 RESULTADOS DE CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA.....	119
CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES.....	120
CAPÍTULO 6. TRABAJOS DESARROLLADOS.....	124
CAPÍTULO 7. BIBLIOGRAFÍA.....	125

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Índice de fallas en transformadores eléctricos.....	11
Figura 2. Clasificación de transformadores eléctricos (autoría propia).....	26
Figura 3. Circuito equivalente de una fase de un transformador sin carga (autoría propia).....	28
Figura 4. Circuito equivalente de transformador sin carga en cortocircuito (autoría propia).....	29
Figura 5. Flujo magnético mutuo y disperso en un transformador eléctrico (autoría propia).....	31
Figura 6. Flujo magnético simulado de un transformador. a) Flujo magnético condición normal. b) Flujo magnético condición en falla (Yang et al., 2021).....	32
Figura 7. Transformador trifásico (Vista Frontal) a) Esquema de las líneas de flujo magnético de dispersión, b) Imagen representativa de un transformador trifásico.....	33
Figura 8. Esquema de una barra de sensor efecto Hall (ningún tipo) (autoría propia).....	36
Figura 9. Cálculo de indicadores por ventanas en la señal en el dominio del tiempo.....	39
Figura 10. Ejemplo aplicación de FFT. a) Señal sintética dominio en el tiempo, b) Espectro en frecuencias de Fourier (autoría propia).....	41
Figura 11. Cambio de dimensión aplicando LDA. a) Gráfico de datos en 3D de la base IRIS, b) Gráfico de dispersión en 2D al aplicar LDA (autoría propia).....	45
Figura 12. Red Neuronal Artificial (ANN), estructura de un perceptrón simple (autoría propia).....	47
Figura 13. Red Neuronal Artificial (ANN), estructura de una red neuronal compuesta (autoría propia).....	48
Figura 14. Esquema de la metodología propuesta.....	50
Figura 15. Banco de pruebas de la metodología propuesta.....	51
Figura 16. Diagrama de conexión cortocircuito transformador eléctrico.....	52
Figura 17. Tarjeta de desarrollo sensor magnético triaxial BM1422AGMV.....	53
Figura 18. Tarjeta de desarrollo STM32F401xC.....	53
Figura 19. Tarjeta de desarrollo CP2102.....	54
Figura 20. División de la señal en dominio de la frecuencia FFT en regiones de interés.....	55
Figura 21. Gráfico de la señal de flujo magnético de dispersión Axial del Devanado 1 – Estado sano vs Falla con carga al 15%.....	59
Figura 22. Gráfico de la señal de flujo magnético de dispersión Radial del Devanado 1 – Estado sano vs Falla con carga al 15%.....	59
Figura 23. Gráfico de la señal de flujo magnético de dispersión Rotacional del Devanado 1– Estado sano vs Falla con carga al 15%.....	60

Figura 24. Gráfico de la señal de flujo magnético de dispersión Axial del Devanado 2 – Estado sano vs Falla con carga al 15%.....	61
Figura 25. Gráfico de la señal de flujo magnético de dispersión Radial del Devanado 2 – Estado sano vs Falla con carga al 15%.....	62
Figura 26. Gráfico de la señal de flujo magnético de dispersión Rotacional del Devanado 2 – Estado sano vs Falla con carga al 15%. .....	62
Figura 27. Gráfico de la señal de flujo magnético de dispersión Axial del Devanado 3 – Estado sano vs Falla con carga al 15%.....	63
Figura 28. Gráfico de la señal de flujo magnético de dispersión Radial del Devanado 3 – Estado sano vs Falla con carga al 15%.....	64
Figura 29. Gráfico de la señal de flujo magnético de dispersión Rotacional del Devanado 3 – Estado sano vs Falla con carga al 15%. .....	64
Figura 30. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Devanado 1 Eje Axial. ....	67
Figura 31. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Devanado 1 Eje Radial.....	69
Figura 32. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Devanado 1 Eje Rotacional. ....	70
Figura 33. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Devanado 2 Eje Axial. ....	72
Figura 34. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Devanado 2 Eje Radial.....	74
Figura 35. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Devanado 2 Eje Rotacional. ....	75
Figura 36. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Devanado 3 Eje Axial. ....	77
Figura 37. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Devanado 3 Eje Radial.....	78
Figura 38. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión devanado 3 eje Combinado.....	80
Figura 39. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Eje Axial. ....	82
Figura 40. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Eje Radial.....	84
Figura 41. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Eje Rotacional. ....	86
Figura 42. Espectro en el dominio de la frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 1 (Eje Axial). ....	88
Figura 43. Energía de las ventanas de la señal de frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 1 (Eje Axial) .....	89
Figura 44. Espectro en el dominio de la frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 1 (Eje Radial). ....	90

Figura 45. Gráfica de energía de las ventanas de la señal de frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 1 (Eje Radial) .....	91
Figura 46. Espectro en el dominio de la frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 1 (Eje Rotacional).....	92
Figura 47. Gráfica de energía de las ventanas de la señal de frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 1 (Eje Rotacional) .....	93
Figura 48. Espectro en el dominio de la frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 2 (Eje Axial). ....	94
Figura 49. Gráfica de energía de las ventanas de la señal de frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 2 (Eje Axial) . ....	95
Figura 50. Espectro en el dominio de la frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 2 (Eje Radial). ....	96
Figura 51. Gráfica de energía de las ventanas de la señal de frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 2 (Eje Radial) .....	97
Figura 52. Espectro en el dominio de la frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 2 (Eje Rotacional).....	98
Figura 53. Gráfica de energía de las ventanas de la señal de frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 2 (Eje Rotacional) .. ....	99
Figura 54. Espectro en el dominio de la frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 3 (Eje Axial). ....	100
Figura 55. Gráfica de energía de las ventanas de la señal de frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 3 (Eje Axial) . ....	101
Figura 56. Espectro en el dominio de la frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 3 (Eje Radial). ....	102
Figura 57. Gráfica de energía de las ventanas de la señal de frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 3 (Eje Radial) .....	103
Figura 58. Espectro en el dominio de la frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 3 (Eje Rotacional).....	104
Figura 59. Gráfica de energía de las ventanas de la señal de frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 3 (Eje Rotacional) . ....	105
Figura 60. Regiones de Decisión de una ANN en el Eje Axial con Datos Estadísticos de Entrenamiento. ....	108
Figura 61. Clasificación de Datos Estadísticos de Prueba con ANN en el Eje Axial. ....	108
Figura 62. Matriz de Confusión de la Clasificación con ANN en el Eje Axial con Datos Estadísticos. ....	109
Figura 63. Regiones de Decisión de una ANN en el Eje Axial con Datos de Entrenamiento Estadísticos y Frecuencia. ....	109
Figura 64. Clasificación de Datos Estadísticos y Frecuencia de Prueba con ANN en el Eje Axial.....	110
Figura 65. Matriz de Confusión de la Clasificación con ANN en el Eje Axial con Datos Estadísticos y Frecuencia. ....	110

Figura 66. Regiones de Decisión de una ANN en el Eje Radial con Datos de Entrenamiento Estadísticos.....	112
Figura 67. Clasificación de Datos Estadísticos de Prueba con ANN en el Eje Radial. ....	112
Figura 68. Matriz de Confusión de la Clasificación con ANN en el Eje Radial con Datos Estadísticos.....	113
Figura 69. Regiones de Decisión de una ANN en el Eje Radial con Datos de Entrenamiento Estadísticos y Frecuencia. ....	113
Figura 70. Clasificación de Datos Estadísticos y Frecuencia de Prueba con ANN en el Eje Radial. ....	114
Figura 71. Matriz de Confusión de la Clasificación con ANN en el Eje Radial con Datos Estadísticos y Frecuencia. ....	114
Figura 72. Regiones de Decisión de una ANN en el Eje Rotacional con Datos de Entrenamiento Estadísticos.....	116
Figura 73. Clasificación de Datos Estadísticos de Prueba con ANN en el Eje Rotacional. ....	117
Figura 74. Matriz de Confusión de la Clasificación con ANN en el Eje Rotacional con Datos Estadísticos.....	117
Figura 75. Regiones de Decisión de una ANN en el Eje Rotacional con Datos de Entrenamiento Estadísticos y Frecuencia. ....	118
Figura 76. Clasificación de Datos Estadísticos y Frecuencia de Prueba con ANN en el Eje Rotacional. ....	118
Figura 77. Matriz de Confusión de la Clasificación con ANN en el Eje Radial con Datos Estadísticos y Frecuencia. ....	119
Figura 78. Artículo presentado en congreso COLOQUIO No. 18 de Posgrado UAQ, 2024. ....	124

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Indicadores estadísticos para datos en el dominio del tiempo. ....	38
Tabla 2. Funciones de activación comunes utilizadas en ANN. ....	47
Tabla 3. Matriz de pruebas.....	57
Tabla 4. Valor estadístico F de indicadores más representativos del Devanado 1 Eje Axial. ....	66
Tabla 5. Valor estadístico F de indicadores más representativos del Devanado 1 Eje Radial. ....	68
Tabla 6. Valor estadístico F de indicadores más representativos del Devanado 1 Eje Rotacional. ....	70
Tabla 7. Valor estadístico F de indicadores más representativos del Devanado 2 Eje Axial. ....	71
Tabla 8. Valor estadístico F de indicadores más representativos del Devanado 2 Eje Radial. ....	73
Tabla 9. Valor estadístico F de indicadores más representativos del Devanado 2 Eje Rotacional. ....	74
Tabla 10. Valores estadístico F de indicadores más representativos del Devanado 3 Eje Axial. ....	76
Tabla 11. Valores estadístico F de indicadores más representativos del Devanado 3 Eje Radial. ....	78
Tabla 12. Valores estadístico F de indicadores más representativos del Devanado 3 Eje Rotacional. ....	79
Tabla 13. Valores estadísticos de indicadores más representativos Eje Axial. ....	81
Tabla 14. Valores estadísticos de indicadores más representativos Eje Radial....	83
Tabla 15. Valores estadísticos de indicadores más representativos Eje Rotacional. ....	85
Tabla 16. Índices del espectro en frecuencia en el Devanado 1 (Eje Axial). ....	88
Tabla 17. Índices del espectro en frecuencia en el Devanado 1 (Eje Radial). ....	90
Tabla 18. Índices del espectro en frecuencia en el Devanado 1 (Eje Rotacional). ....	92
Tabla 19. Índices del espectro en frecuencia en el Devanado 2 (Eje Axial). ....	94
Tabla 20. Índices del espectro en frecuencia en el Devanado 2 (Eje Radial). ....	96
Tabla 21. Índices del espectro en frecuencia en el Devanado 2 (Eje Rotacional). ....	98
Tabla 22. Índices del espectro en frecuencia en el Devanado 3 (Eje Axial). ....	100
Tabla 23. Índices del espectro en frecuencia en el Devanado 3(Eje Radial). ....	102
Tabla 24. Índices del espectro en frecuencia en el Devanado 3 (Eje Rotacional). ....	104
Tabla 25. Métricas de desempeño de los resultados de clasificación mediante ANN con datos Estadísticos. ....	120
Tabla 26. Métricas de desempeño de los resultados de clasificación mediante ANN con datos Estadísticos y Frecuencia. ....	120

## CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN

Los transformadores eléctricos son elementos vitales e indispensables en un sistema eléctrico (Huerta Rosales et al., 2020), al ser la máquina eléctrica más importante dentro de una subestación eléctrica debido a que es la encargada de suministrar la energía eléctrica, a través de los sistemas de transmisión y distribución de energía eléctrica, tanto a nivel industrial como residencial. A nivel industrial el uso no solo se limita a lo antes mencionado, ya que actualmente la exportación e importación de máquinas fabricadas en países de origen diferente necesitan de transformadores para ajustar el nivel de tensión requerido, alimentar sistemas de control, complemento de un sistema de regulación de tensión, etc. Por lo que, cualquier falla representa una enorme pérdida económica, inseguridad para el personal, y daños a las instalaciones.

Debido a condiciones ambientales y de operación los transformadores están sujetos a un gran número de fallas, tal como: deformaciones en el núcleo y devanados, barras de conexión rotas, deterioro de devanado, cortocircuito entre espiras, entre otras. Encuestas mundiales sobre fallas en transformadores sugieren que la falla en el devanado predomina en un 40%, como se muestra en la Figura 1 (eCIGRE, 2015). Siendo la causa raíz una falla de cortocircuito entre espiras de baja gravedad, la cual evoluciona a niveles catastróficos al no detectarse a tiempo.

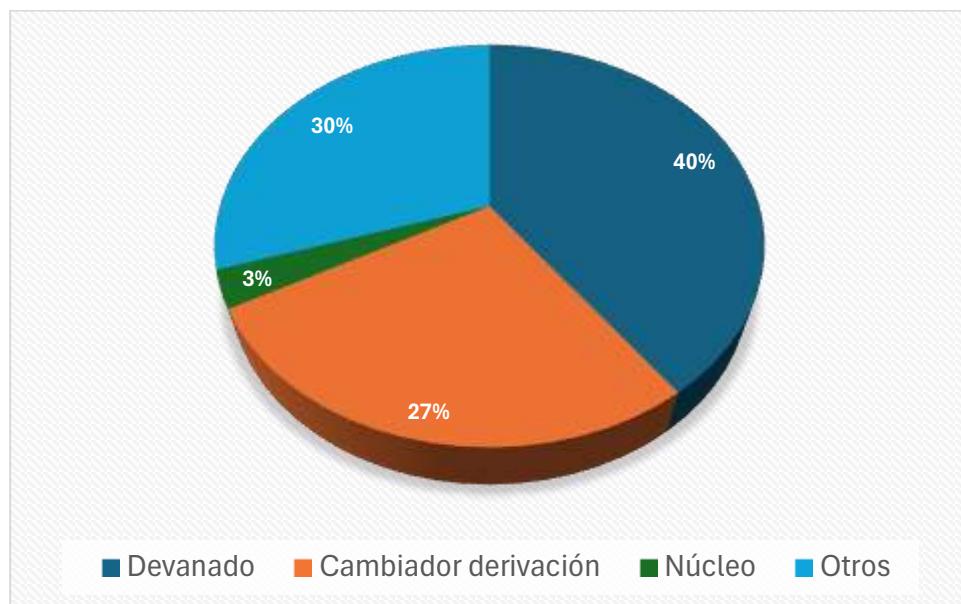


Figura 1. Índice de fallas en transformadores eléctricos.

Diversas metodologías de mantenimiento preventivo y predictivo, se han implementado para mantener operando los transformadores en buenas condiciones. Algunas de estas se encuentran basadas en estándares de pruebas aceptadas para el diagnóstico de transformadores, entre las que se encuentran: pruebas de resistencia de aislamiento, prueba de relación de transformación, análisis de gases disueltos, termografía infrarroja, descarga parcial, respuesta a la frecuencia, entre otras. Sin embargo, no es posible detectar una falla de cortocircuito entre espiras en los devanados de forma temprana, porque los dispositivos y técnicas especificadas en el estándar no tienen la capacidad para realizar dicha función.

Los transformadores son equipos confiables y soportan un gran número de condiciones adversas, debido al tipo de construcción robusta. Sin embargo, existe un gran número de factores que afectan su funcionamiento, eficiencia y vida útil, tal es el caso de temperatura, suciedad, humedad, mala operación, fallas o arranques de equipos con alta demanda de corriente eléctrica, mala calidad de energía, errores de fabricación, entre otros. Estas exigencias de operación afectan directamente el estado de la máquina por lo que métodos de detección temprana de fallos resulta un tema de interés para los investigadores en esta área.

La tesis se encuentra organizada en 5 capítulos, los cuales se resumen a continuación:

Capítulo 1. Se presentan los trabajos que se han desarrollado para dar soluciones alternativas al problema a resolver, se plantean los objetivos del trabajo y la forma en la que se enfrentará el problema.

Capítulo 2. Se presenta la revisión de la literatura donde se establecen las bases teóricas necesarias para dar solución al problema planteado.

Capítulo 3. Se plantea la metodología donde se describen a detalle los pasos para dar solución al problema de estudio.

Capítulo 4. Se muestran los resultados obtenidos y la discusión del problema a resolver.

Capítulo 5. Se presentan las conclusiones del trabajo y se da una prospectiva del trabajo.

## **1.1 ANTECEDENTES**

Los transformadores son una máquina indispensable en la transmisión y distribución de energía eléctrica en sistemas de potencia como lo son de uso industrial con niveles de tensión entre 13.5 kV y 115 kV, dispuestos para el acondicionamiento de tensión en equipos eléctricos y electrónicos para reducir de

480 o 220 V a niveles de tensión de 127 - 24 V, utilizados en sistemas residenciales para acondicionar niveles de tensión de 4.5 kV a 220-127 V (Comisión federal de electricidad, 1985). Fallas inesperadas ocasionan inseguridad para el personal y pérdidas económicas para la industria, y falta de suministro de energía a negocios pequeños y personas que utilizan este servicio para realizar sus actividades cotidianas, esto derivado de un mal plan de mantenimiento preventivo y predictivo, o en su defecto los equipos utilizados para evaluar el estado del transformador no tienen la capacidad de detectar de forma temprana las fallas o anomalías como las citadas en el presente trabajo, que conllevan a fallos de mayor impacto. Por ello, su monitoreo y diagnóstico de fallas representa un área importante de investigación.

Dentro del ámbito de mantenimiento a transformadores eléctricos se cuenta con el estándar IEEE-STD-C37.91-2000 guía para aplicaciones de relés de protección en transformadores de potencia. Este estándar describe métodos de monitoreo y protección de transformadores basado en medición y análisis de corriente eléctrica, temperatura y gases disueltos (IEEE, 2000). Por otro lado, el estándar STD IEEE-STD-C57 152, describe las pruebas de diagnóstico y las mediciones que se realizan en campo en transformadores y reguladores de potencia llenos de líquido. Dentro de las recomendaciones para el monitoreo y detección de fallas derivado de pruebas de mantenimiento, se centra en técnicas de detección de fallas por análisis de corriente y voltaje (resistencia de aislamiento, relación de transformación, descarga parcial, etc.), análisis de gases disueltos, termografía infrarroja, respuesta a la frecuencia, entre otras (IEEE, 2013).

En estos estándares aún no se menciona el monitoreo y diagnóstico de fallas por métodos como lo es el análisis de flujo magnético de dispersión y análisis de vibraciones, sin embargo, el método de detección de fallas por flujo magnético presenta características de bajo costo, se ven afectados por menos señales que inducen ruido, pueden ser utilizados como una técnica no invasiva, existe una gran gama de sensores aplicables, etc., es por ello, que se podría utilizar y estandarizar como método de detección de fallas en máquinas eléctricas.

En el mercado uno de los métodos más utilizados para el monitoreo y protección de transformadores se enfoca en el diagnóstico de corrientes y voltajes lo que provee una protección diferencial. La versatilidad de este método permite monitorear la calidad de la energía, parámetros de consumo de energía eléctrica, y una amplia gama de protecciones, por ejemplo: sobre corriente, pérdida de fase, falla a tierra, bajo voltaje, alto voltaje, diferencial de corriente, etc. (SEL, 2024). Por lo que las compañías dedicadas a la venta de estos productos enfocan recursos y medidas para mejorar sus sistemas. Bajo este contexto técnicas basadas en redes neuronales como protección diferencial para la detección de fallas de cortocircuito, instantáneo y falla a tierra han demostrado buena respuesta a la detección de estos fallos con tiempos de 3.5 ms (Orille-Fernández et al., 2001), en comparación con los métodos tradicionales y el uso de metodologías basadas en inteligencia artificial que requieren el conocimiento de los parámetros del transformador y entrenamiento

de los cambios de estado sano y en falla. Métodos basados en transformadas de espacio de tiempo a frecuencia (Transformada de Wavelet) han proporcionado una mejor respuesta en la detección de fallos como protección diferencial (Medeiros & Costa, 2018). Así entonces, el uso de relevadores diferenciales al ser dispositivos fáciles de implementar tiene un enorme auge en el uso industrial. Sin embargo, este método solo se enfoca en la operación ante un fallo inminente en el transformador, y al utilizar equipos adicionales como los Transformadores de Corriente (TC – del inglés Transformer Current) son muy susceptibles a sufrir saturación, por lo que la respuesta de la protección diferencial se ve afectada.

Con fines de conocer y mantener los transformadores eléctricos operando en buenas condiciones, se han definido diversas metodologías que abordan planes de mantenimiento preventivo y predictivo para el diagnóstico y detección de fallas antes de volverse crítica. El desarrollo y uso de equipos de medición como lo son los medidores de aislamiento (Comúnmente llamados Megger), medidores de relación de transformación (TTR – acrónimo en inglés Transformer Turns Ratio), medidores de resistencia de aislamiento, cámaras termográficas, etc. Estas metodologías permiten realizar un diagnóstico de acuerdo con los valores entregados por los equipos de medición y los criterios de aceptación del estándar del IEEE-STD-C57 152. Sin embargo, existen diversos problemas referentes a esta práctica ya que es determinante la experiencia de la persona que realiza las pruebas eléctricas, el medio ambiente (temperatura, humedad, suciedad, etc.). Además, cabe señalar que los criterios descritos por el estándar se basan en la práctica aceptada, por lo que varios tipos de pruebas deben ejecutarse e interpretarse para el diagnóstico de problemas. Los equipos antes mencionados no tienen la capacidad de detectar fallas internas en devanados a temprana edad, y se deben de considerar factores de corrección por temperatura y humedad para determinar los valores, los equipos son de alto costo y es necesario contar con personal especializado para realizar las pruebas en los equipos.

Dentro del estándar IEEE-STD-C57 una de las pruebas aceptadas que se realiza a transformadores de potencia inmersos en aceite, es el conocido análisis de gases disueltos. Esta técnica se basa en la extracción y almacenamiento de una muestra de aceite representativa para cada prueba, conforme el estándar ATSM D923-15 prácticas estándar para el muestreo de líquidos aislantes eléctricos (ASTM, 2023). Dependiendo de la propiedad del aceite por analizar se aplican diferentes estándares especificados por ASTM a los que corresponden parámetros de aceptación. Para llegar a estos valores se aplican métodos prácticos de análisis en laboratorio; es por ello que diferentes métodos automáticos de análisis y diagnóstico se han desarrollado, tal es el caso de modelos de análisis basados en lógica difusa (Khan, Equbal, & Islam, 2015) (Mahmoudi, Samimi, & Mohseni, 2019), métodos basados en diagramas de flujo o decisión aplicando técnicas de inteligencia artificial (Ghoneim & Taha, 2016), métodos basados en algoritmos genéticos y máquinas de soporte vectorial (Liu et al., 2021), etc. Estos métodos han

comprobado su eficacia en el diagnóstico de fallas de acuerdo con los gases disueltos en el conjunto de datos recopilados comparado con los métodos tradicionales del triángulo de Duval y Rogers. Sin embargo, este método de diagnóstico se ve afectado por diversos factores, uno de ellos la calidad de la muestra de aceite ya que la suciedad, humedad, temperatura, almacenamiento, entre otros factores pueden afectarla. Además, se requiere una gran cantidad de datos para entrenar los modelos propuestos, la mezcla del líquido al interior es vital para la detección de los diferentes gases generados por las diversas fallas al interior del transformador, solo se aplica a transformadores inmersos en aceite, los equipos para la obtención de datos son costosos, etc.

Otro método aceptado bajo los estándares internacionales para el monitoreo y diagnóstico de fallas en transformadores eléctricos es la termografía infrarroja, que consta de un sensor de infrarrojos que recoge la energía emitida por el objeto de interés y presenta como resultado una representación cualitativa y cuantitativa de la temperatura del objeto. De acuerdo con el estándar ASTM E1934-99a examen de equipos eléctricos y mecánicos con termografía infrarroja, se realizan recomendaciones prácticas para examinar equipo eléctrico para la detección de incrementos de temperatura por pérdida o deterioro de conexiones, cortocircuito, sobrecarga y desbalance de corriente. De acuerdo con tabuladores específicos que indican el nivel de impacto térmico en el equipo, finalmente entrega recomendaciones de la causa aparente de la falla y acciones correctivas a tomar para la posible solución del problema, tema que debe dominar un técnico especializado. Por otro lado, se han desarrollado técnicas de detección de fallas con termografía infrarroja de forma automática tal es el caso de Mlakic et al., 2018, quienes implementaron un sistema de monitoreo online mediante termografía infrarroja, procesando las imágenes en Matlab aplicando técnicas de activación en las capas para obtener las características y mediante una Red Neuronal Convolutacional (CNN – del inglés Convolutional Neural Network) determinar el punto con mayor incremento de temperatura y el estado del transformador. Por otro lado, Dos Santos et al., 2018 aplicaron una metodología con segmentación automática de imágenes para seleccionar el área de interés, al tener las características se utilizó el Análisis de Componentes Principales (PCA – del inglés Principal Component Analysis) para reducir la dimensión y por medio de redes neuronales artificiales y lógica difusa determinar el estado del transformador. Bajo el mismo concepto, Fanchiang et al., 2021 emplearon una metodología para el diagnóstico de falla por sobrecalentamiento basada en redes neuronales artificiales CNN, reconstrucción del codificador automático de Wasserstein y clasificación diferencial de imágenes. Por último, Fang et al., 2021 desarrollaron una metodología de diagnóstico de falla por sobrecalentamiento y defecto del equipo en un transformador eléctrico, utilizaron un método semi supervisado mediante una Red Generativa Antagonica (GAN – del inglés Generative Adversarial Network). El uso de termografía infrarroja ha tenido un gran auge al ser un medio no invasivo y que permite detectar fallas de forma visual mediante la distribución de los gradientes de temperatura. Sin

embargo, de acuerdo con los trabajos citados y las prácticas recomendadas por el estándar ASTM E1934-99a, solo es posible detectar el daño superficial del equipo, no permitiendo detectar fallas de cortocircuito entre espiras a temprana edad o al interior de los devanados por error de fabricación, son equipos costosos, y el procesamiento de datos representa un alto costo computacional.

El campo de estudio de fallas de cortocircuito entre espiras en transformadores eléctricos se ha propagado a metodologías nuevas que permiten identificar este tipo de falla, una de ellas es el método de análisis de vibraciones. Al ser un medio no invasivo, no interfiere con la operación en del equipo a analizar, y es seguro para los técnicos encargados de probar los equipos; abre la posibilidad de implementar el monitoreo de forma continua, con la finalidad de conocer la condición del equipo, generar tendencia e identificar los cambios para identificar una falla potencial antes de que esta ocurra (Secic, Krpan, & Kuzle, 2019). De acuerdo con las nuevas tendencias de implementar sistemas inteligentes para la detección de fallas, Bagheri et al., 2018 desarrollaron una metodología basada en modelos de regresión para la detección automática de falla de cortocircuito entre espiras a temprana edad, los datos obtenidos por el sensor de vibraciones se almacenaron dentro de una nube, y por medio de una interfaz de programación de aplicaciones (del inglés Application Programming Interface - API) conectarse a un dispositivo portable para monitorear la condición del transformador, está fue una metodología basada en industria 4.0. Por otro lado, Huerta-Rosales et al., 2020 implementaron un sistema de detección de fallas de cortocircuito entre espiras a temprana edad, tomando diferentes escenarios de fallas de 5, 10, 15, 20, y 25 espiras en cortocircuito en un transformador tipo seco, adaptaron un sensor de vibración triaxial para obtener la información en las tres coordenadas X, Y, y Z. A estas señales se les aplicó un modelo de descomposición no lineal para extraer el ruido de las señales medidas por el sensor, posteriormente se utilizó el método de descomposición de la transformada de Hilbert para extraer las diferentes características o patrones de la señal de amplitud, fase, y frecuencia, por último, el sistema emplea Lógica Difusa (del inglés Fuzzy Logic) para diagnosticar la condición de falla de forma automáticamente. Bajo el mismo concepto de falla, Huerta-Rosales et al., 2021 desarrollaron e implementaron una nueva metodología dentro de un FPGA (Matriz de compuertas lógicas programables – del inglés Field Programmable Gate Array) basada en el análisis de vibraciones, para la detección de cortocircuito entre espiras de un transformador mediante el uso de características estadísticas en el tiempo. El procesamiento de los datos se realizó aplicando normalización a los datos obtenidos, selección de características aplicando el método de Fisher para obtener 7 características de interés, extracción de características por el método de Análisis Discriminante Lineal para reducción del espacio dimensional, finalmente el uso de Máquinas de Soporte Vectorial (SVM – del inglés Support Vector Machines) para la clasificación y diagnóstico del nivel de falla en el equipo. Continuando con el tema de estudio, Huerta-Rosales et al., 2022 analizaron falla de cortocircuito entre espiras en un transformador seco mediante

dos modos de falla de 1 y 2 cortocircuitos de espira ante diferentes cargas aplicadas (lineal y no lineal). Utilizaron un sensor de vibraciones triaxial para la obtención de datos, las señales obtenidas pasaron por un proceso de normalización por escala de grises, de las cuales se sacó estimación de contraste por el método de Unser y Tamura, para finalmente mediante ANN y SVM detectar y clasificar el tipo de fallo. Por su parte, Granados-Lieberman et al., 2023 desarrollaron una metodología para la detección de cortocircuito entre espiras en un transformador seco, utilizando métodos de transformación de tiempo-frecuencia como lo es la Transformada de Wavelet para eliminar el ruido presente en las señales obtenidas por el sensor de vibraciones triaxial, Transformada de Tiempo Corto de Fourier (STFT – del inglés Short Time Fourier Transform) para la obtención de las señales en estado transitorio y Transformada de Fourier (FT – del inglés Fourier Transform) para el análisis en el régimen estacionario, finalmente se utilizaron ANN para la detección y clasificación de los tipos de falla presentes. El uso de análisis de vibraciones como método de diagnóstico ha demostrado con los diferentes trabajos citados, un alto grado de aceptabilidad para el diagnóstico de cortocircuito entre espiras en transformadores. Sin embargo, el ruido excesivo presente en el estado transitorio y estacionario generados por el mismo equipo y el ambiente que rodean al equipo es necesario aplicar diferentes metodologías de filtrado de señales, los sensores industriales actuales son de alto costó, la superficie y ubicación del sensor representa un punto crítico para la obtención de datos, y finamente no todas las metodologías son capaces de analizar los diferentes escenarios, y fallas presentes debido al procesamiento de las señales y métodos utilizados.

El uso de sensores magnéticos para la detección de fallos en máquinas eléctricas ha tomado gran relevancia para diversos investigadores. Por mencionar algunos, el diagnóstico de fallas en motores eléctricos como es excentricidad (Park et al, 2019), asimetría en devanados (Zamudio-Ramirez et al., 2020), estado de aislamiento (Zamudio et al., 2019), corrosión (Boit et al., 2023), entre otros. Estás metodologías han probado tener sustento teórico y práctico para la detección de fallas en motores eléctricos de inducción los cuales operan bajo el principio de inducción de Faraday al igual que los transformadores, y la similitud en la construcción del estator constituido por devanados y laminados de hierro, los cuales inducen voltaje al rotor y este genera una fuerza electromotriz. Dentro de este intercambio de energía electromagnética se originan diversas pérdidas que también ocurren en un transformador eléctrico, una de ellas es el “flujo magnético de dispersión” rodeando los bordes del devanado del motor, y transformador eléctrico de forma simétrica, este flujo cambia de simetría en sus componentes axial, y radial ante un cortocircuito entre espiras (Gyftakis, 2020), en un motor eléctrico de inducción, y como resultado mediante las metodologías antes mencionadas es posible realizar la detección de fallas a través de una extrapolación.

Diversos trabajos se han publicado referentes al análisis de elementos finitos relacionados al fallo de corto circuito entre espiras en transformadores eléctricos

mediante el análisis de flujo magnético de dispersión, tal es el caso de Abed & Mohammed, 2007 quienes utilizaron la técnica de elementos finitos para modelar el comportamiento de un transformador trifásico real utilizando los valores, y datos de placa. De igual manera aplicaron fórmulas para generar falla a tierra y corto circuito entre espiras, observaron que cuando la falla ocurre, la distribución del flujo del campo magnético se ve alterada, al igual que la corriente eléctrica, y otros fenómenos físicos de acuerdo con los trabajos citados. Finalmente aplicaron transformada de Wavelet de tiempo-frecuencia para extraer las características de las señales en estado sano y con falla. Por su parte, Asadi & Kelk, 2015 realizaron el modelado de un transformador trifásico en estado estable sin carga y condición de falla con circuitos equivalentes, el cálculo de inductancia de fuga en corto circuito entre espiras se obtuvo utilizando el método de elementos finitos. De acuerdo con los resultados obtenidos en los cálculos, detectaron que la corriente que fluye a través de las espiras en cortocircuito genera un flujo magnético que se opone al flujo magnético inicial del núcleo del transformador. Por otro lado, Haghjoo & Mostafaei, 2016 propusieron una técnica basada en simulación de un transformador eléctrico en estado sano y con presencia de corto circuito entre espiras mediante el software ANFOFT MAXWELL, y experimentalmente preinstalando espiras entre el núcleo del transformador. El resultado experimental indica que la técnica es sensible, y que depende de tres factores principales: número de espiras en corto circuito, magnitud del voltaje aplicado, y la localización de la falla de corto circuito entre espiras. Por último, mencionar a Muraleedharan et al., 2019 quienes mediante el software ANSYS desarrollaron un modelo en dos dimensiones por elementos finitos de un transformador trifásico, dentro de esta simulación aplicaron corto circuito entre espiras en diferentes zonas del devanado. Para estimar la falla utilizaron las ecuaciones de Maxwell en la que estimaron el porcentaje de la falla, y mediante el monitoreo del incremento del porcentaje de falla realizaron un análisis del estado del equipo. De acuerdo, a los trabajos citados es posible realizar la detección de falla de corto circuito entre espiras utilizando los cambios físicos ocasionados en el campo magnético generado por un transformador. Las simulaciones realizadas en elementos finitos nos aportan un gran panorama del campo magnético generado por los transformadores eléctricos alrededor del núcleo y la distribución de este.

En este contexto, diversos trabajos experimentales se han desarrollado para la detección de falla de corto circuito entre espiras en transformadores eléctricos por medio del análisis de flujo magnético, dónde Cabanas et al., 2009 realizaron el análisis de falla de cortocircuito entre espiras (TTF – del inglés Turn to Turn Fault) en un transformador trifásico mediante análisis de elemento finito en condiciones normales, y en estado de falla. Experimentalmente utilizaron un transformador diseñado especialmente para realizar pruebas colocando sensores tipo bobina alrededor del núcleo de los devanados para medir el flujo magnético de dispersión de forma axial, el análisis del estado de falla se realizó en el estado estacionario, observando los cambios de voltaje de la señal entregada por el sensor. Detectaron cambios de amplitud y simetría en la forma de onda de la señal, con lo cual

determinaron el estado de falla del transformador. Por otro lado, Cabanas et al., 2011, bajo el mismo principio de su trabajo anterior, analizaron dos escenarios de falla 1 y 2 cortocircuitos entre espiras en un transformador de potencia al cual adaptaron dos sensores tipo bobina alrededor de los devanados en la parte superior, media e inferior, de igual manera mediante el análisis de voltaje de salida de los sensores determinar el nivel de falla. En los ensayos realizados mencionan que la distribución del flujo magnético de dispersión en las tres fases tiene un eje de simetría horizontal que pasa a través de la altura media del núcleo magnético, sin importar el tipo de devanado. Esta simetría no se ve afectada por el valor de la carga, factor de potencia, distorsión en la forma de onda y desbalance de corriente. Sin embargo, se demostró que esta simetría se pierde automáticamente si existe un cortocircuito entre espiras en los devanados.

Dentro del desarrollo de trabajos enfocados a fallas internas en transformadores eléctricos Venikar et al., 2017 realizaron una metodología para detectar falla interna simulada al colocar una resistencia eléctrica al interior del transformador, y desplazamiento radial en los devanados, utilizando sensores tipo bobina colocados alrededor del devanado de alta tensión, para obtener las señales en voltaje, mismo que es procesado mediante un algoritmo basado en un diagrama de flujo el cual toma la señal de voltaje estimada y medida, para determinar el tipo, ubicación y el estado de la falla.

Por su parte, Haghjoo & Mohammadi, 2017 colocaron sensores tipo bobina al interior del transformador entre el núcleo y el devanado de baja tensión, y entre el devanado de baja y alta tensión, para capturar la señal de flujo magnético de dispersión y el flujo magnético a través del núcleo el cuál permanece simétrico en condiciones normales de operación. Los cambios en la señal de voltaje son medidos y comparados respecto al estado saludable, para determinar la condición de la falla. Por otro lado, Haghjoo et al., 2018 como continuación de su trabajo, de igual manera colocaron sensores a lo largo del núcleo de cada fase, donde el voltaje medido entre la salida de los sensores demuestra la asimetría de la distribución de flujo magnético de dispersión, como resultado de un cortocircuito entre espiras. Esta distorsión o nivel de asimetría en cada fase, permite determinar la fase con falla. Los trabajos previamente citados utilizan como base un sensor tipo bobina, alrededor de los devanados del equipo, los cuales previamente deben ser preinstalados por el fabricante del equipo, lo que conlleva un medio invasivo, los resultados muestran una gran respuesta ante la detección de fallas de cortocircuito entre espiras al iniciar la avería, sin embargo, los métodos requieren un análisis especializado para determinar el fallo.

Por otra parte, el uso de herramientas que permitan extraer más características de las señales obtenidas por sensores magnéticos que permitan evaluar de forma más precisa el fallo de cortocircuito entre espiras en un transformador eléctrico, basadas en la extracción de componentes frecuenciales para determinar el estado de falla de cortocircuito entre espiras se han utilizado. Tal

es el caso de Athikessavan et al., 2019 implementaron una metodología basada en colocar dos sensores de efecto Hall, sobre la carcasa de un transformador eléctrico para la detección de cortocircuito entre espiras. Para la extracción de indicadores magnitud y ángulo de fase se utilizó la Transformada Rápida de Fourier (FFT – del inglés Fast Fourier Transform), los cuales se representaron mediante coordenadas polares para generar clúster de las diferentes condiciones de falla y estado sano del transformador eléctrico. Por su parte, Deng et al., 2023 propusieron y desarrollaron una metodología basada en un sensor de fibra óptica de flujo magnético para capturar las señales flujo magnético de dispersión en los ejes axial y radial. La detección del fallo se realizó de forma automática mediante una red neuronal CNN y DSAN (Red de Adaptación de Subdominio Profundo – del inglés Deep Subdomain Adaptive Network), utilizando datos simulados para el entrenamiento de las redes neuronales, de esta manera no es necesario contar con una base de datos. Las señales de los sensores fueron clasificados y de esta manera se determinó el nivel de falla de cortocircuito entre espiras, permitiendo su detección a edad temprana. El uso de sensores magnéticos externos no invasivos, abordado en los trabajos previos y las técnicas de procesamiento que entreguen de forma más visible el modo de falla juegan un rol importante para el análisis de falla mediante flujo magnético de dispersión, es importante extraer las mejores características de la falla para estandarizar el método, algo que no se observa en los trabajos previamente citados.

A manera de conclusión, el desarrollo de diferentes metodologías, apuntan que dentro del área de investigación existe un gran dinamismo para diagnosticar diferentes condiciones de falla en transformadores eléctricos de forma temprana midiendo diferentes variables como lo son: análisis de corrientes, vibraciones, temperatura, gases disueltos, etc. Mismas que son susceptibles a ruido externo (lo que puede generar falsos diagnósticos, o imposibilidad para determinar el estado de la máquina), y con la imposibilidad de determinar el tipo de fallo presente en la máquina. Por otro lado, en su mayoría son métodos aprobados y estandarizados en la industria, teniendo un auge enorme para el diagnóstico de fallos en transformadores eléctricos. El flujo magnético de dispersión se ha identificado como una herramienta prometedora para el diagnóstico de fallas por cortocircuito entre espiras en transformadores eléctricos. Esta magnitud permite detectar variaciones en la dinámica electromagnética del transformador, ya que un cortocircuito entre espiras genera un flujo disperso local que se opone al flujo magnético principal, alterando la amplitud y la fase de la señal medida. Es por ello, que en este trabajo, se propone una metodología basada en el análisis de flujo magnético de dispersión generado por cortocircuito entre espiras en un transformador tipo seco en estado de régimen permanente, mediante un sensor de efecto Hall triaxial para el análisis de las componentes axial, radial, y rotacional de flujo magnético, aplicando métodos de análisis de estadísticos y descomposición de tiempo-frecuencia como lo es FFT, para extraer los indicadores de falla los cuales permitirán mediante un algoritmo

basado en redes neuronales determinar el estado de falla del transformador eléctrico.

## **1.2 HIPÓTESIS**

Es posible diagnosticar de forma automática fallos de cortocircuito entre espiras en transformadores secos mediante el procesamiento de las componentes de flujo magnético de dispersión axial, radial, y rotacional empleando técnicas de transformación de tiempo-frecuencia, indicadores estadísticos y no estadísticos, y técnicas de inteligencia artificial con al menos el 90% de precisión.

## **1.3 OBJETIVOS**

### **1.3.1 OBJETIVO GENERAL**

Desarrollar e implementar una metodología para el diagnóstico de cortocircuito entre espiras, basada en el análisis de las componentes de flujo magnético de dispersión axial, radial y rotacional, en el estado de régimen permanente empleando herramientas matemáticas de descomposición tiempo – frecuencia e indicadores estadísticos y no estadísticos.

### **1.3.2 OBJETIVOS PARTICULARES**

- 1) Documentar los trabajos y técnicas utilizadas en la literatura enfocadas en el diagnóstico de fallas en transformadores eléctricos, haciendo énfasis en aquellas que emplean el análisis de flujo magnético de dispersión, mediante una integra revisión de la literatura para orientar el enfoque del estudio.
- 2) Desarrollar e implementar un sistema de adquisición de datos necesario para la obtención de señales de flujo magnético, empleando un sensor magnético triaxial de efecto Hall y un convertidor analógico digital adecuado para ello.
- 3) Realizar ensayos experimentales en transformadores secos operando en estado sano, y en estado de falla de cortocircuito entre espiras bajo condición sin carga y con carga al 15%, para generar una base de datos con las señales experimentales obtenidas y su posterior análisis mediante técnicas de procesamiento de señal.
- 4) Aplicar transformada rápida de Fourier, e indicadores estadísticos y no estadísticos para caracterizar el comportamiento dinámico de las señales de flujo magnético de dispersión, empleando la base de datos generada y software especializado para ello.

- 5) Validar la metodología propuesta empleando métricas de rendimiento como la técnica de validación cruzada K-Fold para evaluar su desempeño.

### **1.3 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA**

Los transformadores eléctricos son componentes fundamentales en un sistema de potencia, ya que permiten adaptar los niveles de tensión según la demanda de los equipos conectados a la red. Su importancia es tal que algunos autores los consideran el corazón de una subestación eléctrica. A pesar de ser dispositivos robustos, confiables y eficientes, su falla puede representar grandes pérdidas económicas y operativas, debido a que su adquisición e instalación implica altos costos, largos tiempos de logística y dificultades para disponer de equipos de repuesto. Una falla en el transformador puede dejar sin suministro eléctrico a amplias zonas durante días, además de representar un riesgo para el personal involucrado en su operación y mantenimiento.

Para mitigar estos riesgos, se han implementado diversos esquemas de mantenimiento y diagnóstico, los cuales requieren personal altamente calificado, el uso de equipos de medición especializados y la aplicación de normas internacionales. Sin embargo, los métodos de protección y diagnóstico actuales presentan una limitación clave: en la mayoría de los casos, solo detectan fallas cuando el daño ya es significativo, lo que reduce la posibilidad de prevención y aumenta los costos de reparación.

Ante esta problemática, una metodología con gran potencial en la detección temprana de fallas es el análisis del flujo magnético de dispersión. Este enfoque permite estudiar el comportamiento electromagnético del transformador para identificar anomalías antes de que se produzca un daño crítico. Sin embargo, este método aún enfrenta desafíos importantes:

- Falta de estudios en equipos respaldados por estándares internacionales vigentes, lo que dificulta su implementación a nivel industrial.
- Escasez de bases de datos obtenidas en transformadores comerciales diseñados bajo normativas establecidas, lo que limita la validez de los resultados.
- Carácter invasivo de algunas metodologías utilizadas, lo que podría afectar la operación normal del equipo.
- Poca información sobre el análisis de fallas en el dominio de la frecuencia, lo que restringe la capacidad de identificar patrones espectrales de falla.

Debido a estos factores, es necesario profundizar en el estudio del flujo magnético de dispersión, analizando los fenómenos electromagnéticos que afectan

el funcionamiento del transformador. Esto permitirá desarrollar métodos más efectivos para la detección temprana de fallas, optimizando las estrategias de mantenimiento y mejorando la confiabilidad operativa de estos equipos esenciales en el sistema eléctrico.

#### **1.4 JUSTIFICACIÓN**

Los transformadores eléctricos secos son ampliamente utilizados en la industria y en la distribución residencial debido a su alta eficiencia, robustez y capacidad para operar en interiores y exteriores. Además, requieren mantenimiento anual y tienen alta resistencia a fallos internos y externos. Sin embargo, una falla en estos equipos puede generar altos costos por:

- Pérdidas económicas para el usuario.
- Daños a equipos conectados.
- Riesgos para el personal.
- Retrasos en el reemplazo por falta de stock o tiempos de fabricación.

Es de gran importancia buscar soluciones a estos problemas que permitan hacer un diagnóstico asertivo, de este tipo de fallos a una edad temprana. Un método con gran visión hacia el diagnóstico de fallos en máquinas eléctricas es el uso de flujo magnético de dispersión donde se abordan las siguientes aportaciones:

- Impacto científico: aplicar herramientas de transformación de tiempo a frecuencia para extraer las frecuencias de falla, indicadores estadísticos y/o no estadísticos para extraer las características de los estados de operación, técnicas de reducción de espacio que permitan tener un subconjunto de características más pequeño, y redes neuronales artificiales para la clasificación automática. Esto permitirá contar con un sistema robusto de detección de falla de cortocircuito entre espiras a temprana edad, y/o determinar las frecuencias de falla que permitan un diagnóstico más asertivo.
- Impacto tecnológico: utilizar sensores magnéticos de efecto Hall triaxiales como medio no invasivo, de bajo costo, lo que permitirá obtener una señal de mejor calidad para diagnosticar el modo de falla de cortocircuito entre espiras, mejorando la efectividad en comparación con otras metodologías basadas en cambios de variables.
- Impacto social: los enfoques basados en los Programas Nacionales Estratégicos (PRONACES) que se abordan son: “Energía y cambio climático” donde un fallo de cortocircuito entre espiras reduce la eficiencia misma del equipo al incrementar las pérdidas, y la vida útil del equipo representando pérdidas económicas para la industria y falta de suministro energético a los usuarios a nivel industrial y residencial, “seguridad humana” un fallo de cortocircuito entre espiras con el incremento gradual puede dar origen a una

falla catastrófica presentando un riesgo para las instalaciones y el personal involucrado de mantener y operar los transformadores eléctricos, por lo antes mencionado, es importante detectar este tipo de falla al inicio de la avería y poder tomar acciones que disminuyan los impactos relacionados.

## CAPÍTULO 2: REVISIÓN DE LA LITERATURA

El estado del arte descrito para el entendimiento y comprensión del presente tema de estudio se enfoca en conocer la fundamentación teórica bajo la que se sustenta el tema de análisis por lo que se encuentra dividido en las secciones descritas a continuación:

- Sección 2.1: se enfoca en comprender el principio de funcionamiento de un transformador eléctrico, clasificación, partes que lo conforman y tipos de fallas.
- Sección 2.2: aborda el tema de flujo magnético de dispersión una pérdida ocasionada por la inducción electromagnética de un transformador eléctrico donde se localizan componentes axial, radial y rotacional dispersas en el aire que rodea los elementos involucrados en el intercambio electromagnético. Para la captura de este fenómeno físico el tema se centrará en sensores magnéticos tipo bobina y de efecto Hall.
- Sección 2.3: se describen diferentes técnicas de procesamiento de señales con enfoque en la extracción de indicadores estadísticos y no estadísticos como lo son las técnicas de transformación de tiempo-frecuencia.
- Sección 2.4: para la etapa de reducción de características para el aprendizaje automático se abordan los temas de selección de características aplicando la técnica de Fisher, y extracción de características considerando los métodos de análisis discriminante línea (LDA).
- Sección 2.5: finalmente se aborda el tema de aprendizaje automático para la clasificación del estado del transformador eléctrico en estado sano y con fallo de cortocircuito entre espiras, enfocado en el uso de redes neuronales artificiales.

Las secciones descritas son parte esencial para el desarrollo del tema de investigación enfocado en el análisis de falla de cortocircuito entre espiras en un transformador eléctrico tipo seco, durante su etapa de operación en régimen transitorio y/o permanente, utilizando sensores magnéticos triaxiales para el análisis de las componentes axial, radial y rotacional de flujo magnético de dispersión, donde por medio de técnicas de procesamiento estadísticas y/o no estadísticas se pretende extraer los indicadores de la falla por analizar, y puedan ser clasificados para arrojar un diagnóstico de forma automática.

## **2.1 TRANSFORMADORES ELÉCTRICOS**

De acuerdo con diversos autores un transformador eléctrico se define como una máquina estática con dos o más devanados, y un núcleo laminado de un material ferromagnético los cuales se encuentran separados por un medio aislante, donde mediante inducción electromagnética, permite cambiar los niveles de voltaje y corriente alterna en un devanado primario a diferentes valores en un devanado secundario a la misma frecuencia de operación (Banovic & Sanchez, 2023). Es una de las máquinas más utilizadas en diversas aplicaciones como se detalla a continuación:

- Transformadores de potencia: su utilización se basa en la reducción o elevación de los niveles de tensión para la transmisión y distribución de energía eléctrica, para el consumidor final al cuál se suministra el nivel de tensión adecuado para su uso. Utilizados en redes eléctricas como lo son: subestaciones, plantas industriales, data centers, sistemas de control, etc.
- Transformadores de medición: son equipos auxiliares utilizados principalmente para disminuir los niveles de tensión (TP – Transformador de tensión) y corriente (TC – Transformador de corriente), para entregar una señal de baja potencia y en el nivel deseado para ser censada por medidores de energía o dispositivos de protección.
- Transformadores de regulación: básicamente esta rama está compuesta por autotransformadores, los cuales básicamente los bobinados primario y secundario están unidos alrededor de un núcleo ferromagnético, de tal forma que mediante inducción o tomas (TAP) se pueda hacer la regulación del número de espiras y con ello el voltaje de salida.
- Transformadores especiales: dentro de esta gama se encuentran reactores de línea, transformadores de aislamiento, transformadores de impedancia, y transformadores o transmisores de frecuencia variable, etc. (Corcoles et al., 1998)

### **2.1.1 CLASIFICACIÓN DE TRANSFORMADORES**

Como se menciona en la parte de arriba, los transformadores son utilizados en un gran número de áreas y son parte esencial en los sistemas de distribución y suministro de energía eléctrica, encontrándose desde plantas de generación de energía, subestaciones eléctricas, industria, instalaciones subterráneas, plataformas, bajo agua, etc. Cada una de estas aplicaciones con lleva peculiares características de construcción por lo que se han desarrollado diferentes tipos de transformadores a través de los años, lo que conlleva a diversas formas de clasificarlos.

De acuerdo con el estándar del IEEE C57 referente a transformadores eléctricos, se presenta el esquema de la Figura 2. Donde se tienen diferentes formas de clasificar los transformadores de acuerdo con diversos factores constructivos y aplicación. Dentro de la clasificación de transformadores por aplicación se tienen clasificaciones secundarias, por ejemplo:

- Transformadores de potencia: dentro de este rubro se clasifican de acuerdo con la potencia, nivel de tensión como lo son transformadores de potencia grandes (arriba de 200 MVA), transformadores de potencia medianos (rango de 60 a 200 MVA) y transformadores de potencia pequeños (rango de 10 a 60 MVA) usualmente a niveles de tensión arriba de 115 kV.
- Transformadores de distribución: usualmente son utilizados por los consumidores formando parte de subestaciones en complejos industriales, y se pueden clasificar en tipo subestación, subestación compacta, tipo pedestal, tipo poste, transformadores a prueba de agua, etc. (Banovic & Sanchez, 2023)

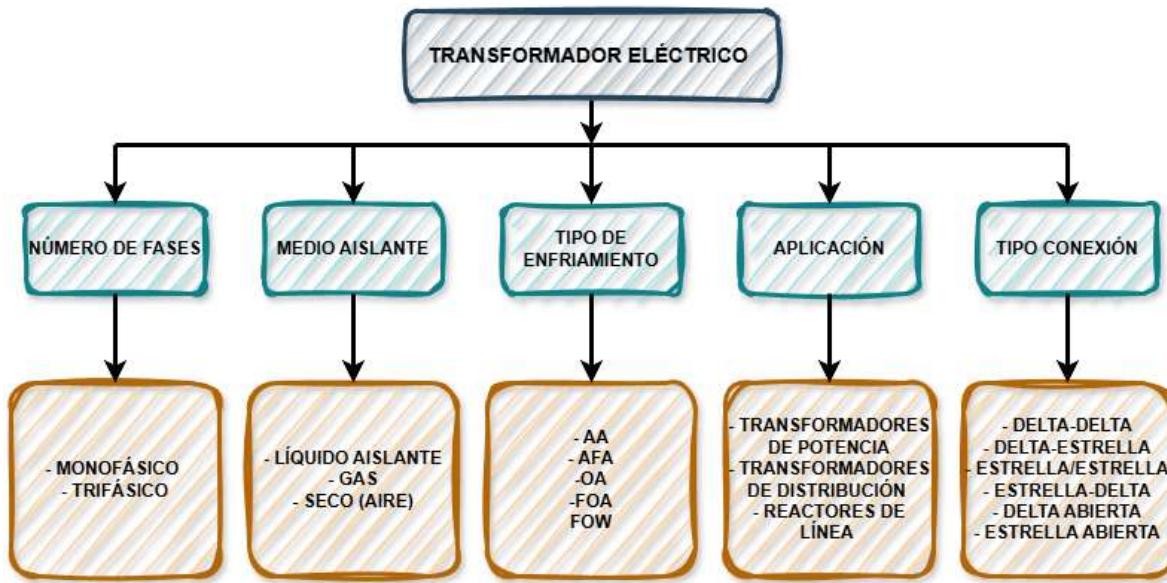


Figura 2. Clasificación de transformadores eléctricos (autoría propia).

### 2.1.2 PARTES PRINCIPALES

Los transformadores eléctricos independientemente del tipo se construyen principalmente de cobre, aluminio, hierro, papel, aislante o barniz, etc. Estos materiales constituyen los diferentes elementos que conforman el equipo entre los componentes principales se encuentran los devanado primario el cual recibe la energía de corriente alterna y entrega la energía por medio de inducción electromagnética al devanado secundario, el núcleo constituido de laminados de

material ferromagnético permitiendo un camino fácil para el flujo magnético (Pansini, 1998); entre otros elementos se construyen con taps o cambiador de derivaciones, tanque o armazón, líquido aislante, boquillas de alta y baja tensión, relevadores de protección, sistema de enfriamiento, etc.

Dentro de los diferentes elementos que conforman un transformador eléctrico se tiene la parte activa constituida principalmente por los devanados, el núcleo, taps o cambiador de derivaciones y la barra de conexiones. Por una parte, los devanados representan el corazón de un transformador, fabricados principalmente de alambre de cobre o aluminio, los bobinados son debidamente aislados principalmente con capas de resina y papel (Sanchez & Banovic, 2023). La disposición del alambre alrededor del núcleo es importante de acuerdo con el número de vueltas dispuestas en el devanado primario y secundario, se debe utilizar el menor espacio de ocupación por lo que en transformadores arriba de 30 kVA se coloca alambre con sección transversal más grande para cubrir el área del núcleo y reducir el número de vueltas en el secundario, conservar el suficiente espacio para colocar el barniz y papel aislante, y proveer un camino para el enfriamiento del equipo.

Se puede calcular el voltaje, corriente y número de vueltas según la relación mostrada en la Ecuación 1, dónde: “ $V_p$  y  $V_s$ ” es voltaje primario y secundario, “ $I_p$  y  $I_s$ ” corriente eléctrica primaria y secundaria, “ $N_p$  y  $N_s$ ” número de vueltas en primario y secundario. La separación de los devanados primario y secundario alrededor del núcleo debe ser debidamente calculada para disminuir las pérdidas magnéticas, y que exista una buena transferencia de flujo magnético a través de ellos.

$$\frac{V_p}{V_s} = \frac{I_s}{I_p} = \frac{N_p}{N_s} \quad 1)$$

Otro elemento importante que mencionar es el núcleo hecho de finas láminas de acero con el espesor de unas pocas décimas de milímetros, se utiliza el acero por su alta permeabilidad magnética. Esta configuración permite reducir las pérdidas en el transformador producidas por las corrientes de Eddy, generadas por el flujo magnético alterante, las láminas de acero presentan una alta resistencia al flujo de estas corrientes en el núcleo, por consecuencia reducen su magnitud y por ende las pérdidas derivadas, si las láminas no se sujetan correctamente tienden a producir ruido (Boss & Nicoll, 2015).

### 2.1.3 FALLAS EN TRANSFORMADORES ELÉCTRICOS

En la Figura 3, se muestra el circuito eléctrico equivalente de una fase de un transformador eléctrico sin carga en condición normal de operación sin fallas presentes, en este caso el cálculo de la impedancia, ignorando el valor de la impedancia del devanado primario se escribe de acuerdo con la Ecuación 2:

Cálculo de  $X_m$  y  $R_c$  en paralelo:

$$Z_{inh} = \frac{R_c X_m^2}{R_c^2 + X_m^2} + j \frac{R_c^2 X_m}{R_c^2 + X_m^2} = R_n + j X_n \quad 2)$$

De acuerdo con la Ecuación 2, la relación existente entre  $R_n$  y  $X_n$  se describe por medio de (3):

$$\frac{X_n}{R_n} = \frac{R_c}{X_m} \quad 3)$$

Dónde el ángulo de la impedancia puede ser calculado conforme la Ecuación 4, partiendo de la Ecuación 3:

$$\angle Z_{inh} = \tan^{-1} \left( \frac{X_n}{R_n} \right) = \tan^{-1} \left( \frac{X_c}{R_m} \right) \quad 4)$$

En condiciones sin carga el transformador se comporta como un solo devanado con alta inductancia, así que en la mayoría de los transformadores sin carga de baja potencia el factor de potencia se encuentra en promedio 0.15 en retraso (Heathcote, 1998). Esto significa que el valor de la impedancia de entrada en condiciones sin carga es de 80 grados y los valores de resistencia del núcleo ( $R_c$ ) es aproximadamente 6-7 veces el valor de la reactancia de magnetización ( $X_m$ ), así se sabe que  $X_n = 6-7 R_n$  (Asadi & Kelk, 2015).

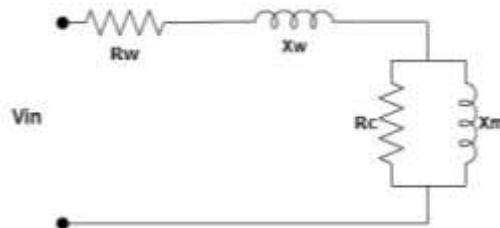


Figura 3. Circuito equivalente de una fase de un transformador sin carga (autoría propia).

Las causas de falla en transformadores eléctricos se pueden categorizar en externas e internas. Algunas externas ocurren por corto circuito, sobrevoltajes en la línea, descargas atmosféricas, etc., particularmente muy dañinas para el aislamiento de los devanados del equipo por el incremento de la corriente eléctrica que fluye a través del cable que constituye el equipo ocasionando calentamiento y posibles fallas internas (Akbari et al., 2013). Usualmente el sistema está protegido para evitar que estas fallas tengan un gran impacto en los transformadores colocando protecciones adecuadas como lo son: relevadores diferenciales, sistemas de tierras y pararrayos, interruptores electromagnéticos con protección LSIG (Long time- Short time – Instantaneous -Ground fault), etc.

Por otro lado, las causas internas dependen del estado de salud de las partes que componen el transformador eléctrico incluyendo devanados, núcleo, tanque o armazón, sistema de enfriamiento, taps, y aceite en caso de utilizarlo como medio

aislante, dentro de estas causas se encuentran: el deterioro de aislamiento, la pérdida de sujeción de devanado, descargas parciales, resonancia en devanado, defecto en diseño y manufactura, sobrecalentamiento, presencia de oxígeno, contaminación en aceite (Wang et al., 2002). Las cuáles derivan fallas internas en el equipo, el presente trabajo se centrara en las fallas que ocurren en los transformadores tipo seco en los cuales los devanados y el núcleo están sujetos a diferentes esfuerzos durante su operación, que pueden dañar su condición en estado saludable, por ejemplo: expansión y contracción térmica, vibraciones, calentamiento local producido por el flujo de corriente y magnético, exceso de temperatura por inadecuado sistema de enfriamiento, sobrevoltaje y sobre corriente (Christina et al., 2017).

De lo mencionado anteriormente algunos de los factores que deterioran gradualmente el aislamiento son aquellos relacionados al estrés térmico, eléctrico, mecánico y humedad. Estos pueden generarse por las causas antes mencionadas. De acuerdo con las diferentes fuentes analizadas, el daño en los devanados representa la principal falla según diversos autores citados en el presente trabajo, observándose como cortocircuito entre espiras en primera instancia, generando más calor y como consecuencia incrementa el daño en el aislamiento evolucionando hasta convertirse en un daño de mayor impacto un cortocircuito entre fase-fase o cortocircuito entre fase-tierra. Parte del reto es enfocarse en detectar esta falla a temprana edad dónde de acuerdo con las Ecuaciones 2, 3 y 4 estos parámetros se modifican y se obtiene un nuevo modelo presentado en la Figura 4 del circuito equivalente del lado primario del transformador sin carga en cortocircuito.

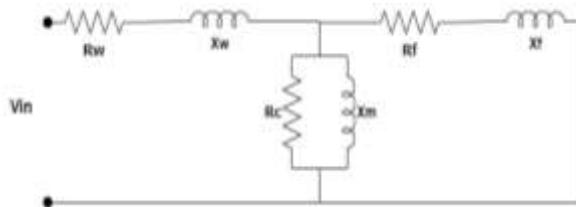


Figura 4. Circuito equivalente de transformador sin carga en cortocircuito (autoría propia).

Dependiendo del número de espiras en cortocircuito el análisis representa un mayor reto si se presenta uno, dos y tres cortocircuitos entre espiras, entregando valores de resistencia e inductancia de fuga muy bajo. Por ello, se considera que el valor de cortocircuito es alto, de igual manera se ignora los valores de  $R_W$  y  $X_W$ , quedando el valor de  $R_n + jX_n$  en paralelo con los valores de  $R_f + jX_f$ , quedando representado en la Ecuación 5:

$$Z_{inf} = \frac{R_n^2 R_f + R_f^2 R_n + X_f^2 R_n + X_n^2 R_f}{R_{nf}^2 + X_{nf}^2} + j \frac{R_n^2 X_f + R_f^2 X_n + X_n^2 X_f + X_f^2 X_n}{R_{nf}^2 + X_{nf}^2} = R_{inf} + jX_{inf} \quad 5)$$

Donde  $R_{nf} = R_n + R_f$  y  $X_{nf} = X_n + X_f$ , suponiendo que  $Z_{inf}$  tiene que ser menor que  $Z_{inh}$ . Para fallas donde el cortocircuito entre espiras comienza se considera en

la ecuación  $R_{sh}$  (número de espiras en cortocircuito), el ángulo de la impedancia se calcula de acuerdo con la Ecuación 6:

$$\angle Z_{inf} = \tan^{-1} \left( \frac{X_n \left( R_n^2 \frac{X_f}{X_n} + X_n X_f + X_f^2 + R_{sh-f}^2 \right)}{R_n \left( X_f^2 + X_n^2 \frac{R_{sh-f}}{R_n} + R_n R_{sh-f} + R_{sh-f}^2 \right)} \right) \quad 6)$$

Donde  $R_{sh-f} = R_{sh} + R_f$ , simplificando se observa que el ángulo de la impedancia de entrada en condición de fallo disminuye respecto con la condición normal, cualquier aumento en el número de vueltas en cortocircuito disminuye el ángulo de entrada de acuerdo con la Ecuación 6, ahora según la relación de la Ecuación 3, se obtiene la Ecuación 7 (Asadi & Kelk, 2015):

$$\frac{X_f}{R_f + R_{sh}} < \frac{R_c}{X_m} \quad 7)$$

## 2.2 FLUJO MAGNÉTICO DE DISPERSIÓN

Los transformadores eléctricos cuando operan bajo las condiciones de carga, temperatura, altura, etc., descritos en la placa de datos de diseño son una de las máquinas más eficientes inventadas por el hombre, con rango de 95-99% de eficiencia en condición de carga completa. Sin embargo, existen pérdidas asociadas a los efectos que produce el intercambio electromagnético entre los materiales y elementos que lo conforman, principalmente los devanados hechos de cobre o aluminio y el núcleo laminado de hierro (Fitzgerald et al., 1975).

Por mencionar algunas de estas pérdidas se tienen las relacionadas por el efecto Joule, presentes en el cable que conforma los devanados primario y secundario, al ser parte de un circuito cerrado y circular corriente eléctrica a través de ellos parte de la energía se convierte en calor por la oposición al flujo de electrones, esta pérdida se puede calcular multiplicando el valor de la corriente eléctrica al cuadrado por la resistencia ( $I^2R$ ) (Schultz, 1989). Pérdidas por efecto de la histéresis en el núcleo de hierro ferromagnético del transformador, está relacionada por el reordenamiento de los dominios magnéticos del núcleo del transformador durante cada semiciclo del voltaje de alimentación en corriente alterna, siguiendo un comportamiento no lineal y la cuál incrementa con la frecuencia (Chapman, 2000). Por el principio de inducción de Faraday, parte de la energía se transfiere al núcleo ocasionando corrientes parasitas denominadas corrientes de Eddy, las cuales se reducen para incrementar la eficiencia del equipo colocando laminados y aislante para reducir la sección transversal efectiva (Fitzgerald et al., 1975).

En los transformadores eléctricos, no todo el flujo magnético producido por el devanado primario pasa a través del devanado secundario y viceversa, en lugar de esto algunas líneas de flujo magnético salen del núcleo a través del aire, a estas pérdidas se les llama flujo magnético de dispersión (Cabanas et al., 2009). Este flujo que no puede establecer un vínculo entre ambos devanados depende principalmente de la relación entre la reluctancia del circuito magnético (Chapman, 2000), las líneas de flujo de fuga en los transformadores están curvadas en los extremos de las bobinas y fluyen a través del aire casi paralelas al eje del devanado como se muestra en la Figura 5, el grado de la curvatura de las líneas de flujo magnético de dispersión denotado con “ $\emptyset_{LP}$ ”, y “ $\emptyset_{LS}$ ”, se ve afectado por la distancia entre los devanados y el armazón de la máquina, y la distribución en el aire se ve afectado por el tipo de devanado utilizado en la construcción de la máquina (Dormont, 1971)

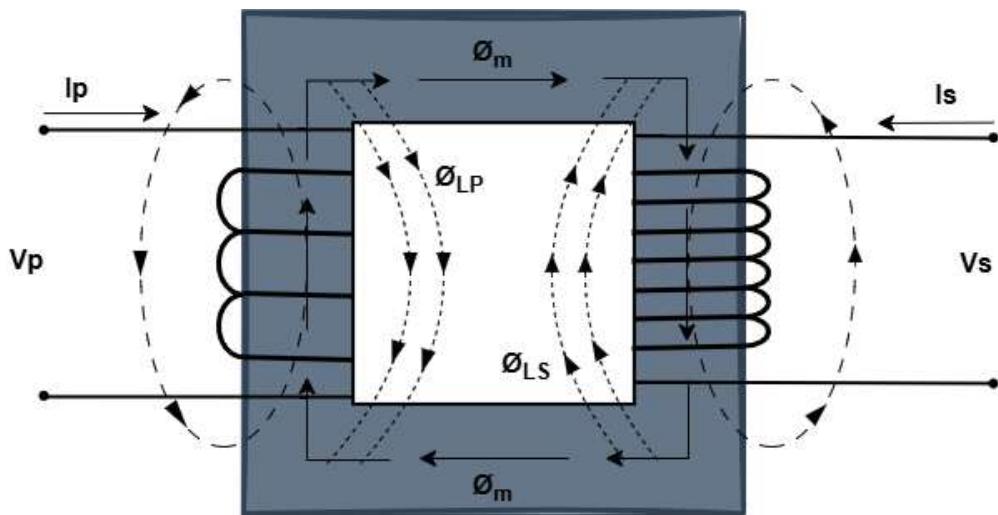


Figura 5. Flujo magnético mutuo y disperso en un transformador eléctrico (autoría propia).

Como se muestra la Figura 5, al inducir voltaje y corriente eléctrica en un devanado, existe una corriente inducida en el otro devanado (de acuerdo con la ley de inducción de Faraday y Lenz), para el caso mostrado la inducción se realiza del lado primario dónde se tienen dos flujos, el flujo mutuo confinado esencialmente en el núcleo del transformador, y que se forma por el efecto de la combinación de las corrientes primaria y secundaria, otro componente es el flujo magnético de dispersión en el lado primario y secundario el cual retorna a través del aire sin transmitirse entre los devanados, de lo cual obtienen las Ecuaciones 8 y 9:

$$\phi_p = \phi_m + \phi_{LP} \quad 8)$$

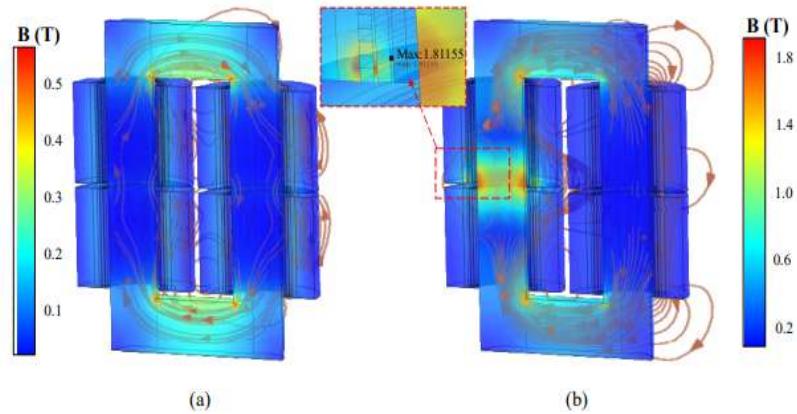
$$\phi_s = \phi_m + \phi_{LS} \quad 9)$$

Donde:  $\phi_p$  y  $\phi_s$  es el flujo medio total en el primario y secundario,  $\phi_m$  es igual al flujo mutuo ligado a los devanados primario y secundario, y  $\phi_{LP}$  y  $\phi_{LS}$  es el flujo disperso en el devanado primario y secundario respectivamente. Entre menor sea

este flujo magnético de dispersión la relación de transformación de voltaje del primario y secundario será más exacta acorde al número de vueltas de los devanados.

### 2.2.1 COMPONENTES DE FLUJO MAGNÉTICO DE DISPERSIÓN

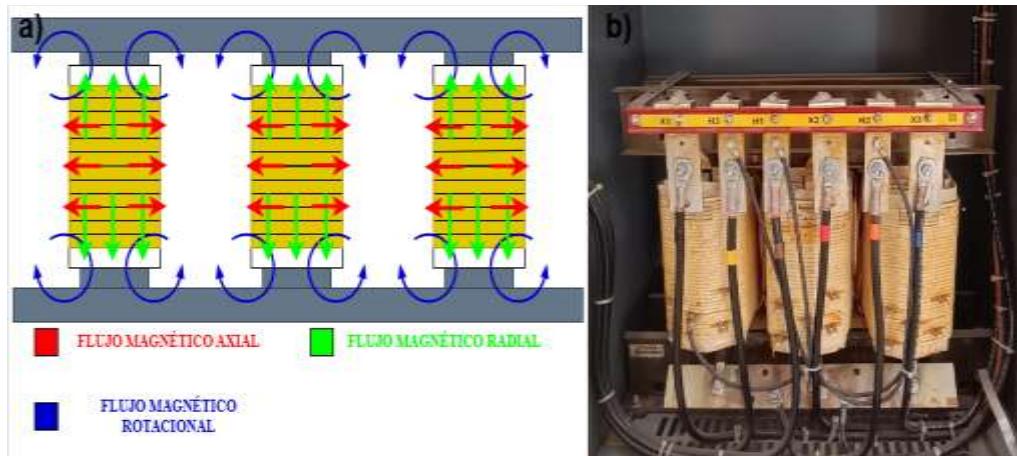
Durante el estado de operación en condición sana en un transformador eléctrico la corriente eléctrica y el voltaje permanecen simétricos, por lo que las componentes de flujo magnético de dispersión permanecen simétricas. Sin embargo, en la falla de cortocircuito entre espiras, esta simetría se pierde de acuerdo con (Cabanás et al., 2011). En la Figura 6a) se observan las líneas de flujo magnético en un transformador eléctrico en estado saludable dónde parte de las líneas fluyen a través del núcleo de hierro laminado y esté induce corrientes entre los devanados primario y secundario. Sin embargo, el flujo magnético de dispersión se distribuye a través del aire entre el núcleo y los devanados, y en la periferia de los bordes de los devanados de forma simétrica. En la Figura 6b) se agrega la falla de cortocircuito entre espiras en la parte inferior del devanado secundario, observándose un cambio en la forma de las líneas de flujo magnético de dispersión en las componentes axial y radial, por lo que surge el interés de analizar las diferentes componentes de flujo magnético de dispersión axial, radial y rotacionales.



**Figura 6. Flujo magnético simulado de un transformador. a) Flujo magnético condición normal. b) Flujo magnético condición en falla (Yang et al., 2021).**

La Figura 7 b) muestra una imagen descriptiva de la vista frontal de un transformador trifásico. Por otro lado, en la Figura 7 a) se presenta un esquema de la distribución de las componentes de flujo magnético de dispersión, siendo la componente de flujo magnético de dispersión axial es de mayor interés en los diferentes trabajos citados debido a que como se puede observar cualquier cortocircuito entre espiras en los devanados modifica las líneas de flujo magnético

a través de todo el circuito. Se ha demostrado que entre los devanados y el núcleo se encuentran líneas de flujo magnético de dispersión que cruza de forma vertical, como se muestra en la Figura 7 a) con flechas color rojo. La fuga de flujo magnético axial se reporta como la que tiene una mayor distorsión en un eventual cortocircuito entre espiras, ocasionando fuerzas axiales que actúan del centro a los bordes de los devanados los cuales pueden alcanzar valores peligrosos hasta ocasionar cortocircuito entre fases o falla a tierra, deformando el devanado exterior de alto voltaje.



**Figura 7. Transformador trifásico (Vista Frontal) a) Esquema de las líneas de flujo magnético de dispersión, b) Imagen representativa de un transformador trifásico.**

Las líneas de flujo de dispersión formadas en el borde de los devanados corresponden a componentes radiales, como se muestra en la Figura 7 a) ilustrado en color verde. Estas componentes de fuga radial y la corriente al igual que las componentes axiales generan fuerzas radiales paralelas a los devanados y el núcleo ferromagnético del transformador eléctrico, extendiendo los devanados externos de alta tensión y comprimiendo los devanados internos de baja tensión ocasionando incremento de temperatura y vibraciones, dando paso a incrementar las componentes de flujo de dispersión.

Por último, las componentes rotacionales mostradas en color azul en la Figura 7 a), son ocasionadas por las corrientes de Foucault inducidas en el núcleo del transformador, las cuales tienen patrones circulares o rotacionales. En menor medida que un motor eléctrico en el cuál este efecto es más visible debido a que las excentricidades y desalineamiento amplifican estas componentes, en un transformador eléctrico al existir un cortocircuito entre espiras, corrientes armónicas, sobrecarga, etc., incrementan estas corrientes parasitas asociadas al núcleo ocasionando pérdidas por calor y vibraciones.

## **2.2.2 SENsoRES EMPLEADOS PARA LA CAPTURA DE LAS SEÑALES DE FLUJO MAGNÉTICO**

Los sensores magnéticos han sido parte importante para el análisis y control de diferentes áreas de estudio y desarrollo tecnológico, actualmente en la industria automotriz se utilizan para la detección de posición, las computadoras tienen mayor capacidad de almacenamiento, la industria aeronáutica fabrica aviones que vuelan con mayor seguridad por la alta confiabilidad de conmutación sin contacto mediante sensores magnéticos, etc. (Lenz J. , 1990), detectar los campos magnéticos generados a partir de fenómenos magnéticos y eléctricos, no es una tarea sencilla por lo que diferentes sensores se han desarrollado basándose en la aplicación dentro de esta gama de sensores se tiene: sensores de efecto Hall, sensores tipo bobina, fluxgate, ópticos, diodo magnético, transistor magnético, MEMS, etc., en lo particular en este trabajo se abordará los sensores tipo bobina y de efecto Hall.

### **2.2.2.1 SENsoRES MAGNÉTICOS TIPO BOBINA**

Los sensores más utilizados y sencillos de elaborar son los denominados tipo bobina, generalmente conformados por enrollamientos de hilos o alambre de cobre, donde el número de vueltas se calcula de acuerdo con la aplicación pueden tener o no núcleo ferromagnético, el uso de un núcleo conlleva una mejora significativa en la sensibilidad del sensor. Sin embargo, esta modificación conlleva que el sensor pierda su linealidad debido a factores como: temperatura, frecuencia, densidad de flujo, etc., otros aspectos a considerar es que el núcleo ferromagnético altera la distribución del campo magnético medido y genera ruido reduciendo la resolución del sensor (Tumanski, 2007).

Este tipo de sensores se han empleado para la captura de flujo magnético de dispersión para el diagnóstico de fallas en motores eléctricos en trabajos reportados por (Park et al., 2019) preinstalado en el interior del motor en el entrehierro y (Zamudio et al., 2020) como un sensor externo y no invasivo, de igual manera en transformadores eléctricos (Cabanás et al., 2011) y otros trabajos citados colocaron un sensor preinstalado en los devanados del transformador. El principio de funcionamiento de los sensores tipo bobina se basa en la ley de inducción de Faraday, al estar en contacto con un campo magnético variante en el tiempo producido por la corriente alterna, este induce flujo a través de la bobina generando un voltaje o corriente eléctrica de salida, está señal detectada por el sensor dependerá del área de la bobina, el número de vueltas, la tasa de cambio del flujo magnético a través de la bobina y la permeabilidad del núcleo en caso de utilizarse.

El diseño más básico de este tipo de sensor se puede calcular de acuerdo con las siguientes ecuaciones:

El área de la bobina puede ser calculada de acuerdo con la Ecuación 10, donde “ $D_e$ ” es el diámetro exterior y “ $D_i$ ” el diámetro interior.

$$A = \frac{\pi}{8} (D_e + D_i)^2 \quad 10)$$

El cálculo de número de vueltas se determina con la Ecuación 11, el cual depende del diámetro del cable “ $d$ ” y se considera el factor de empaquetamiento “ $k$ ” ( $k \approx 0.85$ ) y las dimensiones de la bobina.

$$n = \frac{l(D_e - D_i)}{2kd^2} \quad 11)$$

La sensibilidad de la bobina se puede calcular de acuerdo con la Ecuación 12, dónde “ $f$ ” es la frecuencia con la que varía el flujo magnético de la bobina.

$$S = \left( \frac{10^{-7} \pi^3 f l}{4kd^2} \right) (D_e - D_i)(D_e + D_i)^2 \quad 12)$$

La resolución del sensor tipo bobina depende de la resistencia “ $R$ ”, la temperatura “ $T$ ”, la banda de frecuencia “ $\Delta f$ ” y el coeficiente de Boltzmann  $k_b = 1.38 \times 10^{-23} WsK^{-1}$ , de acuerdo con la Ecuación 13.

$$V_T = 2\sqrt{k_b T \Delta f R} \quad 13)$$

Donde la resistencia de la bobina puede calcularse según la Ecuación 14, dónde “ $\rho$ ” es la resistividad del material.

$$R = \left( \frac{\rho l}{d^4} \right) (D_e - D_i)(D_e + D_i) \quad 14)$$

Para el cálculo de la señal de salida “ $V$ ” y ruido “ $SNR$ ” se utiliza la Ecuación 15 y 16, dónde “ $H$ ” es la intensidad de campo magnético.

$$V = \frac{10^{-7}}{2} * \pi^3 * f * n * (D_e - D_i)^2 * H \quad 15)$$

$$SNR = \frac{\pi^3 * 10^{-7}}{8} * \frac{f}{\sqrt{\Delta f}} * \frac{\sqrt{l} * (D_e + D_i) * \sqrt{D_e^2 - D_i^2} * H}{\sqrt{k^2 * k_b * T * \rho}} \quad 16)$$

En caso de contar con núcleo ferromagnético se debe considerar que el material debe tener alta permeabilidad, el diámetro típico del núcleo por diseño de específico con la relación  $D_i \approx 0.3D_e$  y el tamaño de la bobina “ $I$ ” es recomendado en valor cercano a  $0.7-0.9I_c$  (Richter, 1979), por lo que el valor de salida “ $V$ ” y la señal de ruido “ $SNR$ ”, se describe en las Ecuaciones 17 y 18 respectivamente (Tumanski, 2007):

$$V \cong 0.9 \times 10^{-5} * f * \frac{l^3}{d^2} * D_i * \frac{1}{\ln\left(2 * \frac{l}{D_i}\right) - 1} * H \quad 17)$$

$$SNR \cong 1.4 \times 10^8 * \frac{f}{\sqrt{\Delta f}} * l^2 * \sqrt{l} * \frac{1}{\ln\left(2 * \frac{l}{D_i}\right) - 1} * H \quad 18)$$

### 2.2.2.2 SENsoRES MAGNÉTICOS EFECTO HALL

Los sensores de efecto Hall descubiertos en 1879 por el Físico Americano Edwin Herbert Hall permiten medir el campo magnético y convertirlo a una señal de voltaje o corriente de salida, el cuál es resultado de las fuerzas magnéticas de Lorentz, que desvía las cargas en movimiento que constituyen la corriente eléctrica en un campo magnético (Hall, 1880). Estos son sensores pequeños fabricados con semiconductores o metales, en el caso del uso de semiconductores hay menos electrones de conducción, así que, si la corriente eléctrica pasa a través de él al igual que en un metal, los electrones en el semiconductor tienen una mayor velocidad de deriva que el metal. Cuanto más rápido se mueven los electrones, más fuerte y mayor será la fuerza que experimentan y mayor el voltaje producido (Lenz & Edelstein, 2006).

En la Figura 8, se muestra el esquema representativo de un sensor de efecto Hall al cual se le aplica una corriente eléctrica "I" a lo largo de la barra, así como un campo magnético "B" perpendicular a la superficie, lo que da lugar a un voltaje Hall "VH".

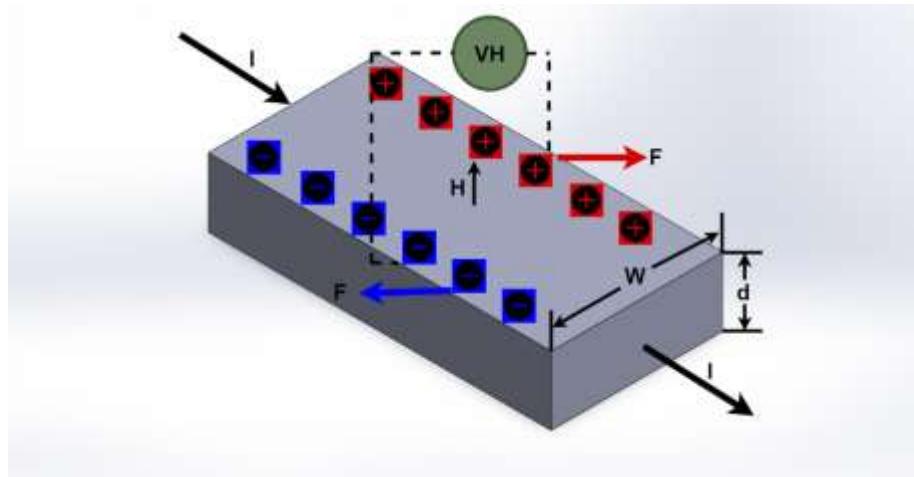


Figura 8. Esquema de una barra de sensor efecto Hall (ningún tipo) (autoría propia).

De tal forma se puede definir, si en un conductor sólido colocado en un campo magnético "B", la fuerza magnética de Lorentz actúa en una carga eléctrica puntual esto se puede expresar acordé a la Ecuación 19:

$$F = qvB \quad 19)$$

Dónde “ $q$ ” es la carga eléctrica por transportar, y “ $v$ ” es el vector de velocidad de deriva instantánea del portador en movimiento la cual se calcula de acuerdo con la Ecuación 20:

$$v = \frac{I}{n * q * w * d} \quad 20)$$

Siendo “ $I$ ” la corriente eléctrica aplicada, “ $w$ ” el ancho de la barra, y “ $d$ ” el espesor de la barra conductora.

Cuando se aplica un campo magnético en dirección perpendicular al flujo de corriente eléctrica, la fuerza magnética de Lorentz provoca una desviación de corriente eléctrica, como consecuencia de este efecto se acumulan las cargas de signos opuestos en los bordes de la barra conductora y ortogonales al flujo de corriente eléctrica, generando un voltaje diferencial “ $V_H$ ”, el cual se expresa de acuerdo con la Ecuación 21:

$$V_H = \frac{I * B}{n * q * d} \quad 21)$$

Por lo que el voltaje generador es lineal de acuerdo con la velocidad de la carga eléctrica transportada, el campo magnético aplicado al eje perpendicular a la superficie, la separación de los puntos de censado, y la permeabilidad del material (Ramsden, 2006). El auge de estos sensores en la actualidad continúa de manera creciente debido a los avances en las ciencias de los materiales, ayudando a dar mejores propiedades que permitan una mayor sensibilidad, bajo costo y tamaños diminutos.

## 2.3 TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO SEÑALES

Dentro de la etapa de procesamiento de señales se abordan diferentes técnicas aplicables en las señales obtenidas durante el estado de operación en régimen permanente y/o transitorio del transformador eléctrico, abordando la extracción de indicadores estadísticos, y transformada rápida de Fourier (FFT).

### 2.3.1 INDICADORES ESTADÍSTICOS.

Las señales capturadas por el sensor magnético son almacenadas por el sistema de adquisición de datos en el dominio del tiempo. Para ello los diferentes indicadores estadísticos, enunciados en las expresiones de (22) a (35), de la Tabla 1 ayudan a extraer información y características del comportamiento de las señales,

para evaluar si los cambios del equipo operando en estado sano, y con fallas refleja cambio en los parámetros y consecuentemente identificar los patrones de la falla (Caesarenda & Tjahjowidodo, 2017). Dentro del análisis, un pequeño grupo de características no garantiza la descripción de funcionamiento del sistema, por ejemplo, ante un cortocircuito entre espiras en un transformador eléctrico, al momento de clasificar esta puede ser errónea, por otro lado, muchas características pueden incrementar la capacidad de discriminación, pero no asegurar la adición de información relevante relacionada con el fallo, esto quiere decir que la información es redundante. Además, la construcción de modelos a partir de un conjunto de datos con muchas características conlleva un costo computacional alto (Korn et al., 2001). Bajo este contexto el emplear indicadores estadísticos que puedan extraer las características de cualquier magnitud física como lo son: vibraciones, temperatura, corriente eléctrica, frecuencia, flujo magnético, entre otros, para la detección de fallos se debe reflejar en información que nos pueda entregar muestras representativas del estado de operación y se puedan identificar los patrones de la falla (Huerta et al., 2021).

**Tabla 1. Indicadores estadísticos para datos en el dominio del tiempo.**

Indicador	Ecuación matemática	No.
Media aritmética	$F1 = \frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N X_i$	22)
Valor máximo	$F2 = \max(X)$	23)
Raíz media cuadrática (RMS)	$F3 = (\frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N X_i^2)^{1/2}$	24)
Media cuadrática (SRM)	$F4 = (\frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N  X_i ^{1/2})^2$	25)
Desviación estándar ( $\sigma$ )	$F5 = \sqrt{\frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N (X_i - F1)^2}$	26)
Varianza ( $\sigma^2$ )	$F6 = \frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N (X_i - F1)^2$	27)
Factor de forma RMS (SF <sub>RMS</sub> )	$F7 = \frac{F3}{\frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N  X_i }$	28)
Factor de forma SRM(SF <sub>SRM</sub> )	$F8 = \frac{F4}{\frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N  X_i }$	29)
Factor cresta (CF)	$F9 = \frac{F2}{F4}$	30)
Factor de latitud (LF)	$F10 = \frac{F2}{F3}$	31)
Factor de impulso (IF)	$F11 = \frac{F2}{\frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N  X_i }$	32)
Oblicuidad (S <sub>k</sub> )	$F12 = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - F1)^3}{F5^3}$	33)
Kurtosis (k)	$F13 = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - F1)^4}{F5^4}$	34)
Entropía de Shannon	$F14 = \sum_{i=1}^N X_i^2 \log(X_i^2)$	35)

El proceso de análisis estadístico de la señal capturada en el dominio del tiempo se basa en la implementación de un esquema de ventaneo que permite segmentar la señal en intervalos definidos para extraer características dinámicas específicas. La Figura 9, ilustra un ejemplo detallado de este proceso, donde se observa una señal representada en el dominio del tiempo, la cual es sometida a un proceso de partición mediante ventanas rectangulares deslizantes sin superposición entre ellas. Este enfoque facilita el análisis localizado de la señal y permite una evaluación precisa de las variaciones dinámicas que podrían estar asociadas a la presencia de fallas o condiciones anómalas en el transformador.

El tamaño de la ventana es un parámetro crítico en el proceso de ventaneo, ya que determina la resolución temporal y la sensibilidad del análisis estadístico. Para los fines de esta tesis, se ha seleccionado un tamaño de ventana de 1 segundo. Esta elección se fundamenta en la necesidad de equilibrar dos aspectos importantes:

- Evitar la influencia de perturbaciones puntuales o ruido transitorio que pueda distorsionar los resultados del análisis.
- Capturar suficientes datos dentro de cada ventana para asegurar una estimación confiable de las características estadísticas de la señal.

El uso de ventanas deslizantes sin superposición garantiza que las observaciones sean independientes entre sí, lo que fortalece la validez de los indicadores obtenidos y evita la redundancia en la información extraída de la señal.

Una vez segmentada la señal mediante el proceso de ventaneo, se procede a calcular una serie de indicadores estadísticos para cada ventana de datos. Estos indicadores son calculados mediante las expresiones detalladas en las ecuaciones (22) a (35).

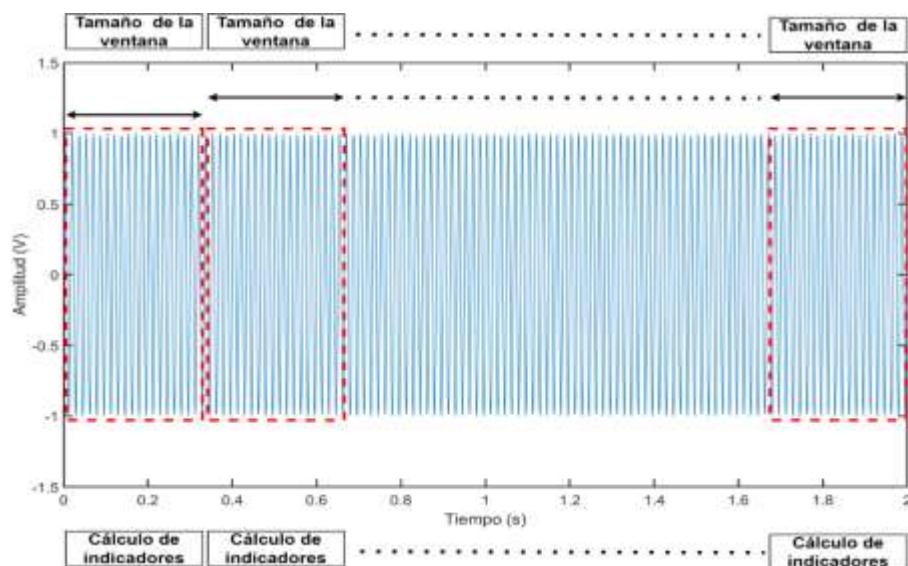


Figura 9. Cálculo de indicadores por ventanas en la señal en el dominio del tiempo.

### 2.3.2 TRANSFORMADA RÁPIDA DE FOURIER

La transformada de Fourier es una herramienta matemática utilizada para descomponer funciones periódicas y no periódicas en el dominio del tiempo, para representarlas en su dominio en frecuencia. La transformada de Fourier se define mediante la Ecuación 37. Por un lado, se tiene la función en dominio de la frecuencia sin alterar el contenido de la información, y por otra parte la señal continua invariante en el tiempo.

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) * e^{-2j\pi ft} dt \quad 37)$$

Donde  $X(f)$  representa la señal en dominio de la frecuencia, “ $t$ ” representa el dominio del tiempo, “ $f$ ” es la frecuencia, y “ $j$ ” la parte imaginaria de un número complejo.

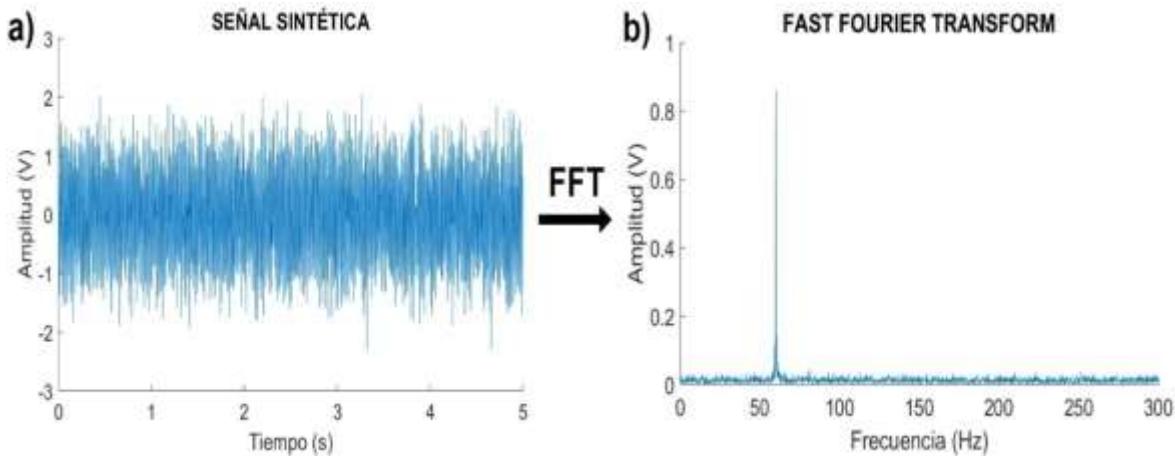
De esta forma se puede descomponer una señal compleja en componentes de frecuencia únicas que conforman la señal original, sin embargo, no indica el instante de tiempo en el que ocurre, es por ello, que se aplica a señales estacionarias, siendo una herramienta útil para analizar modelos matemáticos. Para el análisis de señales, estas se obtienen del efecto producido por un fenómeno físico y por medio de sistemas digitales, se capturan dichas señales de forma discreta por lo que se emplea la transformada discreta de Fourier (DFT – Discrete Fourier Transform), en conjunto con el algoritmo de la transformada rápida de Fourier (FFT – Fast Fourier Transform) permitiendo optimizar el número de operaciones, dividiendo recursivamente la DFT en subtransformadas o ventanas más pequeñas. La representación de la DFT se muestra en la Ecuación 38. Esta toma el número de datos muestreados “ $N$ ” de una señal discreta, los descompone en una señal discreta en el dominio de la frecuencia “ $X[k]$ ”, al multiplicar el factor “ $k$ ” kernel por la señal en tiempo discreto “ $x[n]$ ”:

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{\frac{-2j\pi kn}{N}}, 0 \leq k \leq N - 1 \quad 38)$$

Dónde “ $j$ ” representa la parte imaginaria de un número complejo.

A continuación, se presenta un ejemplo de una señal en el tiempo discreta y el cálculo de espectro en frecuencias de Fourier, en la Figura 10 a), se muestra una señal del tipo  $x[t] = \cos(2 * \pi * 60 * t)$  representada a 60Hz y con ruido Gaussiano de 5 dB, en la Figura 10 b), se muestra que la componente de 60 Hz en amplitud es la más representativa, comparado con las frecuencias generadas por el ruido Gaussiano, dentro de una señal real se tienen diferentes señales que al aplicar transformada de Fourier tienen amplitudes significativas por lo que es necesario

conocer en que rangos de frecuencia hacer un análisis, en el ejemplo la frecuencia esperada es 60 Hz lo que se demuestra en la Figura 10 b), por otro lado, como se menciona anteriormente aplicar DFT no indica el instante de tiempo en la que aparece cada componente frecuencial.



**Figura 10. Ejemplo aplicación de FFT. a) Señal sintética dominio en el tiempo, b) Espectro en frecuencias de Fourier (autoría propia).**

## 2.4 REDUCCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

Actualmente los sistemas computacionales han incrementado su capacidad de procesamiento, por ende, en el campo o área de procesamiento de datos se han podido implementar algoritmos con gran versatilidad, sin embargo, el costo computacional sigue siendo un tema de interés. El uso de algoritmos de aprendizaje automático es una de las aplicaciones en auge y esta tiene la capacidad de procesar gran cantidad de datos, pero cuando el número de atributos escala, el número de datos incrementa proporcionalmente, y como consecuencia el modelo de aprendizaje se vuelve más complejo (Akritas & Malaschonok, 2004). Esta gran cantidad de características y datos que alimentan el aprendizaje automático puede conducir a un sobreajuste y bajo rendimiento de acuerdo con las métricas de desempeño como: precisión, sensibilidad, F1 Score, entre otras según la estimación requerida, para el caso de la precisión de un sistema de aprendizaje automático esta se puede ver afectada por la redundancia de los datos. Por lo que, los algoritmos de reducción de dimensionalidad tienen como objetivo resolver el problema de la dimensionalidad, con el fin de mejorar la calidad de los datos y reducir su complejidad.

## 2.4.1 SELECCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

El objetivo principal de la selección de características es seleccionar un subconjunto de variables de entrada que contengan más información, y describan de mejor manera los datos de entrada, con la finalidad de maximizar la relevancia y minimizar la redundancia. Por un lado, las variables dependientes no proporcionan información relevante de las clases, esto significa que se puede obtener más información del conjunto de datos a partir de menos características. En algunas aplicaciones, las variables que no están correlacionadas con las clases generan ruido, lo que puede ocasionar bajo rendimiento al clasificar los datos. Al aplicar técnicas de selección de características como lo son Fisher score, ANOVA, coeficiente de correlación de Pearson, razón de información, entre otras, se reducen los tiempos de procesamiento, y se mejora el rendimiento de la etapa de clasificación (Chandrashekhar & Sahin, 2014).

### 2.4.1.1 FISHER SCORE

La puntuación de Fisher (del inglés Fisher Score) se basa en la idea de encontrar un subconjunto de características, de tal modo que el espacio de datos de las características seleccionadas será evaluado dentro de cada clase, con la finalidad de encontrar la distancia entre los datos de diferentes clases sean lo más grande posible, mientras que las distancias entre los datos de la misma clase sean lo más pequeñas posibles.

$$FS^j = \frac{\sum_{i=1}^c \eta_i (\mu_i^j - \mu^j)^2}{\sum_{i=1}^c \eta_i (\sigma_i^j)^2} \quad (42)$$

Dónde " $\eta_i$ " es el número de datos, " $\mu_i^j$ " es la media, y " $\sigma_i^j$ " la desviación estándar de la clase  $i^{th}$  de la  $j^{th}$  característica respectivamente, y " $\mu^j$ " es la media de todo el conjunto de datos de la  $j^{th}$  característica. Después de calcular la puntuación de Fisher de cada característica, se selecciona o seleccionan las características con mayor puntuación, esto indica que la característica cuenta con una buena capacidad de diferenciar entre las clases de esta característica (Gu et al., 2011).

### 2.4.1.2 Análisis de varianza (ANOVA).

El análisis de varianza es una técnica estadística que funciona para comparar dos o más medias de una o más variables de respuesta en distintos grupos de diferentes factores. ANOVA es parte del modelo lineal general (GLM del inglés

General Linear Model), una forma de representar ANOVA en el GLM se define en la ecuación 43:

$$Y = \mu + \alpha + \epsilon \quad 43)$$

Dónde "Y" es la puntuación, " $\mu$ " es la media de la población, " $\alpha$ " la variable independiente, y " $\epsilon$ " el error (Quirk, 2012).

Por lo tanto, el método ANOVA evalúa el tamaño de la varianza entre las medias de los grupos (varianza entre grupos) en comparación con la varianza media dentro de cada grupo (varianza dentro del grupo). Siendo la relación entre la varianza entre grupos y la varianza dentro del grupo de principal interés para el análisis ANOVA partimos de la ecuación 44:

$$F = \frac{MSB}{MSW} \quad 44)$$

Donde "F" es el valor de la distribución, "MSB" es la media de cuadrados entre grupos (del inglés mean squares between groups), y "MSW" la media de cuadrados dentro de los grupos (del inglés mean square within groups). Esta relación expresada por el valor F, determina el grado de cuán relativamente mayor es la diferencia entre las medias de los grupos (varianza entre grupos) en comparación con la varianza dentro de los grupos. Un valor F grande implica que las medias de los grupos son muy diferentes entre sí en comparación con la variación de las observaciones individuales en cada grupo. Un valor F mayor que el valor crítico respalda que las diferencias entre las medias de los grupos son mayores que lo esperado (Kim, 2014).

#### 2.4.2 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

El método de extracción de características extrae nuevas características de un conjunto de datos de alta dimensionalidad, a un subespacio de baja dimensionalidad mediante transformación algebraica con el objetivo de perder una gran cantidad de información durante el proceso de transformación de características. Dentro de los métodos de extracción de características se pueden clasificar en diferentes categorías como lo son: lineal, no lineal, supervisado, no supervisado, proyección aleatoria, y basado en variedad. Sin embargo, para el presente caso de estudio se utilizará la metodología conocida como análisis discriminante lineal por la distribución uniforme de los datos, esta etapa es esencial para mejorar la eficiencia y precisión de modelo de clasificación (Zebari et al., 2020).

#### 2.4.2.1 ANÁLISIS DISCRIMINANTE LINEAL (LDA)

El uso de la técnica de procesamiento de datos LDA es una técnica supervisada de reducción dimensionalidad a un espacio de dimensión deseada, la idea es proyectar los datos en un espacio de menor dimensión en el cual las clases se encuentran separadas, esto puede ser visto como un método de extracción de características (Fukunaga, 1990). La técnica se emplea fácilmente en caso en el que la frecuencia dentro las clases son desiguales y su desempeño se ha examinado en datos de prueba generados aleatoriamente. Este método maximiza la relación entre la varianza entre clases y la varianza dentro de la clase en cualquier conjunto de datos, garantizando así la máxima separabilidad (Balakrishnama & Ganapathiraju, 1998).

Acorde a lo descrito LDA identifica un nuevo espacio de características para proyectar los datos con el objetivo de maximizar la separación entre clases. A partir de “ $d$ ” características independientes de un conjunto de datos, se extrae “ $k$ ” nuevas características independientes que separan más las clases (características dependientes). Por lo tanto, el número de nuevos componentes producidos es menor que el número de clases. El algoritmo de LDA se presenta a continuación:

1. Construir las matrices de dispersión ( $S_w$  y  $S_d$ ) de acuerdo con las Ecuaciones 42 y 43.

$$S_w = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (x_j^i - \mu_i)(x_j^i - \mu_i)^T \quad 42)$$

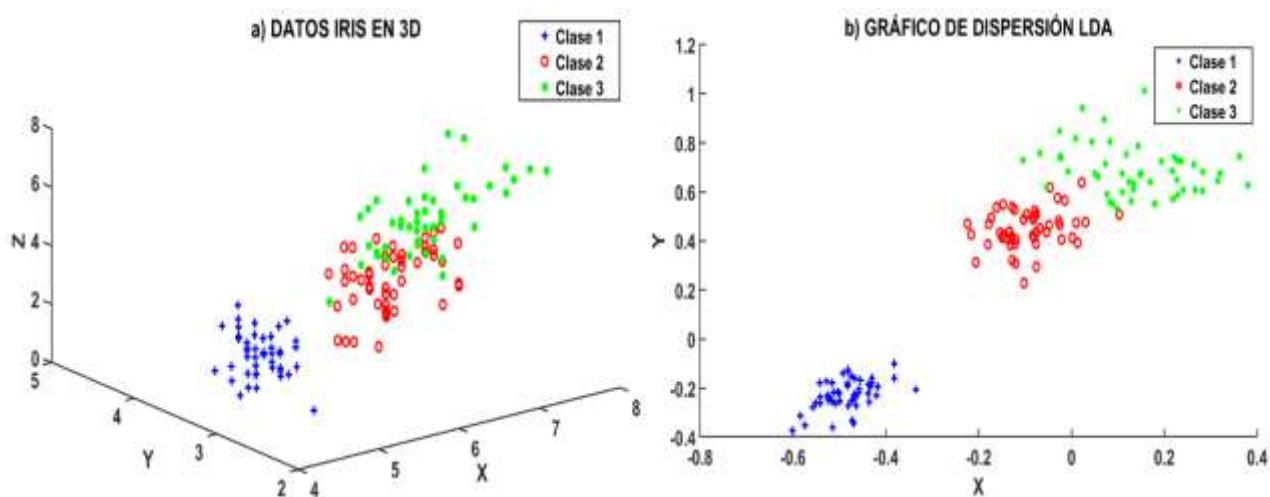
Siendo “ $S_w$ ” la matriz de dispersión dentro de la clase, “ $n$ ” el número de muestras de la j-esima clase “ $c$ ”, “ $\mu_i$ ” la media de la característica de las muestras de la i-esima clase “ $c$ ”.

$$S_b = \sum_{i=1}^c n(\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad 43)$$

Donde “ $S_b$ ” es la matriz de dispersión entre las clases, “ $n$ ” el número de muestras de la j-esima clase “ $c$ ”, “ $\mu$ ” es la media de la característica de todas las muestras.

2. Calcular los eigen valores y sus respectivos eigen vectores de las matrices de dispersión  $eig(S_w^{-1} * S_b)$ .
3. Acomodar los eigen vectores en orden descendiente.
4. Construir la matriz  $W_{(dxk)}$  con los k eigen vectores superiores.
5. Transformar x usando W para el nuevo subespacio  $Y = W^T * x$  (Anowar et al., 2021).

En la Figura 11 a) se gráfica en tres dimensiones la base de datos tomados como ejemplo de la base IRIS dentro de los que se encuentran el conjunto Iris-Versicolor, Iris-Setosa e Iris-Virginica, utilizados con la finalidad de reducir su dimensionalidad y separar las clases, al aplicar la técnica LDA, en la Figura 11 b) se reduce la dimensión de los datos a dos dimensiones como se observa los datos se dispersan en los ejes “X” y “Y” de forma lineal, dentro de estos ejes el que mejor separa los datos es el eje “X”, el cuál podría ser utilizado para clasificar datos mediante algoritmos de clasificación como máquinas de soporte vectorial, redes neuronales artificiales, K vecinos más cercanos, entre otros.



**Figura 11. Cambio de dimensión aplicando LDA. a) Gráfico de datos en 3D de la base IRIS, b) Gráfico de dispersión en 2D al aplicar LDA (autoría propia).**

## 2.5 CLASIFICACIÓN DE DATOS

Diversas técnicas se han desarrollado como métodos de clasificación de datos de forma supervisada y no supervisada, cuyo objetivo principal es predecir la clase a la que pertenecen los datos, de acuerdo con un conjunto antes dado como aprendizaje para el algoritmo. Dentro de estos algoritmos se encuentran: máquinas de soporte vectorial, K-vecinos más cercanos, árboles de decisión, redes neuronales en la que se centrara el tema de aplicación, entre otros algoritmos.

### 2.5.1 REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Una red neuronal artificial (ANN – Artificial Neural Network) fueron desarrolladas para simular el sistema nervioso de los humanos basándose en la neurona básica y los elementos que la componen, con la finalidad de realizar tareas de aprendizaje automático utilizando unidades de procesamiento llamadas neuronas. Basado en esto las ANN son capaces de aprender cualquier función matemática con la finalidad de realizar funciones de clasificación y reconocimiento de patrones, con los suficientes datos de entrenamiento (Aggarwal, 2018).

Dentro del algoritmo de aprendizaje de una red neuronal artificial se tiene la estructura del perceptrón simple denominada la unidad básica de procesamiento, En la Figura 12, se muestra la estructura básica de un perceptrón compuesto por la siguiente estructura:

- Capa de entrada: se denota por entradas de datos “i”, no hay procesamiento de datos.
- Capa oculta: se compone de neuronas “j”, son unidades de procesamiento con capacidad limitada de memoria y realiza cálculos locales, dentro de esta capa se tiene la función de excitación “ $S_j^p$ ” denotada por la Ecuación 44, y la función de transferencia “ $h_j^p$ ” donde se cuenta con un grupo variado entre las más comunes se muestran en la Tabla 2.

$$S_j^p = \sum_{i=1}^n W_{i,j}^p X_i^p + W_{n+1,j}^p \quad 44)$$

Donde “n” representa el número de entradas a la red neuronal más el sesgo o bias cuya función es evitar que el algoritmo se indetermine, “p” es la posición de la iteración, “ $W_{i,j}^p$ ” representa los pesos sinápticos y se determinan con la Ecuación 45, “ $X_i^p$ ” datos de entrada.

$$W_{i,j}^p = W_{i,j}^{p-1} + \eta \zeta_j^p X_i^p \quad 45)$$

Siendo “ $\eta$ ” el coeficiente de aprendizaje con valores de entre “ $0 \leq \eta \leq 1$ ”, “ $\zeta$ ” toma el valor del error en este caso en particular para utilizar el algoritmo de retropropagación, el valor del error “ $e_j^p$ ” se determina de acuerdo con la Ecuación 46.

$$e_j^p = Y_j^p - h_j^p \quad 46)$$

Donde “ $Y_j^p$ ” representa la salida deseada del sistema.

- Capa de salida: se denota por neuronas “k”, son unidades de procesamiento.

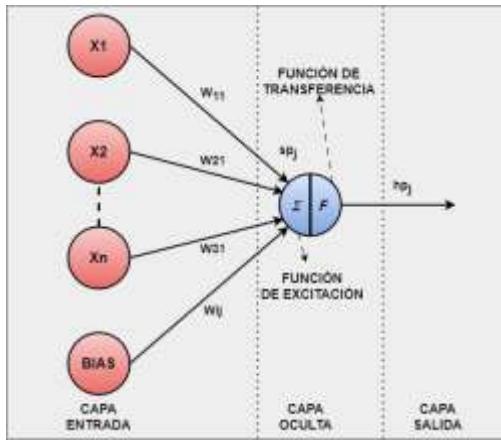


Figura 12. Red Neuronal Artificial (ANN), estructura de un perceptrón simple (autoría propia).

Tabla 2. Funciones de activación comunes utilizadas en ANN.

Nombre	Función	No.
Función lineal	$h_j^p = S_j^p$	47)
Función escalón unitario	$h_j^p = \begin{cases} 0, & S_j^p < 0 \\ 1, & S_j^p \geq 0 \end{cases}$	48)
Función escalón simétrico	$h_j^p = \begin{cases} -1, & S_j^p < 0 \\ 1, & S_j^p \geq 0 \end{cases}$	49)
Función sigmoide	$h_j^p = \frac{1}{1+e^{-S_j^p}}$	50)
Función hiperbólica	$h_j^p = \frac{e^{S_j^p} - e^{-S_j^p}}{e^{S_j^p} + e^{-S_j^p}}$	51)

En la Figura 13, se muestra la estructura de un ejemplo de una red neuronal artificial compuesta por tres datos de entrada, cuatro neuronas de procesamiento en la capa oculta y tres neuronas de procesamiento en la capa de salida. El número de neuronas en la capa oculta se seleccionan de acuerdo con la complejidad del problema a resolver, la cantidad de datos debe ser suficiente para entrenar el algoritmo, y debidamente seleccionados con técnicas de selección y extracción de características, con la finalidad de evitar sobreajuste.

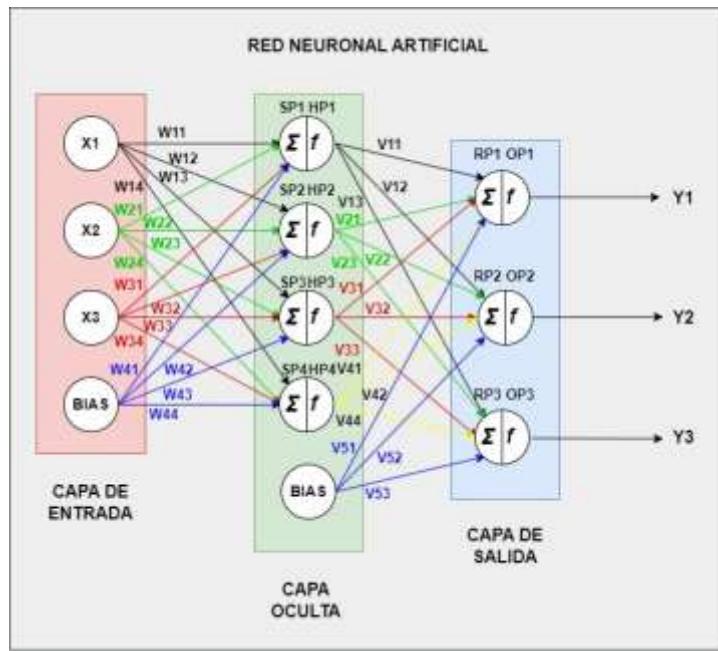


Figura 13. Red Neuronal Artificial (ANN), estructura de una red neuronal compuesta (autoría propia).

## CAPÍTULO 3. METODOLOGÍA.

En el presente capítulo se describe a detalle la metodología propuesta para el desarrollo del presente trabajo de investigación, como primer punto se describen las bases teóricas que sustentan la metodología. Posteriormente, se muestra el esquema metodológico propuesto, donde se detallan las señales de flujo magnético de dispersión, las etapas de procesamiento de señales, y la clasificación de estas para el diagnóstico automático de un fallo de cortocircuito entre espiras en un transformador seco. Por último, se describen las etapas mostradas en el esquema metodológico.

Los transformadores eléctricos en estado de falla presentan diferentes cambios en las diversas magnitudes físicas asociadas al funcionamiento de este, entre las que se encuentran: corriente eléctrica de alimentación, vibraciones, temperatura, señales acústicas, flujo magnético de dispersión, entre otras. De acuerdo con los criterios de los estándares para el diagnóstico de fallas en transformadores eléctricos referidos en el estándar IEEE-STD-C57 152, presenta procedimientos, técnicas, y valores específicos para el diagnóstico de fallas por medio de pruebas aceptadas como lo son: análisis de corriente y voltaje, análisis de gases disueltos, análisis de temperatura, etc. Bajo este contexto, la metodología propuesta consiste en analizar los diferentes cambios y comportamientos de las señales de flujo magnético axial, radial, y combinado cuando ocurre una falla específica (cortocircuito entre espiras), respecto al estado sano del transformador, mediante un sensor de flujo magnético no invasivo. Para ello, se propone emplear indicadores estadísticos y no estadísticos, obtenidos a partir de una señal normalizada de las señales de flujo magnético capturadas en el dominio del tiempo, se obtendrá la densidad de energía en zonas específicas del mapa tiempo-frecuencia obtenido a partir de la transformada FFT. Estos indicadores permiten caracterizar el comportamiento dinámico de las señales asociadas al estado sano y falla del transformador eléctrico. Para realizar un diagnóstico automático, se propone el uso de la técnica análisis discriminante lineal para maximizar la separación entre clases o grupos de acuerdo con la matriz de pruebas propuesta, y redes neuronales artificiales para clasificar los datos previamente preprocesados y entregar un diagnóstico del estado del transformador. En la Figura 14, se muestra el diagrama de flujo de la metodología propuesta, compuesta de cuatro etapas principales, las cuales se describen y se detallan a continuación:

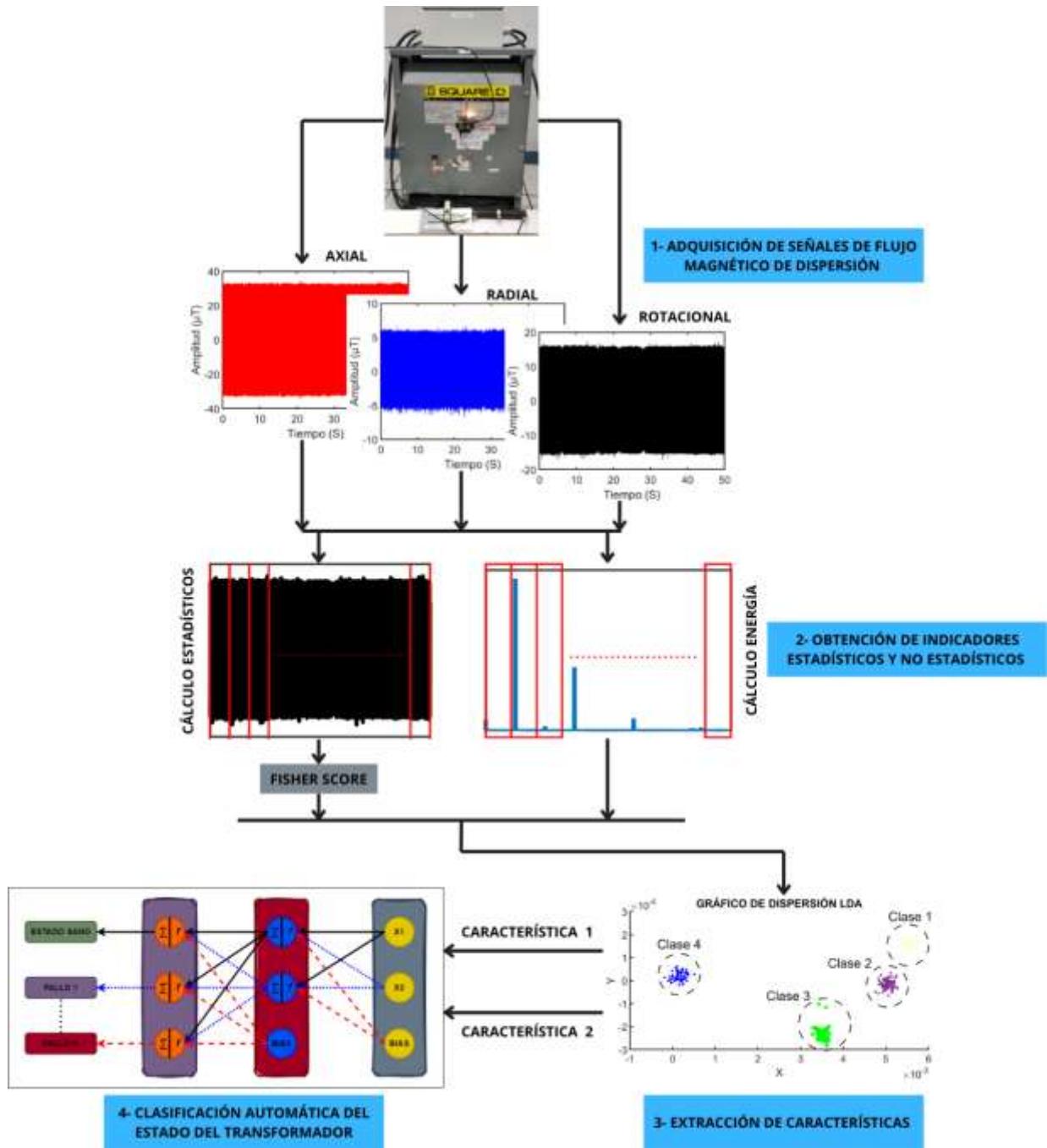


Figura 14. Esquema de la metodología propuesta.

### 3.1 ADQUISICIÓN DE SEÑALES DE FLUJO MAGNÉTICO DE DISPERSIÓN

La etapa de adquisición de señales consta de cuatro módulos principales, los cuales se describen a continuación:

- a) El banco de pruebas consta de un transformador trifásico tipo seco de la marca **SQUARE D**, construido con una configuración **Delta-Estrella**. Sus características nominales son las siguientes:
  - **Lado de alta tensión:** 440 V, 19.6 A.
  - **Lado de baja tensión:** 230 V, 39.3 A.
  - **Impedancia:** 4.7 %.
  - **Cambiadores de derivaciones:** 5.

Este transformador se conecta a un gabinete de control a tensión plena que incluye un interruptor termomagnético de protección de 30 A para el lado de baja tensión, y un contactor trifásico de 10 HP a 220 V. Para el lado de alta tensión, se conecta a un interruptor termomagnético de 16 A y a un contactor trifásico de 5 HP a 440 V (ver Figura 15).

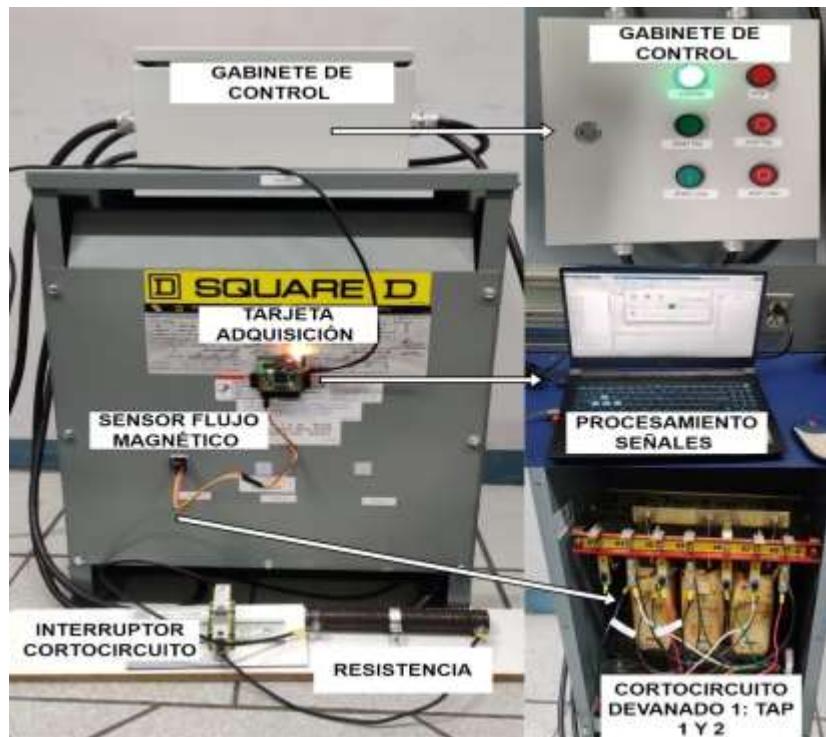


Figura 15. Banco de pruebas de la metodología propuesta.

El diagrama mostrado en la Figura 16 representa la interconexión de una resistencia de 1 ohm, y 300 watts en paralelo con las bobinas del derivador de

conexiones del lado de alta tensión, para reducir la corriente incidente de falla debida al cortocircuito entre espiras, y no dañar los devanados del transformador. A su vez, esta configuración está conectada en serie con un interruptor termomagnético de 16 A, 1 polo, a 230 V, que permite cortar el flujo de corriente al finalizar la prueba de cortocircuito o, en su defecto, ante una falla.

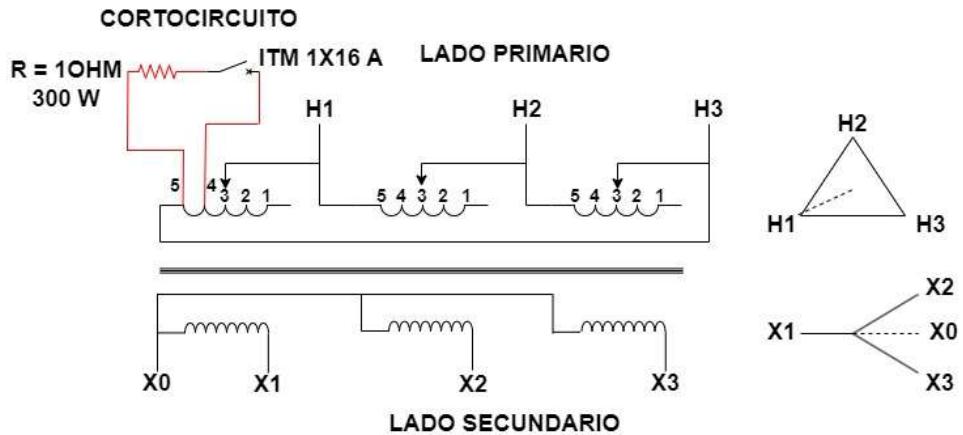


Figura 16. Diagrama de conexión cortocircuito transformador eléctrico.

La etapa de adquisición de datos se compone de tres elementos principales descritos a continuación:

b) Sensor de flujo magnético

En el presente trabajo se propone el uso de un sensor magnético triaxial de efecto Hall modelo BM1422AGMV mostrado en la Figura 17, con voltaje de alimentación de 3.6 V, corriente de operación 0.15 mA, sensibilidad de 0.042  $\mu$ T/LSB, con protocolo de comunicación serial I<sup>2</sup>C, configurado por las señales SDA para transmitir y recibir datos, la señal de reloj SCL para sincronizar la transmisión de datos. El sensor es instalado en la carcasa externa del transformador a la altura media de los devanados, para medir las señales de flujo magnético axial, radial y combinado. Para evitar señales indeseadas, es necesario fijar la tarjeta a la carcasa del transformador. El sensor tiene la ventaja de ser un sensor de bajo costo, reducida dimensión, y de fácil instalación, etc., lo que permite capturar las señales magnéticas de forma no invasiva.

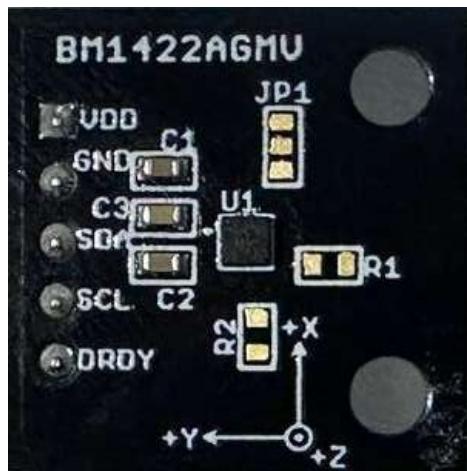


Figura 17. Tarjeta de desarrollo sensor magnético triaxial BM1422AGMV.

c) Tarjeta de adquisición basada en microcontrolador STM32F401xC

La adquisición de las señales de flujo magnético se realizaron mediante una tarjeta de adquisición de datos basada en un microcontrolador STM32F401xC, mostrada en la Figura 18, con fuente de alimentación a 3.6 V, temperatura de operación -40 a +125 °C, con núcleo Arm® Cortex®-M4 de 32 bits de alto rendimiento a una frecuencia de hasta 84 MHz, cuenta con interfaces de comunicación estándar y avanzadas, entre ellas el protocolo I<sup>2</sup>C utilizada para la comunicación con la tarjeta de desarrollo BM1422AGMV del sensor magnético, y UART para la comunicación con la tarjeta de comunicación USB-UART para el envío de datos a la computadora. Estos datos son almacenados por medio de una aplicación desarrollada en el programa de software libre Qt Creator a una frecuencia de muestreo de 1 KHz.

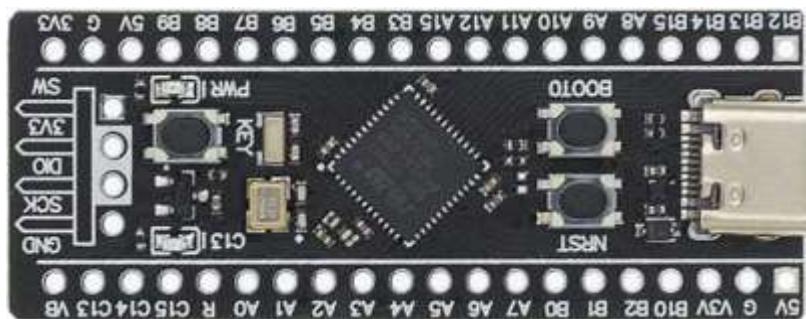


Figura 18. Tarjeta de desarrollo STM32F401xC.

d) Tarjeta de desarrollo de comunicación USB – UART.

La tarjeta CP2102 es un controlador diseñado para la transferencia de datos USB a UART (ver Figura 21), con alimentación a 3.3 V de corriente directa, cuenta con memoria EEPROM, compatible con puertos USB 2.0, permitiendo la comunicación con la tarjeta STM32F401xC y el dispositivo de cómputo, así de esta manera almacenar los datos recibidos mediante una aplicación generada en la aplicación de usuario de QT Creator. Es simple de utilizar y solo requiere instalar los controladores de acuerdo con el sistema operativo del equipo.

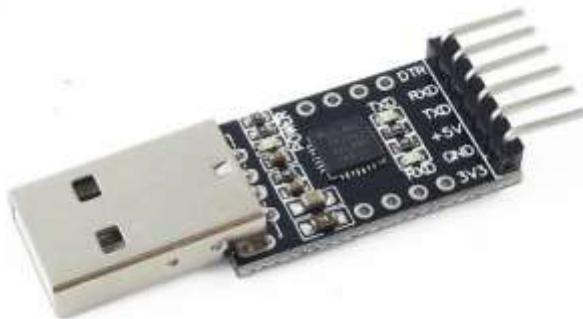


Figura 19. Tarjeta de desarrollo CP2102.

### **3.2 OBTENCIÓN DE INDICADORES ESTADÍSTICOS Y NO ESTADÍSTICOS**

Las señales de flujo magnético de las componentes axial, radial y rotacional, correspondientes a cada prueba en estado sano y en condición de falla por cortocircuito entre espiras en cada devanado, fueron almacenadas para su análisis. Posteriormente, se aplicó un proceso de normalización, tomando como referencia el estado sano respecto al estado de falla, con el objetivo de obtener las señales en un rango de [-1,1] y mantener su distribución original.

- Indicadores basados en la densidad de energía en las zonas de interés por medio de FFT en el dominio de la frecuencia

El fallo por cortocircuito entre espiras en un transformador eléctrico genera patrones característicos en la evolución de los armónicos en el dominio de la frecuencia. Para capturar esta información, se realizó un análisis mediante la **Transformada Rápida de Fourier** (FFT), dividiendo las señales en regiones de interés, como se muestra en la Figura 20. Se consideraron 50 ventanas para cada componente de flujo magnético de dispersión (axial, radial y rotacional), tanto en estado sano como en condición de falla por cortocircuito entre espiras.

Para cada región del espectro de frecuencia, se calculó la densidad de energía mediante la ecuación 52:

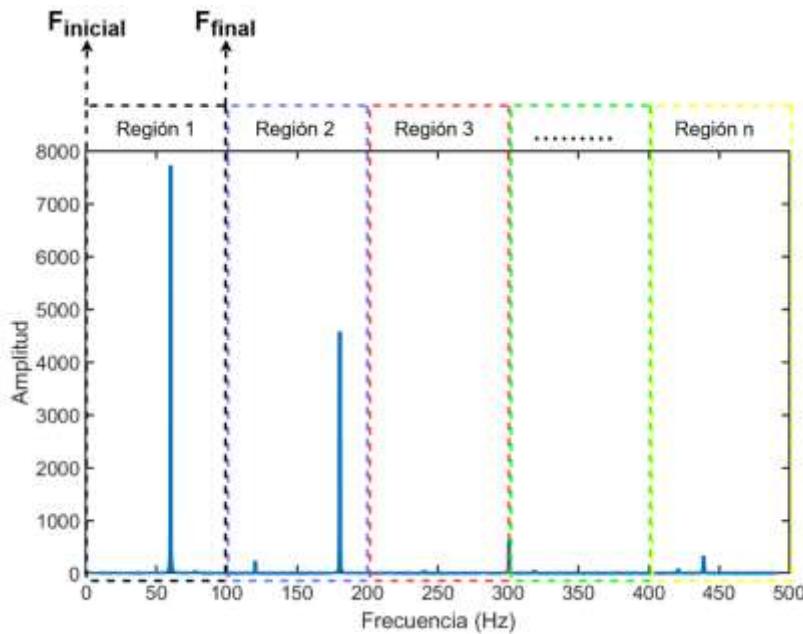


Figura 20. División de la señal en dominio de la frecuencia FFT en regiones de interés.

$$E = \sum_{k=F_{inicial}}^{F_{final}} [X|k|]^2 \quad 52)$$

Donde "E" representa la energía de la señal, "X|k|" es la señal en dominio de la frecuencia, " $F_{inicial}$ " es la frecuencia inicial de la ventana, y " $F_{final}$ " la frecuencia final de la ventana. Este análisis permitió determinar el cambio de amplitud en cada región de interés, facilitando la identificación de patrones asociados al fallo por cortocircuito entre espiras.

b) Indicadores estadísticos y no estadísticos en el dominio del tiempo

En el dominio del tiempo, las señales fueron segmentadas mediante un ventaneo rectangular sin superposición, dividiendo cada prueba en **50 ventanas** de **1 segundo** de duración, generando un total de **750 muestras** para cada componente de flujo magnético (axial, radial y rotacional) en ambas condiciones: estado sano y estado de falla.

A cada una de las ventanas se les aplicaron los **14 estadísticos** mostrados en la Tabla 1, los cuales permiten extraer información detallada sobre el comportamiento dinámico de cada componente de flujo magnético en ambas condiciones.

Para evaluar las diferencias entre las señales en ambas condiciones, se realizó un análisis **ANOVA** (Análisis de Varianza), lo que permitió visualizar

gráficamente el comportamiento de las señales y cuantificar la separación entre clases.

Finalmente, para la selección de características, se utilizó la técnica de **puntuación de Fisher**, identificando los indicadores estadísticos más relevantes y minimizando la redundancia en los datos. Este proceso permitió seleccionar las características más significativas para la clasificación y diagnóstico de la falla por cortocircuito entre espiras en transformadores eléctricos secos.

### **3.3 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS**

Los datos estadísticos seleccionados mediante la **puntuación de Fisher** y la **energía calculada** en cada ventana fueron combinados para obtener un conjunto de características que representa seis clases:

- Estado sano de los devanados 1, 2 y 3.
- Estado de cortocircuito entre espiras en los devanados 1, 2 y 3.

Este proceso se realizó para cada una de las componentes de flujo magnético de dispersión: axial, radial y rotacional. La fusión de estos datos permitió construir un conjunto de características enriquecido, con información tanto del dominio del tiempo como del dominio de la frecuencia.

Para reducir la dimensionalidad y facilitar la clasificación de los estados del transformador, se aplicó la técnica de **Análisis Discriminante Lineal (LDA)**. Esta técnica proyectó las características obtenidas en un subconjunto de dos dimensiones, permitiendo representar los datos en un plano bidimensional. El objetivo de esta proyección fue maximizar la separación entre las clases mediante la maximización de la distancia euclídea entre los grupos de datos, lo que facilita la discriminación entre el estado sano y el estado de cortocircuito entre espiras.

### **3.4 CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DEL ESTADO DEL TRANSFORMADOR**

Para la detección automática del estado de las máquinas se utiliza una red neuronal artificial Feed-Forward, con datos de entrada generados por la función LDA en dos dimensiones, los cuales se dividen en datos de entrenamiento y prueba en base a la técnica de validación cruzada K-Fold, se seleccionó la función de activación hiperbólica en dos capas ocultas con siete neuronas por capa, y función de activación hiperbólica en la capa de salida. Se seleccionó la arquitectura debido a la facilidad, alto rendimiento de clasificación, rápido procesamiento de datos demandando bajos recursos. Finalmente se obtienen las métricas de desempeño mostradas en matrices de confusión.

## CAPÍTULO 4. EXPERIMENTACIÓN Y RESULTADOS

En esta sección se presentan los resultados obtenidos, al aplicar la metodología propuesta en el capítulo 3, en los casos de estudio mostrados en la Tabla 3. Las pruebas se realizaron por un período de 50 segundos, a una frecuencia de 1 KHz, por cada caso de estudio se realizaron 15 pruebas señaladas en la matriz de pruebas. Estas muestras son tomadas de esta manera, acorde al estándar del IEEE Std C57.12.91-2020: Código de prueba para transformadores de distribución y potencia tipo seco, Sección 12: Pruebas de cortocircuito a transformadores, misma que indica se deben realizar al menos 6 pruebas en cada devanado, por un periodo de al menos 0.25 segundos, de acuerdo con la categoría del equipo (IEEE, 2020).

Por una parte, se obtienen las señales específicas en estado sano de transformador con carga y sin carga, y en estado de falla de cortocircuito entre espiras con carga y sin carga. El número definido de cortocircuito entre espiras esta dado por los cambiadores de derivaciones, los devanados primarios cuentan con un total de 52 espiras por fase, y 6 espiras por TAP. Debido a que el cortocircuito se realiza entre las derivaciones 4 y 5, esto corresponde a un total de 11.54% de espiras en cortocircuito, donde de acuerdo con el estándar del IEEE Std C37.91-2021: Guía para la protección de transformadores de potencia, el mínimo número de espiras en cortocircuito detectable por transformador de corriente es justo mayor del 10% indicado (IEEE, 2021).

Tabla 3. Matriz de pruebas.

Posición del sensor	Número de pruebas sano sin carga	Número de pruebas sano con carga al 15%	Posición del sensor	Número de pruebas Cortocircuito sin carga	Número de pruebas Cortocircuito con carga al 15%
Devanado 1	15	15	Devanado 1	15	15
			Devanado 2	15	15
			Devanado 3	15	15
Devanado 2	15	15	Devanado 1	15	15
			Devanado 2	15	15
			Devanado 3	15	15
Devanado 3	15	15	Devanado 1	15	15
			Devanado 2	15	15
			Devanado 3	15	15

## **4.1 RESPUESTA EN EL DOMINIO DEL TIEMPO**

En la presente sección se muestran los resultados de las señales obtenidas en el dominio del tiempo, así como los resultados obtenidos al aplicar los estadísticos mostrados en la Tabla 2.

### **4.1.1 RESULTADOS DE SEÑALES EN EL DOMINIO DEL TIEMPO**

Las figuras siguientes de la sección 4.1.1 muestran de forma gráfica las señales en el dominio del tiempo. El estado sano está representado en color negro, mientras que el estado de falla por cortocircuito entre espiras se muestra en color rojo, para cada uno de los devanados en los ejes axial, radial, y rotacional.

Además, en la parte izquierda de las figuras se presentan las señales con zoom, permitiendo observar con mayor detalle los cambios ocasionados por el cortocircuito entre espiras de las señales en el dominio del tiempo.

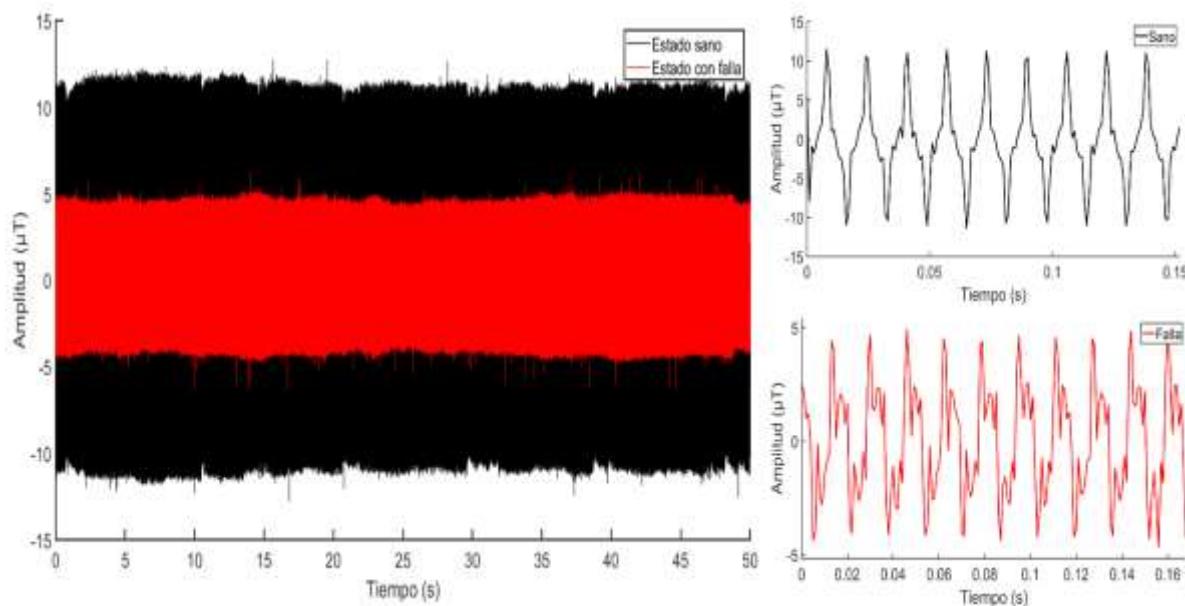
#### **4.1.1.1 SEÑALES EN EL DOMINIO DEL TIEMPO DEVANADO 1 ESTADO SANO VS FALLA**

En las Figuras 21 a 23, se presentan las señales correspondientes a las componentes axial, radial y rotacional, mostrando cómo la falla por cortocircuito entre espiras altera las características dinámicas del sistema.

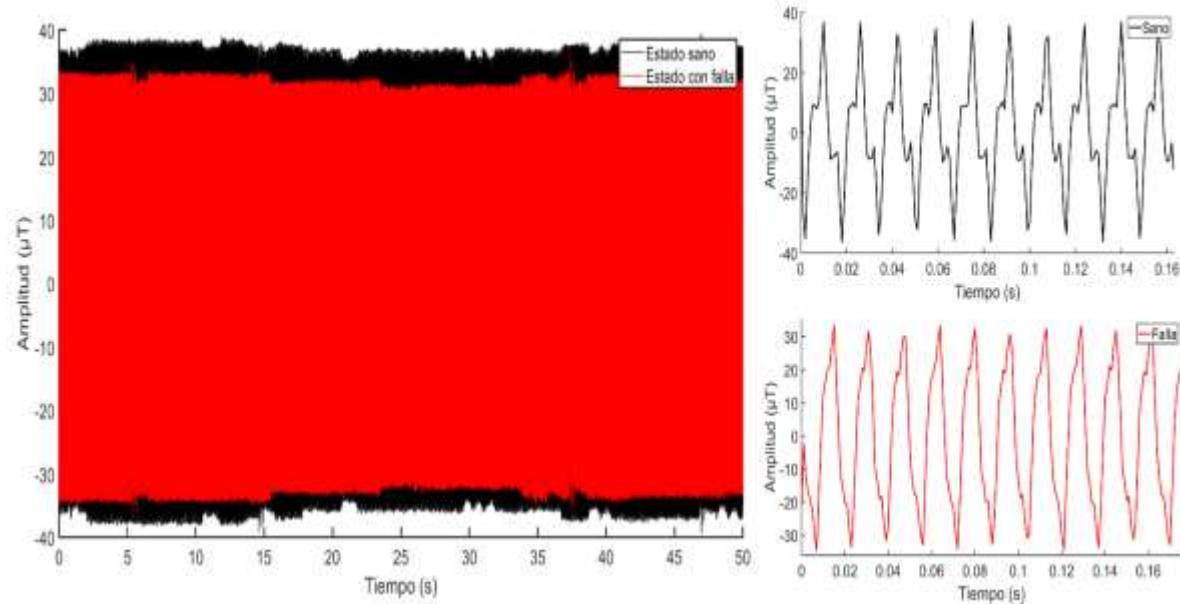
En los ejes axial y rotacional, se observa una reducción significativa en la amplitud de la señal cuando el transformador presenta una falla. En particular, como se muestra en las Figuras 21 y 23 (que corresponden al flujo magnético de dispersión del eje axial, y rotacional respectivamente), la disminución en la amplitud se encuentra en un rango de 50% respecto al estado sano, lo que indica una alteración considerable en el flujo magnético disperso. En contraste, en el eje radial (Figura 22), los cambios en la amplitud son menos pronunciados, sugiriendo que este eje es menos sensible a la falla en comparación con los otros dos.

Por otro lado, al realizar un zoom en las señales de la Figura 21, correspondiente al eje axial, se nota que la señal en estado sano, en comparación con la señal en estado de falla, presenta un mayor incremento del contenido armónico, debido a la inducción de señales de baja frecuencia, siendo este el efecto más representativo. Asimismo, las señales de flujo magnético disperso radial, y rotacional, mostradas en las Figuras 22 y 23, evidencian la aparición de

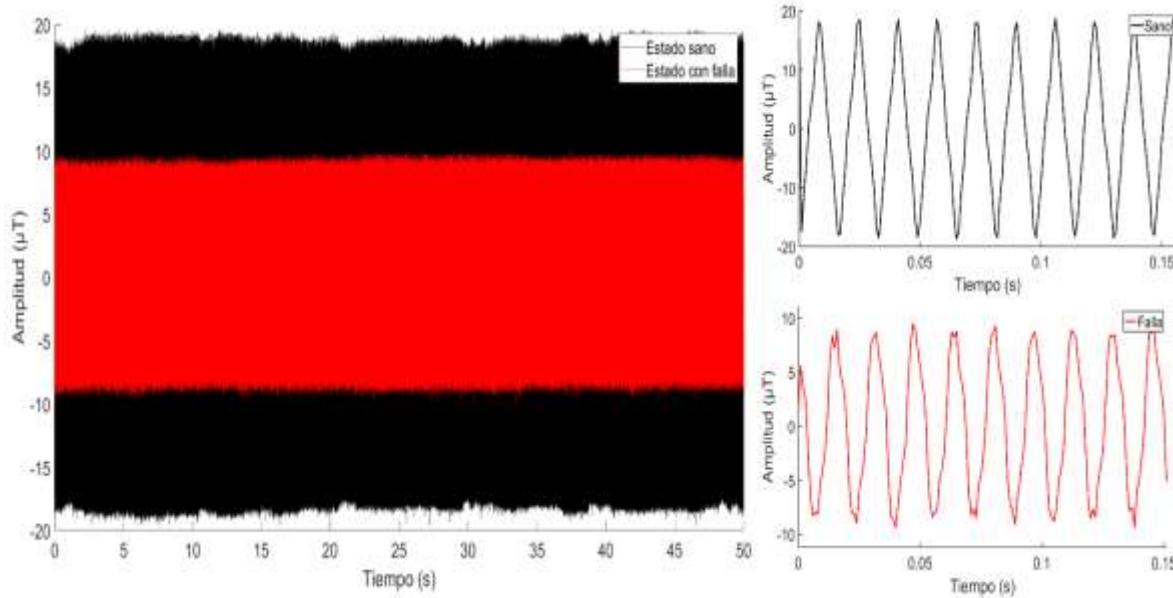
componentes adicionales en el estado sano cuando ocurre la falla por cortocircuito entre espiras, lo que ocasiona cambios en la forma de onda.



**Figura 21. Gráfico de la señal de flujo magnético de dispersión Axial del Devanado 1 – Estado sano vs Falla con carga al 15%.**



**Figura 22. Gráfico de la señal de flujo magnético de dispersión Radial del Devanado 1 – Estado sano vs Falla con carga al 15%.**



**Figura 23. Gráfico de la señal de flujo magnético de dispersión Rotacional del Devanado 1– Estado sano vs Falla con carga al 15%.**

#### 4.1.1.2 SEÑALES EN EL DOMINIO DEL TIEMPO DEVANADO 2 ESTADO SANO VS FALLA

El estudio del flujo magnético de dispersión en el devanado 2 permite identificar variaciones significativas en la amplitud y la forma de onda de las señales cuando el transformador pasa de un estado sano a una falla por cortocircuito entre espiras. En las Figuras 24 a 26, se presentan las señales en el dominio del tiempo correspondientes a los ejes axial, radial y rotacional, mostrando el impacto de la falla en cada una de estas componentes.

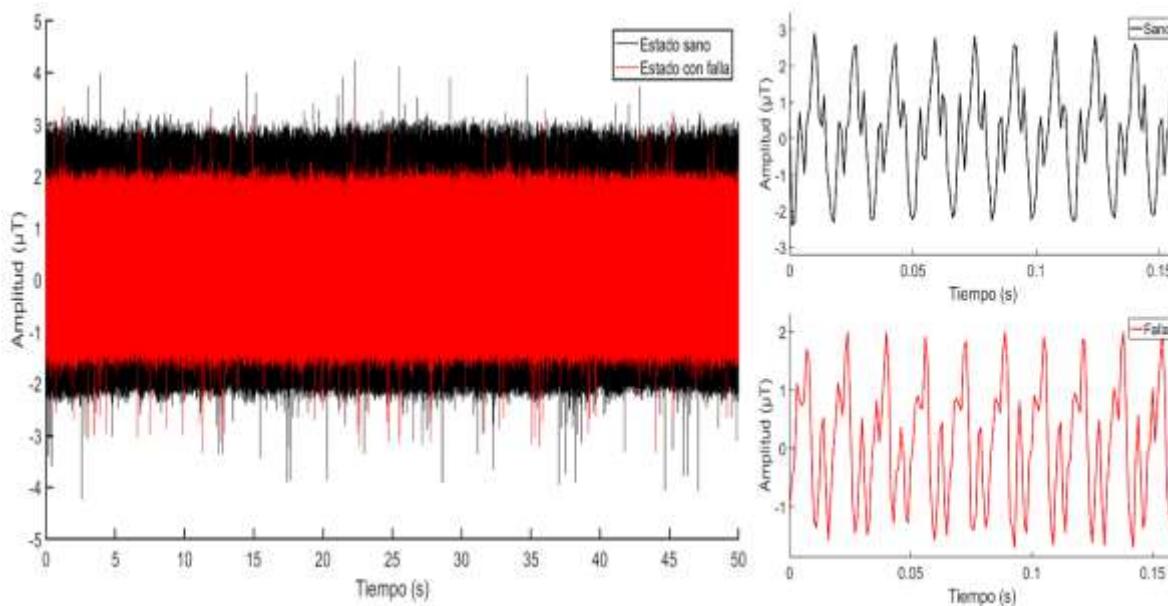
Entre los tres ejes analizados, la componente radial muestra la mayor variación en amplitud. Como se observa en la Figura 25, la diferencia entre el estado sano y el estado con falla alcanza 5  $\mu$ T equivalente al 25 %, lo que indica que este eje es particularmente sensible a los cambios inducidos por el cortocircuito entre espiras.

Por otro lado, las componentes de flujo magnético en los ejes axial y rotacional también presentan disminución en la amplitud en el estado de falla en comparación con el estado sano. Este comportamiento sugiere que la redistribución del flujo magnético de dispersión causada por la falla tiene un impacto en todas las direcciones, aunque con una mayor intensidad en el eje radial.

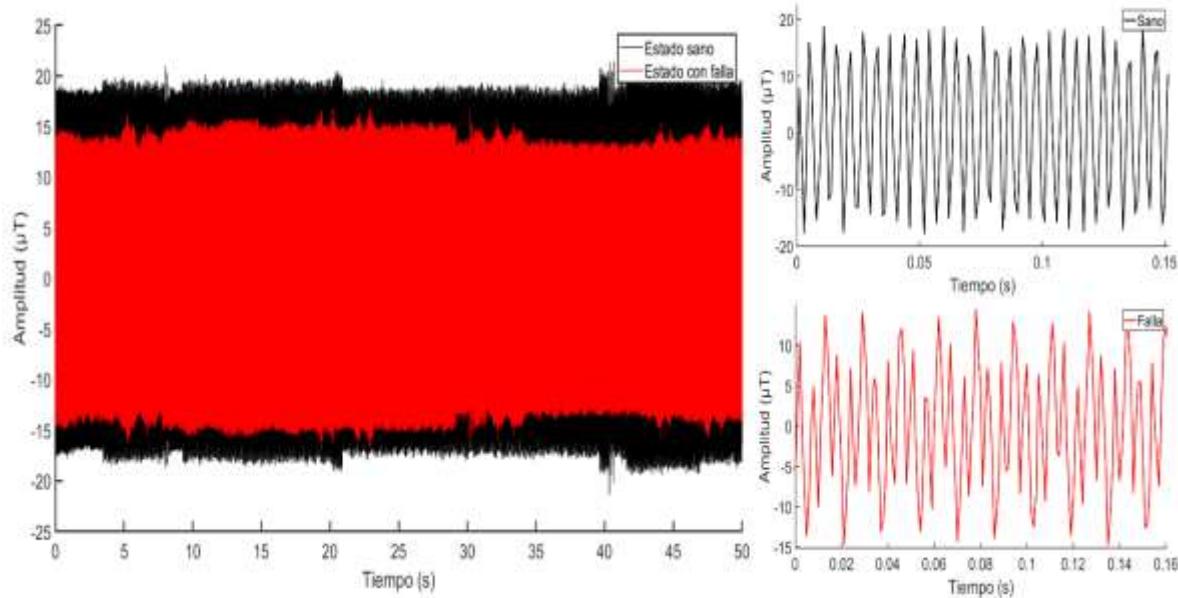
Además de los cambios en amplitud, se evidencia una alteración en la forma de onda de las señales. En particular, en las componentes de flujo magnético de los ejes axial y radial, se observa un incremento en el contenido armónico en el estado

de falla en comparación con el estado sano. Esta mayor presencia de armónicos provoca una distorsión en la forma de onda, lo que sugiere que la falla genera oscilaciones adicionales en el flujo magnético disperso.

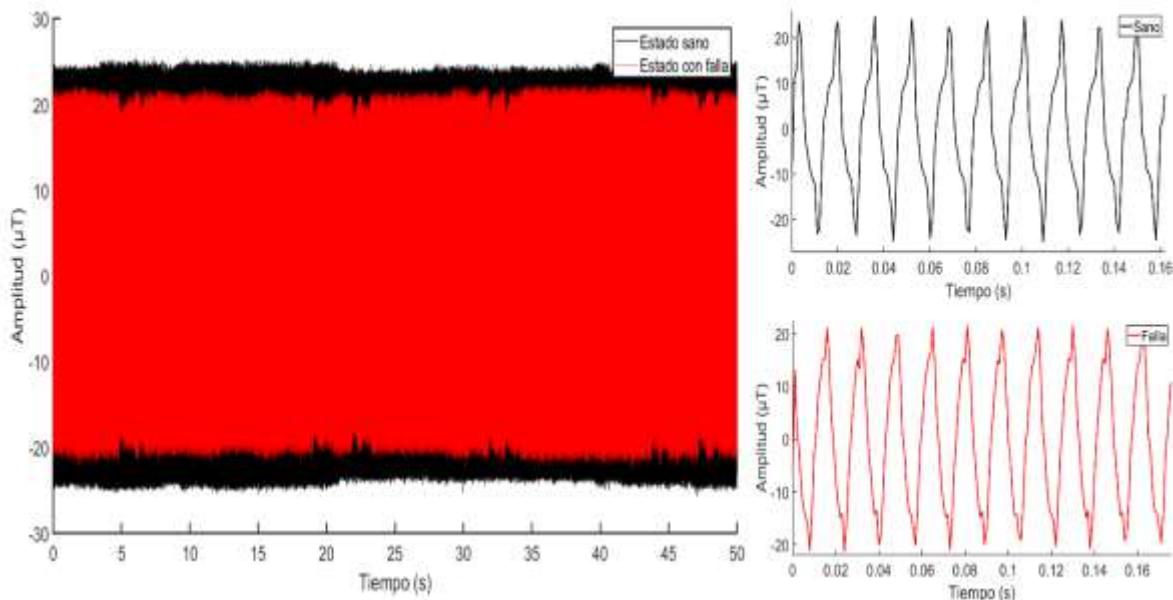
Por otro lado, aunque el eje rotacional también muestra un efecto armónico, este se hace más evidente en la región correspondiente al pico máximo de la señal en falla. Esto indica que, si bien la presencia de armónicos afecta la señal en todas las direcciones, en el eje rotacional su impacto se concentra en momentos específicos del ciclo de la señal.



**Figura 24. Gráfico de la señal de flujo magnético de dispersión Axial del Devanado 2 – Estado sano vs Falla con carga al 15%.**



**Figura 25. Gráfico de la señal de flujo magnético de dispersión Radial del Devanado 2 – Estado sano vs Falla con carga al 15%.**



**Figura 26. Gráfico de la señal de flujo magnético de dispersión Rotacional del Devanado 2 – Estado sano vs Falla con carga al 15%.**

#### 4.1.1.3 SEÑALES EN EL DOMINIO DEL TIEMPO DEVANADO 3 ESTADO SANO VS FALLA

El estudio del flujo magnético de dispersión en el devanado 3 permite evaluar las alteraciones que genera una falla por cortocircuito entre espiras en la amplitud y el contenido armónico de las señales en el dominio del tiempo. Las Figuras 27 a 29 muestran la evolución de estas señales en los ejes axial, radial y rotacional, evidenciando diferencias significativas entre el estado sano y el estado con falla.

Los resultados reflejan que los ejes radial y rotacional son los más afectados en términos de amplitud. En la Figura 28, correspondiente al eje radial, se observa una diferencia de 8  $\mu\text{T}$  igual al 25% entre la señal en estado sano y la señal en estado de falla, lo que indica una afectación considerable debido al cortocircuito entre espiras. De igual manera en la Figura 30, asociada al eje rotacional, la variación de amplitud es de 5  $\mu\text{T}$  equivalente al 50%, lo que también sugiere un impacto relevante en la distribución del flujo magnético de dispersión. Por otro lado, en la Figura 28, correspondiente al eje axial, se registra una reducción de amplitud menor en comparación con los otros ejes. Aunque la disminución es menos pronunciada, sigue siendo significativa en la caracterización del efecto de la falla en el devanado 3.

Además de los cambios en amplitud, se observa que las señales en estado de falla presentan un mayor contenido armónico en comparación con las señales en estado sano, al cambiar la forma de onda de la señal al inducirse la falla. Este incremento de armónicos es evidente en los tres ejes.

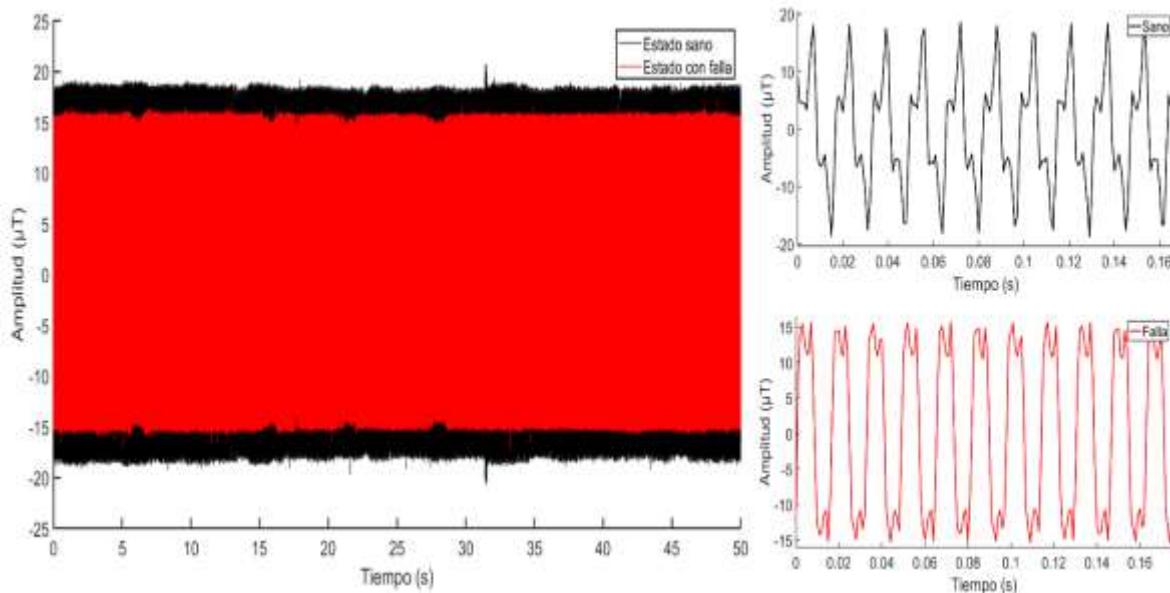
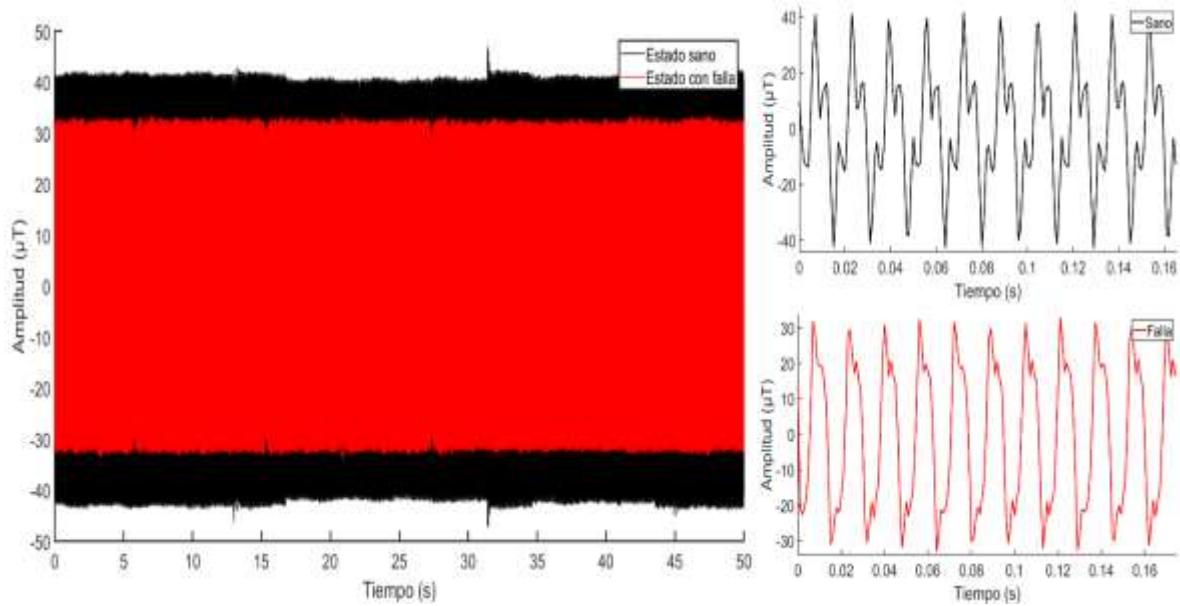
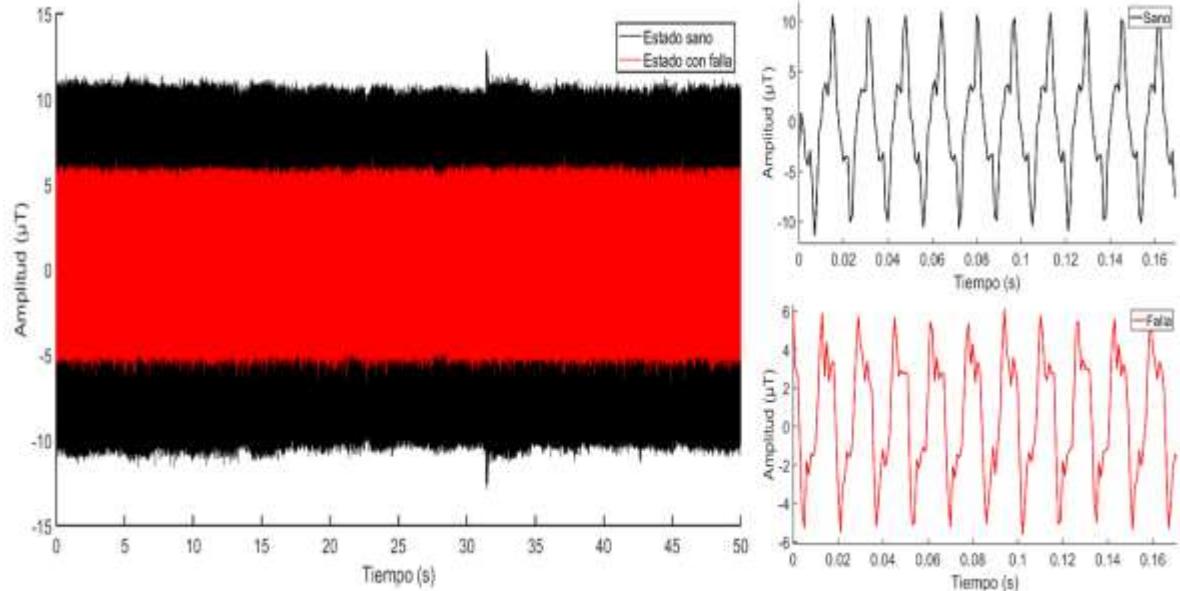


Figura 27. Gráfico de la señal de flujo magnético de dispersión Axial del Devanado 3 – Estado sano vs Falla con carga al 15%.



**Figura 28.** Gráfico de la señal de flujo magnético de dispersión Radial del Devanado 3 – Estado sano vs Falla con carga al 15%.



**Figura 29.** Gráfico de la señal de flujo magnético de dispersión Rotacional del Devanado 3 – Estado sano vs Falla con carga al 15%.

#### **4.1.1.4 ANÁLISIS DE LAS SEÑALES EN EL DOMINIO DEL TIEMPO**

El análisis de las componentes de flujo magnético de dispersión en los ejes axial, radial y rotacional para los devanados 1, 2, y 3 en el dominio del tiempo revela que, ante la presencia de un cortocircuito entre espiras, se produce un incremento del flujo magnético de dispersión local en la región afectada. Este incremento es consecuencia de la corriente elevada en el lazo cerrado formado por las espiras en cortocircuito, lo que genera un flujo adicional en la zona específica del devanado afectado.

Este fenómeno tiene un impacto significativo en el comportamiento del transformador, ya que el flujo magnético de dispersión inducido por la falla se opone al flujo magnético de dispersión principal. Como resultado, se altera el estado de magnetización del núcleo, lo que afecta la relación de transformación y provoca una disminución en el voltaje de salida. La disminución en el voltaje de salida provoca un incremento en la corriente eléctrica debido a la relación inversa entre el voltaje y la corriente establecida por la Ley de Ohm ( $I=V/R$ ). Cuando el voltaje disminuye, para mantener la potencia de salida constante, la corriente debe aumentar. Este incremento en la corriente genera un mayor calentamiento en los devanados debido a las pérdidas por efecto Joule, lo que acelera el deterioro del aislamiento y aumenta el riesgo de fallas más graves en el transformador.

Además del impacto en la magnetización y el voltaje de salida, las componentes de flujo magnético de dispersión alteradas por la falla introducen armónicos adicionales en la señal. Estos armónicos se superponen al flujo magnético principal, lo que modifica la forma de onda de la señal y genera desfase entre el estado sano y el estado con falla de cortocircuito entre espiras.

#### **4.1.2 ANÁLISIS DE ESTADÍSTICOS DE LAS SEÑALES DE FLUJO MAGNÉTICO EN EL DOMINIO DEL TIEMPO**

##### **4.1.2.1 ANÁLISIS DE ESTADÍSTICOS DEVANADO 1 ESTADO SANO VS FALLA**

La Figura 30 presenta una comparación entre los datos obtenidos en el estado sano (Grupo 1) y el estado de falla por cortocircuito entre espiras (Grupo 2). Se observa que ambas agrupaciones exhiben una baja desviación estándar, lo que indica una alta estabilidad en los valores medidos dentro de cada grupo. Sin embargo, existe una diferencia significativa entre los dos conjuntos de datos, lo que sugiere que la falla introduce variaciones consistentes y medibles en las señales del flujo magnético disperso.

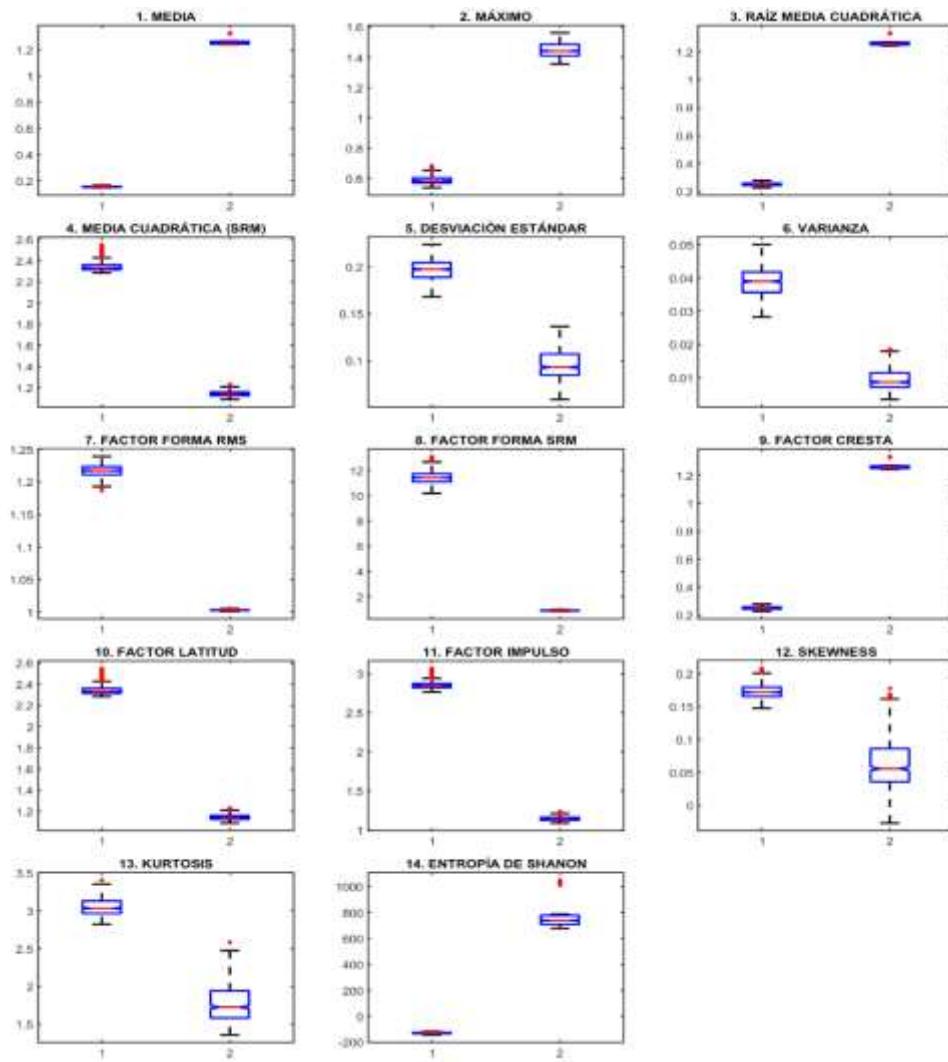
Esta clara separación entre los estados sano y con falla se correlaciona con los resultados previamente obtenidos en la Figura 21 de la sección 4.1.1.1, lo que refuerza la fiabilidad de los patrones observados en el análisis del flujo magnético de dispersión. Para cuantificar estas diferencias, en la Tabla 4 se presentan los principales indicadores estadísticos empleados en el estudio, donde la media muestra un valor F muy elevado, lo cual indica que se ve fuertemente influenciado por los cambios de amplitud y forma de onda de la señal, lo que altera directamente el valor promedio registrado de las señales en estado sano, y falla de cortocircuito entre espiras.

Estos parámetros permiten evaluar con precisión la magnitud de las variaciones generadas por la falla. Se observa que dentro de cada grupo, los valores estadísticos presentan baja dispersión, lo que refleja la consistencia en las mediciones. Al mismo tiempo, la distancia entre los valores característicos de cada estado facilita la diferenciación entre una condición operativa normal y una con presencia de cortocircuito entre espiras.

En particular, el eje axial destaca por presentar una mayor separación entre los valores estadísticos, lo que indica que esta componente del flujo magnético de dispersión es especialmente sensible a la detección de la falla en el devanado 1.

**Tabla 4. Valor estadístico F de indicadores más representativos del Devanado 1 Eje Axial.**

Devanado 1 Eje Axial	
Indicador	Valor F
<b>Media</b>	1.24E+06
<b>Raíz media cuadrática</b>	938925.7
<b>Factor forma RMS</b>	430020.36
<b>Factor cresta</b>	938925.7
<b>Factor impulso</b>	599140.55



**Figura 30.** Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Devanado 1 Eje Axial.

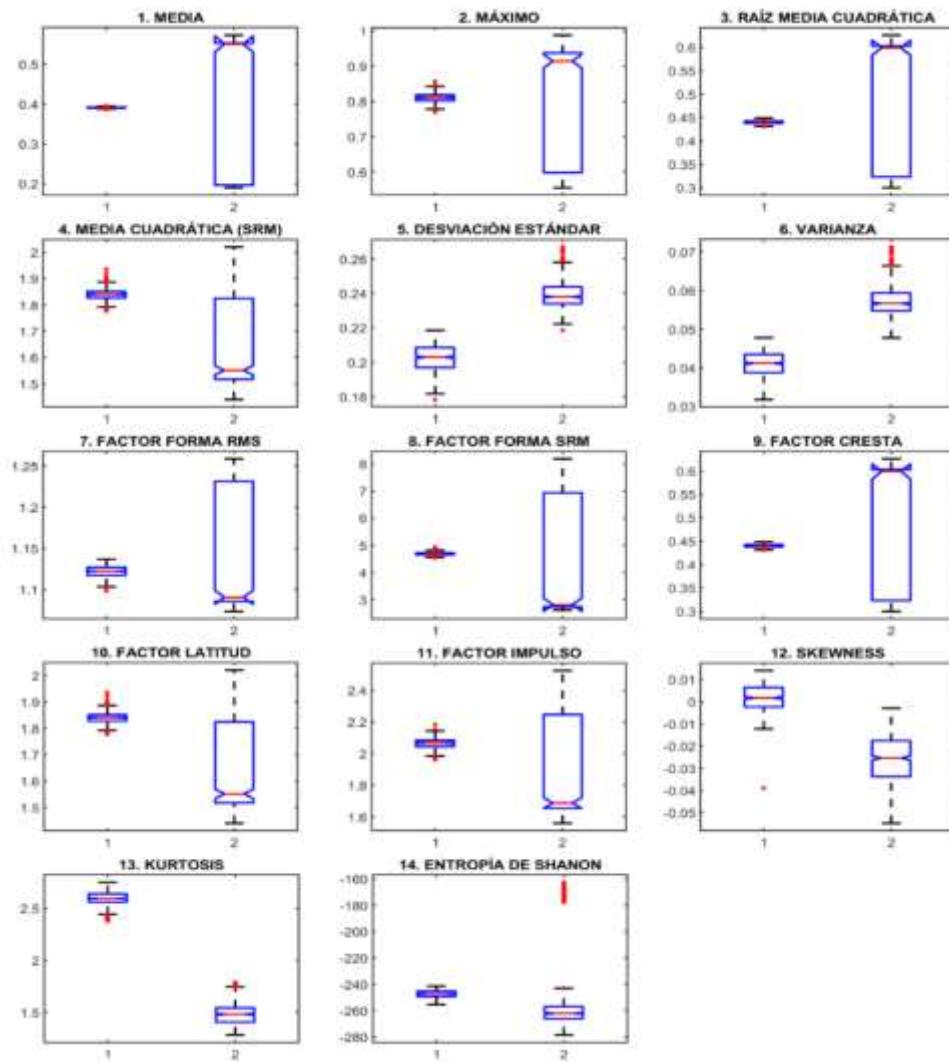
En la Figura 31, se representa el comportamiento estadístico del flujo magnético de dispersión en el eje radial del devanado 1, comparando los datos en estado sano (Grupo 1) y en estado de falla por cortocircuito entre espiras (Grupo 2). Se observa que el Grupo 1 exhibe una menor desviación estándar, lo que indica estabilidad en las mediciones y menor dispersión de los datos. Por otro lado, el Grupo 2 presenta una mayor variabilidad, lo que sugiere que la presencia de la falla introduce fluctuaciones más significativas en la señal.

Si bien las diferencias entre ambos estados son evidentes, se identifica un traslape en ciertos valores estadísticos entre los dos grupos. Este solapamiento indica que, aunque la falla modifica el comportamiento del flujo magnético de dispersión, algunos parámetros pueden compartir rangos similares, lo que resalta la necesidad de un análisis más profundo para mejorar la detección y diferenciación de fallas.

Para complementar este análisis, en la Tabla 5 presenta los indicadores estadísticos más relevantes, los cuales permiten cuantificar con mayor precisión las diferencias entre el estado sano y el estado de falla. En particular, el valor F obtenido en el análisis estadístico proporciona una referencia clara sobre el impacto de la falla en la dispersión de los datos. El valor F del indicador de kurtosis es el más representativo, ya que está influenciado por los efectos generados por el cortocircuito entre espiras, que provocan un aplanamiento en la distribución de la señal medida.

Tabla 5. Valor estadístico F de indicadores más representativos del Devanado 1 Eje Radial.

Devanado 1 Eje Radial	
Indicador	Valor F
Media cuadrática (SRM)	1598.75
Desviación estándar	7841.55
Varianza	7753.2
Skewness	3635.71
Kurtosis	58744.86



**Figura 31.** Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Devanado 1 Eje Radial.

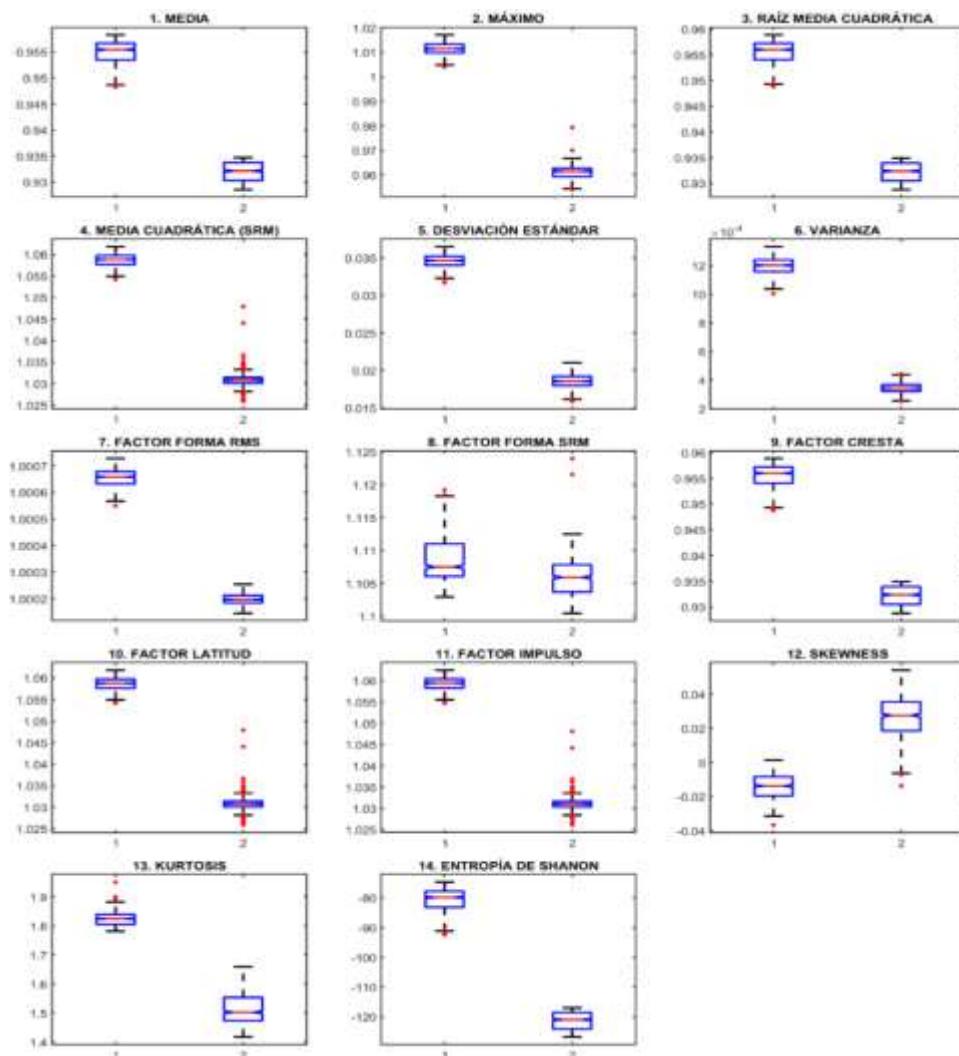
En la Figura 32, se muestran los resultados de los estadísticos del devanado 1 correspondiente al eje rotacional, donde se evidencia que tanto el Grupo 1 (estado sano) como el Grupo 2 (estado en falla por cortocircuito entre espiras) presentan una baja varianza en sus datos. Esto indica que las mediciones dentro de cada grupo son relativamente consistentes, con poca dispersión en los valores registrados. Además, esta tendencia está en concordancia con los cambios de amplitud observados en la Figura 23, lo que refuerza la relación entre la estabilidad de los datos y la magnitud de las señales medidas.

Para analizar con mayor precisión estas diferencias, en la Tabla 6 se presentan los indicadores estadísticos más representativos: máximo, media cuadrática, desviación estándar, factor de latitud y factor de impulso. Estos parámetros no solo muestran una baja varianza dentro de cada grupo, lo que

sugiere estabilidad en los datos, sino que también exhiben una marcada separación entre clases, facilitando la distinción entre el estado sano y el estado en falla.

**Tabla 6. Valor estadístico F de indicadores más representativos del Devanado 1 Eje Rotacional.**

Devanado 1 Eje Rotacional	
Indicador	Valor F
<b>Máximo</b>	154185.35
<b>Media cuadrática</b>	135737.37
<b>Desviación estándar</b>	122838.75
<b>Factor latitud</b>	135737.37
<b>Factor impulso</b>	136443.06



**Figura 32. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Devanado 1 Eje Rotacional.**

#### 4.1.2.2 ANÁLISIS DE ESTADÍSTICOS DEVANADO 2 ESTADO SANO VS FALLA

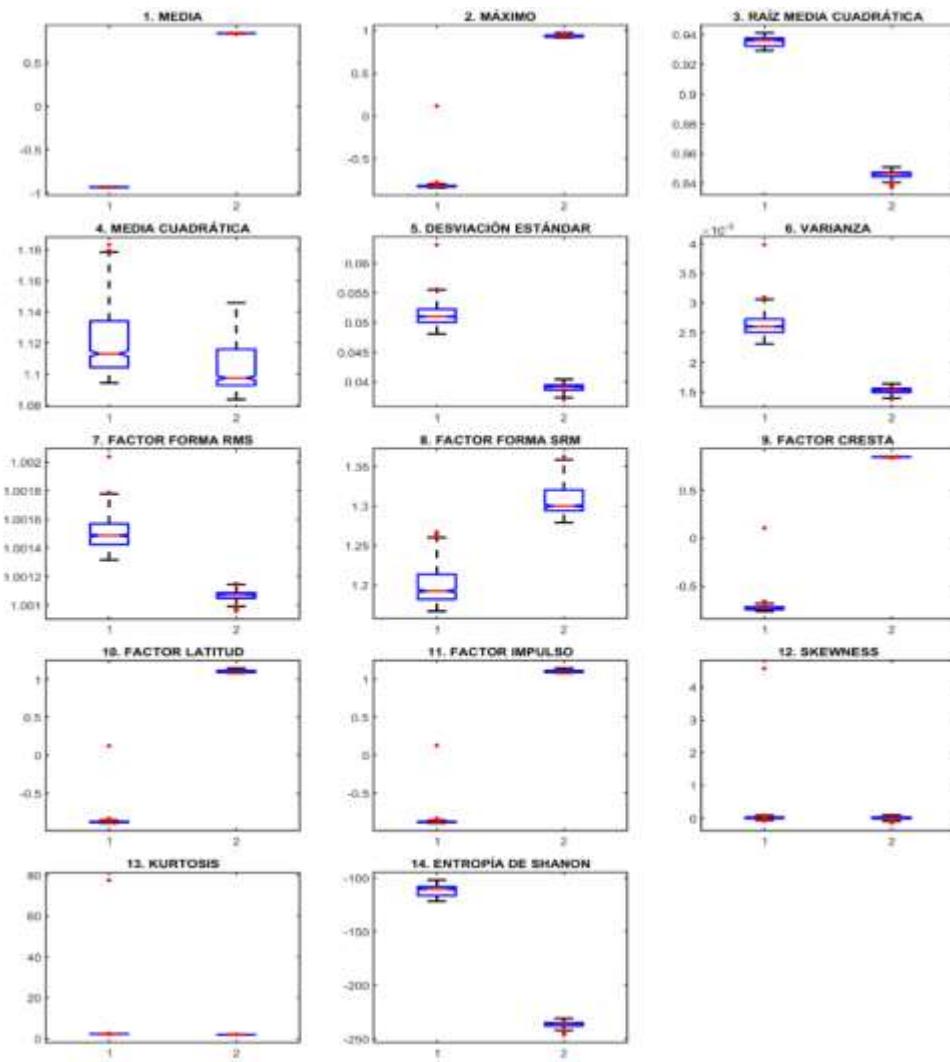
La Figura 33 muestra el comportamiento de los datos estadísticos obtenidos, a partir de la señal de flujo magnético de dispersión del devanado 2 en el eje axial, donde se observa que algunos parámetros presentan mayor varianza y cierto cruce entre los grupos analizados. Específicamente, el Grupo 1, correspondiente al estado sano, y el Grupo 2, que representa el estado de falla por cortocircuito entre espiras, comparten valores en ciertos puntos, lo que podría dificultar la diferenciación en algunos casos.

Sin embargo, en la mayoría de los indicadores analizados, tanto la desviación estándar como la varianza se mantienen bajas, lo que garantiza una separación suficiente entre clases para distinguir ambos estados. Esta diferenciación es aún más evidente al considerar los estadísticos presentados en la Tabla 7, siendo el factor latitud el más representativo con un valor F mayor, esto debido a que la amplitud y la dinámica del flujo magnético de dispersión es afectada por la posición geométrica de los devanados y la distribución del campo magnético.

Además, al analizar la separación entre clases basada en estos estadísticos, se observa que la diferenciación es más clara en comparación con la correspondiente al eje radial y rotacional, lo que sugiere que el eje axial podría proporcionar información más relevante para la detección de falla de cortocircuito entre espiras en relación con el devanado 2.

**Tabla 7. Valor estadístico F de indicadores más representativos del Devanado 2 Eje Axial.**

Devanado 2 Eje Axial	
Indicador	Valor F
Media aritmética	1.49E+08
Máximo	1.50E+06
Factor cresta	1.47E+06
Factor latitud	1.67E+06
Factor impulso	1.67E+06



**Figura 33. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Devanado 2 Eje Axial.**

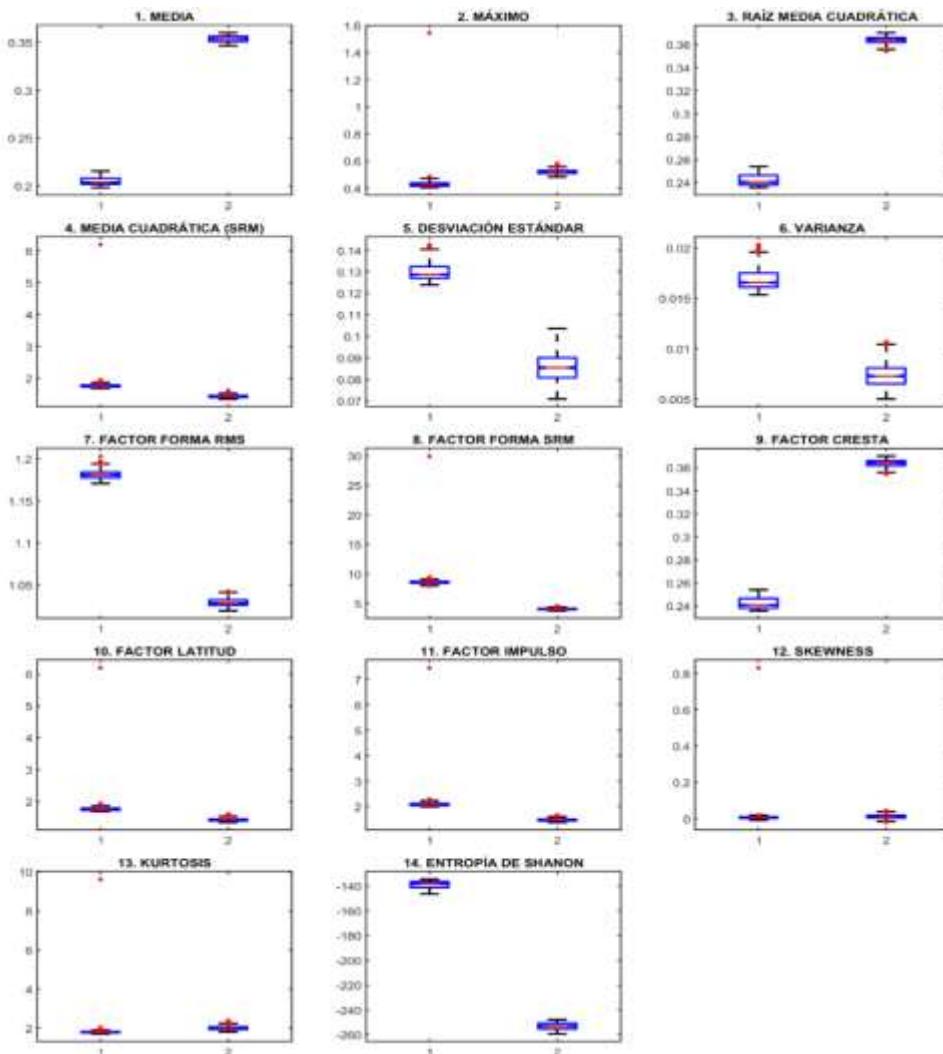
En la Figura 34, se observa el comportamiento de los estadísticos aplicados a las señales obtenidas en el dominio del tiempo para el devanado 2 en el eje radial. Se evidencia que estos presentan baja varianza y desviación estándar, lo que indica una estabilidad en los valores dentro de cada grupo. Además, se destaca una gran distancia de separación entre los dos estados analizados: el estado sano (Grupo 1) y el estado en falla por cortocircuito entre espiras (Grupo 2). Este patrón es consistente con los resultados de la Figura 25, reforzando la confiabilidad del análisis.

Para profundizar en esta diferenciación, en la Tabla 8 se presentan los estadísticos más representativos, entre los cuales los valores F resultan ser los más significativos en comparación con otros indicadores aplicados. Esto sugiere que dichos estadísticos permiten una caracterización más precisa de la falla, facilitando su detección y diagnóstico. La media aritmética en una señal de flujo magnético de dispersión se ve influenciada por los cambios en la amplitud y la forma de onda

provocados por el cortocircuito entre espiras. Estos cambios modifican el valor promedio de la señal, generando una diferencia significativa entre el estado sano y el estado de falla. La estabilidad observada en la varianza y desviación estándar de la señal respalda esta diferencia, lo que explica la alta significancia de los valores F presentados en la Tabla 9 para la media aritmética.

**Tabla 8. Valor estadístico F de indicadores más representativos del Devanado 2 Eje Radial.**

Devanado 2 Eje Radial	
Indicador	Valor F
<b>Media aritmética</b>	732536.6
<b>Raíz media cuadrática</b>	319737.29
<b>Varianza</b>	27124.62
<b>Factor forma RMS</b>	338557.06
<b>Factor cresta</b>	319737.29



**Figura 34. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Devanado 2 Eje Radial.**

La Figura 35 muestra el comportamiento de los datos estadísticos en el eje rotacional del devanado 2, donde se observa que este eje presenta una mayor desviación estándar en comparación con los otros ejes analizados. Esto indica que las mediciones en el eje rotacional tienen una mayor variabilidad, lo que podría influir en la diferenciación entre el estado sano (Grupo 1) y el estado de falla por cortocircuito entre espiras (Grupo 2).

A pesar de esta mayor dispersión, algunos estadísticos clave muestran baja varianza y una alta separación entre clases, lo que permite diferenciar ambos estados de manera efectiva. Este comportamiento es especialmente relevante para el análisis de fallas, ya que sugiere que ciertos parámetros mantienen una estabilidad interna dentro de cada grupo, al tiempo que maximizan la distancia entre los dos estados.

En la Tabla 9, se presentan los indicadores estadísticos seleccionados, destacando aquellos con los mayores valores F, los cuales resultan ser altamente significativos para la clasificación. Siendo la media aritmética la más representativa, indicativa del cambio de la dinámica de la señal tanto en amplitud y forma de onda. Además, al comparar estos valores con los obtenidos en el eje axial, se observa que su impacto en la separación de clases es similar, lo que sugiere que tanto el eje rotacional como el eje axial pueden ser fundamentales en la detección del fallo en el devanado 2.

**Tabla 9. Valor estadístico F de indicadores más representativos del Devanado 2 Eje Rotacional.**

Devanado 2 Eje Rotacional	
Indicador	Valor F
<b>Media aritmética</b>	5.88E+06
<b>Máximo</b>	1.40E+06
<b>Raíz media cuadrática</b>	5.78E+06
<b>Factor forma SRM</b>	1.37E+06
<b>Factor cresta</b>	5.78E+06

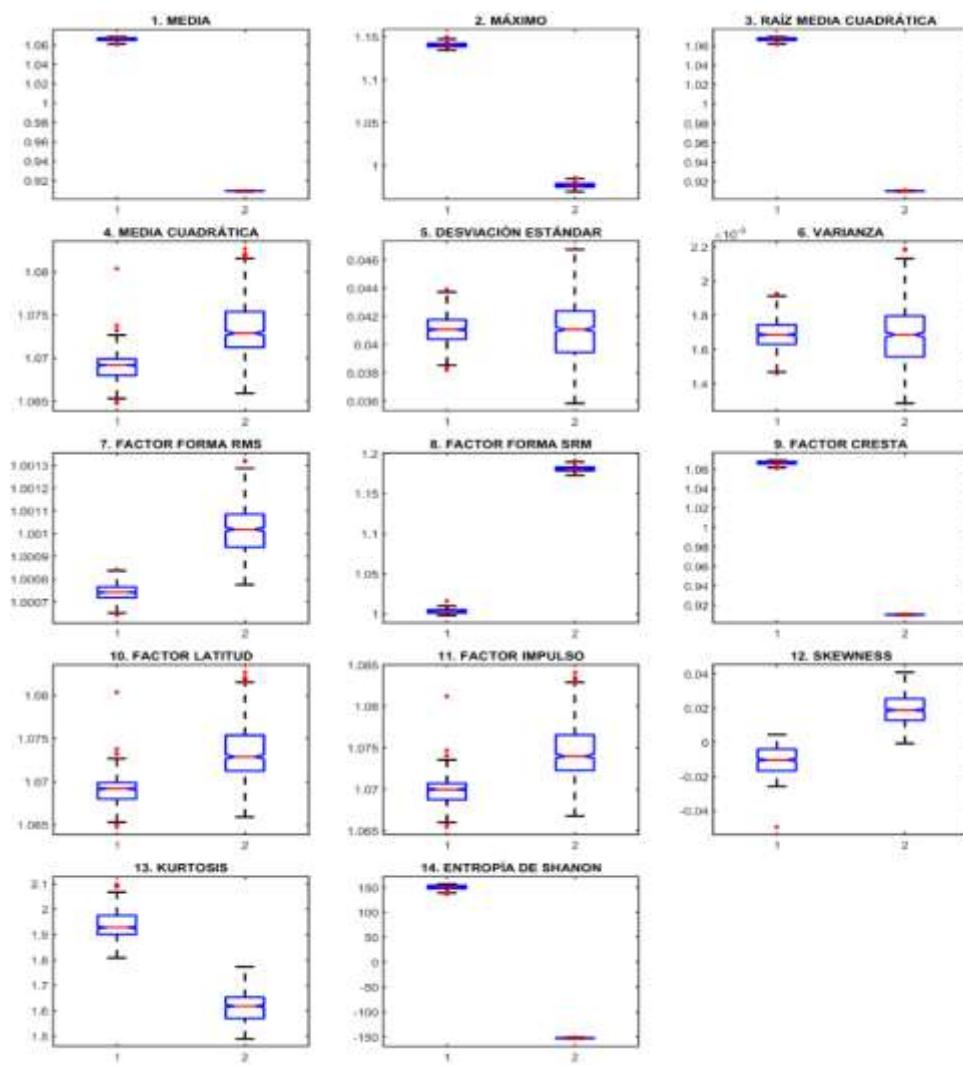


Figura 35. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Devanado 2 Eje Rotacional.

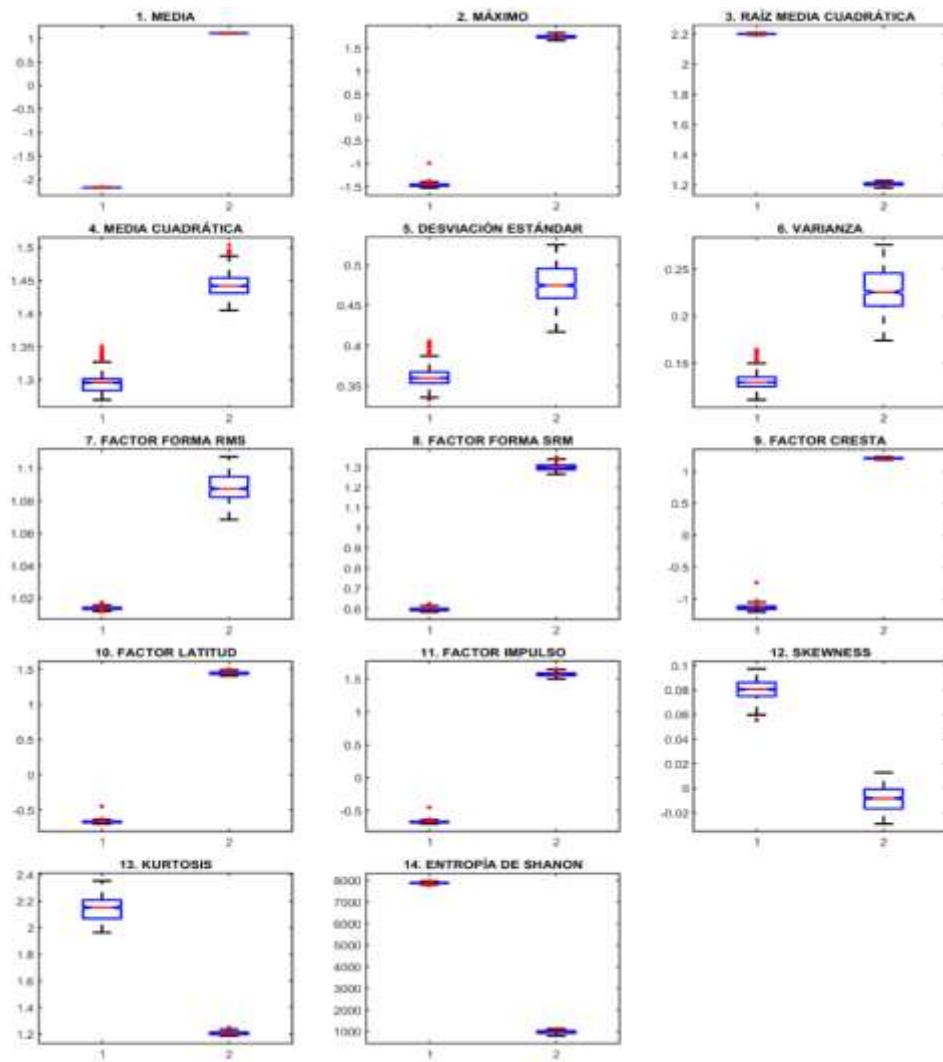
#### 4.1.2.3 ANÁLISIS DE ESTADÍSTICOS DEVANADO 3 ESTADO SANO VS FALLA

En la Figura 36, se observa que los datos estadísticos del devanado 3 en el eje axial, correspondientes al Grupo 1 (estado sano) y al Grupo 2 (estado en falla por cortocircuito entre espiras), presentan una baja desviación estándar y varianza, lo que indica que las mediciones dentro de cada grupo son consistentes y tienen poca dispersión, reforzando la confiabilidad de los datos. Además, se destaca una gran distancia entre clases, lo que facilita una diferenciación clara entre ambos estados.

Para una mejor comprensión de estos resultados, en la Tabla 10 se presentan los indicadores estadísticos más relevantes, seleccionados en función de su valor F, donde el valor de raíz media cuadrática (RMS) muestra ser el más representativo. Este comportamiento refleja cambios en la amplitud de la señal provocados por la falla de cortocircuito entre espiras, lo que refuerza la capacidad de separación entre clases y mejora la precisión en la clasificación. En este análisis, el eje axial muestra una respuesta dinámica clara y efectiva para diferenciar el estado sano del estado de falla, comportamiento que es consistente con lo observado en la Figura 27. En comparación con los otros ejes, el eje axial ofrece una mayor sensibilidad para detectar la falla, lo que resalta su importancia en el diagnóstico de cortocircuitos entre espiras en el devanado 3.

Tabla 10. Valores estadístico F de indicadores más representativos del Devanado 3 Eje Axial.

Devanado 3 Eje Axial	
Indicador	Valor F
<b>Máximo</b>	3.90E+06
<b>Raíz media cuadrática</b>	7.71E+06
<b>Factor latitud</b>	6.92E+06
<b>Factor impulso</b>	4.10E+06
<b>Entropía de Shannon</b>	6.22E+06



**Figura 36. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Devanado 3 Eje Axial.**

Los datos estadísticos de flujo magnético del devanado 3 en el eje radial para el estado sano (Grupo 1) y el estado en falla por cortocircuito entre espiras (Grupo 2) presentan una baja desviación estándar y varianza (ver Figura 37), lo que indica que las mediciones dentro de cada grupo son consistentes y tienen poca dispersión, sugiriendo una alta confiabilidad en los datos.

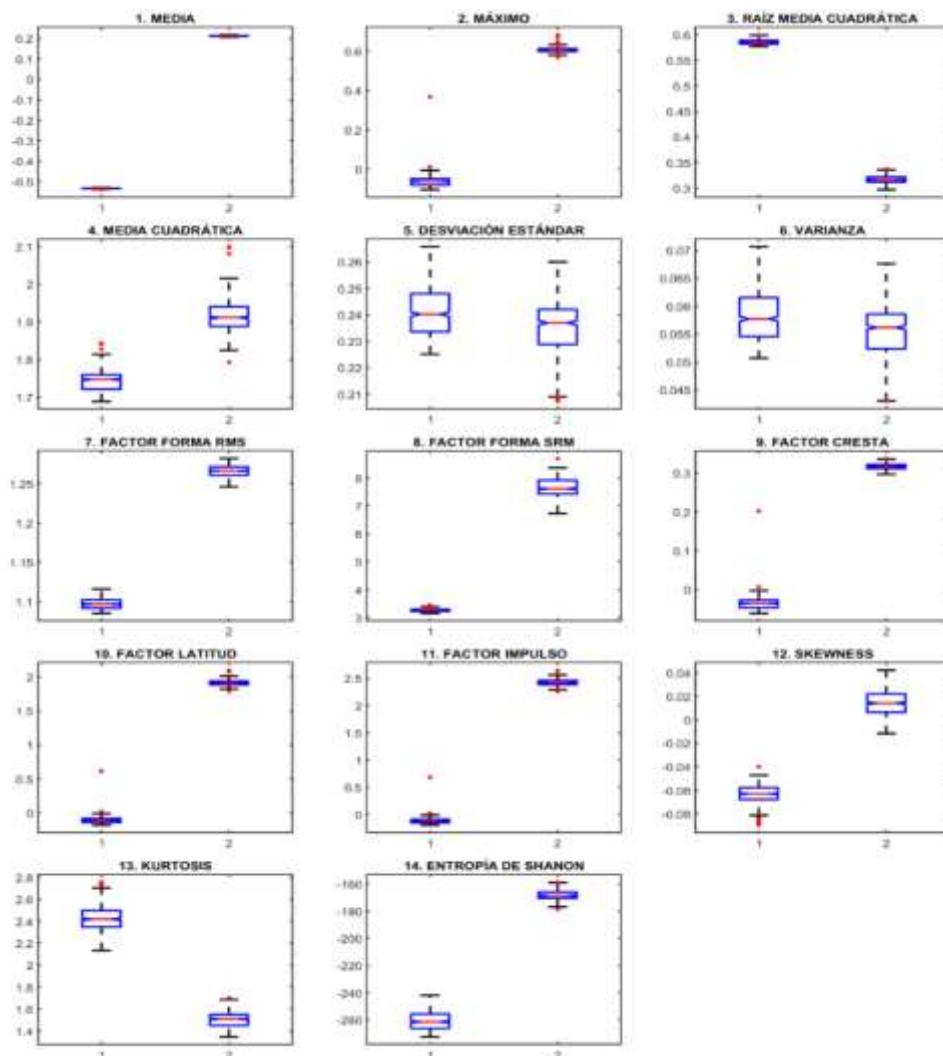
Además, se observa una clara separación entre clases, lo que facilita la diferenciación entre ambos estados. Este comportamiento es coherente con lo mostrado en la Figura 28, donde se visualiza la señal en el dominio del tiempo para ambos casos, confirmando la estabilidad y consistencia del análisis.

En la Tabla 11 se presentan los valores estadísticos más representativos, destacando que la media aritmética muestra un valor F elevado. Esto indica un cambio significativo en la amplitud y la forma de onda de la señal de flujo magnético de dispersión provocado por el cortocircuito entre espiras, proporcionando un

resumen cuantitativo que respalda la diferenciación entre los dos estados analizados.

**Tabla 11. Valores estadístico F de indicadores más representativos del Devanado 3 Eje Radial.**

Devanado 3 Eje Radial	
Indicador	Valor F
<b>Media aritmética</b>	6.14E+07
<b>Raíz media cuadrática</b>	649567.52
<b>Factor latitud</b>	900252.27
<b>Factor impulso</b>	993625.4
<b>Kurtosis</b>	39609.94



**Figura 37. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Devanado 3 Eje Radial.**

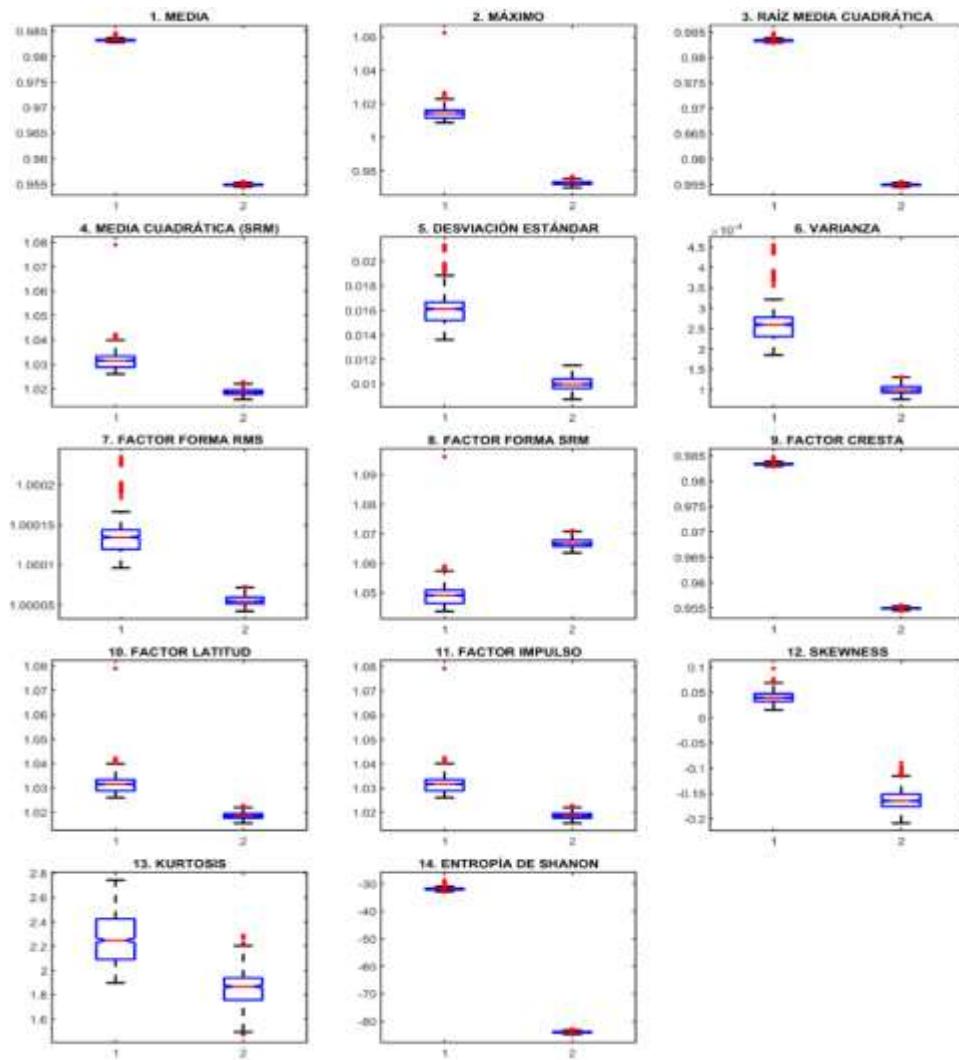
La Figura 38 muestra el comportamiento de los datos estadísticos del devanado 3 en el eje rotacional para el estado sano (Grupo 1) y el estado de falla por cortocircuito entre espiras (Grupo 2). Se observa que ambos grupos presentan una baja desviación estándar y varianza, lo que indica una estabilidad en los valores registrados dentro de cada clase y una alta confiabilidad en los datos obtenidos. Además, se destaca una considerable separación entre clases, lo que facilita la diferenciación clara entre los dos estados analizados.

Esta tendencia queda reflejada en la Tabla 12, donde se presentan los estadísticos más representativos, seleccionados en función de su valor F, que mide la capacidad de cada indicador para discriminar entre los dos grupos. El valor máximo de F indica cambios significativos en la amplitud de la señal de flujo magnético de dispersión en el estado de falla respecto al estado sano.

Al comparar estos valores con los obtenidos en el eje axial, se observa una correlación significativa, lo que sugiere que las métricas analizadas en esta evaluación ofrecen una respuesta similar a la obtenida en dicho eje. Esto refuerza la importancia del análisis estadístico en la identificación y diagnóstico de fallas por cortocircuito entre espiras

**Tabla 12. Valores estadístico F de indicadores más representativos del Devanado 3 Eje Rotacional.**

Devanado 3 Eje Rotacional	
Indicador	Valor F
<b>Máximo</b>	6.16E+06
<b>Raíz media cuadrática</b>	5.61E+06
<b>Factor cresta</b>	5.61E+06
<b>Skewness</b>	61160.11
<b>Entropía de Shannon</b>	4.40E+06



**Figura 38. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión devanado 3 eje Combinado.**

#### 4.1.3 SELECCIÓN DE CARACTERÍSTICAS ESTADÍSTICAS

La selección de características estadísticas se lleva a cabo considerando las tres componentes del flujo magnético: axial, radial, y combinado. En esta etapa, se analizan los 14 estadísticos obtenidos previamente para cada devanado, con el objetivo de identificar aquellos que mejor diferencian entre el estado sano y el estado de falla por cortocircuito entre espiras.

Para este proceso, los datos se agrupan por eje y se someten a un análisis ANOVA, el cual permite evaluar la variabilidad entre clases y determinar la significancia de cada estadístico. Posteriormente, se aplica la técnica de Fisher

Score, que asigna un peso a cada indicador según su capacidad para discriminar entre los dos estados.

Una vez seleccionados los estadísticos más representativos, estos se emplean en la siguiente fase del análisis: la extracción de características. En esta etapa, se utiliza la técnica de Análisis Discriminante Lineal (LDA), la cual optimiza la separación entre clases al proyectar los datos en un espacio de menor dimensión, maximizando la diferencia entre el estado sano y el estado en falla. Este enfoque permite mejorar la precisión en la clasificación y diagnóstico del cortocircuito entre espiras.

#### 4.1.3.1 SELECCIÓN DE ESTADÍSTICOS EJE AXIAL

La Figura 39 presenta la dispersión de los datos estadísticos correspondientes a los estados sano y de falla por cortocircuito entre espiras en los devanados 1, 2, y 3, tomando como referencia las señales de flujo magnético de dispersión en el eje axial.

Al analizar estos datos, se observa que las clases 1, 2, y 3, correspondientes a los devanados en estado sano, presentan baja desviación estándar y varianza, lo que indica estabilidad en sus características estadísticas. En contraste, las clases 4, 5 y 6, que representan los devanados en estado de falla por cortocircuito entre espiras, muestran una gran distancia respecto a las clases sanas, lo que sugiere que el eje axial permite una mejor separación entre estados.

A pesar de que algunos indicadores comparten ciertas similitudes entre clases, debido a la interacción de los campos magnéticos entre devanados, la separación entre clases sigue siendo significativa. Esto se ve reflejado en los valores obtenidos tras la aplicación de la técnica de Fisher Score y el análisis ANOVA, cuyos resultados se presentan en la Tabla 13. En esta tabla se identifican los estadísticos más relevantes, aquellos que presentan los valores más altos en términos de discriminación entre clases.

El comportamiento del eje axial destaca por su capacidad para diferenciar de manera más efectiva los estados sanos y en falla, lo que sugiere una mejor respuesta dinámica ante cambios en la condición del transformador. Esto permite caracterizar de manera más precisa la transición entre un estado y otro, proporcionando información clave para el diagnóstico de fallas de cortocircuito entre espiras en los devanados.

Tabla 13. Valores estadísticos de indicadores más representativos Eje Axial.

Resultados estadísticos Eje Axial		
Indicador	Fisher score	Valor F
Media aritmética	11735.65229	1.05E+07

<b>Máximo</b>	1327.06817	1.19E+06
<b>Raíz media cuadrática</b>	2206.230651	1.98E+06
<b>Media cuadrática</b>	284.552891	256097.6
<b>Factor cresta</b>	1530	1.37E+06

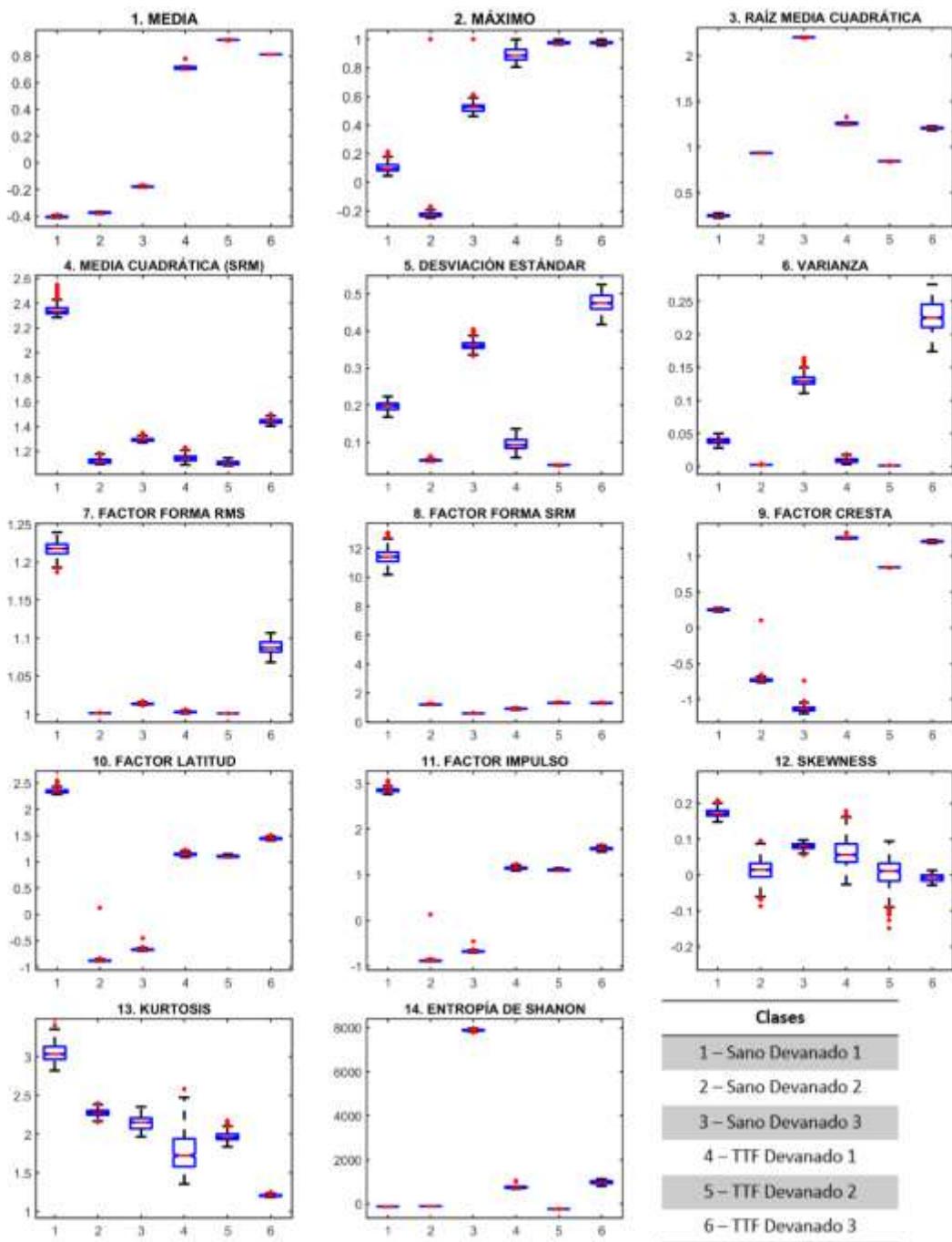


Figura 39. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Eje Axial.

#### 4.1.3.2 SELECCIÓN DE ESTADÍSTICOS EJE RADIAL

La Figura 40 muestra la dispersión de los datos estadísticos correspondientes al estado sano y al estado de falla por cortocircuito entre espiras en los devanados 1, 2, y 3, considerando el comportamiento del flujo magnético de dispersión en el eje radial.

Al analizar los datos, se observa que los estados sanos de los devanados 1, 2, y 3, representados por las clases 1, 2, y 3, presentan baja desviación estándar y varianza, lo que indica estabilidad y similitud en sus características estadísticas. Sin embargo, en algunos casos, estos estados comparten ciertas similitudes debido a la cercanía física entre los devanados, lo que puede generar cierta superposición en los valores estadísticos obtenidos. A pesar de ello, es posible diferenciar cada clase y detectar variaciones específicas entre ellas.

Por otro lado, los estados de falla por cortocircuito entre espiras de los devanados 2 y 3, representados por las clases 5 y 6, muestran una separación clara respecto a las clases del estado sano. En particular, la clase 4, correspondiente al cortocircuito entre espiras en el devanado 1, exhibe una mayor dispersión en los datos, lo que sugiere una variabilidad más alta en las señales asociadas a esta condición de falla. Además, algunos estadísticos aplicados a las señales muestran similitudes con los valores obtenidos en otras clases, como se puede observar en los gráficos de caja (boxplot).

Para identificar los estadísticos más relevantes en la diferenciación entre clases, se aplicó la técnica de Fisher Score, seleccionando los indicadores con mayor capacidad discriminativa. Estos resultados se presentan en la Tabla 14, donde los estadísticos seleccionados muestran valores significativamente altos al comparar cada clase. Cabe destacar que estos valores coinciden con los obtenidos en el análisis ANOVA, lo que valida la importancia de los estadísticos elegidos.

Finalmente, los estadísticos seleccionados en este proceso pasan a la siguiente fase de extracción de características, donde se utilizan técnicas avanzadas para optimizar la representación de los datos y mejorar la detección del cortocircuito entre espiras en los devanados del transformador.

**Tabla 14. Valores estadísticos de indicadores más representativos Eje Radial.**

Resultados estadísticos Eje Radial		
Indicador	Fisher score	Valor F
Raíz media cuadrática	4.98973	4490.76
Media cuadrática	2.74257	2468.31
Factor forma RMS	6.48386	5835.47
Factor forma SRM	4.78804	4309.24
Kurtosis	8.53638	7682.74

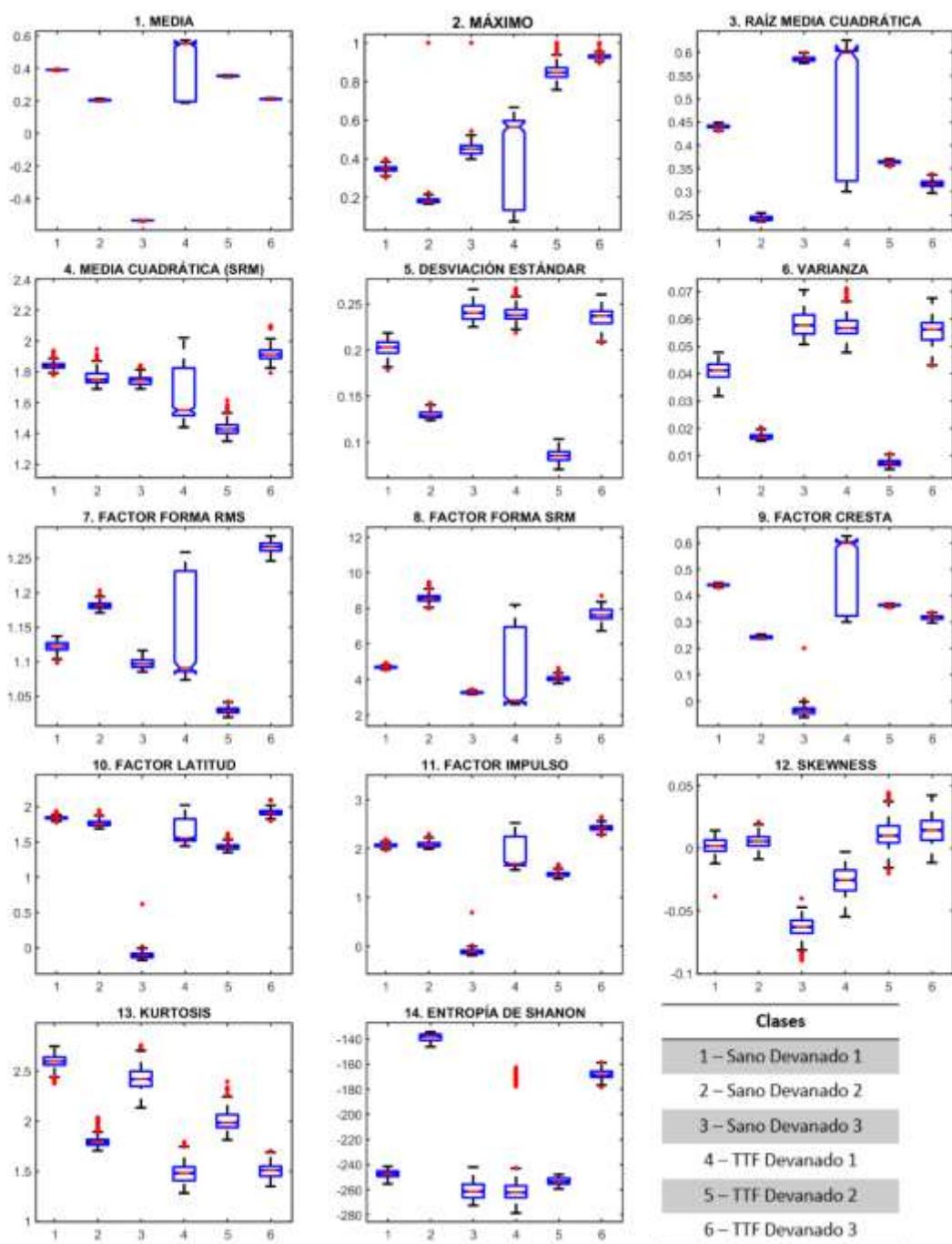


Figura 40. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Eje Radial.

#### 4.1.3.3 SELECCIÓN DE ESTADÍSTICOS EJE ROTACIONAL

La Figura 41 presenta la dispersión de los datos estadísticos obtenidos a partir del flujo magnético de dispersión en el eje rotacional, considerando tanto el estado sano como el estado de falla por cortocircuito entre espiras en los devanados 1, 2 y 3.

En este análisis, se observa que las clases 1, 2 y 3, correspondientes a los devanados en estado sano, presentan baja varianza y desviación estándar, lo que indica estabilidad y uniformidad en sus características estadísticas. De manera similar, las clases 4, 5 y 6, que representan los devanados en estado de falla, también exhiben baja varianza dentro de cada grupo. Sin embargo, lo más relevante es que existe una alta separación entre las clases, lo que permite diferenciar de manera efectiva los estados sanos y en falla.

A pesar de esta separación general, algunos indicadores estadísticos muestran cierto traslape entre clases, lo que sugiere que existen características compartidas entre algunos grupos debido a la influencia de factores comunes en el flujo magnético. Sin embargo, la separación global de las clases en el eje combinado sigue siendo significativa. Esto se corrobora en la Tabla 15, donde se presentan los indicadores más significativos tras la aplicación de la técnica de Fisher Score y el análisis ANOVA. Estos métodos permiten seleccionar los estadísticos con mayor capacidad de discriminación entre los diferentes estados.

Al igual que en el caso del eje axial, el eje rotacional también demuestra ser una referencia efectiva para identificar y diferenciar los estados sano y de falla por cortocircuito entre espiras. La respuesta dinámica de los datos en este eje muestra diferencias claras entre los estados, lo que facilita su caracterización y contribuye al diagnóstico de fallas en los devanados del transformador.

**Tabla 15. Valores estadísticos de indicadores más representativos Eje Rotacional.**

Resultados estadísticos Eje Rotacional		
Indicador	Fisher score	Valor F
Media aritmética	1196.481395	1.07E+06
Máximo	515.5091859	463958.27
Raíz media cuadrática	1192.522275	1.07E+06
Desviación estándar	98.19799618	88378.2
Factor forma SRM	365.8113018	329230.17

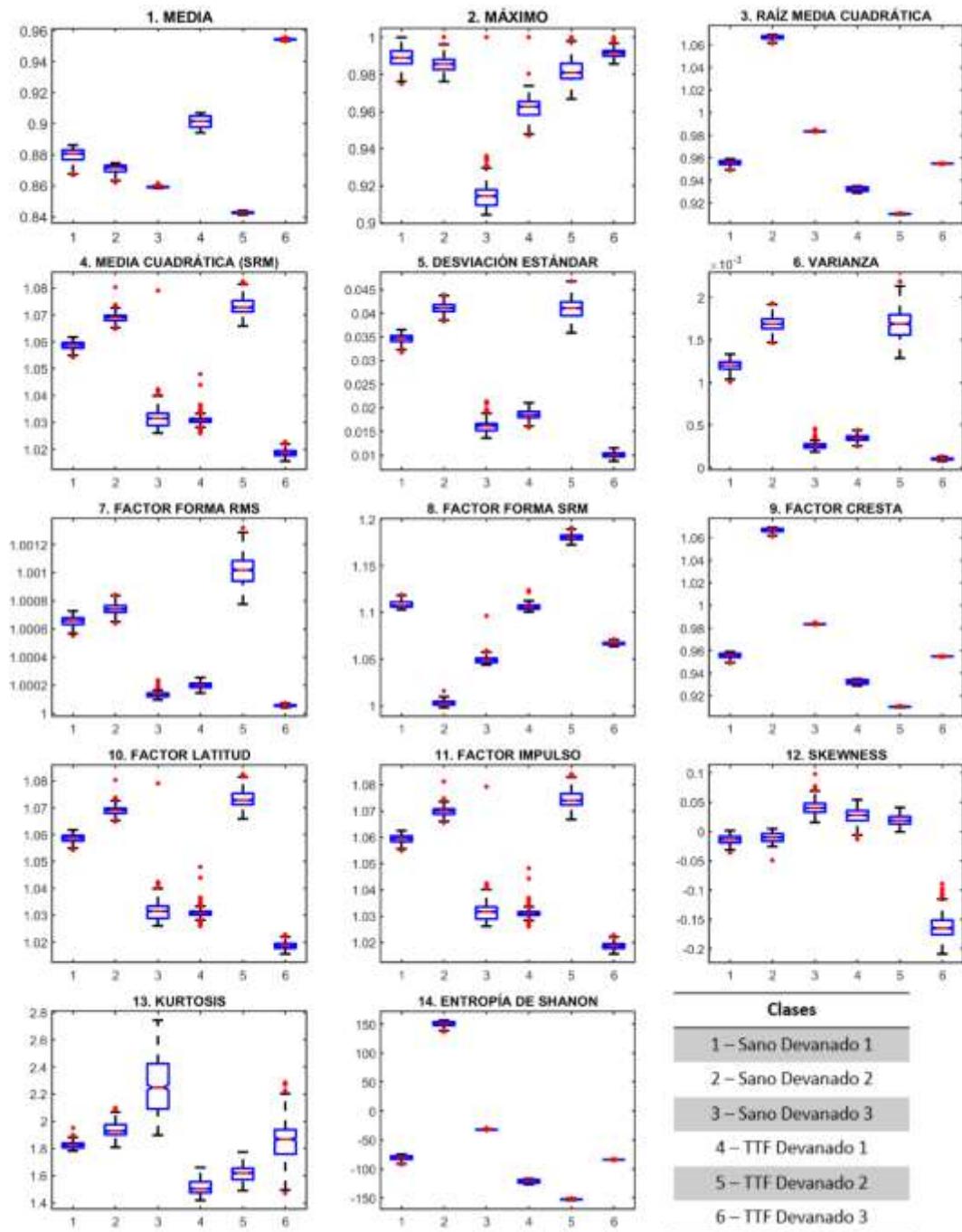


Figura 41. Boxplots de indicadores estadísticos de la señal de flujo de dispersión Eje Rotacional.

## **4.2 RESPUESTA EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA**

El estudio del cortocircuito entre espiras en los devanados 1, 2 y 3 requiere un análisis detallado del flujo magnético de dispersión, ya que este fenómeno electromagnético proporciona indicadores clave sobre la presencia y evolución de fallas en el transformador. Inicialmente, el registro de las señales se realiza en el dominio del tiempo, considerando los tres ejes de medición: axial, radial y rotacional. Sin embargo, para lograr una caracterización más precisa del comportamiento de la falla, es fundamental transformar estas señales al dominio de la frecuencia, lo que permite resaltar patrones espectrales que no serían evidentes en el análisis temporal.

La aplicación de la Transformada Rápida de Fourier (FFT) en el análisis del flujo magnético de dispersión resulta esencial, ya que permite detectar alteraciones en las componentes espectrales que podrían pasar inadvertidas en el dominio del tiempo. Esta técnica facilita la diferenciación entre un transformador en estado sano y uno con falla por cortocircuito entre espiras, lo que mejora significativamente la capacidad de diagnóstico temprano y contribuye a una evaluación más efectiva del estado del equipo.

En la sección 4.2: Respuesta en el Dominio de la Frecuencia, se presentan los espectros de frecuencia con amplitud expresada en decibeles (dB), lo que proporciona una mejor visualización de los cambios espectrales entre el estado sano y el estado en falla. Además, para complementar el análisis, se emplea una ventana rectangular de energía sin traslape, aplicada a la señal en frecuencia con amplitud en microteslas ( $\mu\text{T}$ ). Este enfoque permite identificar de manera puntual las zonas con mayor incremento energético, facilitando la localización de las áreas donde la falla afecta con mayor intensidad el comportamiento electromagnético del transformador.

### **4.2.1 ANÁLISIS FRECUENCIAL DEVANADO 1 ESTADO SANO VS FALLA**

El análisis del flujo magnético disperso en transformadores eléctricos a través de la Transformada Rápida de Fourier (FFT) permite evaluar los cambios espectrales asociados a fallas de cortocircuito entre espiras. En la Figura 42, se muestra el espectro en el dominio de la frecuencia del Devanado 1 en el eje axial, donde la señal en estado sano se representa en color negro, mientras que la señal en estado de falla se representa en color rojo.

Al comparar ambas señales, se observan modificaciones en frecuencias específicas, cuyos valores se detallan en la Tabla 16. Destaca un incremento en la amplitud de los armónicos 5° y 6° mostrados en los índices d) y e) respectivamente,

lo que sugiere una alteración en la distribución espectral debido a la falla. Además, se evidencia un desfase en varias ventanas del espectro, lo que indica una variación en la dinámica de la señal. Sin embargo, a pesar de estos cambios, la frecuencia fundamental y los armónicos principales se mantienen en fase, con una ligera disminución en la amplitud de la señal de estado de falla, a excepción de los armónicos mencionados, que presentan un aumento.

Por otro lado, en la Figura 43, se analiza la distribución de energía en las ventanas de la señal. Se observa que las ventanas 1, 7 a 10, y 44 a 45 presentan un incremento significativo de energía en comparación con la señal en estado sano. Este aumento sugiere que la falla de cortocircuito entre espiras genera una mayor dispersión del flujo magnético en el eje axial, afectando la estabilidad de la señal y reflejando alteraciones en el comportamiento electromagnético del transformador.

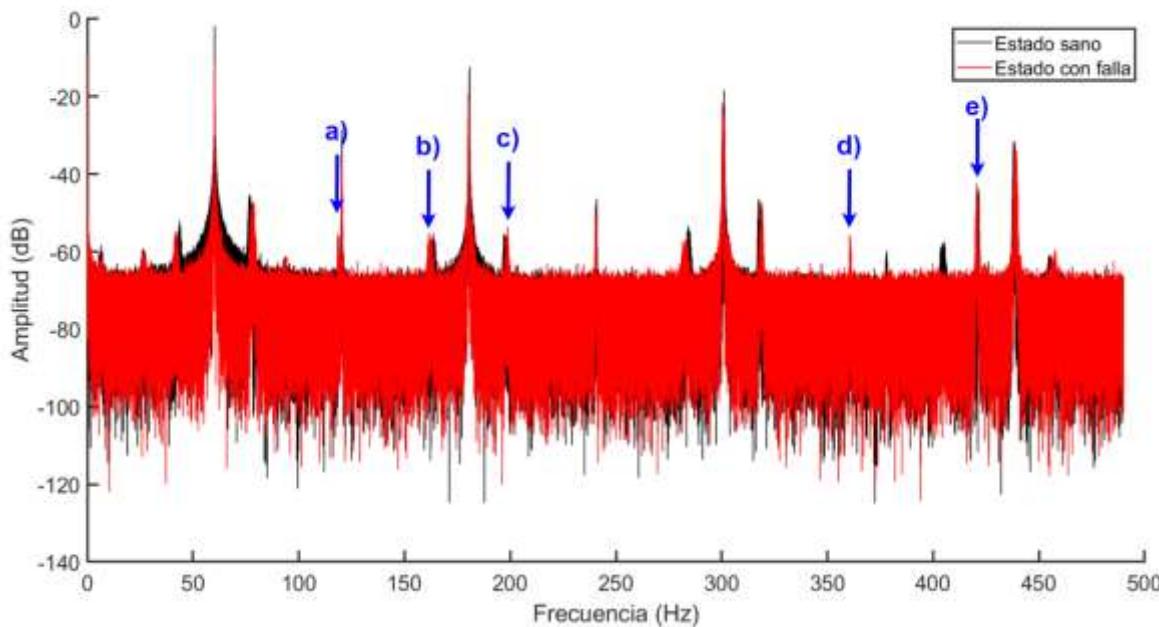
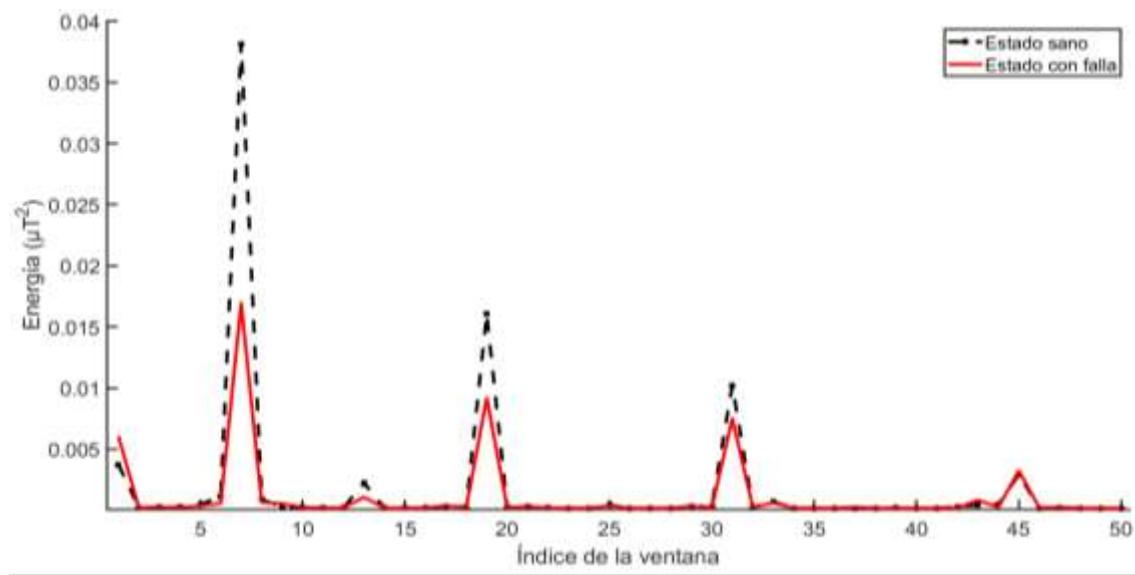


Figura 42. Espectro en el dominio de la frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 1 (Eje Axial).

Tabla 16. Índices del espectro en frecuencia en el Devanado 1 (Eje Axial).

Indicador	Frecuencia (Hz)	Amplitud(dB) Falla	Amplitud (dB) Sano	Diferencia (dB)
a)	118.6	-55.3143	-58.4196	3.1053
b)	161.43	-55.1	-55.2935	0.1935
c)	198.89	-53.5754	-56.3172	2.7418
d)	360.469	-55.5104	-64.1779	8.6675
e)	420.552	-42.3685	-44.4364	2.0679



**Figura 43. Energía de las ventanas de la señal de frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 1 (Eje Axial).**

En la Figura 44, se presenta el espectro de frecuencia obtenido para el devanado 1 en el eje radial, donde la señal de color negro representa el estado sano, mientras que la señal de color rojo corresponde al estado de falla.

Al comparar ambos estados, se observa un incremento en la amplitud de ciertas frecuencias específicas, señaladas por los indicadores (a) a (f), cuyos valores exactos se detallan en la Tabla 17. A pesar de este incremento, la componente principal y sus armónicos se mantienen en las mismas frecuencias, lo que indica que la estructura armónica de la señal no se ve alterada en términos de frecuencia, pero sí en magnitud. Además, se aprecia un desfase entre las señales, lo que sugiere modificaciones en la dinámica del sistema electromagnético debido a la falla.

Estos cambios espectrales son coherentes con las variaciones observadas en el dominio del tiempo, representadas en la señal de flujo magnético devanado 1 eje radial, donde la señal del estado de falla presenta modificaciones en su amplitud y forma de onda en comparación con la señal del estado sano.

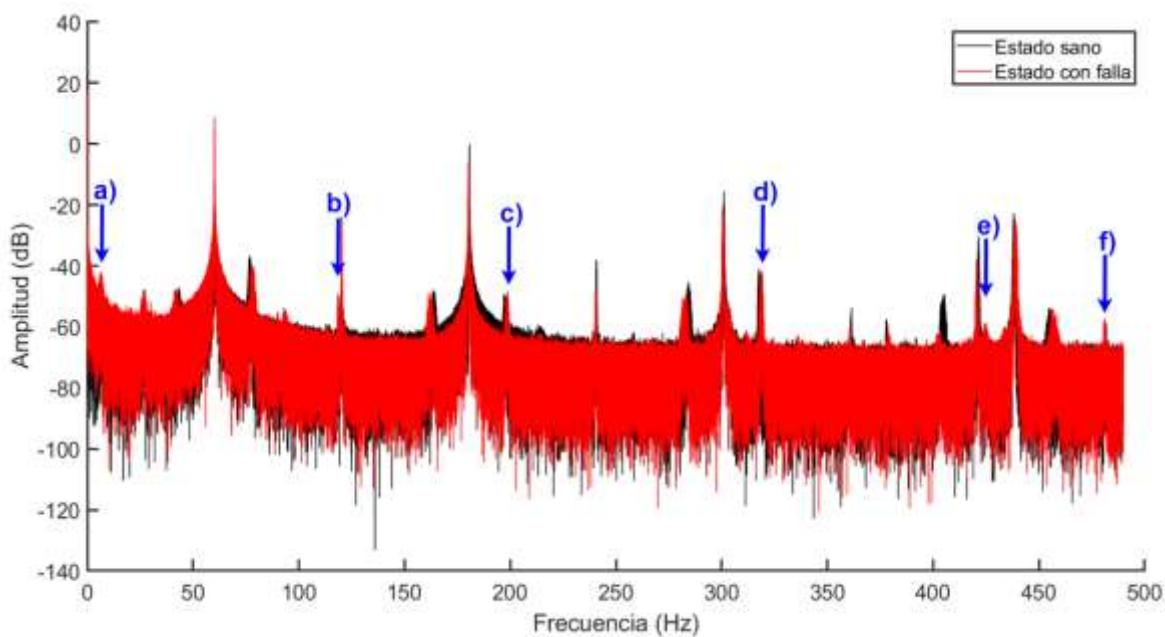
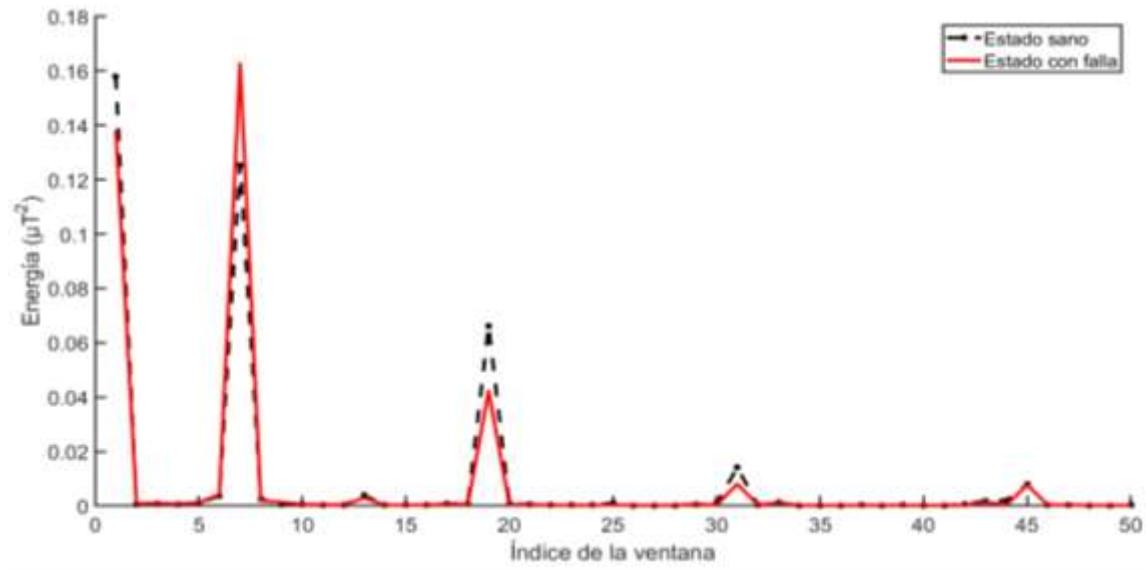


Figura 44. Espectro en el dominio de la frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 1 (Eje Radial).

Tabla 17. Índices del espectro en frecuencia en el Devanado 1 (Eje Radial).

Indicador	Frecuencia (Hz)	Amplitud (dB) Falla	Amplitud (dB) Sano	Diferencia (dB)
a)	6.26939	-41.5641	-45.7418	4.1777
b)	118.53	-49.0897	-50.9961	1.9064
c)	198.826	-48.3045	-50.1012	2.7939
d)	424.954	-58.463	-61.6247	3.1617
e)	481.136	-57.2605	-60.3134	3.0529

Adicionalmente en la Figura 45, el análisis de las ventanas de energía de la señal revela un incremento en las ventanas 1 a 8, y 44 a 48, lo que indica una mayor redistribución de la energía en ciertas bandas de frecuencia. Este comportamiento sugiere que la falla de cortocircuito entre espiras genera una mayor dispersión del flujo magnético.

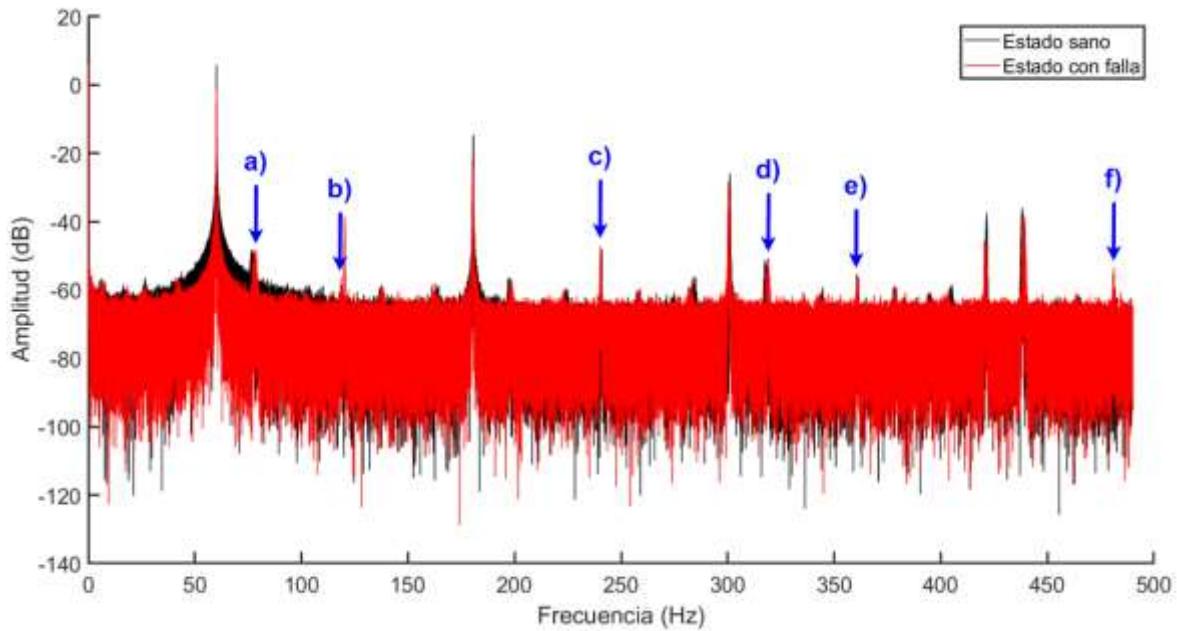


**Figura 45. Gráfica de energía de las ventanas de la señal de frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 1 (Eje Radial) .**

En la Figura 46, se presenta el espectro en frecuencia de la señal de flujo magnético disperso en el eje rotacional correspondiente al devanado 1, donde la señal en estado sano se representa en color negro, mientras que la señal en estado de falla se muestra en color rojo.

Al analizar ambas señales, se observa que, aunque en el estado de falla existen desfases en algunas componentes del espectro con respecto al estado sano, las componentes armónicas de mayor amplitud se mantienen en fase, experimentando únicamente una disminución en su magnitud. Esto indica que, si bien la falla genera alteraciones en la respuesta en frecuencia, la distribuciónpectral principal sigue conservando ciertas características del estado sano.

Los picos de frecuencia más representativos del estado de falla se encuentran detallados en la Tabla 18, lo que permite identificar los puntos clave donde se presentan mayores variaciones debido a la presencia de la falla.

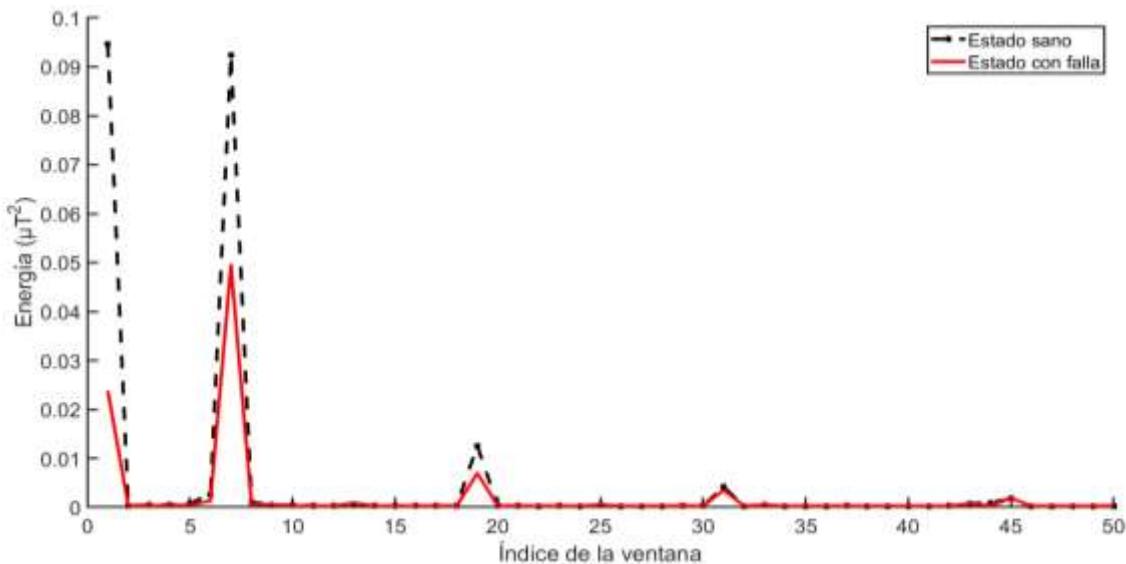


**Figura 46. Espectro en el dominio de la frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 1 (Eje Rotacional).**

**Tabla 18. Índices del espectro en frecuencia en el Devanado 1 (Eje Rotacional).**

Indicador	Frecuencia (Hz)	Amplitud (dB) Falla	Amplitud (dB) Sano	Diferencia (dB)
a)	78.7254	-48.036	-48.5775	0.5415
b)	118.621	-56.0784	-58.6203	2.5419
c)	240.337	-47.2111	-48.8621	1.651
d)	319.037	-50.9394	-52.1151	1.1757
e)	360.468	-55.1497	-56.5489	1.3992
f)	481.256	-53.4484	-59.6124	6.164

Por otro lado, el análisis de distribución de energía en las señales, mostrado en la Figura 47, revela que las ventanas de frecuencia de 8 a 15 presentan un ligero incremento de energía en comparación con el estado sano. Este aumento en la energía sugiere que la falla de cortocircuito entre espiras genera un cambio en la respuesta dinámica del sistema, lo que impacta la propagación del flujo magnético disperso en el eje rotacional.



**Figura 47. Gráfica de energía de las ventanas de la señal de frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 1 (Eje Rotacional).**

#### 4.2.2 ANÁLISIS FRECUENCIAL DEVANADO 2

En la Figura 48, se presenta el espectro en frecuencia correspondiente al eje axial del devanado 2, donde la señal en estado sano se representa en color negro, mientras que la señal en estado de falla se muestra en color rojo.

Al comparar ambas señales, se observa un incremento en la amplitud de ciertas componentes del espectro, lo que indica alteraciones en la respuesta de la señal debido a la falla. Los puntos específicos en los que se detecta este incremento están señalados en la Figura 48 y detallados en la Tabla 19, en la cual se identifican las frecuencias representativas que pueden servir como indicadores de la presencia de cortocircuito entre espiras.

Además de las variaciones en la amplitud, se evidencia un desfase en ciertas regiones del espectro en la señal correspondiente al estado de falla en comparación con el estado sano. No obstante, a pesar de estas diferencias, la señal fundamental y los armónicos más representativos permanecen en fase, aunque con modificaciones en su magnitud. Esto sugiere que la falla no altera la ubicación de las principales componentes espectrales, pero sí impacta su distribución energética y amplitud, afectando la estabilidad de la señal.

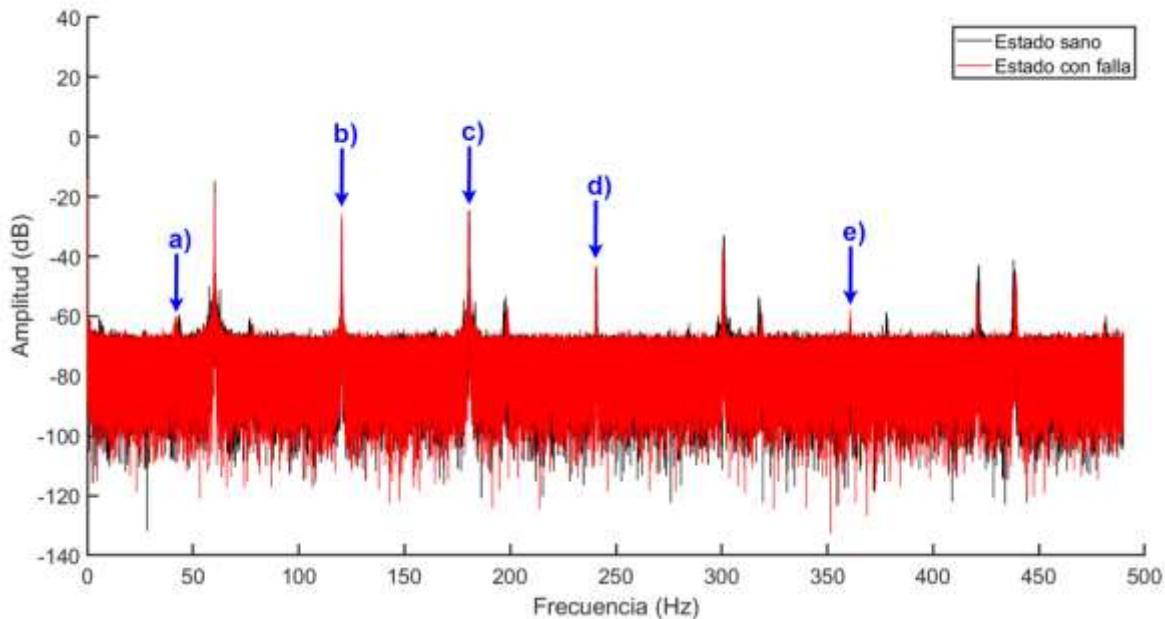


Figura 48. Espectro en el dominio de la frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 2 (Eje Axial).

Tabla 19. Índices del espectro en frecuencia en el Devanado 2 (Eje Axial).

Indicador	Frecuencia (Hz)	Amplitud (dB) Falla	Amplitud (dB) Sano	Diferencia (dB)
a)	41.9989	-59.6464	-60.385	0.7386
b)	120.192	-25.7404	-28.3845	2.6441
c)	180.333	-24.4049	-25.9251	1.5202
d)	240.356	-43.1754	-44.9676	1.7922
e)	360.656	-57.8708	-63.9333	6.0625

En la Figura 49, se presenta un análisis energético de la señal basado en ventanas de frecuencia, donde se observa que las ventanas comprendidas entre 10 a 15 y 44 a 48 presentan un incremento en la concentración energética. Este fenómeno puede interpretarse como una manifestación de la falla, ya que los cambios en la dinámica del flujo magnético disperso generan alteraciones en la energía distribuida en el espectro de frecuencia.

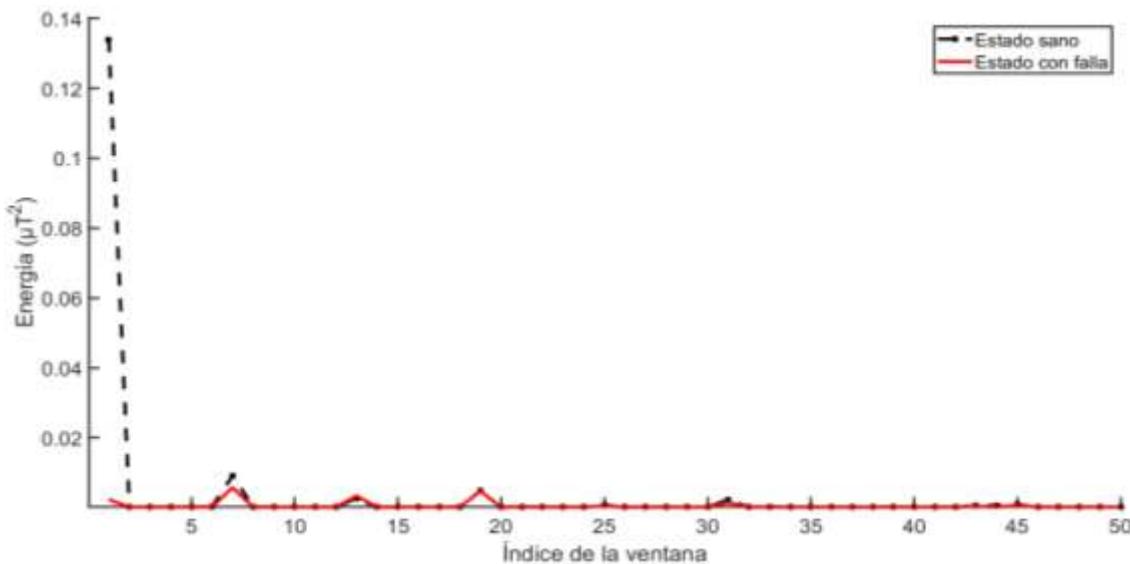
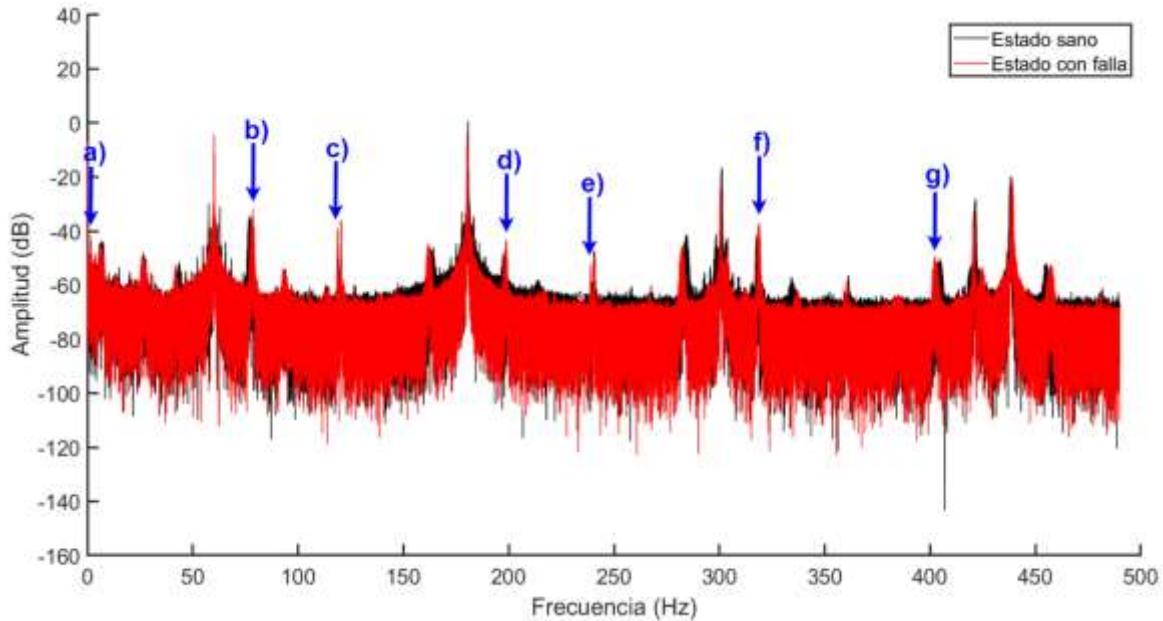


Figura 49. Gráfica de energía de las ventanas de la señal de frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 2 (Eje Axial).

En la Figura 50, se representa el espectro en frecuencia de la señal correspondiente al eje radial del devanado 2, donde la señal en estado sano se visualiza en color negro, mientras que la señal en estado de falla se muestra en color rojo.

Al comparar ambas señales, se pueden identificar desfases en algunos picos del espectro entre el estado sano y el estado con falla. Sin embargo, se observa que la señal fundamental y los armónicos principales permanecen en fase, aunque con variaciones en la amplitud. Esto sugiere que la presencia de la falla modifica la respuesta en frecuencia del sistema, afectando la magnitud de ciertos componentes sin alterar significativamente la distribución espectral global.

Los índices de picos de frecuencia más representativos que pueden ser indicativos de la presencia de un cortocircuito entre espiras se detallan en la Tabla 20. Estos puntos clave permiten caracterizar las alteraciones inducidas por la falla y pueden servir como base para el desarrollo de métodos de diagnóstico basados en análisis espectral.

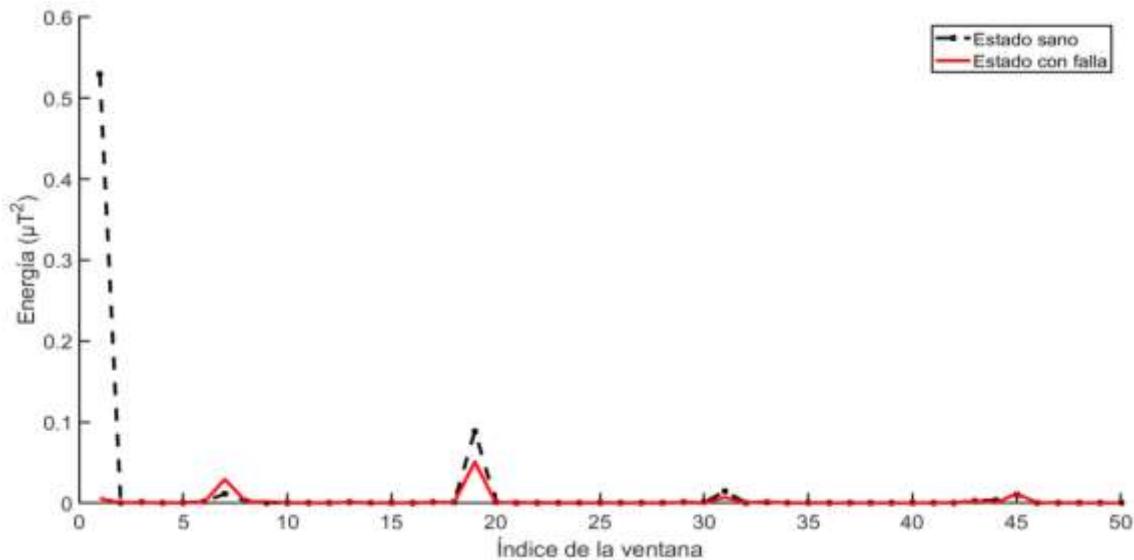


**Figura 50. Espectro en el dominio de la frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 2 (Eje Radial).**

**Tabla 20. Índices del espectro en frecuencia en el Devanado 2 (Eje Radial).**

Indicador	Frecuencia (Hz)	Amplitud (dB) Falla	Amplitud (dB) Sano	Diferencia (dB)
a)	1.4543	-41.6604	-45.0386	3.3782
b)	78.4889	-31.7609	-34.4462	2.6853
c)	118.803	-39.1657	-48.8421	9.6764
d)	198.826	-43.0437	-48.6044	5.5607
e)	238.908	-51.9527	-59.0491	7.0964
f)	318.845	-36.9765	-41.718	4.7415
g)	402.31	-49.1773	-51.1704	1.9931

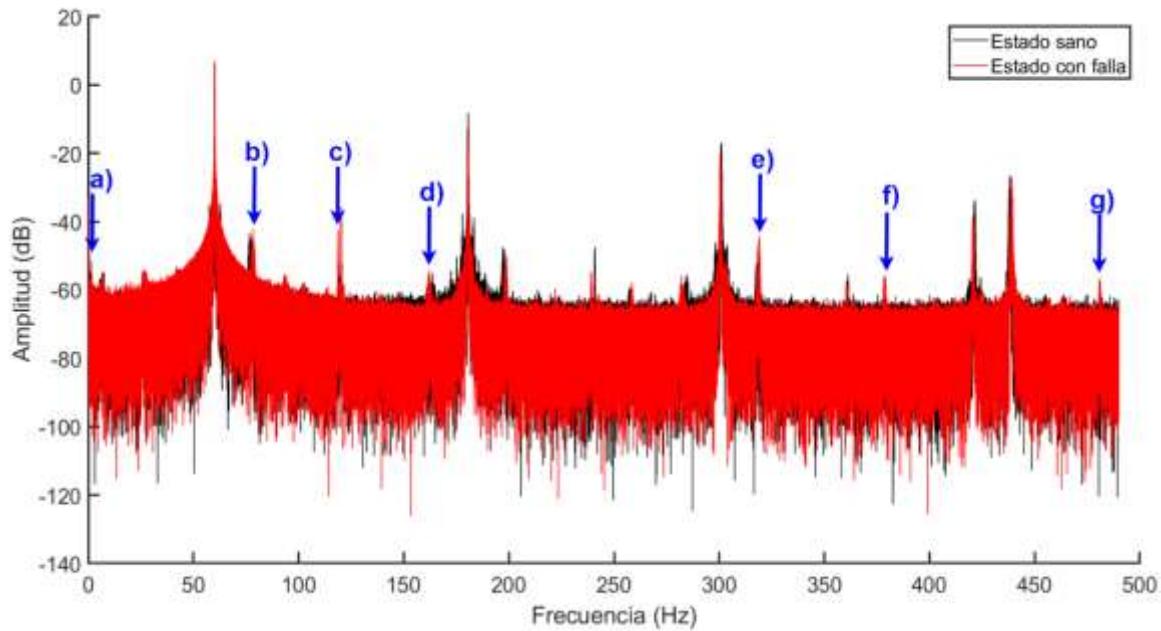
Además, en la Figura 51, se presenta un análisis de distribución de energía en el espectro de la señal. En este gráfico, se observa un incremento significativo en las ventanas de frecuencia de 1 a 10, y de 44 a 48, lo que indica una mayor concentración de energía en estas regiones en comparación con el estado sano. Este comportamiento sugiere que la presencia de la falla genera cambios dinámicos en la respuesta del flujo magnético disperso, afectando la propagación de las señales y modificando su distribución energética.



**Figura 51. Gráfica de energía de las ventanas de la señal de frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 2 (Eje Radial).**

La Figura 52 presenta el espectro en frecuencia del flujo magnético de dispersión en el eje rotacional del devanado 2, donde se comparan las señales en estado sano (color negro) y en estado de falla por cortocircuito entre espiras (color rojo). Se evidencia un incremento en la amplitud de ciertas componentes frecuenciales, cuyos valores específicos se detallan en la Tabla 21. Estas frecuencias pueden servir como indicadores de la presencia de la falla, ya que su aumento sugiere alteraciones en el comportamiento electromagnético del sistema.

Además del incremento en determinadas frecuencias, se observa un desfase en algunas zonas de la señal del estado de falla respecto a la del estado sano. No obstante, la componente fundamental y los armónicos principales se mantienen en fase, aunque con una disminución en su amplitud, lo que indica una alteración en la propagación del flujo magnético disperso debido a la presencia de la falla.

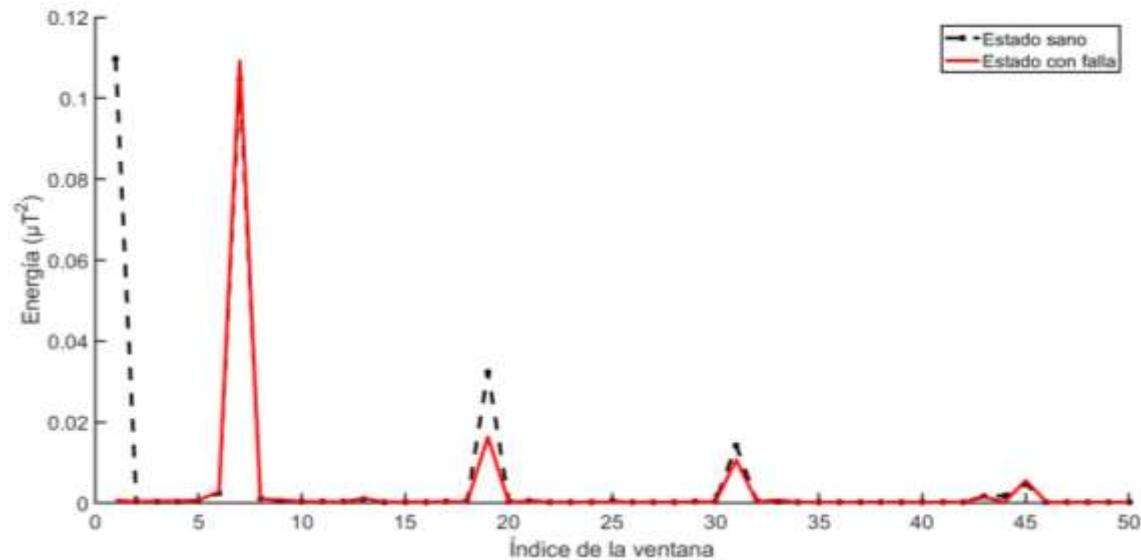


**Figura 52. Espectro en el dominio de la frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 2 (Eje Rotacional).**

**Tabla 21. Índices del espectro en frecuencia en el Devanado 2 (Eje Rotacional).**

Indicador	Frecuencia (Hz)	Amplitud (dB) Falla	Amplitud (dB) Sano	Diferencia (dB)
a)	1.4543	-51.414	-54.9768	3.5628
b)	78.4889	-42.1818	-43.5978	1.416
c)	118.803	-42.4187	-52.5506	10.1319
d)	162.258	-54.1496	-54.8965	0.7469
e)	318.845	-44.2394	-52.2424	8.003
f)	378.63	-55.6917	-60.508	4.8163
g)	480.704	-56.4629	-60.6338	4.1754

Para complementar este análisis, en la Figura 53 se representa el gráfico de energía de las ventanas de la señal en el dominio frecuencial. Se puede notar un aumento significativo de energía en las ventanas 4 a 10, 12 a 14 y 44 a 48, lo que sugiere que estas regiones del espectro pueden estar asociadas con los efectos del cortocircuito entre espiras.



**Figura 53. Gráfica de energía de las ventanas de la señal de frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 2 (Eje Rotacional).**

#### 4.2.3 ANÁLISIS FRECUENCIAL DEVANADO 3 ESTADO SANO VS FALLA

El análisis espectral del flujo magnético de dispersión en el eje axial del devanado 3, representado en la Figura 54, permite comparar las señales en estado sano (color negro) y estado de falla por cortocircuito entre espiras (color rojo). Se observa un incremento en la amplitud de diversas componentes frecuenciales, identificadas con indicadores en la figura, cuyos valores específicos se encuentran en la Tabla 22. Dichas frecuencias pueden ser utilizadas como indicadores potenciales de la presencia de una falla por cortocircuito entre espiras en el transformador, ya que evidencian una alteración en el comportamiento electromagnético del sistema.

Además del aumento en ciertas frecuencias, se detecta un desfase en algunas regiones del espectro de la señal en estado de falla con respecto al estado sano. Este desfase sugiere un cambio dinámico en la distribución del flujo magnético de dispersión, lo que indica una alteración en la interacción electromagnética dentro del devanado. No obstante, la componente fundamental y los armónicos principales permanecen en fase, experimentando únicamente modificaciones en su amplitud,

lo que confirma que la falla afecta principalmente la magnitud de la respuesta en frecuencia, sin alterar la sincronización de los principales componentes espectrales.

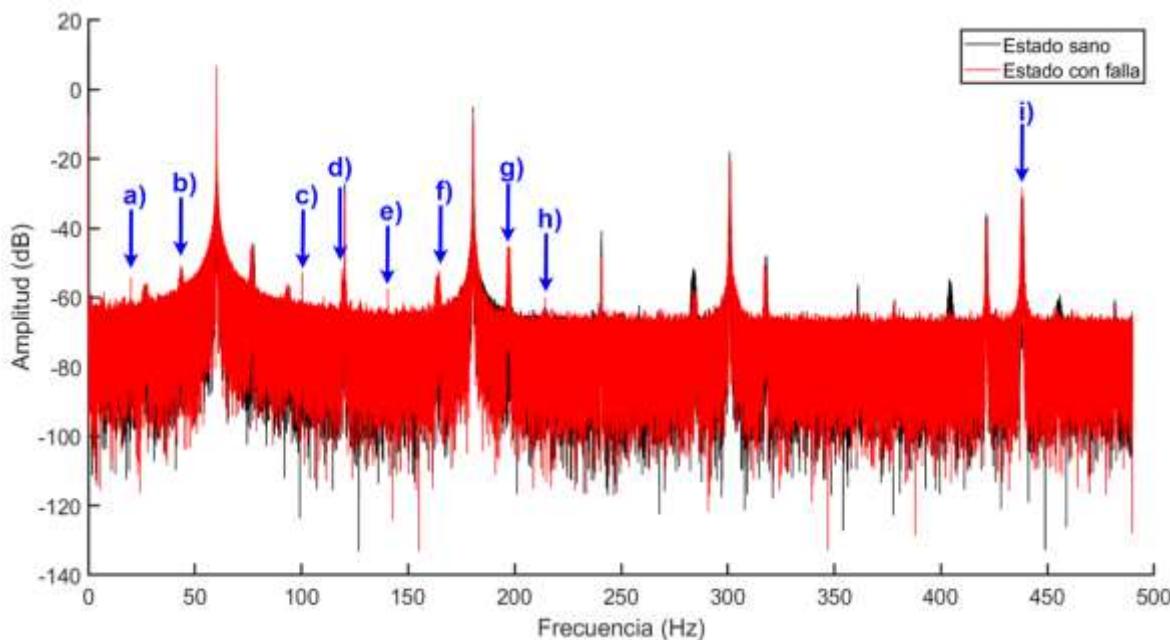


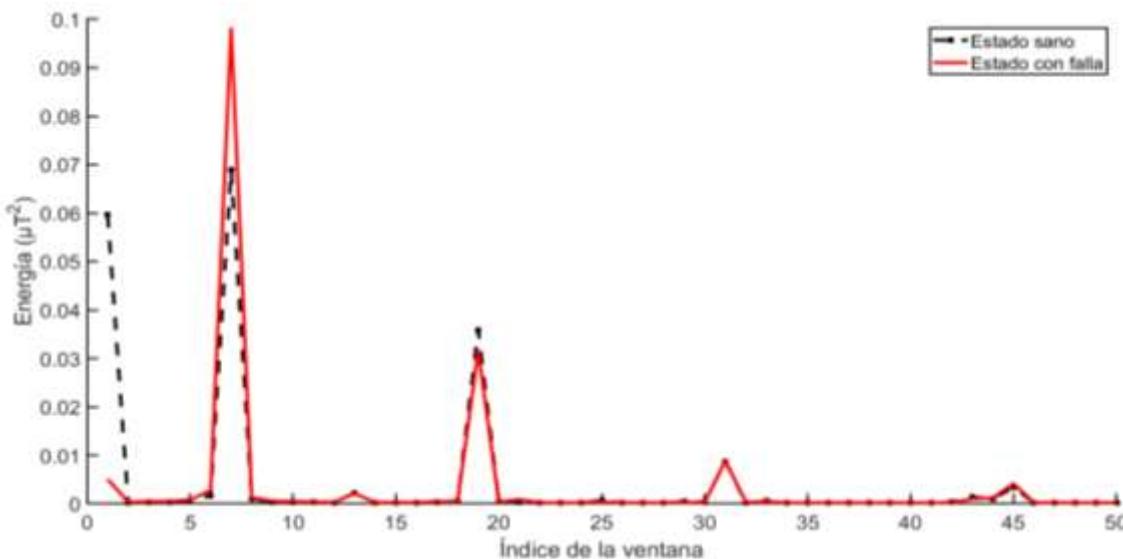
Figura 54. Espectro en el dominio de la frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 3 (Eje Axial).

Tabla 22. Índices del espectro en frecuencia en el Devanado 3 (Eje Axial).

Indicador	Frecuencia (Hz)	Amplitud (dB) Falla	Amplitud (dB) Sano	Diferencia (dB)
a)	20.0521	-54.0655	-60.778	6.7125
b)	43.4349	-50.6109	-54.2651	3.6542
c)	100.302	-52.8777	-62.8055	9.9278
d)	118.92	-51.491	-55.9233	4.4323
e)	140.414	-57.3713	-64.5859	7.2146
f)	164.769	-52.1539	-55.4596	3.3057
g)	197.352	-45.08	-59.373	14.293
h)	214.398	-59.9558	-62.6858	2.73
i)	438.149	-28.1096	-31.218	3.1084

Por otra parte, en la Figura 55, se presenta el gráfico de distribución de energía en las ventanas de la señal frecuencial, donde se identifica un incremento en las ventanas 4 a 10, 20 a 22 y 44 a 48. Estas regiones con mayor concentración

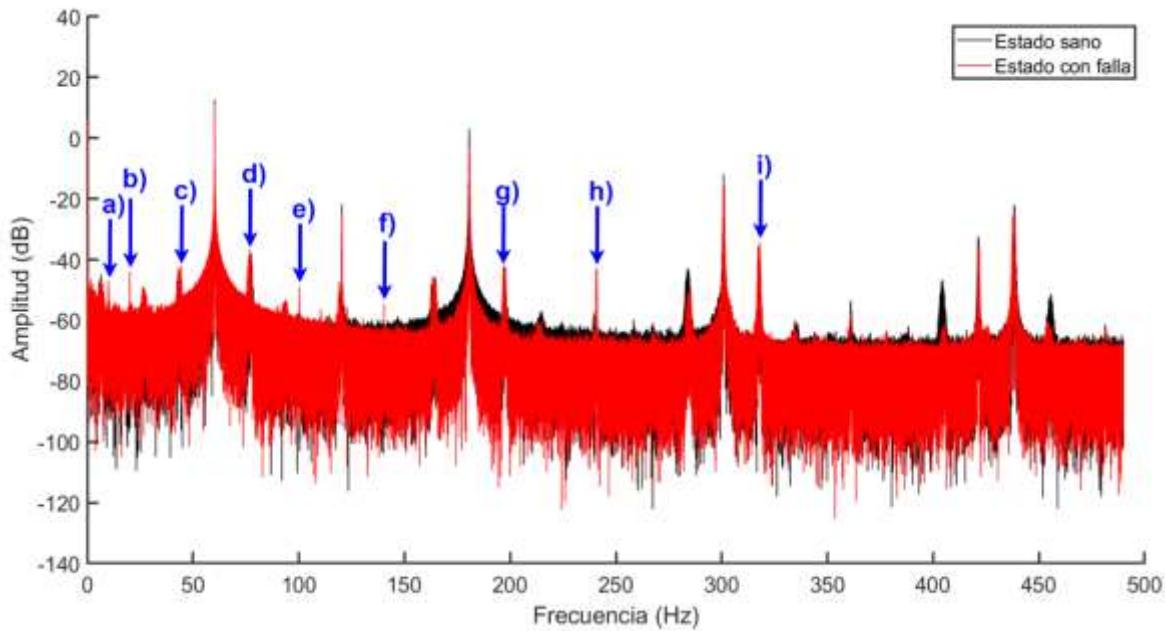
energética pueden estar relacionadas con la presencia de la falla, ya que reflejan alteraciones en la propagación del flujo magnético de dispersión.



**Figura 55. Gráfica de energía de las ventanas de la señal de frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 3 (Eje Axial).**

El estudio del comportamiento del flujo magnético de dispersión en el eje radial del devanado 3 mostrado en la Figura 56 presenta el espectro en frecuencia de la señal en dos condiciones: estado sano (representado en color negro) y estado de falla (en color rojo). A través de este análisis, se pueden identificar múltiples componentes frecuenciales cuya amplitud varía significativamente en comparación con la señal en estado sano, lo que sugiere la alteración del campo electromagnético en la máquina. Las características específicas de estas variaciones se detallan en la Tabla 23.

Además de los cambios en amplitud, se observa que en varias zonas del espectro existe un desfase entre ambas señales, lo que indica una alteración en la distribución del flujo magnético disperso debido a la presencia de la falla. Este desfase es un indicativo clave del impacto que tiene el cortocircuito entre espiras en la dinámica electromagnética del transformador, ya que afecta la interacción entre las componentes de flujo y, en consecuencia, la estabilidad del sistema.

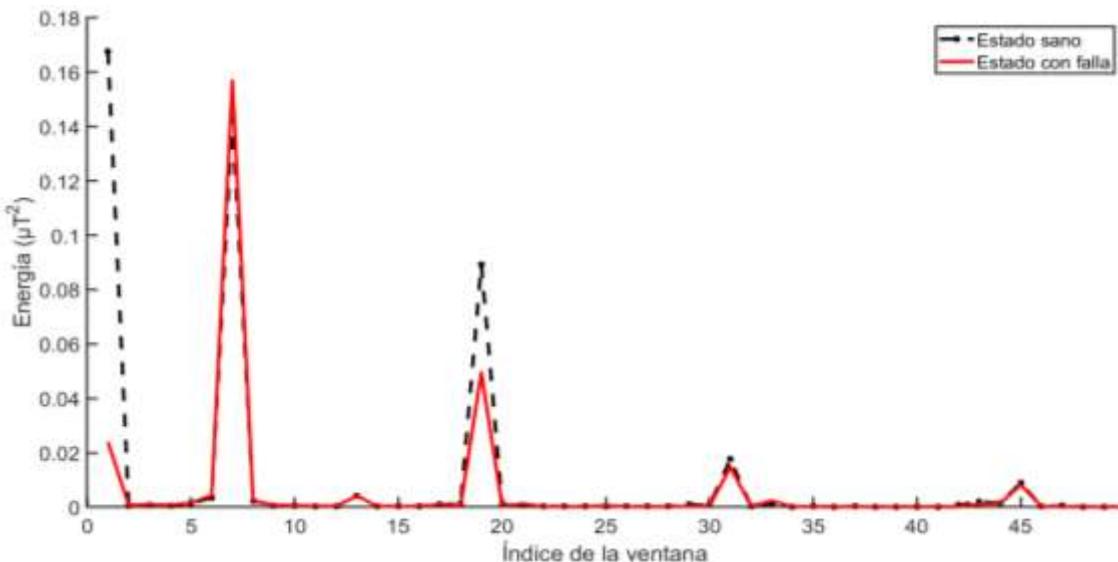


**Figura 56. Espectro en el dominio de la frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 3 (Eje Radial).**

**Tabla 23. Índices del espectro en frecuencia en el Devanado 3(Eje Radial).**

Indicador	Frecuencia (Hz)	Amplitud (dB) Falla	Amplitud (dB) Sano	Diferencia (dB)
a)	9.95419	-47.0062	-55.6185	8.6123
b)	20.0456	-43.7646	-53.5711	9.8065
c)	44.2803	-42.1569	-44.2565	2.0996
d)	76.9431	-36.5266	-37.9612	1.4346
e)	100.308	-48.8781	-57.5616	8.6835
f)	140.418	-54.6415	-61.4322	6.7907
g)	197.352	-42.2152	-46.3601	4.1449
h)	240.715	-43.1568	-49.4164	6.2596
i)	318.019	-34.2322	-38.9805	4.7483

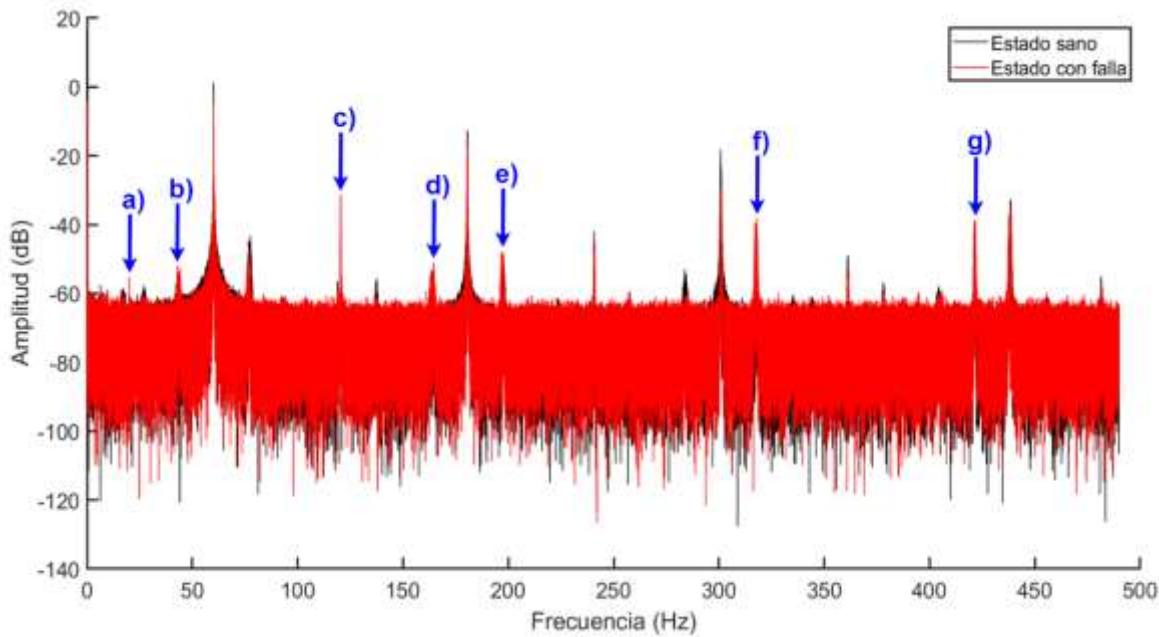
Para complementar el análisis, la Figura 57 muestra la distribución de energía en el dominio de la frecuencia, utilizando un esquema de ventaneo sin traslape. En esta representación, se identifican incrementos significativos de energía en las ventanas 4 a 10, 15 a 18 y 32 a 34, lo que señala las regiones espectrales donde se producen los cambios más relevantes. Estos incrementos de energía pueden asociarse con distorsiones en la señal de flujo magnético disperso causadas por la falla.



**Figura 57. Gráfica de energía de las ventanas de la señal de frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 3 (Eje Radial).**

El análisis espectral del flujo magnético de dispersión en el eje rotacional del devanado 3 es fundamental para comprender el impacto de un cortocircuito entre espiras en el comportamiento electromagnético del transformador. La Figura 58 muestra el espectro en frecuencia de la señal en dos estados: sano (representado en color negro) y con falla (en color rojo). Se observa que varias componentes frecuenciales experimentan un aumento en amplitud, lo que indica un cambio significativo en la dinámica del flujo magnético disperso principal. Estos incrementos son detallados en la Tabla 24, donde se presentan los valores específicos de las frecuencias más afectadas.

Además del cambio en amplitud, se evidencia que en ciertas regiones del espectro ocurre un desfase entre las señales en estado sano y en falla. Sin embargo, es importante destacar que la componente fundamental y los armónicos principales se mantienen en fase, aunque con modificaciones en su amplitud. Este comportamiento se debe al efecto electromagnético inducido por la falla, que altera la distribución del flujo magnético principal y modifica la respuesta en frecuencia del sistema.

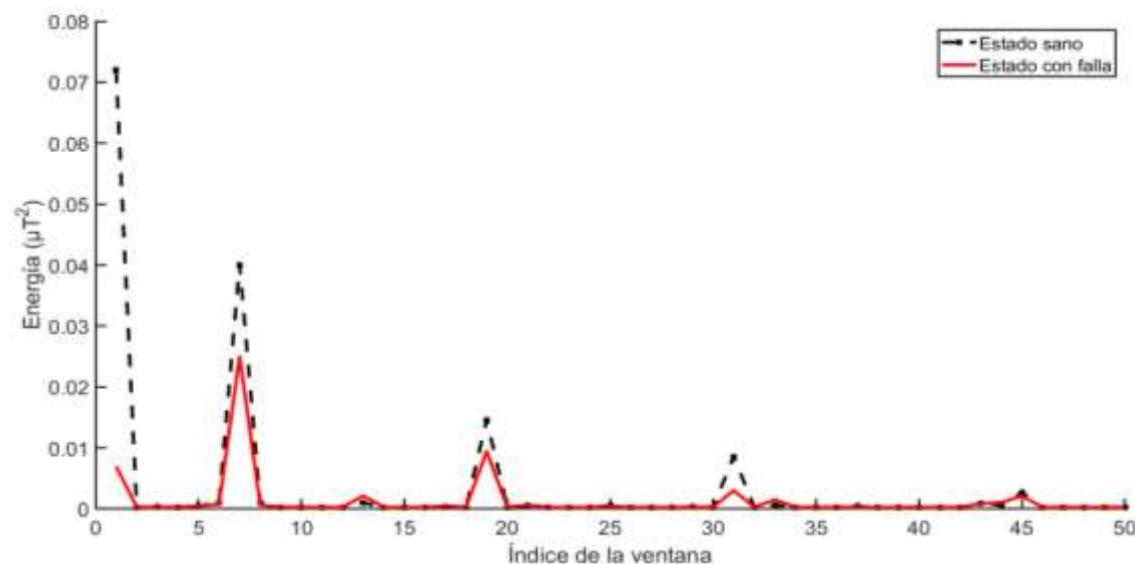


**Figura 58. Espectro en el dominio de la frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 3 (Eje Rotacional).**

**Tabla 24. Índices del espectro en frecuencia en el Devanado 3 (Eje Rotacional).**

Indicador	Frecuencia (Hz)	Amplitud (dB) Falla	Amplitud (dB) Sano	Diferencia (dB)
a)	20.0508	-55.1254	-60.5984	
b)	42.988	-51.8372	-54.6235	
c)	120.401	-31.2785	-37.3749	
d)	164.769	-51.1673	-54.2983	
e)	197.352	-47.7463	-49.9477	
f)	318.019	-38.019	-46.0505	
g)	421.761	-38.4581	-42.6957	

Para evaluar el impacto energético de estos cambios, la Figura 59 muestra la distribución de energía en el dominio de la frecuencia, empleando un esquema de ventaneo sin traslape. Se identifican incrementos de energía en las ventanas 10 a 18, 33 a 35 y 43 a 44, lo que sugiere que en estas regiones espectrales se presentan alteraciones significativas atribuibles al cortocircuito entre espiras.



**Figura 59. Gráfica de energía de las ventanas de la señal de frecuencia: Estado Sano vs Falla en el Devanado 3 (Eje Rotacional) .**

#### 4.2.4 ANÁLISIS DE LA RESPUESTA EN FRECUENCIA

El análisis en frecuencia de los tres devanados de un transformador trifásico, considerando tanto el estado sano como la presencia de un cortocircuito entre espiras equivalente al 11.2% del total de espiras, revela patrones característicos en el comportamiento del flujo magnético de dispersión. Al examinar las señales en el dominio de la frecuencia para los ejes axial, radial y rotacional, se identifican varias componentes espectrales que presentan un incremento de amplitud en el estado de falla en comparación con el estado sano.

Entre las frecuencias más relevantes asociadas con la falla de cortocircuito entre espiras, se destacan:

- Frecuencias comunes a los tres devanados: 118-120 Hz, 161-164 Hz, 197-198 Hz y 318-319 Hz. Estas frecuencias muestran una amplificación sistemática en dos o tres ejes de cada devanado, lo que sugiere su fuerte correlación con la presencia del cortocircuito.
- Frecuencias específicas por devanado:
  - Devanado 1: 360 Hz y 481 Hz.
  - Devanado 2: 78 Hz y 240 Hz.
  - Devanado 3: 20 Hz, 44 Hz, 140 Hz y 165 Hz.

El análisis de energía por ventanas revela que las zonas de mayor incremento energético se encuentran entre:

- Ventanas 10 a 18, que abarcan el rango de 100 a 180 Hz.
- Ventanas 30 a 33, correspondientes a frecuencias entre 300 y 330 Hz.
- Ventanas específicas que coinciden con las frecuencias características de cada devanado, reforzando la hipótesis de que estas variaciones espectrales están directamente relacionadas con la falla por cortocircuito entre espiras.

Desde un punto de vista físico, estas alteraciones en el espectro de frecuencia pueden atribuirse a la distorsión generada en el flujo magnético de dispersión principal debido al cortocircuito entre espiras. Entre los efectos más notorios se encuentran:

- Reducción en la amplitud del flujo principal, causada por la oposición generada en la trayectoria del flujo magnético.
- Distorsión en la forma de onda, evidenciada en el dominio de la frecuencia mediante el desfase en ciertas regiones espectrales.
- Incremento de amplitud en frecuencias específicas, lo que sugiere que el cortocircuito introduce armónicos y componentes adicionales en la señal, modificando su comportamiento en el tiempo.

El análisis de frecuencia permite identificar cambios espectrales específicos asociados con la falla, proporcionando una base sólida para la implementación de estrategias de monitoreo y diagnóstico.

#### **4.3 CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DEL ESTADO DEL TRANSFORMADOR**

Para la clasificación automática de fallas en transformadores trifásicos, se fusionan los cinco estadísticos más representativos de los ejes axial, radial y rotacional con su respectivo valor de energía en frecuencia. Esto genera una matriz de datos con seis clases:

- Estado sano en los devanados 1, 2 y 3.
- Falla por cortocircuito entre espiras (TTF del inglés TurnToTurn Fault) en los devanados 1, 2 y 3.

Cada clase cuenta con 750 muestras y cinco características estadísticas, seleccionadas mediante Fisher Score (sección 4.2).

Para optimizar la clasificación, se aplica Análisis Discriminante Lineal (LDA), reduciendo la matriz a dos dimensiones, lo que mejora la separación entre clases y simplifica el procesamiento. Posteriormente, los datos reducidos se ingresan a una Red Neuronal Artificial (ANN) Feed-Forward, configurada con 2 capas ocultas, 7 neuronas por capa, y función de activación hiperbólica.

La clasificación se realiza individualmente por eje axial, radial y combinado, evaluando su rendimiento al aplicar la técnica de validación cruzada(K-Fold) con valor K igual a 5, para evaluar el rendimiento del clasificador. Este método optimiza la detección de fallas al mejorar la precisión y reducir la dimensionalidad, permitiendo la implementación en sistemas de monitoreo en línea para transformadores eléctricos.

#### *4.3.1 CLASIFICACIÓN DE FALLA DE CORTOCIRCUITO ENTRE ESPIRAS EJE AXIAL*

El análisis de fallas por cortocircuito entre espiras en transformadores trifásicos se optimiza mediante técnicas avanzadas de reducción de dimensionalidad y clasificación automática. En este contexto, se aplicó Análisis Discriminante Lineal (LDA) a los estadísticos: media aritmética, máximo, raíz media cuadrática, media cuadrática y factor cresta. Posteriormente, se integró la energía del espectro en frecuencia de las señales de flujo magnético de dispersión axial, lo que permitió mejorar la separación entre clases y optimizar la representación de los datos.

En la Figura 60 se muestran las regiones de decisión generadas utilizando solo los datos estadísticos, mientras que en la Figura 63 se presentan las regiones de decisión obtenidas al combinar estos estadísticos con la energía espectral, ambas a partir de los datos de entrenamiento seleccionados mediante validación cruzada. Las clases están representadas de la siguiente manera:

- Estado sano: devanado 1 (azul), devanado 2 (rojo), devanado 3 (negro).
- Falla por cortocircuito entre espiras: devanado 1 (verde), devanado 2 (cyan), devanado 3 (amarillo).

Se observa que en la Figura 60 existe mayor cercanía entre los datos de falla del devanado 1 (verde) y 3 (amarillo), lo cual podría provocar ambigüedades en la clasificación. En cambio, en la Figura 63 las regiones de decisión están mejor definidas, con mayor separación entre los estados sano y con falla.

A pesar de cierta proximidad entre clases en algunos casos. Las Figuras 61 y 64, generadas a partir de los datos de prueba mediante validación cruzada, muestran las regiones de decisión obtenidas por la red neuronal artificial (ANN), destacando su capacidad para discriminar entre el estado sano y la condición de falla. Además, las matrices de confusión presentadas en las Figuras 62 y 65 evidencian una precisión del 100%, confirmando la robustez del sistema propuesto.

El uso de la energía espectral en el eje axial se valida como una fuente de características relevantes para el modelado de fallas, al incrementar la distancia entre medias de cada clase al aplicar LDA. Estos resultados subrayan la importancia

del análisis del flujo magnético de dispersión en el eje axial para la detección temprana de cortocircuitos entre espiras en transformadores trifásicos.

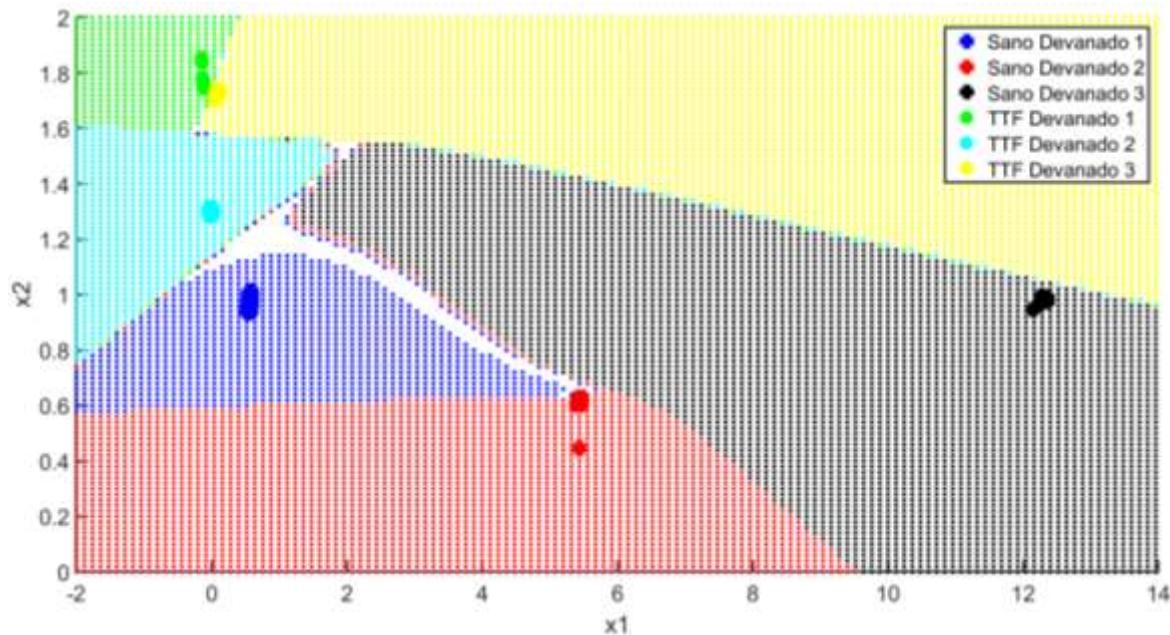


Figura 60. Regiones de Decisión de una ANN en el Eje Axial con Datos Estadísticos de Entrenamiento.

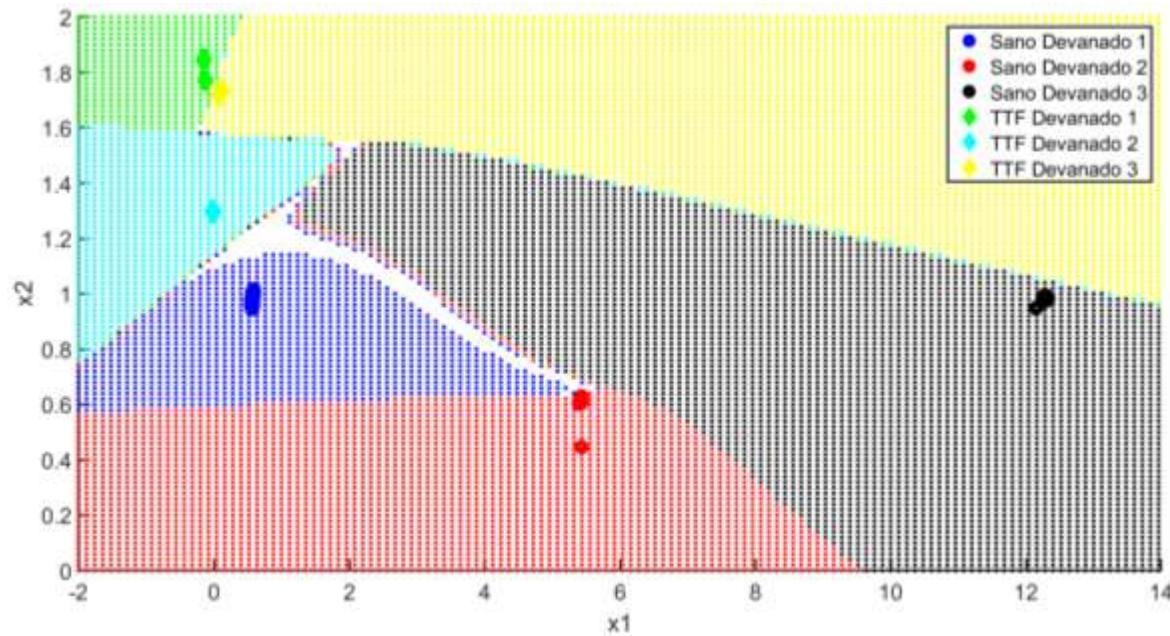


Figura 61. Clasificación de Datos Estadísticos de Prueba con ANN en el Eje Axial.

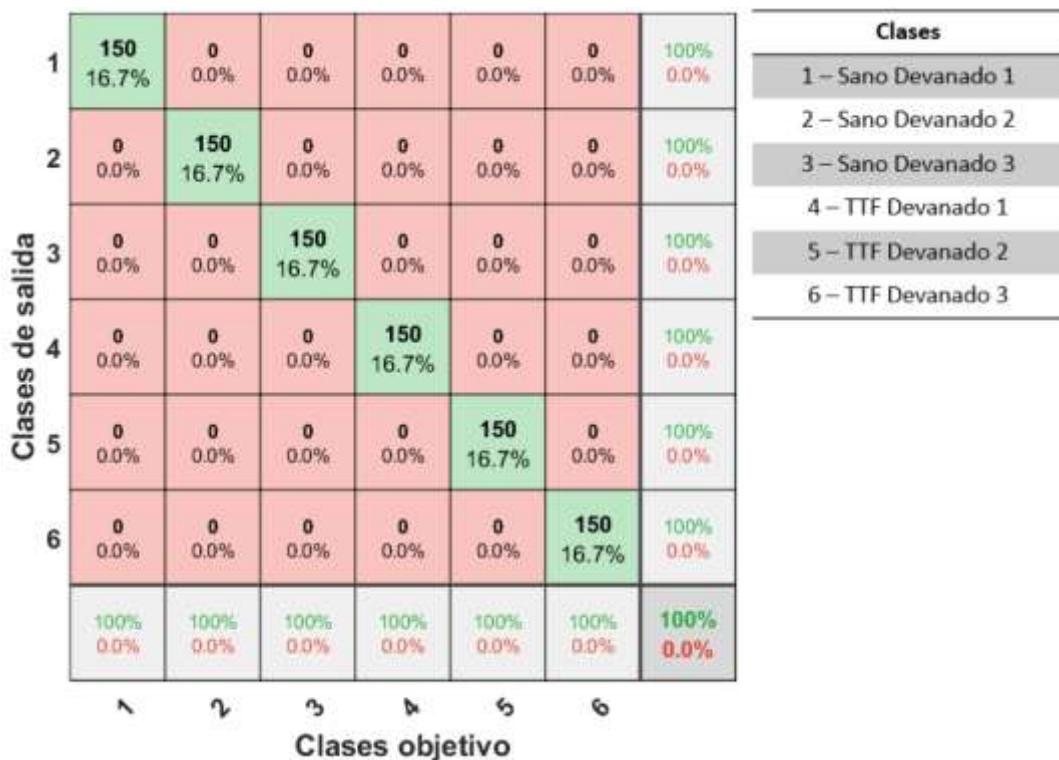


Figura 62. Matriz de Confusión de la Clasificación con ANN en el Eje Axial con Datos Estadísticos.

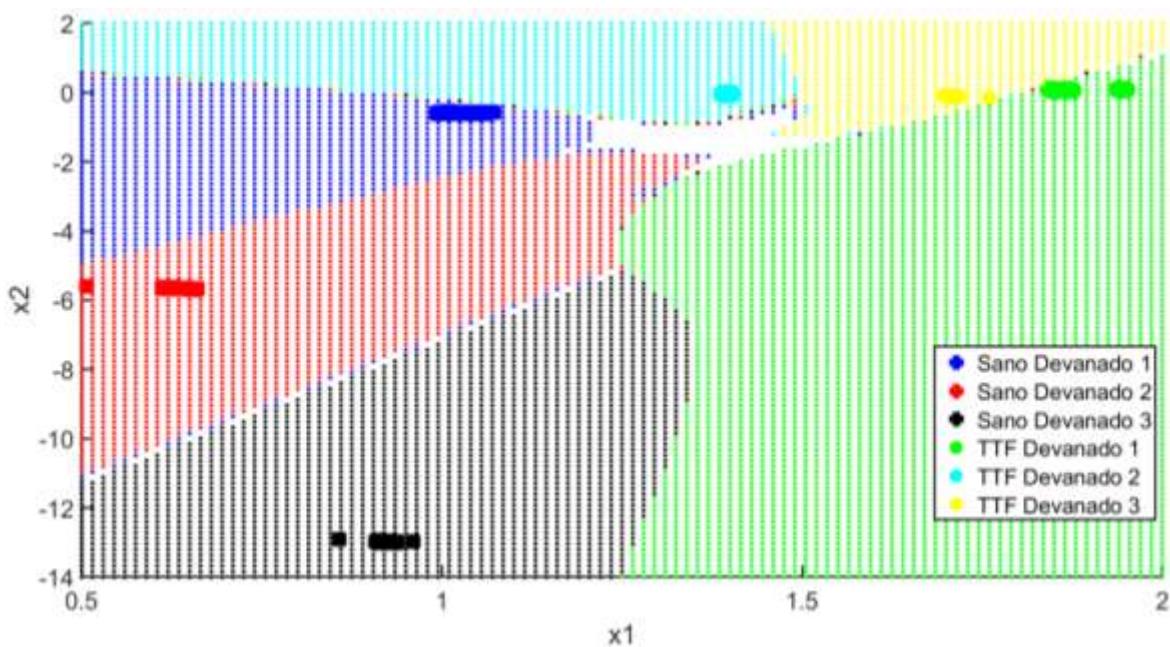


Figura 63. Regiones de Decisión de una ANN en el Eje Axial con Datos de Entrenamiento Estadísticos y Frecuencia.

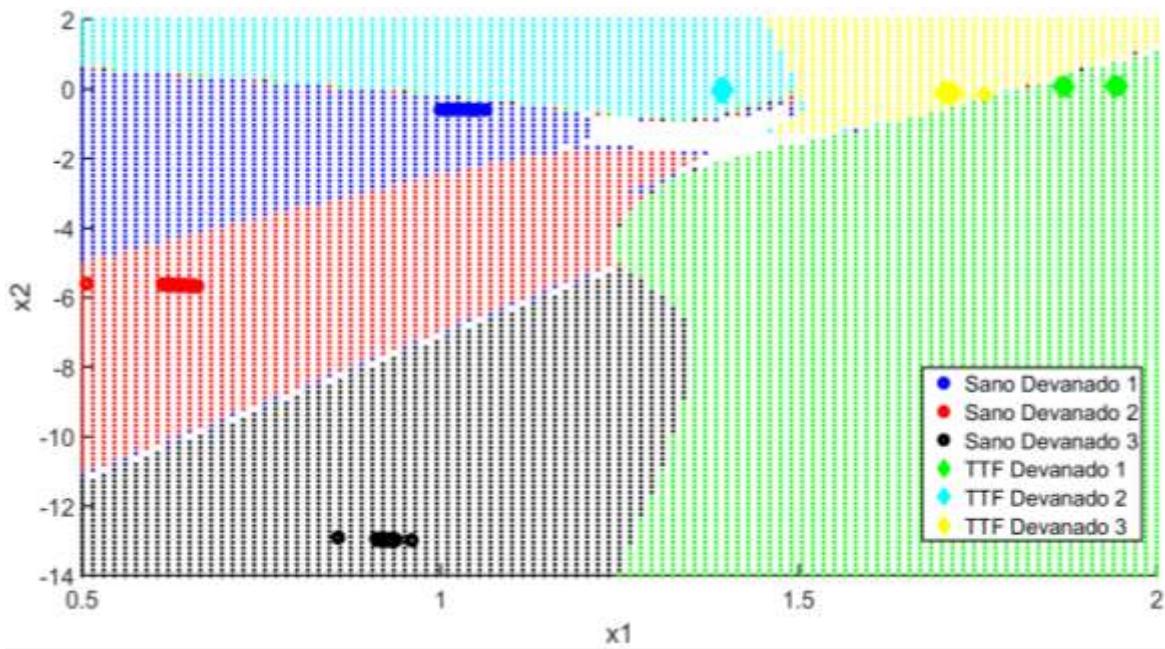


Figura 64. Clasificación de Datos Estadísticos y Frecuencia de Prueba con ANN en el Eje Axial.

	Clases					
	1 – Sano Devanado 1	2 – Sano Devanado 2	3 – Sano Devanado 3	4 – TTF Devanado 1	5 – TTF Devanado 2	6 – TTF Devanado 3
1	150 16.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
2	0 0.0%	150 16.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
3	0 0.0%	0 0.0%	150 16.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	150 16.7%	0 0.0%	0 0.0%
5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	150 16.7%	0 0.0%
6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	150 16.7%
	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%

Clases de salida

Clases objetivo

Figura 65. Matriz de Confusión de la Clasificación con ANN en el Eje Axial con Datos Estadísticos y Frecuencia.

#### 4.3.2 CLASIFICACIÓN DE FALLA DE CORTOCIRCUITO ENTRE ESPIRAS EJE RADIAL

La detección de fallas por cortocircuito entre espiras en transformadores trifásicos puede ser significativamente optimizada mediante el uso de técnicas avanzadas de clasificación automática, apoyadas en el análisis del flujo magnético de dispersión en el eje radial. En este estudio, se aplicó Análisis Discriminante Lineal (LDA) utilizando como entrada los estadísticos: raíz media cuadrática, media cuadrática, factor forma RMS, factor forma SRM y kurtosis. Posteriormente, se incorporó la energía obtenida de las ventanas del espectro en frecuencia, calculada a partir de la transformada rápida de Fourier (FFT) de las señales de flujo magnético de dispersión radial.

Los resultados se presentan en las Figuras 66 y 69, las cuales muestran las regiones de decisión generadas por una red neuronal artificial (ANN) entrenada con los datos seleccionados mediante validación cruzada. Las clases están codificadas por color de la siguiente forma:

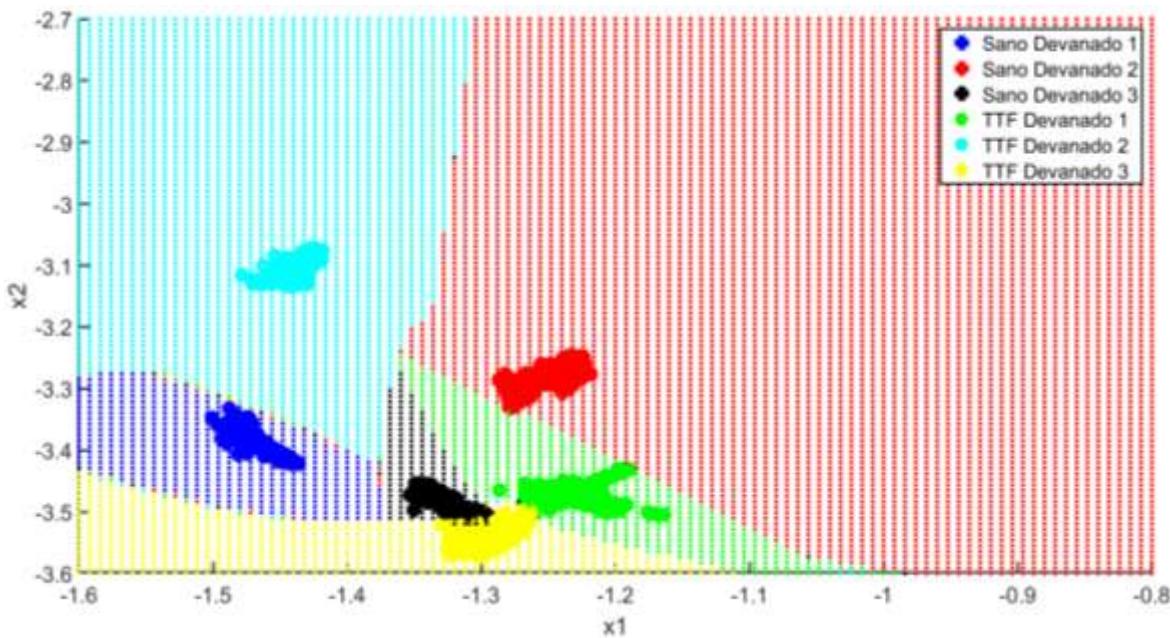
- Estado sano: devanado 1 (azul), devanado 2 (rojo), devanado 3 (negro).
- Estado de falla por cortocircuito entre espiras: devanado 1 (verde), devanado 2 (cyan), devanado 3 (amarillo).

En la Figura 66, basada únicamente en los estadísticos, se observa una mayor cercanía entre clases, en particular un traslape significativo entre los estados sano (negro) y de falla (amarillo) del devanado 3. Esta ambigüedad disminuye notablemente en la Figura 69, donde se ha integrado la señal de energía frecuencial, logrando una mejor separación entre estos estados. Si bien persiste cierto solapamiento entre las fallas de los devanados 1 (verde) y 2 (amarillo) en ambas representaciones, en la Figura 69 se logra una separación más clara entre los estados sano y de falla, mejorando la capacidad de discriminación del modelo.

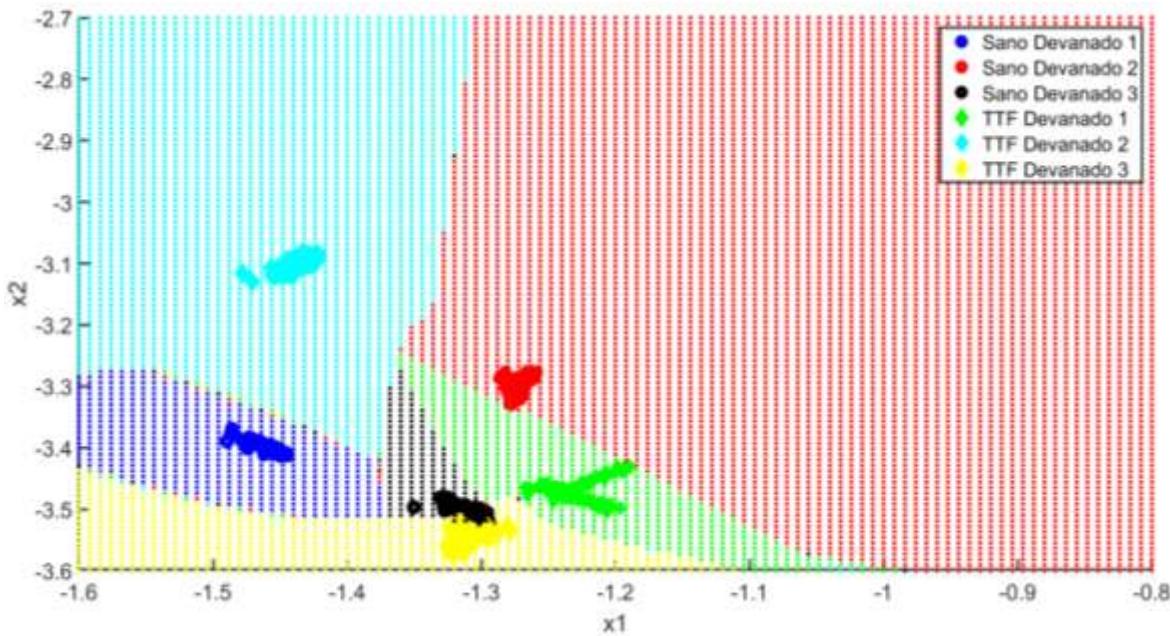
Esta diferencia en la capacidad de clasificación también se refleja en los resultados obtenidos con los datos de prueba, aplicando validación cruzada. La Figura 67 muestra que varios datos correspondientes al estado sano del devanado 3 fueron incorrectamente clasificados como falla, afectando la precisión global del modelo, que se reporta en un 95.7% según la matriz de confusión de la Figura 68. En contraste, la Figura 70 que incorpora la energía espectral muestra una clasificación más precisa de los estados, aunque persiste una ligera confusión entre las fallas del devanado 1 y 3. Sin embargo, se alcanza una precisión global significativamente superior del 98.5%, como se observa en la Figura 71.

Estos hallazgos resaltan la relevancia de incorporar la energía frecuencial como característica adicional. Esta variable aporta información crítica sobre la evolución armónica de la señal de flujo magnético bajo condiciones de falla, permitiendo mejorar la discriminación entre los estados y, en consecuencia,

aumentando la confiabilidad del diagnóstico. En el caso del eje radial, esta mejora evidencia que el análisis combinado de estadísticos temporales y energéticos espectrales resulta fundamental para fortalecer los sistemas de monitoreo y detección temprana de fallas por cortocircuito entre espiras en transformadores eléctricos trifásicos.



**Figura 66. Regiones de Decisión de una ANN en el Eje Radial con Datos de Entrenamiento Estadísticos.**



**Figura 67. Clasificación de Datos Estadísticos de Prueba con ANN en el Eje Radial.**

		Clases					
		1 – Sano Devanado 1	2 – Sano Devanado 2	3 – Sano Devanado 3	4 – TTF Devanado 1	5 – TTF Devanado 2	6 – TTF Devanado 3
Clases de salida	1	150 16.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	2	0 0.0%	150 16.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	3	0 0.0%	0 0.0%	99 11.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	150 16.7%	0 0.0%	100% 0.0%
	5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	150 16.7%	0 0.0%
	6	0 0.0%	0 0.0%	51 5.7%	0 0.0%	0 0.0%	150 16.7%
		100% 0.0%	100% 0.0%	66.0% 34.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 94.3% 5.7%
Clases objetivo							

Figura 68. Matriz de Confusión de la Clasificación con ANN en el Eje Radial con Datos Estadísticos.

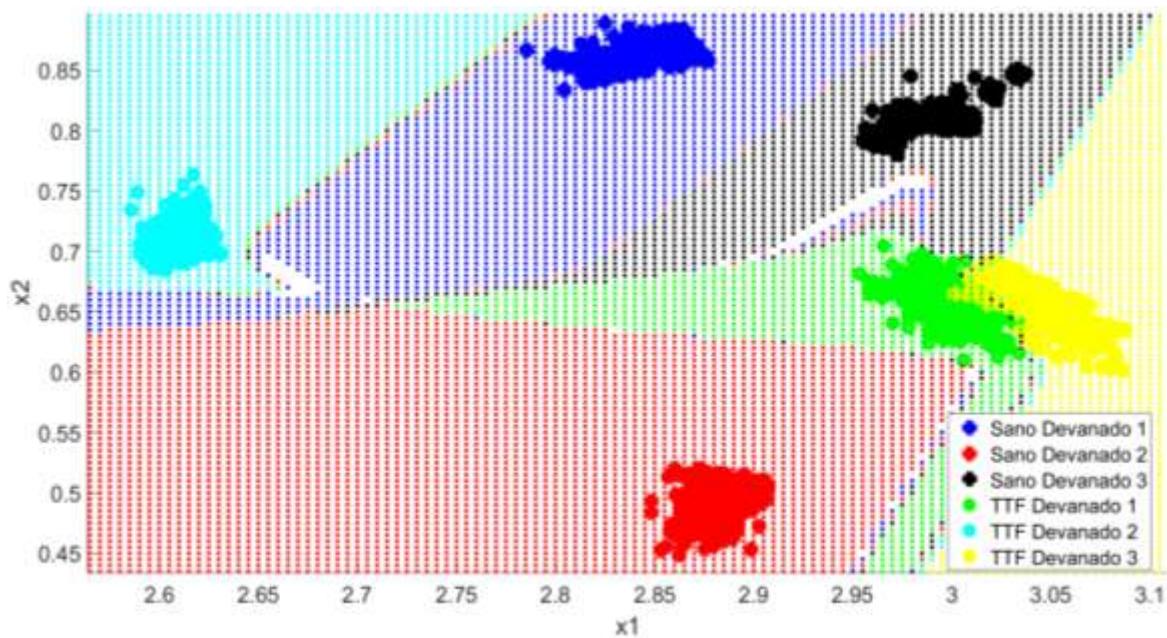


Figura 69. Regiones de Decisión de una ANN en el Eje Radial con Datos de Entrenamiento Estadísticos y Frecuencia.

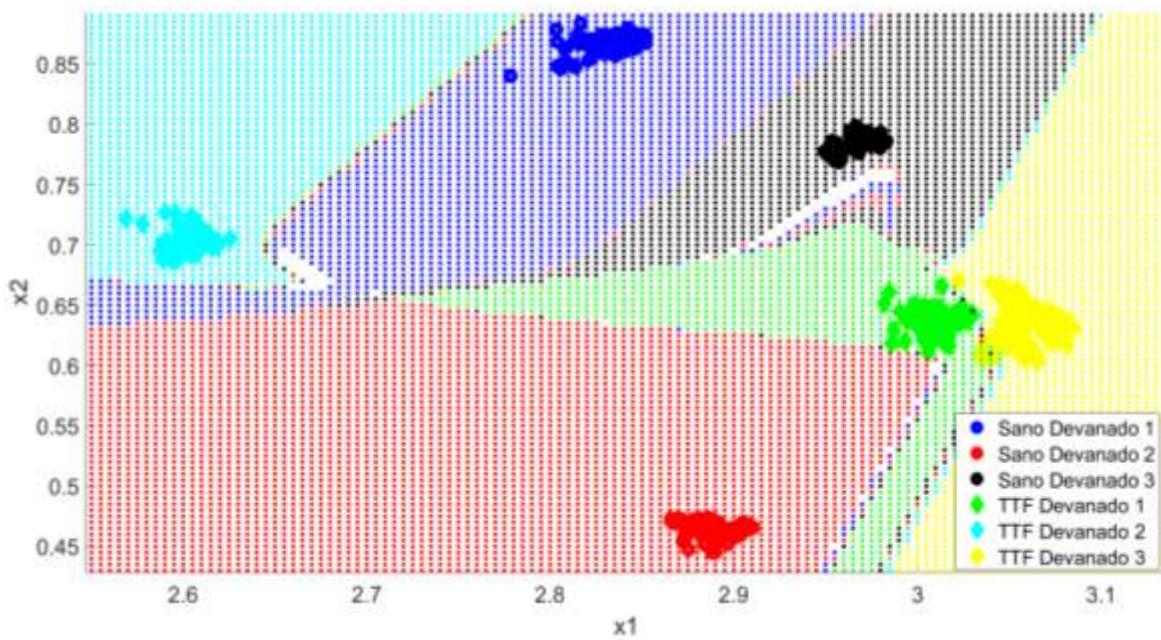


Figura 70. Clasificación de Datos Estadísticos y Frecuencia de Prueba con ANN en el Eje Radial.

		Clases					
		1 – Sano Devanado 1	2 – Sano Devanado 2	3 – Sano Devanado 3	4 – TTF Devanado 1	5 – TTF Devanado 2	6 – TTF Devanado 3
Clases de salida	1	150 16.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
	2	0 0.0%	150 16.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
	3	0 0.0%	0 0.0%	150 16.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
	4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	138 15.3%	0 0.0%	2 0.2%
	5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	150 16.7%	0 0.0%
	6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	12 1.3%	0 0.0%	148 16.4%
		100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	92.0% 8.0%	100% 0.0%	98.7% 1.3%
		Clases objetivo					
		100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	92.0% 8.0%	100% 0.0%	98.7% 1.3%
		100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	92.0% 8.0%	100% 0.0%	98.4% 1.6%

Figura 71. Matriz de Confusión de la Clasificación con ANN en el Eje Radial con Datos Estadísticos y Frecuencia.

#### *4.3.3 CLASIFICACIÓN DE FALLA DE CORTOCIRCUITO ENTRE ESPIRAS EJE ROTACIONAL*

La detección automática de fallas por cortocircuito entre espiras en transformadores trifásicos puede mejorarse significativamente mediante el análisis del flujo magnético de dispersión en el eje rotacional, utilizando técnicas avanzadas de reducción de dimensionalidad y clasificación. En este estudio, se aplicó Análisis Discriminante Lineal (LDA) sobre un conjunto de estadísticos relevantes extraídos en el dominio del tiempo: media aritmética, valor máximo, raíz media cuadrática, desviación estándar y el factor de forma SRM. Posteriormente, se incorporó la energía espectral obtenida de las ventanas del espectro en frecuencia de las señales de flujo magnético rotacional, calculada a través de FFT.

Las regiones de decisión generadas por una red neuronal artificial (ANN) utilizando los datos de entrenamiento seleccionados mediante validación cruzada se presentan en las Figuras 72 y 75. La codificación de clases es la siguiente:

- Estado sano: Devanado 1 (azul), Devanado 2 (rojo), Devanado 3 (negro).
- Estado de falla por cortocircuito entre espiras: Devanado 1 (verde), Devanado 2 (cyan), Devanado 3 (amarillo).

En la Figura 72, que corresponde a la clasificación basada únicamente en los estadísticos, se observa un traslape entre los datos del estado sano del devanado 1 (azul) y los datos en estado de falla del devanado 3 (amarillo), lo cual introduce ambigüedad en la delimitación de las regiones de decisión. Esta situación es corregida en la Figura 75, donde se ha agregado la señal de energía frecuencial. En esta figura se evidencia una mayor separación entre las clases, lo cual favorece una discriminación más precisa entre los estados sano y de falla, generando regiones de decisión más definidas y coherentes con la condición real del sistema.

La evaluación del modelo con los datos de prueba, también seleccionados mediante validación cruzada, corrobora estos hallazgos. En la Figura 73, correspondiente al escenario sin energía frecuencial, se muestra que algunos datos en estado de falla del devanado 3 (amarillo) fueron incorrectamente clasificados como estado sano del devanado 1 (azul), afectando la precisión global del modelo, que alcanza un 98.6% según la matriz de confusión en la Figura 74. En contraste, al incorporar la señal de energía, la clasificación mejora notablemente, como se observa en la Figura 76, logrando separar adecuadamente todos los estados, lo cual se traduce en una precisión del 100% de acuerdo con la matriz de confusión de la Figura 77.

Estos resultados validan la hipótesis de que la incorporación de la energía frecuencial como característica adicional aporta información crítica al modelo, al capturar patrones específicos generados por la falla de cortocircuito entre espiras

en el dominio de la frecuencia. Esta combinación de características mejora significativamente la discriminación entre clases, incrementando la confiabilidad del diagnóstico. En particular, se confirma que el flujo magnético de dispersión en el eje rotacional contiene información valiosa para detectar de forma temprana y precisa fallas internas en transformadores trifásicos, lo que puede ser aprovechado para el desarrollo de sistemas inteligentes de monitoreo en línea.

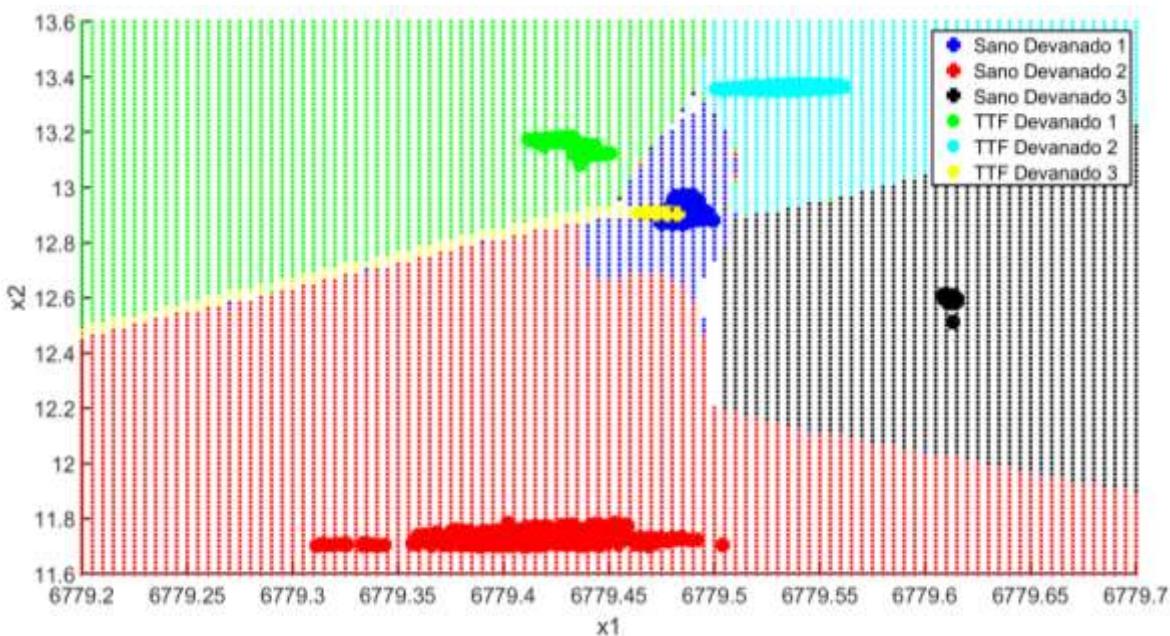


Figura 72. Regiones de Decisión de una ANN en el Eje Rotacional con Datos de Entrenamiento Estadísticos.

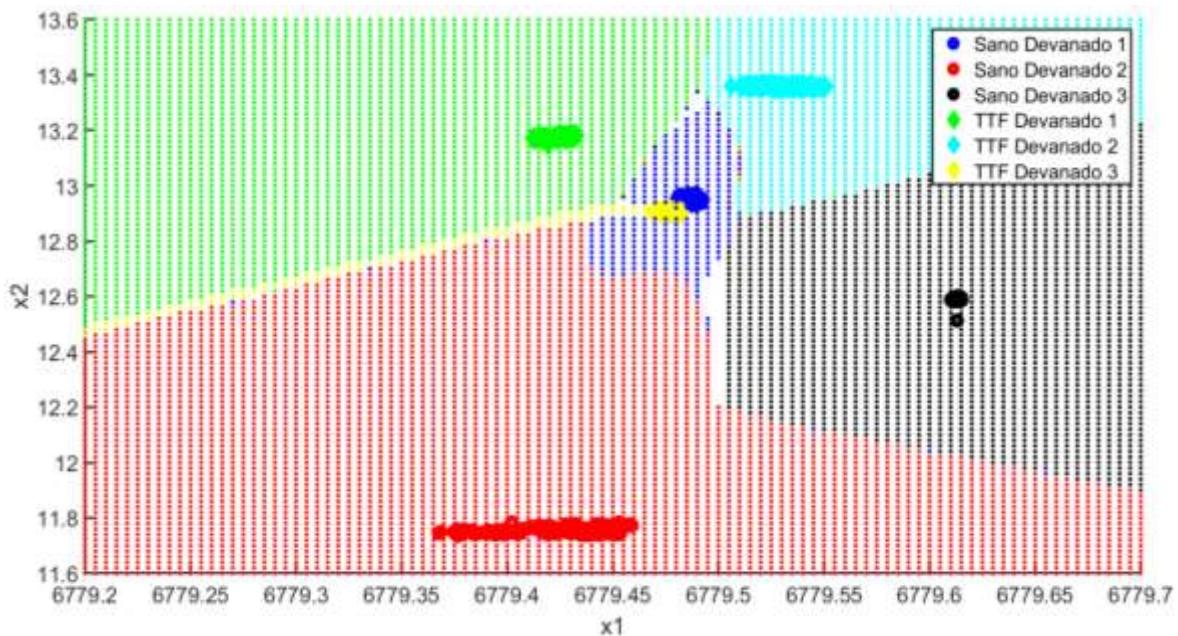
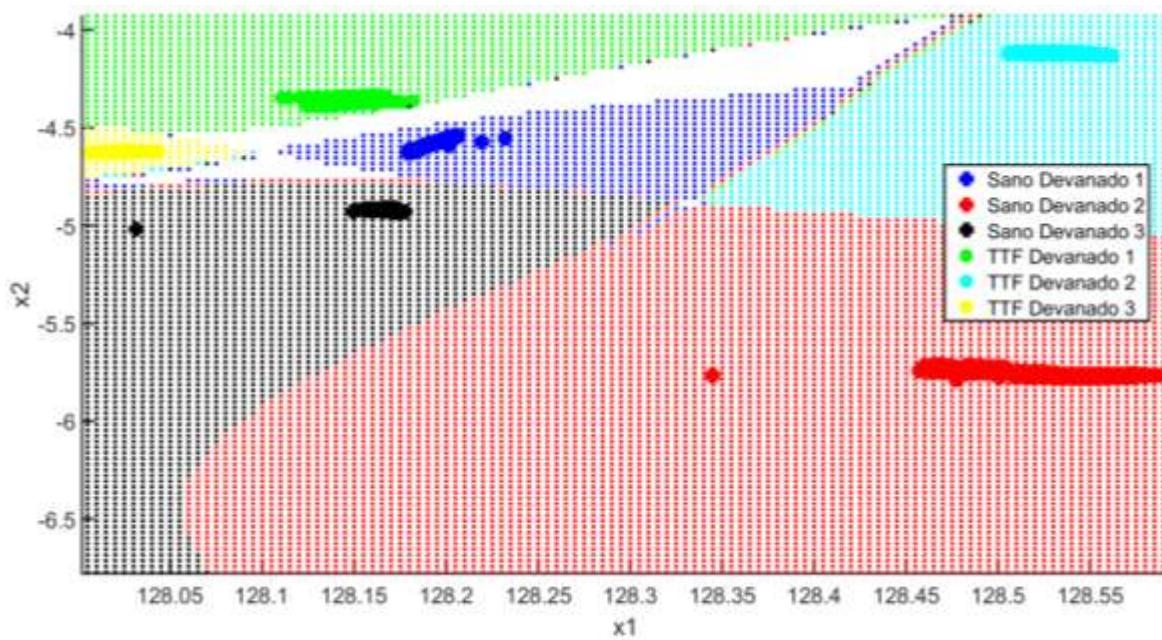


Figura 73. Clasificación de Datos Estadísticos de Prueba con ANN en el Eje Rotacional.

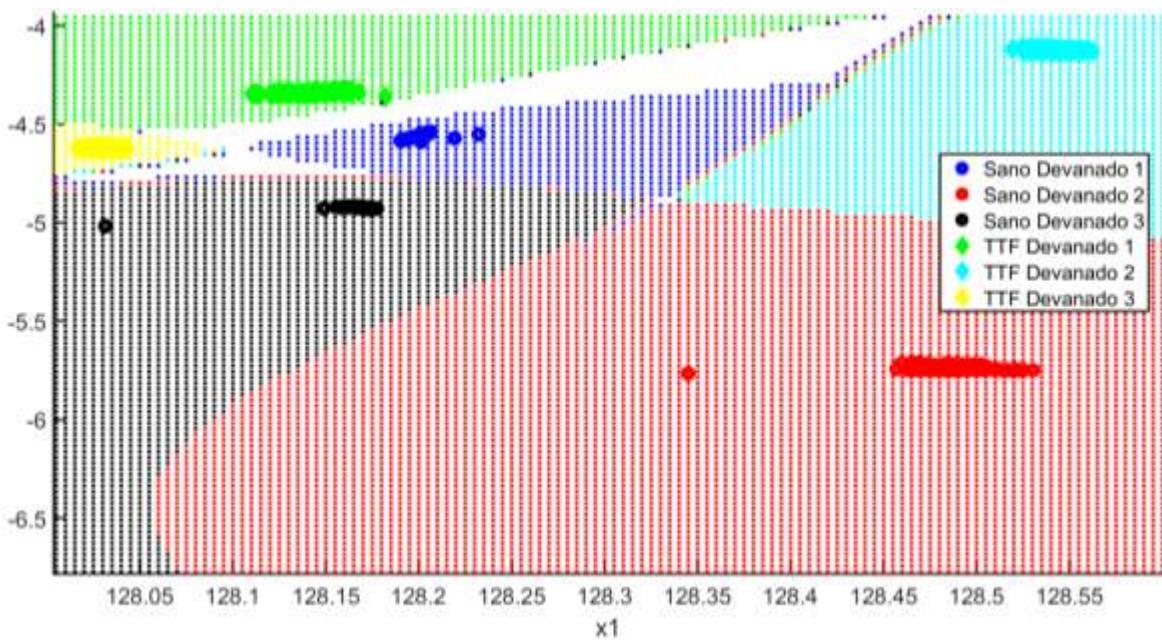
Clases de salida	Clases					
	1 – Sano Devanado 1	2 – Sano Devanado 2	3 – Sano Devanado 3	4 – TTF Devanado 1	5 – TTF Devanado 2	6 – TTF Devanado 3
1	150 16.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	13 1.4% 92.0% 8.0%
2	0 0.0%	150 16.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0% 100% 0.0%
3	0 0.0%	0 0.0%	150 16.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0% 100% 0.0%
4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	150 16.7%	0 0.0%	0 0.0% 100% 0.0%
5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	150 16.7%	0 0.0% 100% 0.0%
6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	137 15.2% 91.3% 8.7% 98.5% 1.4%
	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	91.3% 8.7% 98.5% 1.4%

Clases objetivo

Figura 74. Matriz de Confusión de la Clasificación con ANN en el Eje Rotacional con Datos Estadísticos.



**Figura 75.** Regiones de Decisión de una ANN en el Eje Rotacional con Datos de Entrenamiento Estadísticos y Frecuencia.



**Figura 76.** Clasificación de Datos Estadísticos y Frecuencia de Prueba con ANN en el Eje Rotacional.

		Clases					
		1 – Sano Devanado 1					
		2 – Sano Devanado 2					
		3 – Sano Devanado 3					
		4 – TTF Devanado 1					
		5 – TTF Devanado 2					
		6 – TTF Devanado 3					
Clases de salida		1	2	3	4	5	6
1		150 16.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
2		0 0.0%	150 16.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
3		0 0.0%	0 0.0%	150 16.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
4		0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	150 16.7%	0 0.0%	0 0.0%
5		0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	150 16.7%	0 0.0%
6		0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	150 16.7%
		100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%
Clases objetivo							

Figura 77. Matriz de Confusión de la Clasificación con ANN en el Eje Radial con Datos Estadísticos y Frecuencia.

#### 4.3.4 RESULTADOS DE CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA

Los resultados evidencian un desempeño sobresaliente en la detección de fallas por cortocircuito entre espiras al analizar el flujo magnético de dispersión en diferentes ejes del transformador trifásico. En particular, el flujo magnético de dispersión axial mostró un comportamiento ideal, alcanzando valores del 100% en precisión, recall y F1-Score, tanto con el uso exclusivo de indicadores estadísticos como al incorporar la energía del espectro en frecuencia (ver Tablas 25 y 26). Estos resultados destacan la capacidad de la técnica LDA para maximizar la separabilidad entre clases en este eje, indicando también una alta consistencia y calidad en las señales capturadas en la dirección axial.

En contraste, los ejes radial y rotacional presentaron limitaciones al emplear únicamente características estadísticas, reflejando una disminución notable en la sensibilidad del modelo. Sin embargo, al incorporar la energía de la señal en frecuencia, el rendimiento del sistema mejoró sustancialmente. Esta característica permitió al modelo detectar con mayor precisión las sutiles variaciones asociadas al estado de falla, generando una mejora significativa en la separación entre clases, lo cual se tradujo en un aumento del F1-Score hasta valores cercanos o iguales al 100% (ver Tabla 26). Esta mejora demuestra que la información espectral aporta

características discriminativas relevantes que complementan de forma efectiva los indicadores estadísticos tradicionales.

En resumen, los resultados reafirman que:

- El eje axial ofrece la señal más robusta para la detección automática de falla de cortocircuito entre espiras, con resultados consistentes y exactos.
- Los ejes radial y rotacional, si bien presentan desafíos con indicadores estadísticos por sí solos, logran altos niveles de desempeño al integrar componentes frecuenciales.
- La estrategia combinada de LDA con señales estadísticas y espectrales constituye una metodología efectiva para un diagnóstico confiable de fallas en transformadores trifásicos.

Tabla 25. Métricas de desempeño de los resultados de clasificación mediante ANN con datos Estadísticos.

Flujo magnético de dispersión	Recall	Precisión	F1-Score
Axial	100%	100 %	100%
Radial	95.7%	94.3 %	94.99%
Rotacional	98.6%	98.5 %	98.54%

Tabla 26. Métricas de desempeño de los resultados de clasificación mediante ANN con datos Estadísticos y Frecuencia.

Flujo magnético de dispersión	Recall	Precisión	F1-Score
Axial	100 %	100 %	100 %
Radial	98.51%	98.45 %	98.48 %
Rotacional	100 %	100 %	100 %

## CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES

En el presente trabajo de tesis, se ha desarrollado y validado una metodología robusta y efectiva para el diagnóstico automático de fallas por cortocircuito entre espiras en transformadores trifásicos construidos bajo el estándar IEEE-STD-C57-12-01. La metodología propuesta se fundamenta en el análisis del flujo magnético de dispersión en sus componentes axial, radial y rotacional, mediante el uso de un sensor de efecto Hall triaxial de bajo costo, no invasivo y con bajo contenido de ruido, con señales adquiridas conforme al estándar IEEE Std C57-12-91-2020. La efectividad de esta metodología ha sido comprobada mediante el entrenamiento de una red neuronal artificial (ANN) optimizada con técnicas de reducción de dimensionalidad y validación cruzada.

El análisis detallado del flujo magnético de dispersión ha demostrado que el flujo magnético disperso local generado por el cortocircuito entre espiras se opone al flujo magnético de dispersión principal en los tres devanados del transformador. Esta interacción induce una reducción en la amplitud y una distorsión en la forma de onda, atribuida a la generación de componentes armónicas que alteran la dinámica electromagnética del sistema. Estas modificaciones fueron corroboradas mediante análisis en el dominio de la frecuencia, utilizando la Transformada Rápida de Fourier (FFT), donde se identificó:

- Un incremento en la amplitud de ciertas frecuencias armónicas directamente asociadas al desarrollo de la falla.
- Desfase entre segmentos temporales de la señal que reflejan variaciones en el comportamiento del flujo.
- Cambios en la amplitud de la componente fundamental y de armónicos principales, que si bien mantienen su fase relativa, muestran alteraciones significativas en magnitud.

El comportamiento del flujo magnético de dispersión ha sido consistente en los tres devanados, permitiendo aplicar análisis estadísticos en el dominio del tiempo para diferenciar entre el estado sano y el de falla. Sin embargo, al emplear exclusivamente características estadísticas —como media, desviación estándar, kurtosis y asimetría, etc— se observaron limitaciones en la capacidad del modelo para discriminar eficazmente ciertos casos de falla leve o incipiente, especialmente en el eje radial, donde el efecto del cortocircuito es más tenue.

La integración de la señal de energía de las ventanas frecuenciales representó un punto de inflexión en la capacidad del sistema diagnóstico. Esta característica frecuencial permitió capturar información relevante no visible en el dominio temporal, particularmente en aquellas bandas de frecuencia donde el impacto de la falla se manifiesta con mayor claridad. Al combinar esta dimensión frecuencial con las características estadísticas tradicionales, se logró:

- Aumentar la separación entre clases en el espacio transformado por LDA, facilitando la definición de fronteras de decisión más precisas.
- Mejorar métricas clave de desempeño como el recall, precisión y F1-Score, evidenciando un incremento significativo en la sensibilidad del sistema.
- Incrementar la robustez del modelo frente a variabilidad operativa y señales ruidosas.

Con este conjunto ampliado de características, el entrenamiento de la ANN ofreció resultados sobresalientes:

- 100% de precisión en la clasificación de fallas mediante el análisis del flujo magnético de dispersión en el eje axial.

- 98.4% de precisión mediante el análisis en el eje radial.
- 100% de precisión mediante el análisis en el eje rotacional.

Estos resultados confirman que la energía frecuencial es un complemento esencial a los indicadores estadísticos, permitiendo una caracterización más completa del fenómeno electromagnético asociado a fallas internas en transformadores.

El análisis comparativo entre las tres componentes del flujo magnético de dispersión permitió establecer lo siguiente:

- El eje **axial** resultó ser el más sensible y efectivo para la detección de fallas, en concordancia con estudios previos que destacan su interacción directa con el flujo de dispersión principal.
- El eje **rotacional** ofreció también una respuesta clara y confiable, reflejando la influencia conjunta de componentes axial y radial del campo magnético.
- El eje **radial**, aunque menos sensible en términos de amplitud, mostró una mejora significativa al incorporar la energía frecuencial, alcanzando una precisión diagnóstica del 98.4%, lo que valida su aporte en la caracterización multieje del fenómeno.

El análisis conjunto de las tres componentes permitió establecer un modelo diagnóstico integral, donde la combinación de datos estadísticos y frecuenciales fortalecieron significativamente la capacidad del sistema para identificar patrones representativos de falla y mejorar la precisión general del modelo de clasificación.

La metodología fue fortalecida mediante el uso de técnicas de preprocesamiento, en particular la reducción de dimensionalidad a través del Análisis Discriminante Lineal (LDA), que optimizó la representación de los datos y mejoró la separación entre clases en el espacio proyectado. Esta estrategia resultó clave para la reducción de la complejidad computacional y el aumento de la interpretabilidad del modelo.

En síntesis, la metodología desarrollada demuestra que la combinación de técnicas avanzadas de análisis de señales, la reducción de dimensionalidad mediante LDA y la clasificación basada en redes neuronales artificiales, constituye un enfoque robusto, preciso y confiable para el diagnóstico de fallas internas en transformadores trifásicos. La inclusión de la energía en el dominio de la frecuencia como característica clave ha potenciado notablemente el desempeño del sistema, consolidando esta metodología como una herramienta de diagnóstico eficaz y práctica para mejorar la confiabilidad, seguridad y continuidad operativa en sistemas eléctricos de potencia.

Como prospectivas se plantea la implementación de un banco de pruebas con un transformador trifásico acondicionado para simular diversas condiciones de

falla, como cortocircuito entre espiras, daño y aflojamiento en TAPS, construido conforme al estándar IEEE-STD-C57-12-01. Las pruebas se realizarán bajo diferentes condiciones de carga para obtener una base de datos robusta de señales de flujo magnético de dispersión en los ejes axial, radial y rotacional.

Posteriormente, se aplicarán técnicas avanzadas de reducción de dimensionalidad que preserven la distancia y separación entre clases, respetando los fenómenos físicos generados por las fallas analizadas.

Finalmente, se busca desarrollar e implementar la metodología en un sistema embebido basado en FPGA y/o microcontrolador para la detección automática de fallas en transformadores trifásicos secos mediante el análisis de flujo magnético de dispersión. Además, se evaluará la posibilidad de complementar esta técnica con análisis de corriente y otros métodos de diagnóstico para aumentar la robustez y precisión del sistema en condiciones reales de operación.

## CAPÍTULO 6. TRABAJOS DESARROLLADOS

Presentación del artículo científico en el congreso COLOQUIO 18 Posgrado FI, en la Universidad Autónoma de Querétaro el día 19 de Noviembre de 2024, en la Figura 78 se muestra la evidencia de la portada inscrita dentro de las memorias del congreso.



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE QUERÉTARO  
FACULTAD DE INGENIERÍA

### Detección automática de cortocircuito entre espiras en transformador seco mediante fujo magnético de dispersión y análisis de indicadores estadísticos Automatic Detection Turn-To-Turn fault in Dry Transformers Using Magnetic Leakage Flux and Statistical Indicators Analysis

Cruz Ramírez, D., Zamudio Ramírez, I., Osornio Ríos, R.A., Daviu, J.A

Facultad de Ingeniería

Universidad Autónoma de Querétaro

[Cruzramirezdaniel93@gmail.com](mailto:Cruzramirezdaniel93@gmail.com)

**Palabras clave:** MEC, transformador eléctrico, flujo magnético de dispersión, indicadores estadísticos, análisis de componentes principales, redes neuronales artificiales.

**Resumen-** Los transformadores eléctricos son máquinas eléctricas estáticas encargadas de convertir el nivel de tensión del lado primario a otro nivel en el lado secundario. Su uso es fundamental en la vida cotidiana, ya que permiten transmitir y distribuir energía a sectores industriales, residenciales y comerciales. Los cuales son sometidos a diferentes condiciones de operación, factores ambientales y mantenimiento. Su principio de operación se basa en la inducción electromagnética, lo que conlleva pérdidas, siendo una de ellas el flujo magnético de dispersión, el cual rodea los devanados y el núcleo ferromagnético. Este flujo puede verse afectado en su componente axial ante un cortocircuito entre espiras. En este trabajo se presenta una metodología para el análisis del flujo magnético de dispersión en las componentes axial, radial y combinada. Para ello, se utilizó un sensor magnético triaxial no invasivo para capturar las señales en estado estable y bajo condiciones de falla. Estas señales fueron adquiridas por una tarjeta de adquisición basada en un FPGA (del inglés Field Programmable Gate Array), y procesadas mediante la implementación del algoritmo de extracción de características PCA (del inglés Principal Component Analysis). Finalmente, se implementó la etapa de clasificación basada en una red neuronal artificial.

Figura 78. Artículo presentado en congreso COLOQUIO No. 18 de Posgrado UAQ, 2024.

## CAPÍTULO 7. BIBLIOGRAFÍA

- Abed, N., & Mohammed, O. (2007). Modeling and characterization of transformers internal faults using finite element and discrete wavelet transforms. *IEEE Transactions on Magnetics*, 1425-1428.
- Aggarwal, C. (2018). *Neural Networks and Deep Learning*. New York, United States of America: Springer.
- Akbari, M., Khazaee, P., Sabetghadam, I., & Karimifard, P. (2013). Failure Modes and Effects Analysis (FMEA) for Power Transformers. *28th Power System Conference*, 1-7.
- Akritas, A., & Malaschonok, G. (2004). Applications of singular-value decomposition (SVD). *Mathematics and Computers in Simulation*, 15-31.
- Anowar, F., Sadaoui, S., & Selim, B. (2021). Conceptual and empirical comparison of dimensionality reduction algorithms (PCA, KPCA, LDA, MDS, SVD, LLE, ISOMAP, LE, ICA, t-SNE). *Computer Science Review*, 1-13.
- Asadi, N., & Kelk, H. (2015). Modeling, Analysis, and Detection of Internal Winding Faults in Power Transformers. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2419-2426.
- ASTM. (2023). ASTM D923-15 : Standard Practices for Sampling Electrical Insulating Liquids.
- Athikessavan, S., Jeyasankar, E., Manohar, S., & Panda, S. (2019). Inter-Turn Fault Detection of Dry-Type Transformers Using Core-Leakage Fluxes. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 1230-1241.
- Bagheri, M., Zollanvari, A., & Nezhivenko, S. (2018). Transformer Fault Condition Prognosis Using Vibration Signals over Cloud Environment. *IEEE Access*, 9862-9874.
- Balakrishnama, S., & Ganapathiraju, A. (1998). LINEAR DISCRIMINANT ANALYSIS - A BRIEF TUTORIAL. *Institute for Signal and Information Processing*, 1-8.
- Banovic, M., & Sanchez, J. (2023). Classification of Transformers Family. *Transformers Magazine*, 26-33.
- Boit-Monterde, V., Navarro-Navarro, A., Zamudio-Ramirez, I., Antonino-Daviu, J., Osornio-Rios, R., & Ruiz-Sarrio, J. (2023). Automatic detection of corrosion in ball bearings of soft-started induction motors, obtaining the persistence spectrum of the stray-flux signals. *IEEE*, 472-478.
- Boss, M., & Nicoll, G. (2015). *Electrical Safety: Systems, Sustainability, and Stewardship*. New York, USA: Taylor & Francis Group.

- Cabanas, M., Melero, M., Rojas, C., Orcajo, G., Cano, J., González , F., . . . Díaz Rozada, S. (2009). Detection of Insulation Faults on Disc-Type Winding Transformers by means of Leakege Flux Analysis. *IEEE*.
- Cabanas, M., Pedrayes, F., Melero, M., Rojas, C., Orcajo, G., Cano, J., & Norniella, J. (2011). INSULATION FAULT DIAGNOSIS IN HIGH VOLTAGE POWER TRANSFORMERS BY MEANS OF LEAKAGE FLUX ANALYSIS. *Progress In Electromagnetics Research*, 211-234.
- Caesarenda, W., & Tjahjowidodo, T. (2017). A review of feature extraction methods in vibration-based condition monitoring and its application for degradation trend estimation of low-speed slew bearing. *Machines*, 5-21.
- Chandrashekhar, G., & Sahin, F. (2014). A survey on feature selection methods. *Computers and Electrical Engineering*, 16-28.
- Chapman, S. (2000). *Máquinas eléctricas* . Mc Graw Hill.
- Christina, A., Salam, M., Rahman, Q., Wen, F., Ang, S., & Voon, W. (2017). Causes of transformer failures and diagnostic methods - A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 1-15.
- Comisión federal de electricidad. (1985). *Tensiones de sistemas de distribución, subtransmisión, y transmisión* . Ciudad de México, México : CFE.
- Corcoles López, F., Salichs Vivancos, M., & Pedra Durán , J. (1998). *Transformadores*. Barcelona, España : Ediciones UPC.
- Deng, X., Zhang, Z., Zhu, H., & Yan, K. (2023). Early fault diagnosis of transformer winding based on leakage magnetic field and DSAN learning method. *Frontiers in Energy Research*.
- Dormont, M. (1971). *Cálculo y Construcción de las Máquinas Eléctricas Estáticas: Transformadores*. Madrid, España : Universidad Politécnica de Madrid.
- Dos Santos, G., De Aquino, R., & Lira, M. (2018). Thermography and artificial intelligence in transformer fault detection. *Electrical Engineering*, 1317-1325.
- eCIGRE. (2015). *Transformer reliability survey*. Obtenido de eCIGRE POWERING YOUR EXPERTISE: <https://www.e-cigre.org/publications/detail/642-transformer-reliability-survey.html#pSummary>
- Fanchiang, K., Huang, Y., & Kuo, C. (2021). Power electric transformer fault diagnosis based on infrared thermal images using wasserstein generative adversarial networks and deep learning classifier. *Electronics (Switzerland)*, 10.

- Fang, J., Yang, F., Tong, R., Yu, Q., & Dai, X. (2021). Fault diagnosis of electric transformers based on infrared image processing and semi-supervised learning. *Global Energy Interconnection*, 596-607.
- Fitzgerald, A., Kingsley, C., & Kusko, A. (1975). *Electric Machinery*. New York: McGraw-Hill.
- Fukunaga, K. (1990). *Introduction to statistical pattern recognition (2nd edition)*. New York, United States of America: Academic Press.
- Gabor, A. (1946). Theory of communication. *J. Inst. Electr.*, 429-457.
- Ghojogh, B., Samad, M., Mashhadi, S., Kapoor, T., Ali, W., Karray, F., & Crowley, M. (2019). Feature selection and feature extraction in pattern analysis: A. *arXiv preprint*.
- Ghoneim, S., & Taha, I. (2016). A new approach of DGA interpretation technique for transformer fault diagnosis. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 265-274.
- Granados-Lieberman, D., Huerta-Rosales, J., Gonzalez-Cordoba, J., Amezquita-Sanchez, J., Valtierra-Rodriguez, M., & Camarena-Martinez, D. (2023). Time-Frequency Analysis and Neural Networks for Detecting Short-Circuited Turns in Transformers in Both Transient and Steady-State Regimes Using Vibration Signals. *Applied Sciences*, 12218.
- Gu, Q., Li, Z., & Han, J. (2011). Generalized fisher score for feature selection. *Proceedings of the 27th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, UAI 2011*, 266-273.
- Gyftakis, K. (2020). Detection of Early Inter-Turn Stator Faults in Induction Motors via Symmetrical Components - Current vs Stray Flux Analysis . Gyftakis, K. N. (2020). *Detection of Early Inter-Turn Stator Faults in Induction Motors via Symmetrical Components - Current vs SIEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)*, 796-801.
- Haghjoo, F., & Mohammadi, O. (2017). Planar Sensors for Online Detection and Region Identification of Turn-to-Turn Faults in Transformers. *IEEE Sensors Journal*, 5450-5459.
- Haghjoo, F., & Mostafaei, M. (2016). Flux-based method to diagnose and identify the location of turn-to-turn faults in transformers. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 1083-1091.
- Haghjoo, F., Mostafaei, M., & Mohammadi, H. (2018). A New Leakage Flux-Based Technique for Turn-to-Turn Fault Protection and Faulty Region Identification in Transformers. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 671-679.

- Hall, E. (1880). On a new action of the magnet on electric currents. *Am. J. Sci*, 5-200.
- Heathcote, M. (1998). *Transformer Theory*. Great Britain: J&P Transformer Book.
- Huerta Rosales, J., Granados Liberman, D., Amezquita Sanchez, J., Camarena Martinez, D., & Valtierra Rodriguez, M. (2020). Vibration Signal Processing-Based Detection of Short-Circuited Turns in Transformers: A Nonlinear Mode Decomposition Approach. *Mathematics*, 1-17.
- Huerta-Rosales, J., Granados-Lieberman, D., Amezquita-Sanchez, J., Garcia-Perez, A., Bueno-Lopez, M., & Valtierra-Rodriguez, M. (2022). Contrast Estimation in Vibroacoustic Signals for Diagnosing Early Faults of Short-Circuited Turns in Transformers under Different Load Conditions. *Energies*.
- Huerta-Rosales, J., Granados-Lieberman, D., Garcia-Perez, A., Camarena-Martinez, D., Amezquita-Sanchez, J., & Valtierra-Rodriguez, M. (2021). Short-circuited turn fault diagnosis in transformers by using vibration signals, statistical time features, and support vector machines on fpga. *Sensors*.
- IEEE. (2000). C37.91-2000 - IEEE Guide for Protective Relay Applications to Power Transformers.
- IEEE. (2013). IEEE STD-C57.152 - Guia para el campo de diagnóstico Prueba de energía llena de líquido Transformadores, Reguladores y reactores.
- IEEE. (2020). IEEE Std C57.12.91-2020. *IEEE Standard Test Code for Dry-Type Distribution and Power Transformers*. New York, USA: IEEE.
- IEEE. (2021). IEEE Std C37.91-2021. *IEEE Guide for Protecting Power Transformers*. New York, USA: IEEE.
- Khan, S., Equbal, M., & Islam, T. (2015). A comprehensive comparative study of DGA based transformer fault diagnosis using fuzzy logic and ANFIS models. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 590-596.
- Kim, H.-Y. (2014). Analysis of variance (ANOVA) comparing means of more than two groups. *Restorative Dentistry & Endodontics*, 74.
- Korn, F., Pagel, B., & Faloutsos, C. (2001). On the “Dimensionality Curse” and the “Self-Similarity Blessing”. *Knowl. Creat. Diffus. Util*, 96-111.
- Kurita, T. (2020). Principal Component Analysis (PCA). En *Computer Vision*. Springer, Cham.
- Lenz, J. (1990). A Review of Magnetic Sensors. *IEEE*, 973-989.
- Lenz, J., & Edelstein, A. (2006). Magnetic Sensors and Their Applications. *IEEE SENSORS JOURNAL*, 631-649.

- Liu, J., Fan, X., Zhang, C., Lai, C., Zhang, Y., Zheng, H., . . . Zhang, E. (2021). Moisture Diagnosis of Transformer Oil-Immersed Insulation with Intelligent Technique and Frequency-Domain Spectroscopy. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 4624-4634.
- Mahmoudi, N., Samimi, M., & Mohseni, H. (2019). Experiences with transformer diagnosis by DGA: Case studies. *IET Generation, Transmission and Distribution*, 5431-5439.
- Medeiros, R., & Costa, F. (2018). A Wavelet-Based Transformer Differential Protection: Internal Fault Detection during Inrush Conditions. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 33(6), 2965–2977.
- Mlakic, D., Nikolovski, S., & Majdandzic, L. (2018). Deep Learning Method and Infrared Imaging as a Tool for Transformer Faults Detection. *J. of Electrical Engineering*.
- Muraleedharan, R., Joseph, J., & Varghese, A. (2019). An FEM Based Approach for Detection of Short Circuit Faults In Transforms Windings By Magnetic Field Measurement. *IEEE*, 1024-1028.
- Orille-Fernández , A., Khalil, N., Ghonaim, I., & Valencia, J. (2001). A FIRANN as a Differential Relay for Three Phase Power Transformer Protection. *IEEE TRANSACTIONS ON POWER DELIVERY* (Vol. 16, Issue 2), 215-218.
- Pansini, A. (1998). *Electrical Transformers and Power Equipment*. United States of America: Prentice-Hall.
- Park, Y., Choi, H., Shin, J., Park, J., Lee, S., & Jo, H. (2019). Airgap Flux based Detection and Classification of Induction Motor Rotor and Load Defects during the Starting Transient. *IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS*.
- Quirk, T. (2012). *Excel 2007 for Educational and Psychological Statistics: A Guide to Solving Practical Problems*. New York : Springer Science+Business.
- Ramsden, E. (2006). *Hall-Effect Sensors: Theory and Applications*. United States of America: ELSEVIER.
- Richter, W. (1979). Induction magnetometer for biomagnetic fields. *Technik Phys*, 25-43.
- Sanchez, J., & Banovic, M. (2023). What are the basic transformation principles and essential transformer parts? *Transformers Magazine*, 22-25.
- Schultz, G. (1989). *Transformers and Motors*. United States of America: ELSEVIER.
- Secic, A., Krpan, M., & Kuzle, I. (2019). Vibro-Acoustic Methods in the Condition Assessment of Power Transformers: A Survey. *IEEE Access*, 83915-83931.

- SEL. (2024). *SCHWEITZER ENGINEERING LABORATORIES*. Obtenido de Protección del transformador: <https://selinc.com/es/>
- Sidney-Burrus, C., Gopinath, R., & Guo, H. (2015). *Wavelets and Wavelet Transforms*. OpenStax-CNX.
- Tumanski, S. (2007). Induction coil sensors - a review. *Measurement Science ans Technology*, 31-46.
- Venikar, P., Ballal, M., Umre, B., & Suryawanshi, H. (2017). Search Coil Based Online Diagnostics of Transformer Internal Faults. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2520-2529.
- Wang, M., Vandermaar, A., & Srivastava, K. (2002). Review of Condition Assessment of Power Transformers in Service. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, 12-25.
- Yang, C., Ding, Y., Qiu, H., & Xiong, B. (2021). Analysis of Turn-to-Turn Fault on Split-Winding Transformer Using Coupled Field-Circuit Approach. *Processes*, 1314.
- Zamudio Ramírez , I., Ramirez Núñez , J., Antonino-Daviu, J., Osornio Rios, R., Quijano Lopez, A., Razik, H., & Romero Troncoso, R. (2020). Automatic diagnosis of electromechanical faults in induction motors based on the transient analysis of the stray flux via MUSIC methods. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 56(4):3604-3613.
- Zamudio-Ramirez, I., Antonino-Daviu, J., Osornio-Rios, R., Romero-Troncoso, R., & Razik, H. (2020). Detection of Winding Asymmetries in Wound-Rotor Induction Motors via Transient Analysis of the External Magnetic Field. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 5050-5059.
- Zamudio-Ramirez, I., Osornio-Rios, R., Trejo-Hernandez, M., Romero-Troncoso, R., & Antonino-Daviu, J. (2019). Smart-Sensors to Estimate Insulation Health in Induction Motors via Analysis of Stray Flux. *Energies*.
- Zebari, R., Abdulazeez, A., Zeebaree, D., Zebari, D., & Saeed, J. (2020). A Comprehensive Review of Dimensionality Reduction Techniques for Feature Selection and Feature Extraction. *Journal of Applied Science and Technology Trends*, 56-70.