



# UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI

## DIRECCIÓN DE POSGRADO

### MAESTRÍA EN ELECTRICIDAD

#### MODALIDAD: INFORME DE INVESTIGACIÓN

**Título:**

**“INTERPRETACIÓN DE GASES DISUELTOS EN ACEITE DIELECTRICO  
MEDIANTE REDES NEURONALES PARA LA DETECCIÓN DE ANOMALÍAS EN  
TRANSFORMADORES DE POTENCIA DE LA SUBESTACIÓN NOVACERO”**

Trabajo de titulación previo a la obtención del título de Magister en Electricidad mención  
sistemas eléctricos de potencia

**AUTOR:**

Ing. Freire Freire Armando Salvador

**TUTOR:**

MSc. Astudillo Muñoz Juan Carlos

LATACUNGA - ECUADOR

2023

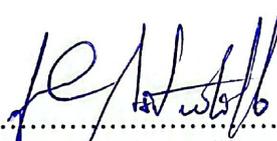
## **AVAL DEL TUTOR**

En mi calidad de Tutor del Trabajo de Titulación “INTERPRETACIÓN DE GASES DISUELTOS EN ACEITE DIELÉCTRICO MEDIANTE REDES NEURONALES PARA LA DETECCIÓN DE ANOMALÍAS EN TRANSFORMADORES DE POTENCIA DE LA SUBESTACIÓN NOVACERO” presentado por: ARMANDO SALVADOR FREIRE FREIRE, para optar por el título magíster en Electricidad mención sistemas eléctricos de potencia.

### **CERTIFICO**

Que dicho trabajo de investigación ha sido revisado en todas sus partes y se considera de que reúne los requisitos y méritos suficientes para ser sometido a la presentación para la valoración por parte del Tribunal de Lectores que se designe y su exposición y defensa pública.

Latacunga, 06 de Enero del 2023

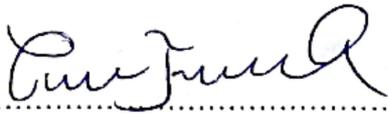


.....  
MSc. Juan Carlos Astudillo Muñoz  
CC.: 180321870-8

## AVAL DEL TRIBUNAL

El trabajo de Titulación: "INTERPRETACIÓN DE GASES DISUELTOS EN ACEITE DIELECTRICO MEDIANTE REDES NEURONALES PARA LA DETECCIÓN DE ANOMALÍAS EN TRANSFORMADORES DE POTENCIA DE LA SUBESTACIÓN NOVACERO", ha sido revisado, aprobado y autorizado su impresión y empastado, previo a la obtención del título de Magíster en Electricidad mención Sistemas Eléctricos de Potencia; el presente trabajo reúne los requisitos de fondo y forma para que el estudiante pueda presentarse a la exposición y defensa.

Latacunga, 01 de Febrero del 2023



.....  
MSc. Carlos Iván Quinatoa Caiza  
050328786-4  
Presidente del tribunal



.....  
MSc. Jimmy Xavier Toaza Iza  
171762106-2  
Lector 2



.....  
MSc. Carlos Francisco Pacheco Mena  
050307290-2  
Lector 3

## DEDICATORIA

Esta tesis la dedico a las personas que me dieron ánimos a seguir esta maestría y el apoyo incondicional para lograr que se cumpla.

A mi madre Soledad y hermano Marco que me apoyaron y me incentivaron a seguir estudiando, dándome ánimos para alcanzar mis sueños.

A Sandro Arcos y Blanca Guangasig que son como padres para mí, siempre inculcándome el camino del bien y la ayuda incondicional de su parte.

Al personal de trabajo de la subestación Novacero que siempre estuvieron pendientes de mi formación académica y la ayuda que recibí para que terminara la maestría.

*Armando Salvador Freire Freire*

## **AGRADECIMIENTO**

Agradezco a Dios por darme la salud y vida para poder seguir preparándome profesional y académicamente, por darme la oportunidad de trabajar y seguir esforzándome para un mejor futuro.

A mi familia, novia y amigos que incondicionalmente me dieron su apoyo para cumplir un objetivo más, su amistad y cariño, son el motor que me alienta a seguir adelante.

Gracias a la empresa Novacero S.A. que me abrió las puertas para trabajar en la subestación eléctrica, área que con gran orgullo lo llevo en el corazón.

*Armando Salvador Freire Freire*

## RESPONSABILIDAD DE AUTORÍA

Quien suscribe, declara que asume la autoría de los contenidos y los resultados obtenidos en el presente trabajo de titulación.

Latacunga, 01 de Febrero del 2023



Armando Salvador Freire Freire  
C.C.: 050384283-3

## RENUNCIA DE DERECHOS

Quien suscribe, cede los derechos de autoría intelectual total y/o parcial del presente trabajo de titulación a la Universidad Técnica de Cotopaxi.

Latacunga, 01 de Febrero del 2023



Armando Salvador Freire Freire  
C.C.: 050384283-3

## AVAL DEL PRESIDENTE DEL TRIBUNAL

Quien suscribe, declara que el presente Trabajo de Titulación: “INTERPRETACIÓN DE GASES DISUELTOS EN ACEITE DIELECTRICO MEDIANTE REDES NEURONALES PARA LA DETECCIÓN DE ANOMALÍAS EN TRANSFORMADORES DE POTENCIA DE LA SUBESTACIÓN NOVACERO” contiene las correcciones a las observaciones realizadas por los lectores en sesión científica del tribunal.

Latacunga, 01 de Febrero del 2023



.....  
MsC. Carlos Iván Quinatoa Caiza  
050328786-4

**UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI  
DIRECCIÓN DE POSGRADO**

**MAESTRÍA EN ELECTRICIDAD  
MENCION SISTEMAS ELÉCTRICOS DE POTENCIA**

**TITULO:** “Interpretación de gases disueltos en aceite dieléctrico mediante redes neuronales para la detección de anomalías en transformadores de potencia de la subestación Novacero”

**Autor:** Ing. Freire Freire Armando Salvador

**Tutor:** MSc. Juan Carlos Astudillo Muñoz

**RESUMEN**

El siguiente documento presenta una herramienta de aprendizaje automático para la interpretación de gases disueltos en transformadores de potencia de la subestación Novacero, utilizando algoritmos de aplicación como redes neuronales y bosques aleatorios con lenguaje de programación Python. Mediante los resultados de ensayos de cromatografía de gases en aceite dieléctrico de varios artículos publicados, se utiliza el conjunto de datos entregados por el Análisis de Gases Disueltos (AGD) en cantidades de partes por millón (ppm), la cantidad de gases de hidrocarburos como el hidrógeno ( $H_2$ ), metano ( $CH_4$ ), etano ( $C_2H_6$ ), etileno ( $C_2H_4$ ) y acetileno ( $C_2H_2$ ) que sirven para el aprendizaje y diagnóstico de resultados de falla. El proceso de implementación del algoritmo se realiza con 128 datos de entrenamiento y 64 datos de prueba para la comprobación del aprendizaje propuesto. El resultado obtenido por el entrenamiento mediante el uso de aprendizaje automático se valida con los estados obtenidos por los datos de prueba e informes de AGD proporcionadas por la subestación, bajo la norma IEEE C57.104-2019 se analiza los resultados aplicando el método de triángulo de Duval mostrando cuatro diagnósticos de estado como la descarga de alta energía, descarga de baja energía, estado normal y sobrecalentamiento, obteniendo como resultado un criterio de validación final corroborativo y aplicativo para interpretar los gases disueltos en aceite dieléctrico.

**Palabras claves:** Análisis de gases disueltos, transformadores de potencia, aprendizaje automático, redes neuronales, bosques aleatorios.

UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI  
DIRECCIÓN DE POSGRADO

MAESTRÍA EN ELECTRICIDAD  
MENCION SISTEMAS ELÉCTRICOS DE POTENCIA

**THEME:** “Interpretation of gases dissolved in dielectric oil by means of neural networks for the detection of anomalies in power transformers at the Novacero substation”.

**Author:** Ing. Freire Freire Armando Salvador

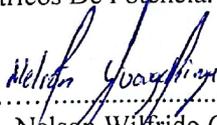
**Tutor:** MSc. Juan Carlos Astudillo Muñoz

**ABSTRACT**

The following paper presents a machine learning tool for the interpretation of dissolved gases in power transformers of the Novacero substation, using application algorithms such as neural networks and random forests with Python programming language. Using the results of gas chromatography tests in dielectric oil from several published articles, the data set delivered by the Dissolved Gases Analysis (DGA) in quantities of parts per million (ppm), the amount of hydrocarbon gases such as hydrogen (H<sub>2</sub>), methane (CH<sub>4</sub>), ethane (C<sub>2</sub>H<sub>6</sub>), ethylene (C<sub>2</sub>H<sub>4</sub>) and acetylene (C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>) that serve for learning and diagnosis of failure results is used. The algorithm implementation process is performed with 128 training data and 64 test data for testing the proposed learning. The result obtained by training by using machine learning is validated with the states obtained by the test data and AGD reports provided by the substation, under the IEEE C57.104-2019 standard, the results are analyzed by applying the Duval triangle method showing four state diagnostics such as high energy discharge, low energy discharge, normal state and overheating, obtaining as a result a final corroborative and applicative validation criteria to interpret the gases dissolved in dielectric oil.

**Keywords:** Dissolved gas analysis, power transformers, machine learning, neural networks, random forests.

Yo, Nelson Wilfrido Guagchinga Chicaiza con cédula de identidad número: 0503246415, Magister en la Enseñanza del idioma inglés como Lengua Extranjera, con número de registro de la SENESCYT: 1010-2019-2041252; **CERTIFICO** haber revisado y aprobado la traducción al idioma inglés del resumen del trabajo de investigación con el título: **“INTERPRETACIÓN DE GASES DISUELTOS EN ACEITE DIELECTRICO MEDIANTE REDES NEURONALES PARA LA DETECCIÓN DE ANOMALÍAS EN TRANSFORMADORES DE POTENCIA DE LA SUBESTACIÓN NOVACERO”** de: Armando Salvador Freire Freire, aspirante a Magister en Electricidad Mención Sistemas Eléctricos De Potencia.



.....  
MSc. Nelson Wilfrido Guagchinga Chicaiza  
0503246415

Latacunga, 13 de febrero del 2023

## ÍNDICE DE CONTENIDOS

INTRODUCCIÓN.....	1
Antecedentes.....	2
Planteamiento del problema .....	3
Formulación del problema.....	4
Objetivo General.....	4
Objetivos Específicos .....	4
Sistema de tareas en relación con los objetivos específicos .....	4
Justificación .....	5
Hipótesis .....	6
CAPITULO I. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA - METODOLÓGICA .....	7
1.1. Transformador de potencia .....	7
1.2. Vida útil del transformador .....	8
1.3. Tipos de aislantes: sólidos y líquidos .....	9
1.3.1. Agentes de degradación de aislantes sólidos.....	9
1.3.2. Agentes de degradación de aislantes líquidos .....	9
1.4. Probabilidad de falla .....	10
1.5. Análisis de gases disueltos (AGD) .....	12
1.6. Interpretación del análisis de gases disueltos (AGD) .....	17
1.7. Gas inflamable total disuelto en el transformador .....	18
1.8. Concentración admisible de gases en un transformador.....	18
1.9. Métodos de relación de gases .....	18
1.9.1. Método Dürrenberg .....	19
1.9.2. Relación de Rogers.....	20
1.9.3. Método de relación IEC .....	20
1.5. Método del triángulo de Duval .....	21
1.6. Detección de descargas parciales mediante DGA .....	23
1.7. Impacto de la precisión de la DGA en la detección de fallas .....	23
1.8. Red neuronal artificial .....	24
1.9. Aprendizaje automático .....	24
1.9.1. Aprendizaje supervisado .....	25
1.9.1.1. Bosques aleatorios .....	25
1.10. Scikit-learn.....	26
1.11. Fundamentación metodológica .....	26

1.11.1. Tipos de investigación .....	27
1.11.2. Métodos de investigación .....	27
1.11.3. Técnicas de investigación .....	28
1.12. Conclusiones Capítulo I.....	29
<b>CAPITULO II. PROPUESTA.....</b>	<b>30</b>
2.1. Título de la propuesta.....	30
2.2. Objetivo de la propuesta .....	30
2.3. Justificación de la propuesta .....	30
2.4. Fundamentación de la propuesta.....	31
2.5. Desarrollo de la metodología.....	31
2.5.1. Etapa 1 (Implementación).....	32
2.5.2. Etapa 2 (Entrenamiento) .....	39
2.5.3. Etapa 3 (Validación) .....	43
2.6. Conclusiones Capítulo II .....	48
<b>CAPITULO III. APLICACIÓN Y/O VALIDACION DE LA PROPUESTA.....</b>	<b>49</b>
3.1. Resultados de entrenamiento .....	49
3.2. Resultados aplicando método de triángulo de Duval a datos de prueba.....	51
3.3. Interpretación de AGD en transformadores de potencia de la subestación Novacero...	54
3.3.1. Tendencia de gases (Autotransformador 60 MVA 138 kV).....	55
3.3.2. Tendencia de gases (Transformador 20 MVA 138/18 kV) .....	56
3.3.3. Tendencia de gases (Transformador 20 MVA 138/13,8 kV) .....	57
3.4. Conclusiones Capítulo III .....	61
<b>CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES GENERALES.....</b>	<b>62</b>
<b>BIBLIOGRAFÍA .....</b>	<b>65</b>
<b>ANEXOS 68</b>	
Anexo 1. Enlace para acceder al notebook de Google Colab de la implementación del proyecto y algoritmo programado.....	68
Anexo 2. Pruebas AGD de los transformadores de potencia de la subestación Novacero...	69

## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Figura 1.</b> Transformadores de potencia subestación Novacero: (a) Autotransformador 60 MVA 138 kV; (b) Transformador de 20 MVA 138/18 kV; (c) Transformador de 20 MVA 138/13,8 kV.....	7
<b>Figura 2.</b> Factores que influyen en el rendimiento y la degradación del transformador el aislamiento del aceite/papel y los mecanismos de ruptura resultantes, por ejemplo, daños mecánicos como resultado de la fragilidad, la formación de humedad, la formación de fibras.	8
<b>Figura 3.</b> Factores para probabilidad de falla en transformadores.....	12
<b>Figura 4.</b> Porcentaje relativo de concentraciones de gas disuelto en aceite mineral en función de la temperatura y el tipo de falla.....	13
<b>Figura 5.</b> Diagrama de flujo de interpretación de AGD.....	17
<b>Figura 6.</b> (a) Triángulo de Duval. (b) Triángulo de Duval modificado.....	22
<b>Figura 7.</b> Esquema de la red neural multicapas 10-10-5 para el controlador inteligente. Entradas (4A): Representa cualquier variable. Capa de entradas (4B), capa oculta (4C) y capa de salidas (4D). Salidas (4E): Representa también cualquier variable de interés para el usuario. Los pesos entre cada neurona (4F) están representados por un punto negro (4G).....	24
<b>Figura 8.</b> Algoritmo de programación con bosques aleatorios.....	25
<b>Figura 9.</b> Límites de decisión encontrados por cinco árboles de decisión aleatorios y el límite de decisión obtenida al promediar sus probabilidades predichas.....	26
<b>Figura 10.</b> Metodología propuesta.....	32
<b>Figura 11.</b> Distribución de datos de entrenamiento mediante diagramas de caja.....	37
<b>Figura 12.</b> Distribución de datos de entrenamiento con respecto al tipo de diagnóstico: (a) Hidrógeno; (b) Metano; (c) Etano; (d) Etileno; (e) Acetileno.....	38
<b>Figura 13.</b> Matriz de correlación de datos de entrenamiento (Mapa de calor).....	39
<b>Figura 14.</b> Matriz de correlación RNA de datos de entrenamiento (Mapa de calor).....	41
<b>Figura 15.</b> Matriz de correlación RNA de datos de entrenamiento (Mapa de calor).....	42
<b>Figura 16.</b> Matriz de confusión de datos de entrenamiento.....	43
<b>Figura 17.</b> Matriz de correlación RNA de datos de prueba (Mapa de calor).....	46
<b>Figura 18.</b> Matriz de correlación RNA de datos de prueba (Mapa de calor).....	46
<b>Figura 19.</b> Matriz de confusión de datos de validación de resultados.....	47
<b>Figura 20.</b> Triángulo de Duval con los resultados de prueba.....	53
<b>Figura 21.</b> Tendencia de gases autotransformador 60 MVA 138 kV.....	55
<b>Figura 22.</b> Comportamiento de gases combustibles autotransformador 60 MVA 138 kV.....	56
<b>Figura 23.</b> Tendencia de gases transformador 60 MVA 138/18 kV.....	56
<b>Figura 24.</b> Comportamiento de gases combustibles transformador 20 MVA 138/18 kV.....	57
<b>Figura 25.</b> Tendencia de gases transformador 60 MVA 138/13,8 kV.....	57

**Figura 26.** Comportamiento de gases combustibles transformador 20 MVA 138/13,8 kV.....58

**Figura 27.** Diagnóstico de estados de AGD mediante el algoritmo de bosques aleatorios.....60

## ÍNDICE DE TABLAS

<b>Tabla 1.</b>	División del transformador de potencia (IEEE C57.140, 2016).....	11
<b>Tabla 2.</b>	Concentraciones de gas del percentil 90 en función de la relación O <sub>2</sub> /N <sub>2</sub> y la edad en µL/L (ppm). .....	15
<b>Tabla 3.</b>	Concentraciones de gas del percentil 95 en función de O <sub>2</sub> /N <sub>2</sub> y la edad en µL/L (ppm).....	15
<b>Tabla 4.</b>	Valores del percentil 95 para el cambio de nivel absoluto entre muestras sucesivas de DGA de laboratorio en µL/L (ppm).....	16
<b>Tabla 5.</b>	Valores del percentil 95 a partir del análisis de velocidad multipunto (3-6 puntos) de muestras de DGA de laboratorio con todos los niveles de gas por debajo de los valores de la Tabla 2, en µL/L/año (ppm/año).....	16
<b>Tabla 6.</b>	Rangos específicos de los gases combustibles disueltos. ....	18
<b>Tabla 7.</b>	Resultados del análisis de un gran número de transformadores sanos y averiados.....	19
<b>Tabla 8.</b>	Límites L1 admisibles para el método de la relación de Dürrenberg. ....	19
<b>Tabla 9.</b>	Diagnóstico de fallas por el método de la relación de Dürrenberg.....	19
<b>Tabla 10.</b>	Códigos de relación de gases para el método de relación de Rogers. ....	20
<b>Tabla 11.</b>	12 tipos de fallas diferentes. ....	20
<b>Tabla 12.</b>	Códigos de relación de gases para el método de relación IEC. ....	21
<b>Tabla 13.</b>	Clasificación de averías mediante los códigos de relación de la CEI.....	21
<b>Tabla 14.</b>	Categorización de las fallas por el triángulo de Duval. ....	22
<b>Tabla 15.</b>	Datos de entrenamiento. ....	33
<b>Tabla 16.</b>	Datos de entrenamiento. ....	34
<b>Tabla 17.</b>	Datos de entrenamiento. ....	35
<b>Tabla 18.</b>	Datos de entrenamiento. ....	35
<b>Tabla 19.</b>	Diagnóstico de resultados AGD. ....	36
<b>Tabla 20.</b>	Distribución de datos por categorías de entrenamiento.....	37
<b>Tabla 21.</b>	Análisis exploratorio de datos de categorías de entrenamiento.....	37
<b>Tabla 22.</b>	Parámetros utilizados para entrenamiento de la RNA.....	41
<b>Tabla 23.</b>	Resultados por categorías utilizando redes neuronales con entrenamiento estandarizado. ....	41
<b>Tabla 24.</b>	Resultados por categorías utilizando redes neuronales con entrenamiento escalado.....	42
<b>Tabla 25.</b>	Parámetros utilizados para entrenamiento de bosques aleatorios.....	42
<b>Tabla 26.</b>	Resultados por categorías utilizando entrenamiento supervisado con bosques aleatorios.....	43
<b>Tabla 27.</b>	Datos de prueba. ....	44

<b>Tabla 28.</b> Datos de prueba. ....	45
<b>Tabla 29.</b> Distribución de datos por categorías de validación de resultados .....	45
<b>Tabla 30.</b> Resultados de validación por categorías.....	46
<b>Tabla 31.</b> Resultados de validación por categorías.....	47
<b>Tabla 32.</b> Resultados de validación por categorías.....	47
<b>Tabla 33.</b> Resultados de validación por algoritmos de entrenamiento. ....	49
<b>Tabla 34.</b> Resultados de diagnóstico con datos de prueba utilizando algoritmos de entrenamiento. ....	49
<b>Tabla 35.</b> Resultados de diagnóstico con datos de prueba utilizando algoritmos de entrenamiento. ....	51
<b>Tabla 36.</b> Resultados de análisis de gases disueltos de transformadores de potencia subestación Novacero. ....	54
<b>Tabla 37.</b> Aplicación de la norma IEEE C57.104-2019 para transformadores de potencia subestación Novacero. ....	58
<b>Tabla 38.</b> Corroboración aplicando la norma IEEE C57.104-2019 con el algoritmo de bosques aleatorios para transformadores de potencia subestación Novacero. ....	59

## INTRODUCCIÓN

El transformador de potencia es uno de los activos más importantes de la cadena de suministro de energía eléctrica. Este equipo es muy costoso y puede alcanzar hasta el 60 % del total de la inversión de una subestación [1]. Por tanto, es necesario desarrollar técnicas fiables y eficaces para evaluar la condición del transformador y que faciliten la toma de decisiones que inciden en la operación y el mantenimiento del transformador. Existen métodos para determinar el índice de salud, los cuales han sido propuestos para la evaluación del estado del transformador de potencia. Tales métodos, son herramientas útiles para combinar la información técnica disponible de un transformador, con el fin de proporcionar un único índice cuantitativo que representa su estado general de salud [2].

Uno de los métodos más utilizados que corresponden a determinar el tipo de falla dentro del transformador es por medio de una prueba de análisis de gases disueltos denominado (AGD), la prueba consiste en la extracción del aceite del transformador y contabilizar por medio de un laboratorio la cantidad de concentración de gases en partes por millón (ppm) que contiene el aceite mineral dieléctrico extraído. Mediante el uso de la normativa [3] utilizado para la interpretación de resultados del análisis de gases disueltos se determina mediante tablas y métodos de relación de gases el estado interno del equipo. El método empleado no asegura la condición exacta del transformador y es mencionada por la normativa que intenta identificar una posible falla, dejando con incertidumbre la detección de anomalías internas del equipo.

Si bien es cierto, el método de AGD es utilizado por los expertos para determinar el tipo de falla interna dentro del transformador, a veces se deben valer por más muestras para garantizar un correcto resultado y esto conlleva a tiempo y gasto, aun así, sigue la interrogante si los datos recolectados corresponden a la falla exacta del transformador o se deba implementar más pruebas diferentes al AGD como la prueba de furanos, pruebas de análisis físico químico (AFQ), pruebas eléctricas, entre otras.

El presente trabajo muestra una corroboración de diagnóstico a los resultados de pruebas AGD aplicados a diferentes transformadores de potencia sumergidos en aceite mineral, resultados en base a artículos científicos e investigaciones publicadas que sirven de comparación mediante la utilización de la normativa IEEE C57.104-2019 frente a la propuesta de uso de aprendizaje automático con redes neuronales para determinar la correcta interpretación de gases disueltos en aceite dieléctrico.

## **Antecedentes**

El transformador de potencia está compuesto en su interior por un núcleo y sus devanados, la parte activa mencionada se encuentra lleno de aceite mineral dieléctrico completamente sellado en su cuba, al ser un equipo de gran capacidad dificulta diagnosticar el estado interno del equipo, proceso que conlleva la desenergización y vaciado del aceite en grandes cantidades y un proceso de termofiltrado para la inyección del aceite sin presencia de humedad, trabajo que conlleva gran cantidad de tiempo y dinero, sumado las pérdidas generadas por una para de un equipo de gran potencia en funcionamiento.

Para evitar este problema, existen varios métodos de análisis capaces de diagnosticar el estado interno del equipo, hoy en día existe nuevas tecnologías como analizadores de gases en tiempo real que realizan lecturas de las concentraciones de gases tomando muestras de aceite del equipo cada cierto tiempo, el equipo varía de acuerdo a la cantidad de gases que van desde 1 hasta más de 5 gases, esto dependerá de la necesidad del cliente y a su vez el costo de inversión, para un análisis más efectivo se analizan los 5 gases de hidrocarburos presentes en el aceite como el hidrógeno, metano, etano, etileno y acetileno.

Cabe mencionar que la implementación de este equipo difiere en su costo y la mayoría de propietarios de este bien activo prefieren realizar pruebas mediante la extracción del aceite mineral, las pruebas que por lo general se realiza es el análisis físico químico (AFQ), prueba de furanos, contenido de bifenilos policlorados (PCB's) y la prueba de análisis de gases disueltos (AGD) que determina en base a la concentración de gases el estado interno del transformador, esta última prueba se analiza mediante la normativa IEEE C57.104-2019 que determina el estado de ADG en dependencia a la edad del transformador se compara la cantidad de gases cumpla de acuerdo a las tablas mostradas por la normativa.

La normativa intenta discriminar entre condiciones normales y anormales del equipo, si se presenta alguna condición anormal en los resultados, se procede a tomar nuevas muestras y aplicar métodos de interpretación de gases disueltos como: método de Rogers, método de Dornenburg, gases clave, triángulos y pentágonos de Duval, éste último método es el más utilizado por los expertos al tener mejores resultados de diagnóstico frente a los demás métodos mencionados, pero aun así, tiene su porcentaje de error y no llega al 100% de asertividad del tipo de falla.

## **Planteamiento del problema**

Los transformadores de potencia es uno de los activos más caros para una subestación y el proceso de mantenimiento y reparación puede tardar meses, dejando fuera de servicio al consumidor, esto provoca pérdidas económicas para las empresas distribuidoras y grandes consumidores, de tal manera, el equipo debe estar en permanente monitoreo como revisión de temperaturas, niveles de aceite, presión y respiradores. Al no poder visualizar el interior del tanque del transformador debido a la operación constante del equipo, existe métodos para evaluar el estado y condiciones de sus componentes internos como aceite, celulosa y papel, que son los materiales que ayudan a la refrigeración y aislamiento del bobinado y núcleo del transformador.

La subestación Novacero cuenta con tres transformadores de potencia, uno de 60 MVA que es un autotransformador de regula el nivel de voltaje a 138 kV a una barra simple que alimenta a dos transformadores de 20 MVA independientemente que reducen el nivel de voltaje de 138 kV a 13,8 kV y 18 kV respectivamente, ninguno de los mencionados transformadores tiene otro equipo de respaldo para su reemplazo o reparación, es de vital importancia mantener la correcta operación de los equipos, por tal motivo, se realiza cada año pruebas de análisis físico químico (AFQ) del aceite, el cual es analizado para determinar las condiciones de cada transformador y dar una respuesta rápida para su tratamiento, cuando se encuentra alguna anomalía, se opta por realizar una cromatografía de gases que en ocasiones se lo realiza, de tal manera, llevar un seguimiento del comportamiento de los gases presentes en cada evaluación para su diagnóstico pertinente.

Las pruebas de análisis de gases disueltos (AGD) ayudan a la interpretación de anomalías dentro del transformador, pero no garantizan el resultado correcto de la anomalía y es necesario realizar más pruebas para comprobar la evolución de insipientes en el aceite. Para el análisis se utiliza varios métodos de interpretación que combinan la relación de gases presentes, muchos de ellos no resultan de manera adecuada para encontrar la falla y se tiene que realizar otras pruebas como el de furanos, PCB's y análisis físico químico del aceite y mediante un experto determinar el tipo de anomalía presente. El proceso es demoroso y toma tiempo realizarlo, mientras no se puede tomar una acción concreta al equipo evaluado que puede estar presentando más problemas durante su valoración.

## Formulación del problema

La subestación Novacero no cuenta con un método que garantice la detección de anomalías incipientes de AGD, debido a la falta de experiencia del personal que garantice el diagnóstico de las pruebas, provocando falsos resultados y el desconocimiento real del estado interno de operación de sus tres transformadores de potencia.

## Objetivo General

Interpretar el análisis de gases disueltos en aceite dieléctrico mediante redes neuronales para la detección de anomalías en transformadores de potencia de la subestación Novacero.

## Objetivos Específicos

- Establecer el estado del arte del AGD para el diagnóstico de anomalías en transformadores de potencia.
- Realizar una base de datos de pruebas AGD realizadas a transformadores de potencia por medio de artículos científicos.
- Implementar redes neuronales artificiales utilizando el software Python para la detección de anomalías en transformadores de potencia.
- Corroborar los resultados obtenidos por la plataforma, con las pruebas AGD de los transformadores de potencia de la subestación Novacero.

## Sistema de tareas en relación con los objetivos específicos

<b>OBJETIVOS</b>	<b>ACTIVIDAD</b>	<b>RESULTADOS</b>	<b>TÉCNICAS O INSTRUMENTOS</b>
Establecer el estado del arte del AGD para el diagnóstico de fallas en transformadores de potencia.	Investigación de los métodos de evaluación para detección de fallas internas en transformadores.	Interpretación de resultados AGD mediante tablas.	Investigación - Libros - Artículos.

Realizar una base de datos con pruebas AGD realizadas a transformadores de potencia por medio de artículos científicos.	Recolección de datos de resultados AGD realizadas a transformadores de potencia.	Base de datos con 5 gases relevantes con el respectivo diagnóstico de los resultados obtenidos por el AGD.	Investigación - Artículos - Excel.
Implementar redes neuronales artificiales utilizando el software Python para la detección de anomalías en transformadores de potencia.	Implementación de aprendizaje automático utilizando la base de datos recolectados para entrenamiento y prueba.	Entrenamiento RNA para la evaluación AGD en transformadores de potencia.	Investigación aplicada - Programación en el software Python.
Corroborar los resultados obtenidos por la plataforma con los análisis AGD de los transformadores de potencia de la subestación Novacero.	Recolección de datos de AGD de transformadores de potencia de la subestación.	Tabla comparativa entre análisis aplicando normativa IEEE C57.104-2019 y datos obtenidos con RNA.	Investigación aplicada – Excel.

### **Justificación**

La empresa industrial Novacero cuenta con una subestación propia con tres transformadores de potencia, los cuales llevan más de 14 años en funcionamiento, los equipos de potencia están sujetos a cambios de carga por el uso de hornos de arco eléctrico al ser una empresa siderúrgica, por tal motivo, los transformadores están propensos a factores de estrés como mecánico, térmico, eléctrico y químico, para lo cual el análisis de gases disueltos AGD es de vital importancia para la detección de fallas internas del transformador y evitar el deterioro de los

materiales aislantes, al no llevar una gran cantidad de datos de pruebas AGD realizadas a los transformadores de patio, se implementa un método de aprendizaje artificial con datos de pruebas realizadas a transformadores de potencia de otros países e investigaciones realizadas, se aplica métodos de aprendizaje automático como redes neuronales artificiales RNA para la detección de anomalías por medio de pruebas AGD, de manera de obtener una mejor respuesta para realizar los mantenimientos adecuados sin dejar fuera de operación al equipo y mejorar la vida útil del transformador de potencia.

El presente trabajo está orientado a la interpretación de gases disueltos en aceite dieléctrico como parte del mantenimiento preventivo para tres transformadores de potencia que compone la subestación Novacero, el proceso de llevar a cabo los resultados finales se basa en el análisis de resultados obtenidos en laboratorio para luego dar un diagnóstico de posibles anomalías dentro del transformador, en esta investigación se implementa el uso de redes neuronales para el manejo de datos históricos de investigaciones y resultados obtenidos por artículos científicos que sirven para el diagnóstico final y estado de los transformadores de potencia en base a los resultados AGD que se realicen. Se utiliza 192 resultados de pruebas AGD realizadas a transformadores de potencia como base de datos, el entrenamiento de esta información se realiza mediante el uso de programación Python, de manera de obtener un algoritmo capaz de diagnosticar el estado de un transformador de potencia en base a la experiencia de datos recolectados, los resultados obtenidos serán comparados mediante los resultados que se obtienen implementando el método de triángulo de Duval.

## **Hipótesis**

La implementación de redes neuronales para la interpretación de gases disueltos en aceite dieléctrico permitirá la detección de anomalías en transformadores de potencia de la subestación Novacero.

# CAPITULO I. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA - METODOLÓGICA

## 1.1. Transformador de potencia

Según [4] las define como máquinas estáticas que tienen la misión de transmitir, mediante un campo electromagnético alterno, la energía eléctrica de un sistema, con determinado voltaje, a otro sistema con el voltaje deseado. Se considera transformadores de potencia monofásicos a los que cuentan con una capacidad base de 833 kVA o superiores y trifásicos a 750 kVA o superiores [5].

La subestación Novacero cuenta con 3 transformadores de potencia trifásicos aislados en aceite, con una capacidad instalada de un autotransformador de 60 MVA y 2 transformadores de 20 MVA como se puede ver en la Figura 1.



(a)



(b)

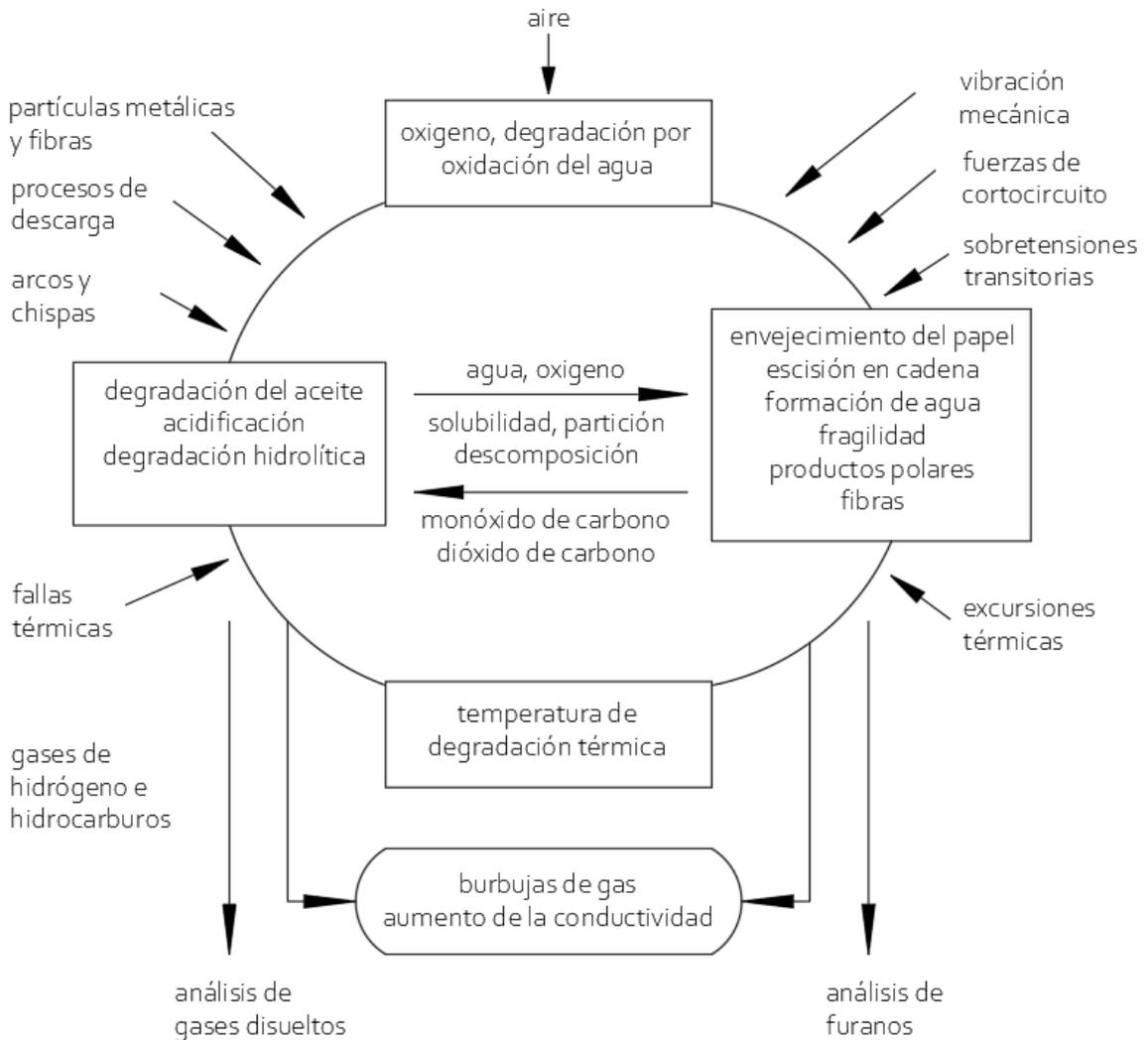


(c)

**Figura 1.** Transformadores de potencia subestación Novacero: (a) Autotransformador 60 MVA 138 kV; (b) Transformador de 20 MVA 138/18 kV; (c) Transformador de 20 MVA 138/13,8 kV.

## 1.2. Vida útil del transformador

El estimar de forma absoluta en años la vida remanente del equipo, es difícil debido a que implica muchas suposiciones, el término “vida” se hace referencia a la vida calculada del aislamiento del transformador y que influyen en el efecto acumulativo de la temperatura en un determinado tiempo, el envejecimiento y la duración de vida del aislamiento del transformador podrían describirse, casi exclusivamente, por la degradación térmica de las propiedades del papel aislante ubicado entre el devanado del transformador (ver Figura 2) [6].



**Figura 2.** Factores que influyen en el rendimiento y la degradación del transformador el aislamiento del aceite/papel y los mecanismos de ruptura resultantes, por ejemplo, daños mecánicos como resultado de la fragilidad, la formación de humedad, la formación de fibras.

Fuente: [7].

El índice de salud se obtiene de la combinación de la información resultante de pruebas de diagnóstico que se realizan a un transformador de potencia, por lo tanto, es necesario contar con un eficiente sistema de adquisición y almacenamiento de los datos.

### **1.3. Tipos de aislantes: sólidos y líquidos**

Los aislantes de los transformadores de potencia están conformados por materiales sólidos y líquidos. Entre los aislantes sólidos más utilizados en la actualidad se distinguen las cintas sintéticas, el papel kraft, empleados para recubrir los conductores de los bobinados, el cartón presspan, pressboard y transformerboard que otorgan forma a estructuras de aislamiento rígidas.

Los aislantes líquidos están conformados por el aceite dieléctrico, cuyas funciones son las de aislar, refrigerar y extinguir eventuales arcos. Históricamente los aceites minerales han sido los más empleados, no obstante, en los últimos años se han desarrollado aceites sintéticos de características biodegradables con alto punto de inflamación, como las siliconas y los polyalfaolefines [8].

#### **1.3.1. Agentes de degradación de aislantes sólidos**

A altas temperaturas las fibras celulósicas se oxidan y llegan a carbonizarse quedando zonas expuestas sin aislante, generando gases y agua que contaminan el aceite dieléctrico.

El papel es un material muy higroscópico, tiene gran afinidad por el agua, de 600 a 800 veces más que el aceite. Esto hace que tenga una humedad de equilibrio alta, reteniendo grandes cantidades de agua lo que favorece el proceso de disgregación de las fibras celulósicas. Este último efecto hace que se vaya disociando parte del aislamiento lo cual contamina el aceite. Por otra parte, los productos de degradación del aceite, como los ácidos, lacas etc., impregnan el papel modificando sus características originales, provocando la degradación de las fibras celulósicas, disminuyendo la resistencia eléctrica y mecánica del aislamiento.

#### **1.3.2. Agentes de degradación de aislantes líquidos**

Los gases y vapores son parcialmente solubles en los aceites, constituyendo un peligro grave para el aislamiento ya que, al estar próximos al límite de solubilidad, cualquier alteración de la temperatura y/o presión produce la formación de burbujas de gas que facilitan la ionización y descargas en zonas de alto gradiente eléctrico.

El oxígeno contribuye a las reacciones de oxidación que son aceleradas por las altas temperaturas generadas por el núcleo. De esta manera se forman subproductos como ácidos,

peróxidos, polímeros que alteran las propiedades originales del dieléctrico. La contaminación con el agua es el principal enemigo del aceite aislante de transformador. El agua es soluble en el aceite en función de la temperatura y de la humedad ambiente. A medida que se supera el límite de solubilidad del aceite en agua, comienza a aparecer en forma de emulsión hasta que finalmente se separa, decantando el agua al fondo de la cuba.

La presencia de contaminantes sólidos simultáneamente con el agua reduce la constante de rigidez dieléctrica del aceite, ya que forman un puente ideal para las descargas eléctricas. Los principales sólidos que contaminan al aceite provienen del proceso de disgregación de las fibras celulósicas y de la corrosión de la cuba (partículas de óxidos).

#### **1.4. Probabilidad de falla**

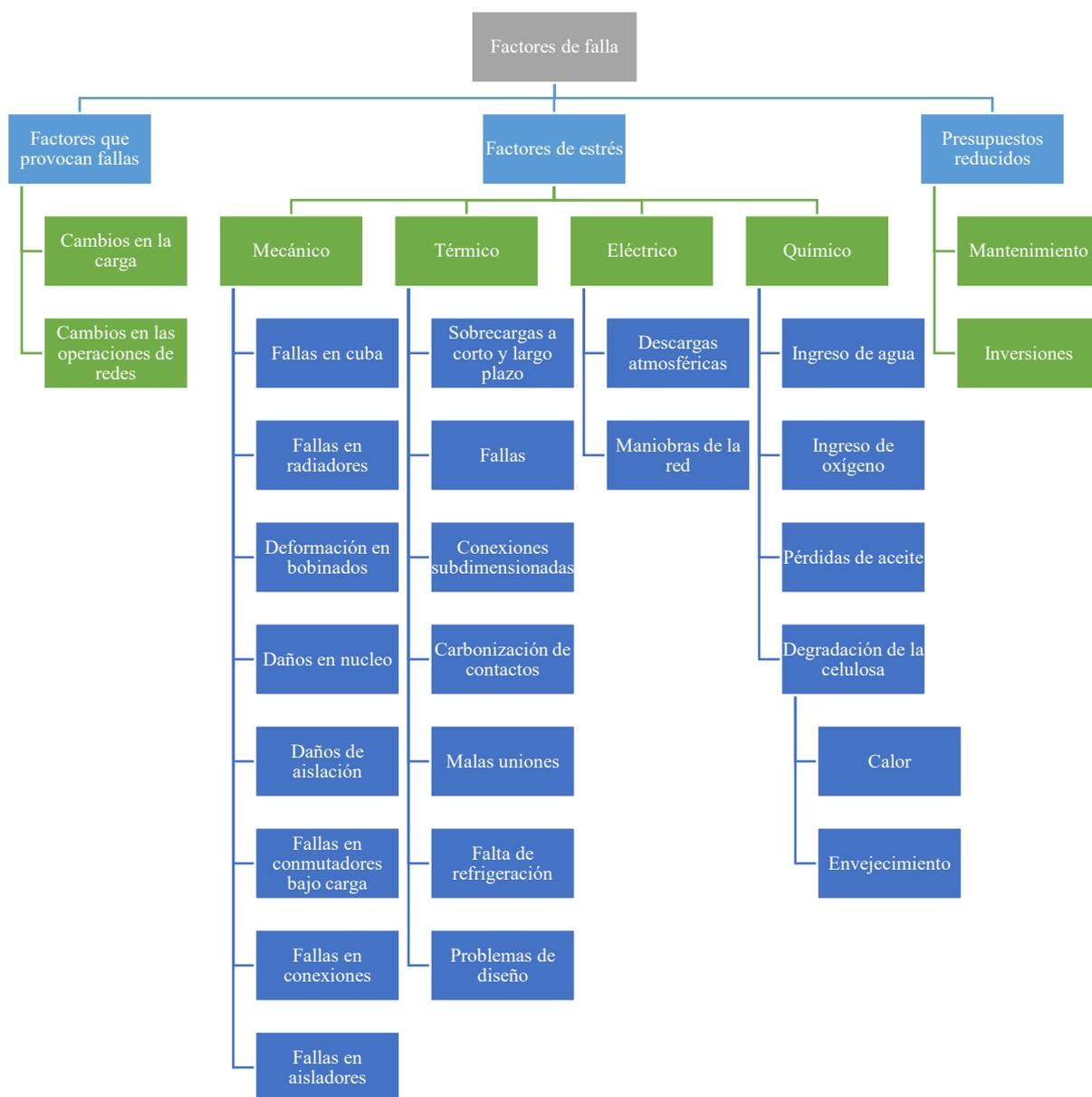
En la Tabla 1 se observa que, de los ocho subsistemas, dos de ellos componen la parte activa de la unidad, es decir, el núcleo y los devanados. Son justamente estos dos subsistemas los de más difícil mantenimiento ya que los mismos conforman la parte interna del equipo, están sumergidos en el aceite, no son reemplazables fácilmente y una intervención implica desencubar la unidad, acción de elevado riesgo e indeseable por parte de los propietarios del activo puesto que facilita el ingreso de humedad, implica largos tiempos de fuera de servicio, puede producir pérdidas y vertimientos de aceite, entre otras consecuencias. La situación difiere con los otros subsistemas (pasatapas, sistema conservador de aceite, sistema de refrigeración, cambiadores de derivaciones y parte externa del tanque) ya que estos al estar ubicados en el exterior de la máquina, son susceptibles a mantenimientos más frecuentes y menos riesgosos y costosos, e incluso a la sustitución completa del subsistema (obviamente con la excepción del tanque). Luego, si se realiza un mantenimiento y monitoreo adecuado de los otros seis subsistemas, se puede evaluar la probabilidad de falla del transformador bajo la premisa de que el fin de vida del transformador se alcanzará cuando fallen alguno de los dos subsistemas núcleo y devanado, los que además tienen como componente crítico al papel aislante [9].

**Tabla 1.** División del transformador de potencia (IEEE C57.140, 2016).

Subsistema	Componente	Relación de transformación	Resistencia aislamiento	Resistencia devanado	PF/Capacitancia	DGA aceite	Visual	Monitoreo PD	Escaneo infrarrojo	Contenido de agua	Contenido de acidez	Tensión de ruptura
<b>Bushing</b>	Condensador				X						X	X
	Aceite				X	X	X			X		
	Escudo corona					X		X				
<b>Devanado</b>	Conductor/devanado	X	X	X	X	X		X				
	Aislamiento	X	X	X	X	X		X			X	X
<b>Núcleo</b>	Núcleo de acero					X						
	Aislamiento		X			X		X	X		X	X
<b>Sistema conservador del aceite</b>	Aceite		X		X	X			X	X		
	Conservador				X	X	X				X	X
	Tubería						X					
<b>Refrigeración</b>	Bomba					X	X					
	Aspas					X	X					
	Placas del radiador						X					
	Placas tubulares						X					
	Carcasa						X					
<b>Cambiador de derivaciones des-energizado (DETC)</b>	Contactos					X						
	Árbol de transmisión						X					
<b>Cambiador de derivaciones bajo carga (LTC)</b>	Contactos					X						
	Árbol de transmisión						X					
	Circuito de control						X					
	Tablero aislador					X						
	Empaques					X						
<b>Tanque</b>	Empaques					X						
	Tubería					X						
	Estructura de acero					X	X		X			

Fuente: [10].

En la Tabla 1 se aprecia que la mayoría de elementos evaluados en un transformador de potencia se concentran en mantenimientos visuales y DGA del aceite para determinar el tipo de falla en cada elemento. La probabilidad de falla en un transformador se debe a varios factores (ver Figura 3), el estudio se enfoca principalmente a los factores de estrés para identificar los diferentes tipos de falla en base a pruebas de cromatografía de gases.



**Figura 3.** Factores para probabilidad de falla en transformadores.

Fuente:[11].

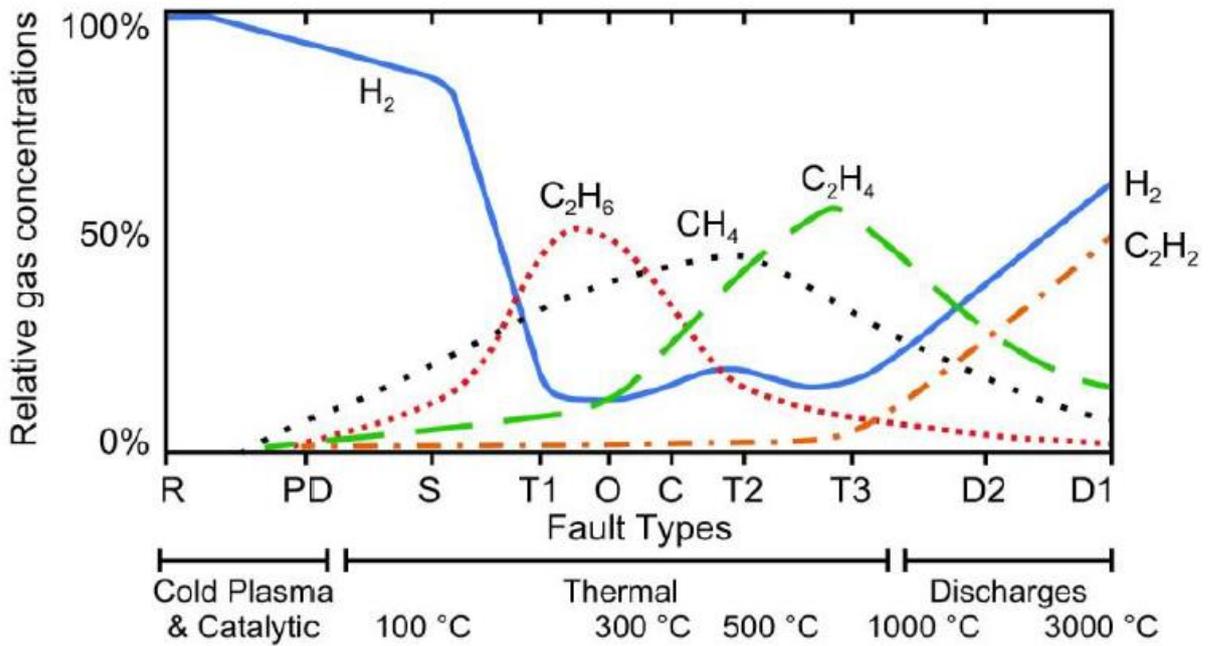
### 1.5. Análisis de gases disueltos (AGD)

Uno de los signos de diagnóstico de fallas en un transformador es el rápido crecimiento de los gases durante una falla de un transformador lleno de aceite. Mediante el análisis de gases disueltos, se puede distinguir entre varias fallas y averías, como la descarga parcial, la corona, el calentamiento térmico y el arco en los transformadores [12].

Los principales gases utilizados en la identificación de fallas (los llamados "gases de falla") son el hidrógeno ( $H_2$ ); metano ( $CH_4$ ); etano ( $C_2H_6$ ); etileno ( $C_2H_4$ ); acetileno ( $C_2H_2$ ); monóxido de carbono ( $CO$ ); y dióxido de carbono ( $CO_2$ ). El oxígeno ( $O_2$ ) y el nitrógeno ( $N_2$ ) también se miden y utilizan en la interpretación, aunque no son subproductos defectuosos.

Los gases que contienen los elementos carbono (C) e hidrógeno ( $H_2$ ) se llaman hidrocarburos, y los gases  $CO$  y  $CO_2$  se llaman óxidos de carbono. El hidrógeno, los gases de hidrocarburos y el monóxido de carbono son gases combustibles, mientras que el oxígeno, el nitrógeno y el dióxido de carbono son gases no combustibles. La concentración de un gas disuelto en líquido aislante se expresa en microlitros por litro ( $\mu L/L$ ), lo que se conoce como partes por millón en volumen (ppm v/v).

La combinación particular de gases que se genera en el aceite mineral depende de la naturaleza del proceso de falla y está relacionada con el nivel de energía y la temperatura en la ubicación de la falla, como se ilustra esquemáticamente en la Figura 4.



**Figura 4.** Porcentaje relativo de concentraciones de gas disuelto en aceite mineral en función de la temperatura y el tipo de falla.

Fuente: [3].

Donde:

R: Reacciones catalíticas

PD: Descargas parciales

S: Gasificación perdida

T1, T2, T3: Fallas térmicas

O: Sobrecalentamiento de papel o aceite mineral

C: Posible carbonización del papel

D1: Descarga de baja energía

D2: Descarga de alta energía

El propósito subyacente de DGA, además del propósito más obvio de intentar detectar e identificar una posible falla, es mejorar la seguridad y la confiabilidad del equipo al tiempo que se reducen los costos. La seguridad y la confiabilidad se mejoran a través del conocimiento de la condición del transformador, la detección temprana de fallas y el monitoreo de transformadores sospechosos. La reducción de costos se logra evitando o mitigando los daños y fallas del transformador, y también mediante la optimización de la operación y el mantenimiento.

En la guía [13] clasifica los resultados de DGA en 3 grupos, "Estado de DGA 1", "Estado de DGA 2" y "Estado de DGA 3", utilizando tres tablas de normas, de la siguiente manera:

Estado DGA 1

- Bajos niveles de gas y sin indicación de gasificación. (Excepción al DGA)

Estado DGA 2

- Niveles intermedios de gas y/o posible gasificación. (DGA posiblemente sospechoso)

Estado DGA 3

- Altos niveles de gas y/o probable gasificación activa. (Probablemente DGA sospechoso)

La Tabla 2 y la Tabla 3 definen niveles de gas bajos (debajo de la Tabla 2), intermedios (entre la Tabla 2 y la Tabla 3) y altos (por encima de la Tabla 3). La Tabla 4 define la posible gasificación. La Tabla 5 define la gasificación activa probable. En la Figura 5 se muestra el flujograma para la interpretación del AGD.

**Tabla 2.** Concentraciones de gas del percentil 90 en función de la relación O<sub>2</sub>/N<sub>2</sub> y la edad en µL/L (ppm).

		Relación O <sub>2</sub> /N <sub>2</sub> ≤ 0.2				Relación O <sub>2</sub> /N <sub>2</sub> > 0.2			
		Edad del transformador en años				Edad del transformador en años			
		Desconocido	1 – 9	10 – 30	>30	Desconocido	1 – 9	10 – 30	>30
GAS	Hidrógeno (H <sub>2</sub> )	80	75		100	40	40		
	Metano (CH <sub>4</sub> )	90	45	90	110	20	20		
	Etano (C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> )	90	30	90	150	15	15		
	Etileno (C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> )	50	20	50	90	50	25	60	
	Acetileno (C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> )	1	1			2	2		
	Monóxido de carbono (CO)	900	900			500	500		
	Dióxido de carbono (CO <sub>2</sub> )	9 000	5 000	10 000		5 000	3 500	5 500	

NOTA: Durante el análisis de datos, se determinó que la clase de voltaje, MVA y volumen de aceite mineral en la unidad no contribuyeron de manera significativa a la determinación de los valores proporcionados en la Tabla 2.

**Tabla 3.** Concentraciones de gas del percentil 95 en función de O<sub>2</sub>/N<sub>2</sub> y la edad en µL/L (ppm).

		Relación O <sub>2</sub> /N <sub>2</sub> ≤ 0.2				Relación O <sub>2</sub> /N <sub>2</sub> > 0.2			
		Edad del transformador en años				Edad del transformador en años			
		Desconocido	1 – 9	10 – 30	>30	Desconocido	1 – 9	10 – 30	>30
GAS	Hidrógeno (H <sub>2</sub> )	200	200			90	90		
	Metano (CH <sub>4</sub> )	150	100	150	200	50	60	30	
	Etano (C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> )	175	70	175	250	40	30	40	
	Etileno (C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> )	100	40	95	175	100	80	125	
	Acetileno (C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> )	2	2		4	7	7		
	Monóxido de carbono (CO)	1 100	1 100			600	600		
	Dióxido de carbono (CO <sub>2</sub> )	12 500	7 000	14 000		7 000	5 000	8 000	

NOTA: Durante el análisis de datos, se determinó que la clase de voltaje, el MVA y el volumen de aceite mineral en la unidad no contribuyeron de manera significativa a la determinación de los valores proporcionados en la Tabla 3.

**Tabla 4.** Valores del percentil 95 para el cambio de nivel absoluto entre muestras sucesivas de DGA de laboratorio en  $\mu\text{L/L}$  (ppm).

		Variación máxima de $\mu\text{L/L}$ (ppm) entre muestras consecutivas de DGA de laboratorio	
		Relación $\text{O}_2/\text{N}_2 \leq 0.2$	Relación $\text{O}_2/\text{N}_2 > 0.2$
GAS	Hidrógeno ( $\text{H}_2$ )	40	25
	Metano ( $\text{CH}_4$ )	30	10
	Etano ( $\text{C}_2\text{H}_6$ )	25	7
	Etileno ( $\text{C}_2\text{H}_4$ )	20	
	Acetileno ( $\text{C}_2\text{H}_2$ )	Cualquier aumento	
	Monóxido de carbono ( $\text{CO}$ )	250	175
	Dióxido de carbono ( $\text{CO}_2$ )	2 500	1 750

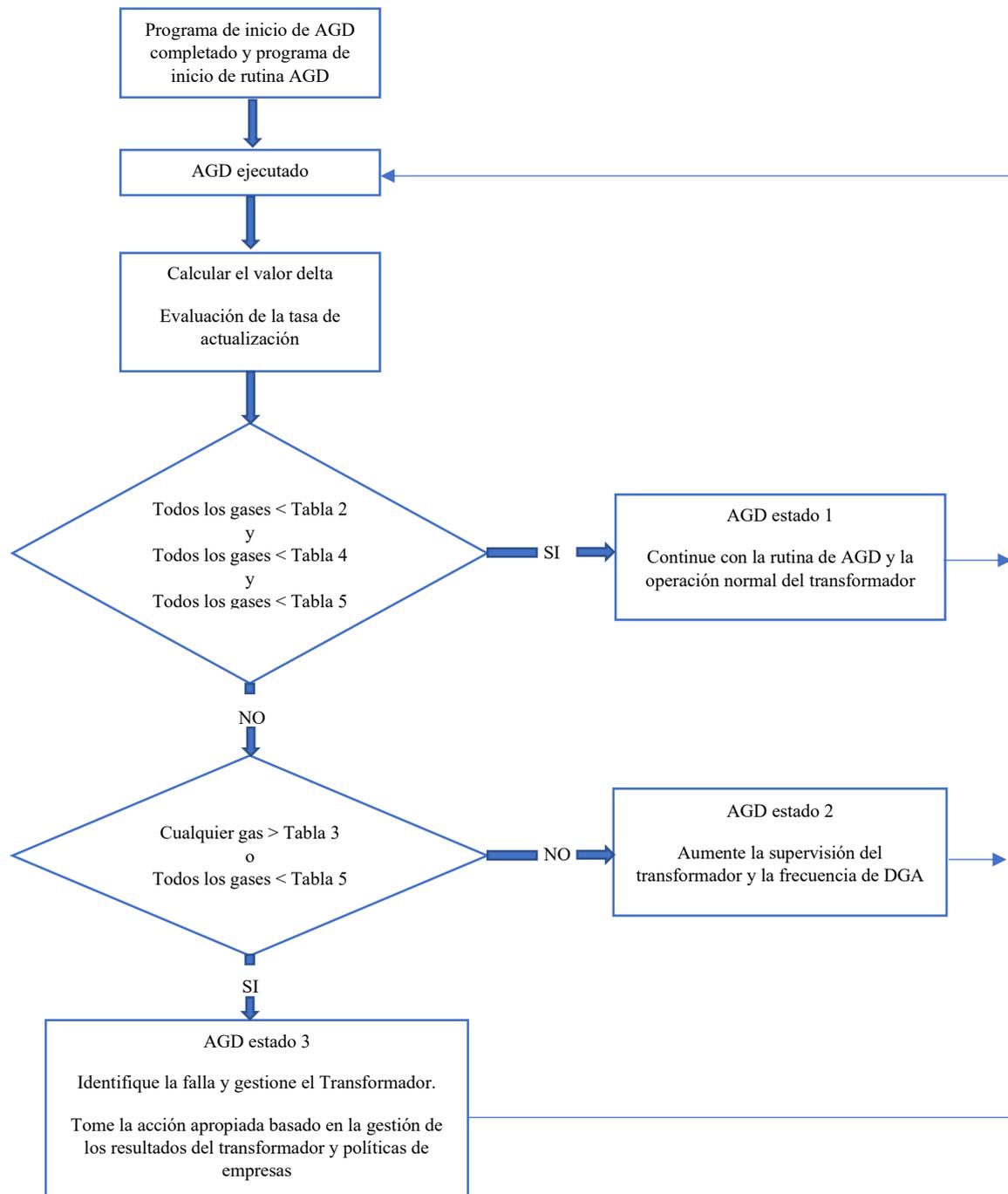
NOTA: La contribución de la clase de voltaje, MVA y volumen de aceite mineral en la unidad no se estudió para la Tabla 4, ya que no se han conservado para la Tabla 2 y la Tabla 3. Los datos fueron insuficientes para estudiar la influencia de la edad.

**Tabla 5.** Valores del percentil 95 a partir del análisis de velocidad multipunto (3-6 puntos) de muestras de DGA de laboratorio con todos los niveles de gas por debajo de los valores de la Tabla 2, en  $\mu\text{L/L/año}$  (ppm/año).

		Tasa máxima de $\mu\text{L/L/año}$ (ppm/año) en función del período comprendido entre el primer y el último punto de la serie DGA de laboratorio (3 a 6 muestras)			
		Relación $\text{O}_2/\text{N}_2 \leq 0.2$		Relación $\text{O}_2/\text{N}_2 > 0.2$	
		Período entre el primer y el último punto de la serie			
		4-9 Meses	10-24 Meses	4-9 Meses	10-24 Meses
GAS	Hidrógeno ( $\text{H}_2$ )	50	20	25	10
	Metano ( $\text{CH}_4$ )	15	10	4	3
	Etano ( $\text{C}_2\text{H}_6$ )	15	9	3	2
	Etileno ( $\text{C}_2\text{H}_4$ )	10	7	7	5
	Acetileno ( $\text{C}_2\text{H}_2$ )	Cualquier tasa creciente		Cualquier tasa creciente	
	Monóxido de carbono ( $\text{CO}$ )	200	100	100	80
	Dióxido de carbono ( $\text{CO}_2$ )	1 750	1 000	1 000	800

NOTA: La contribución de la clase de voltaje, MVA y volumen de aceite mineral en la unidad no se estudió para la Tabla 5, ya que no se han conservado para la Tabla 2 y la Tabla 3. Los datos fueron insuficientes para estudiar la influencia de la edad.

## 1.6. Interpretación del análisis de gases disueltos (AGD)



**Figura 5.** Diagrama de flujo de interpretación de AGD.

Fuente: [13]

### 1.7. Gas inflamable total disuelto en el transformador

La posibilidad de que se produzca una avería eléctrica u otras fallas podría predecirse por la concentración de gas inflamable soluble en el aceite del transformador, es decir, por el aumento de la concentración de H<sub>2</sub>, CH<sub>4</sub>, C<sub>2</sub>H<sub>6</sub>, C<sub>2</sub>H<sub>4</sub>, C<sub>2</sub>H<sub>2</sub> y CO. Al cuantificar esta cantidad y refiriéndose a los límites predeterminados de esta cantidad, es posible determinar las condiciones anormales de los gases en el aceite con el uso de la Tabla 6 [12].

**Tabla 6.** Rangos específicos de los gases combustibles disueltos.

<b>Total de gases combustibles disueltos (ppm)</b>	<b>Estado del aislamiento del transformador</b>
0 – 500	Satisfecho
500 – 1 000	Degradación del aceite; debe ser monitoreado
> 1 000	Descomposición significativa del aceite. Necesidad de un control estrecho y preciso de la vigilancia
> 2 500	Descomposición muy severa del aceite. Necesidad de identificar las fallas

Fuente: [14].

### 1.8. Concentración admisible de gases en un transformador

La concentración de gases inflamables disueltos en el aceite depende de:

- A. El volumen total del aceite en el transformador.
- B. La edad del transformador.
- C. El tipo de transformador desde el punto de vista de que es sellado o el transformador que respira aire, así como la estructura del cambiador de tomas, etc.

Algunos valores sugeridos obtenidos a través del análisis estadístico de los resultados del AGD de un gran número de transformadores sanos y averiados se presentan en la Tabla 7 [12].

### 1.9. Métodos de relación de gases

Estos métodos son convenientes y fiables para la detección de fallas en el transformador y pueden ser analizados por los programas informáticos. Además, la concentración de un gas puede ser muy pequeña. Por lo tanto, se puede utilizar la relación de un gas con otro gas en lugar de la concentración de un gas. Las desventajas de estos métodos son que pueden no ser siempre analíticos o, en algunos casos, los resultados son inexactos. Por lo tanto, estos métodos deben utilizarse junto con los demás métodos analíticos.

**Tabla 7.** Resultados del análisis de un gran número de transformadores sanos y averiados.

Gases	Menos de 4 años de Funcionamiento (ppm)	Entre 4 y 10 años de Funcionamiento (ppm)	Más de 10 años de Funcionamiento (ppm)
H <sub>2</sub>	100 — 150	200 — 300	200 — 300
CH <sub>4</sub>	50 — 70	100 — 150	200 — 300
C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	30 — 50	100 — 130	800 — 1 000
C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	100 — 150	150 — 200	200 — 400
C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	20 — 30	36 — 50	106 — 150
CO	200 — 300	400 — 500	600 — 700
CO <sub>2</sub>	3 000 — 3 500	4 000 — 5 000	9 000 — 12 000

Fuente: [14].

### 1.9.1. Método Dürrenberg

Este método puede utilizarse para detectar tres tipos principales de fallas, como el calentamiento, la corona de baja intensidad, la descarga parcial y el arco. Este método utiliza cuatro relaciones de gas R1 (CH<sub>4</sub>/H<sub>2</sub>), R2 (C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>/C<sub>2</sub>H<sub>4</sub>), R3 (C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>/CH<sub>4</sub>) y R4 (C<sub>2</sub>H<sub>6</sub>/C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>). En primer lugar, se determinan las concentraciones de los gases en el aceite para ver si estos valores son superiores a los límites L1 permitidos o no [15], los límites L1 se presentan en la Tabla 8.

**Tabla 8.** Límites L1 admisibles para el método de la relación de Dürrenberg.

Gases	Concentración L1 (ppm)
CO	350
CH <sub>4</sub>	120
H <sub>2</sub>	100
C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	65
C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	50
C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	35

Fuente: [14].

Si la concentración mínima de uno de los gases H<sub>2</sub>, CH<sub>4</sub>, C<sub>2</sub>H<sub>4</sub> y C<sub>2</sub>H<sub>2</sub> supera el doble de los valores límite L1 y uno de los otros tres gases supera el L1, se considera que el transformador tiene la avería [15]. Cada una de las cuatro relaciones R1, R2, R3 y R4 se comparan con los valores indicados en la Tabla 9.

**Tabla 9.** Diagnóstico de fallas por el método de la relación de Dürrenberg.

Tipo de falla	$R_1 \left( \frac{CH_4}{H_2} \right)$	$R_2 \left( \frac{C_2H_2}{C_2H_4} \right)$	$R_3 \left( \frac{C_2H_2}{CH_4} \right)$	$R_4 \left( \frac{C_2H_6}{C_2H_2} \right)$
Descomposición térmica	< 1	< 0,75	< 0,3	> 0,4
Corona	< 0,1	Insignificante	< 0,3	> 0,4
Arco	0,1 < R1 < 1	> 0,75	> 0,3	< 0,4

Fuente: [14].

### 1.9.2. Relación de Rogers

Este método es en realidad el método mejorado de Dürrenberg. Esta técnica tiene a menudo una precisión de más del 80 % en los gases solubles. En este método, se utilizan dos relaciones de las cuatro relaciones introducidas por Dürrenberg, incluyendo R1 ( $\text{CH}_4/\text{H}_2$ ) y R2 ( $\text{C}_2\text{H}_2/\text{C}_2\text{H}_4$ ) con dos nuevas relaciones ( $\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6$ ) y ( $\text{C}_2\text{H}_6/\text{CH}_4$ ). La identificación de los fallas se realiza mediante los códigos mostrados en la Tabla 10 [12].

**Tabla 10.** Códigos de relación de gases para el método de relación de Rogers.

Relación de gases	Rango	Código	Rango	Código
$\left(\frac{\text{C}_2\text{H}_6}{\text{CH}_4}\right)$	< 1	0	$\geq 1,0$	1
$\left(\frac{\text{C}_2\text{H}_4}{\text{C}_2\text{H}_6}\right)$	< 1	0	$\geq 1,0 ; < 3,0$	1
	$\geq 3,0$	2		
$\left(\frac{\text{C}_2\text{H}_2}{\text{C}_2\text{H}_4}\right)$	< 0,5	0	$> 0,5 ; < 3,0$	1
	$\geq 3,0$	2		
$\left(\frac{\text{CH}_4}{\text{H}_2}\right)$	$\leq 0,1$	5	$> 0,1 ; < 1,0$	0
	$\geq 1,0 ; < 3,0$	1	$\geq 3,0$	2

Fuente: [14].

Utilizando los códigos de relación de gases presentados en la Tabla 10, pueden identificarse doce tipos de fallas diferentes de acuerdo con la Tabla 11 [12].

**Tabla 11.** 12 tipos de fallas diferentes.

Tipo de falla	$\left(\frac{\text{CH}_4}{\text{H}_2}\right)$	$\left(\frac{\text{C}_2\text{H}_6}{\text{CH}_4}\right)$	$\left(\frac{\text{C}_2\text{H}_4}{\text{C}_2\text{H}_6}\right)$	$\left(\frac{\text{C}_2\text{H}_2}{\text{C}_2\text{H}_4}\right)$
Descomposición normal	0	0	0	0
Descarga parcial	5	0	0	0
Calentamiento leve inferior a 150 °C	1 - 2	0	0	0
Calentamiento suave (150 - 200 °C)	1 - 2	1	0	0
Calentamiento suave (200 - 300 °C)	0	1	0	0
Calentamiento del conductor	0	0	1	0
Corriente circulante del bobinado	1	0	1	0
Corriente de circulación del tanque y del núcleo	1	0	2	0
Arco	0	0	0	1
Arco en plena carga	0	0	1 - 2	1 - 2
Continúa el arco	0	0	2	2

Fuente: [14].

### 1.9.3. Método de relación IEC

Debido a que la relación ( $\text{C}_2\text{H}_6/\text{CH}_4$ ) sólo muestra un rango limitado de degradación del aceite del aceite, es limitado [16]. Las tres relaciones de gas restantes tienen diferentes rangos de temperatura en comparación con el método de Rogers [16]. El código de la relación de gases

se indica en Tabla 12 y las fallas se dividen en 9 categorías diferentes como se muestra en la Tabla 13.

En la norma IEC 60599, se introducen otras dos relaciones de gas para identificar las fallas específicas. También se recomienda que el valor  $(C_2H_2/H_2)$  sea superior a 3 para detectar la contaminación debida al funcionamiento del cambiador de tomas. Del mismo modo, si se encuentra que la relación  $(O_2/N_2)$  es inferior a 0,3 el fenómeno de calentamiento inusual u oxidación del aceite es determinado.

**Tabla 12.** Códigos de relación de gases para el método de relación IEC.

Relación de gases	Rango	Código	Rango	Código
$\left(\frac{C_2H_2}{C_2H_4}\right)$	< 0,1	0	$0,1 \leq x < 3,0$	1
	$\geq 3,0$	2		
$\left(\frac{CH_4}{H_2}\right)$	< 0,1	1	$0,1 \leq x < 1,0$	0
	$\geq 1,0$	2		
$\left(\frac{C_2H_4}{C_2H_6}\right)$	< 1,0	0	$1,0 \leq x < 3,0$	1
	$\geq 3,0$	2		

Fuente: [14].

**Tabla 13.** Clasificación de averías mediante los códigos de relación de la CEI.

Tipo de falla	$\left(\frac{C_2H_2}{C_2H_6}\right)$	$\left(\frac{CH_4}{H_2}\right)$	$\left(\frac{C_2H_4}{C_2H_6}\right)$
Erosión normal, no hay falla	0	0	0
Descarga parcial con baja energía	insignificante	1	0
Descarga parcial con alta energía	1	1	0
Descarga de alta energía	1 - 2	0	1 - 2
Descarga de baja energía	1	0	2
Falla térmica ( $T \leq 150$ °C)	0	0	1
Falla térmica ( $150$ °C < $T \leq 300$ °C)	0	2	0
Falla térmica ( $300$ °C < $T \leq 700$ °C)	0	2	1
Falla térmica ( $700$ °C < $T$ )	0	2	2

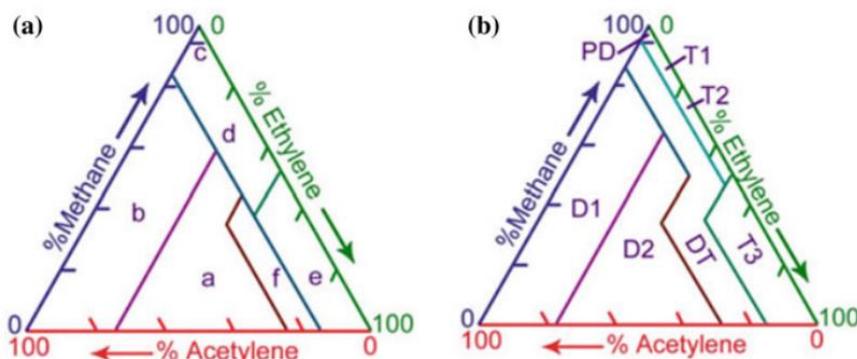
Fuente: [14].

### 1.5. Método del triángulo de Duval

En la década de 1970, se identificaron algunos de los puntos débiles del método de la relación de gases. Por ejemplo, algunos resultados pueden no estar dentro del código de las relaciones y, por lo tanto, los diagnósticos no se ejecutan correctamente. Para hacer frente a este problema, Duval propuso en 1974 un enfoque gráfico propuesto por Duval en 1974 [14]. En la Figura 6, se muestran el triángulo de Duval original y el triángulo de Duval modificado.

La Tabla 14 corresponde al triángulo de Duval, lo que significa que hay 6 tipos de fallas en el triángulo de Duval y hay 7 tipos de fallas en el triángulo de Duval modificado (ver Figura 6) [14].

El triángulo de Duval utiliza los gases CH<sub>4</sub>, C<sub>2</sub>H<sub>4</sub> y C<sub>2</sub>H<sub>2</sub> en los que sus generaciones corresponden a un aumento de los niveles de energía en el transformador. Los tres lados del del triángulo se expresan en términos de (x, y, z) que son, respectivamente, las concentraciones relativas de CH<sub>4</sub>, C<sub>2</sub>H<sub>4</sub> y C<sub>2</sub>H<sub>2</sub> en porcentaje [14]. Suponiendo que A, B y C son las concentraciones relativas de CH<sub>4</sub>, C<sub>2</sub>H<sub>4</sub> y C<sub>2</sub>H<sub>2</sub> en términos de ppm respectivamente, entonces x, y y z son como se menciona a continuación (ver ecuación 1, 2 y 3):



**Figura 6.** (a) Triángulo de Duval. (b) Triángulo de Duval modificado.

**Fuente:** [14].

**Tabla 14.** Categorización de las fallas por el triángulo de Duval.

TRIÁNGULO DE DUVAL MODIFICADO		TRIÁNGULO DE DUVAL	
Tipo de falla	Código de falla	Tipo de falla	Código de falla
Descarga parcial	PD	Arco de alta energía	a
Arco de baja energía	D1	Arco de baja energía	b
Arco de alta energía	D2	Corona	c
Combinación de fallas eléctricas y Térmicas	DT	Puntos calientes (T < 200 °C)	d
Fallas térmicas (T < 300 °C)	T1	Puntos calientes (200 °C < T < 400 °C)	e
Fallas térmicas (300 °C < T < 700 °C)	T2	Puntos calientes (T > 400 °C)	f
Fallas térmicas (T > 700 °C)	T3		

**Fuente:** [14].

$$x = 100 * \frac{A}{A+B+C} \quad (1)$$

$$y = 100 * \frac{B}{A+B+C} \quad (2)$$

$$z = 100 * \frac{C}{A+B+C} \quad (3)$$

Hay que tener en cuenta que  $x$ ,  $y$  y  $z$  están en el rango de 0 – 100 % y las coordenadas con  $(x_0, y_0, z_0)$ , sólo especifican un punto dentro del triángulo. El tipo de falla también está determinado por la zona en la que se encuentra el punto  $(x_0, y_0, z_0)$  [14].

Es importante señalar que la mayor parte del aceite mineral utilizado en los transformadores no produce ninguna cantidad medible de gases a temperaturas inferiores a 300 °C [1]. Sin embargo, algunos aceites minerales producen  $H_2$  y  $CH_4$  a una temperatura muy baja (100 °C) al principio de su vida útil. Este hecho se produce en el primer año de servicio del transformador y es un proceso irreversible. La concentración de estos dos gases alcanza un nivel constante después de un tiempo de trabajo del transformador. Los valores de estos dos gases para el aceite deben ser considerados con el fin de evitar las interpretaciones erróneas de los resultados.

### **1.6. Detección de descargas parciales mediante DGA**

Las descargas de baja energía producen pequeñas cantidades de gases que no causan muchos daños al transformador; es decir, las descargas de baja energía suelen generar 0,1 ppm de gases que se consideran los niveles de detección. Por lo tanto, las descargas de baja energía pueden no ser detectadas a menos que sean descargas más intensas.

Por lo tanto, el método DGA es apropiado para determinar la siguiente etapa de una descarga parcial (cuando la descarga parcial empieza a dañar el papel aislante). La descomposición del papel aislante requiere una energía relativamente alta. Otros métodos de diagnóstico como los métodos acústicos y eléctricos son más eficaces para detectar las descargas de baja energía.

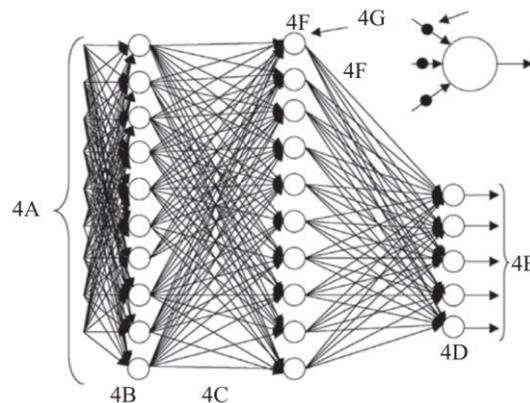
### **1.7. Impacto de la precisión de la DGA en la detección de fallas**

La precisión en la detección de fallas depende en gran medida de la exactitud y fiabilidad de los resultados de las pruebas de la DGA obtenidos en los laboratorios. A bajas concentraciones de gas, un error analítico-computacional aumenta alrededor del 35 % y si el nivel de concentración alcanza el nivel de detección, este error analítico puede llegar al 100 %. Para realizar un diagnóstico fiable y preciso mediante el método de análisis de gases disueltos, el error analítico en el laboratorio debe ser inferior a  $\pm 10$  %. Porque mientras el error analítico está en el rango de  $\pm 10$  a  $\pm 40$  %, la incertidumbre en la detección de fallas aumenta dramáticamente y para el error analítico más de  $\pm 40$  %, los resultados son completamente inadecuados.

## 1.8. Red neuronal artificial

Al igual que un sistema neuronal biológico, la RNA es un sistema computacional con un gran número de procesos simples que funcionan simultáneamente con muchas conexiones entre los nodos de una RNA [17]. La RNA hace uso de principios organizativos propios de un cerebro humano con el objetivo de adquirir capacidades de aprendizaje con el fin de mejorar su rendimiento. El proceso de aprendizaje (o entrenamiento) de una RNA se considera un ajuste iterativo de la arquitectura y los pesos de una red para obtener los resultados deseados para un conjunto dado de muestras de entrenamiento que se pasan como entradas de la RNA (ver Figura 7).

Esta propiedad de autoentrenamiento hace que las RNA sean más atractivas en comparación con otros sistemas que se ajustan fuertemente a reglas operativas predeterminadas formuladas por expertos. Se ha reconocido que una de las estructuras de RNA más utilizadas para problemas de clasificación es la percepción multicapa (MLP) con un algoritmo de aprendizaje de retropropagación algoritmo de aprendizaje [17].



**Figura 7.** Esquema de la red neural multicapas 10-10-5 para el controlador inteligente. Entradas (4A): Representa cualquier variable. Capa de entradas (4B), capa oculta (4C) y capa de salidas (4D). Salidas (4E): Representa también cualquier variable de interés para el usuario. Los pesos entre cada neurona (4F) están representados por un punto negro (4G).

**Fuente:**[18].

## 1.9. Aprendizaje automático

El aprendizaje automático consiste en codificar programas que ajustan automáticamente su rendimiento en función de su exposición a la información de los datos. Este aprendizaje se consigue mediante un modelo parametrizado con parámetros

ajustables que se ajustan automáticamente en función de diferentes criterios de rendimiento. Las técnicas de aprendizaje automático pueden dividirse, a grandes rasgos, en dos grandes clases, aunque a menudo se añade una más [19]. Estas son las clases:

- Aprendizaje supervisado
- Aprendizaje no supervisado
- Aprendizaje por refuerzo

### 1.9.1. Aprendizaje supervisado

Algoritmos que aprenden a partir de un conjunto de ejemplos etiquetados para generalizar al conjunto de todas las entradas posibles. Ejemplos de técnicas de aprendizaje supervisado: regresión logística, máquinas de vectores de apoyo, árboles de decisión, bosques aleatorios, etc. [20].

#### 1.9.1.1. Bosques aleatorios

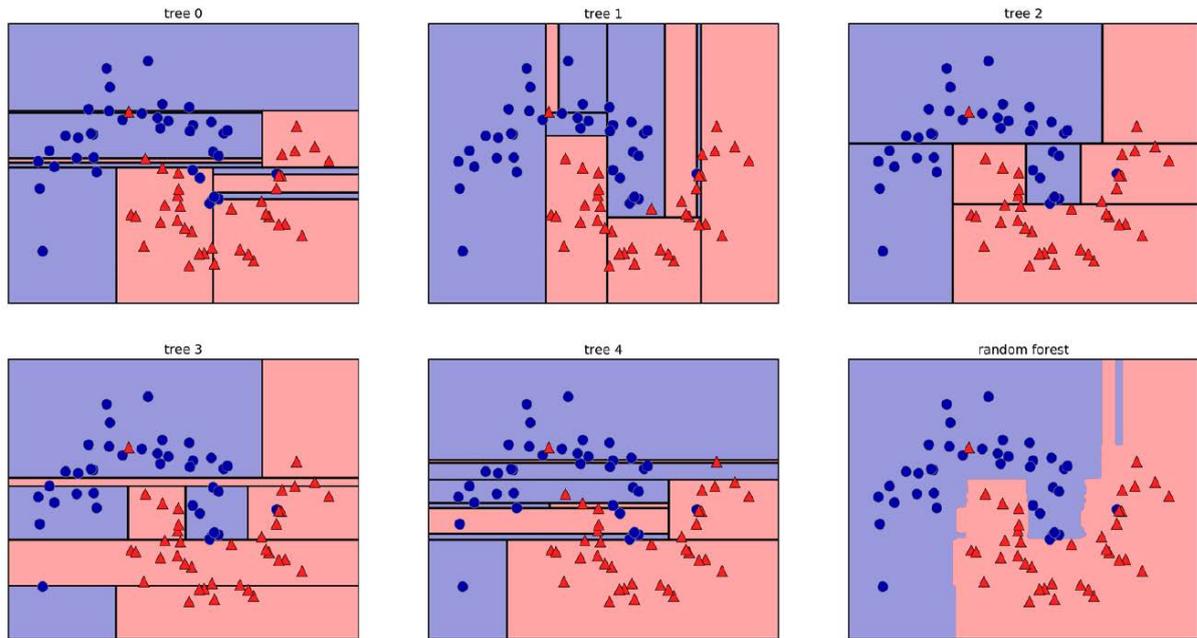
Los bosques aleatorios es un algoritmo de aprendizaje automático muy preciso, mucho más robusto que los árboles de decisión y capaz de modelar enormes espacios de características [21].

El bosque aleatorio se ajusta menos que cualquiera de los árboles por separado, y proporciona un límite de decisión mucho más intuitivo (ver Figura 9). La idea detrás de los bosques aleatorios es que cada árbol puede hacer un trabajo de predicción relativamente bien, el algoritmo de aprendizaje se puede visualizar en la Figura 8.

1. For  $b = 1$  to  $B$ :
    - (a) Draw a bootstrap sample  $\mathbf{Z}^*$  of size  $N$  from the training data.
    - (b) Grow a random-forest tree  $T_b$  to the bootstrapped data, by recursively repeating the following steps for each terminal node of the tree, until the minimum node size  $n_{min}$  is reached.
      - i. Select  $m$  variables at random from the  $p$  variables.
      - ii. Pick the best variable/split-point among the  $m$ .
      - iii. Split the node into two daughter nodes.
  2. Output the ensemble of trees  $\{T_b\}_1^B$ .
- To make a prediction at a new point  $x$ :
- Regression:*  $\hat{f}_{rf}^B(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_b(x)$ .
- Classification:* Let  $\hat{C}_b(x)$  be the class prediction of the  $b$ th random-forest tree. Then  $\hat{C}_{rf}^B(x) = \text{majority vote } \{\hat{C}_b(x)\}_1^B$ .

**Figura 8.** Algoritmo de programación con bosques aleatorios.

**Fuente:** [22]



**Figura 9.** Límites de decisión encontrados por cinco árboles de decisión aleatorios y el límite de decisión obtenida al promediar sus probabilidades predichas.

**Fuente:** [23]

Un bosque aleatorio es un clasificador que consiste en una colección de clasificadores estructurados en forma de árbol  $\{h(x, \theta_k), k = 1, \dots\}$  donde  $\{\theta_k\}$  son vectores aleatorios independientes idénticamente distribuidos y cada árbol emite un voto unitario para la clase más popular en la entrada  $x$  [24].

### 1.10. Scikit-learn

scikit-learn es un módulo de Python que integra muchos algoritmos de aprendizaje automático. Esta librería forma parte del grupo SciPy (Scientific Python), un conjunto de librerías creadas para la computación científica y especialmente para el análisis de datos [25].

### 1.11. Fundamentación metodológica

El presente proyecto comprende la interpretación de gases disueltos en aceite dieléctrico mediante redes neuronales para la detección de anomalías en transformadores de potencia de la subestación Novacero, la cual enmarca una investigación cuantitativa debido al análisis de datos y solución de la problemática a través de su análisis e interpretación.

### **1.11.1. Tipos de investigación**

Los tipos de investigación utilizados para este proyecto son: documental, descriptiva y de campo, de manera de obtener datos, describir su análisis y comparar resultados.

#### **Investigación documental**

Tiene el propósito de detectar, ampliar y profundizar diferentes enfoques, teorías conceptualizadas y criterios de diversos autores sobre el análisis de gases disueltos y redes neuronales artificiales para su aprendizaje. Mediante la cual se recopilará y se analizará toda la información teórica relacionada con las variables, dimensiones e indicadores.

#### **Investigación descriptiva**

El nivel descriptivo facilita la identificación de las variables, el análisis crítico de la situación; en el caso del estudio, los métodos para la evaluación de resultados de pruebas AGD y los resultados acordes a la normativa vigente.

#### **Investigación de campo**

Es la técnica más adecuada en la investigación, ya que parte de la utilización sensorial para el correspondiente registro de datos obtenidos en el área a evaluar, llegando a obtener resultados de gran ayuda para la ejecución del proyecto. Se recopila pruebas de cromatografías de gases realizados a los 3 transformadores de potencia que compone la subestación Novacero.

### **1.11.2. Métodos de investigación**

#### **Método descriptivo**

El uso del método descriptivo sirve para el desempeño de análisis de datos recolectados y comparación de resultados obtenidos mediante la aplicación de la red neuronal artificial y algoritmos de aprendizaje automático.

#### **Método estadístico**

Por este método se analiza la base de datos de entrenamiento que se utilizará en el aprendizaje automático y se visualiza el comportamiento de las variables evaluadas frente a los resultados de diagnóstico de pruebas AGD.

### **1.11.3. Técnicas de investigación**

La recopilación de datos se realiza mediante investigaciones y artículos ya publicados que serán evaluados en conjunto con las pruebas realizadas en campo mediante el uso de software de programación Python para la aplicación de redes neuronales artificiales.

#### **Interpretación de la información**

Se realiza mediante la aplicación de la normativa vigente el análisis de gases disueltos en el aceite dieléctrico de transformadores de potencia, comprender su evaluación y análisis de resultados finales para la detección de fallas.

#### **Observación**

Visualizar el comportamiento de datos evaluados y análisis de resultados para la detección de fallas, metodologías aplicadas para obtener resultados correctos mediante la implementación de RNA.

#### **Simulación**

Uso del software Python para la evaluación y aprendizaje de datos recolectados mediante redes neuronales artificiales que ayuden a la mejor interpretación de resultados de anomalías en transformadores de potencia.

## 1.12. Conclusiones Capítulo I

- El análisis de gases disueltos AGD representa una de las técnicas más utilizadas para conocer el estado interno del transformador, la interpretación de contenido de gas permite evaluar el comportamiento estadístico de la formación de hidrocarburos en el aceite, por lo general la normativa más utilizada para el proceso de análisis es la normativa actual IEEE C57.104-2019 que evalúa la cantidad de gases en base a la relación  $O_2/N_2$  y la edad del transformador, el proceso valora mediante 4 tablas el estado interno del transformador.
- Los métodos más conocidos que se utilizan para el análisis de gases disueltos son el método de Rogers, el método de Dürrenberg, el método de gases clave y el método de triángulos y pentágonos de Duval, cada uno de ellos utilizan la relación de gases para determinar una posible falla en los transformadores, algunos de estos métodos mencionados ya se están dejando de utilizar a excepción del método de triángulos y pentágonos de Duval que en la normativa IEEE C57.104 e IEC 60599 aún se menciona como el método más utilizado para la interpretación de gases disueltos en aceite dieléctrico.
- El uso de redes neuronales y aprendizaje automático en la actualidad permite el análisis de datos mediante el entrenamiento de variables de entrada y salida aplicando varios métodos de entrenamiento, para esta investigación se utiliza la programación Python que contiene librerías para el manejo de datos como es el Scikit-learn, principalmente se opta por clasificadores de multicapa como redes neuronales y bosques aleatorios como aprendizaje supervisado, siendo las mejores alternativas mediante el uso de variables evaluadas en esta investigación.

## **CAPITULO II. PROPUESTA**

### **2.1. Título de la propuesta**

Desarrollo de una metodología de diagnóstico mediante resultados de análisis de gases disueltos en aceite dieléctrico para la detección de anomalías en transformadores de potencia de la subestación Novacero.

### **2.2. Objetivo de la propuesta**

Desarrollar un algoritmo de aprendizaje automático en base a resultados recolectados de pruebas de análisis de gases disueltos en aceite dieléctrico mediante programación en Python, para la detección de anomalías en transformadores de potencia de la subestación Novacero.

### **2.3. Justificación de la propuesta**

La empresa Novacero S.A. planta Lasso al ser un gran consumidor se conecta a la línea del sistema nacional de transmisión a nivel de 138 kV, cuenta con una subestación propia con tres transformadores en patio, las mismas, que alimentan a cargas sumamente grandes como hornos de arco eléctrico, trenes de laminación y cargas especiales. La subestación eléctrica no cuenta con transformadores de potencia de respaldo, de manera que, si uno sale fuera de servicio o se daña, la empresa siderúrgica queda en total para de producción, afectando económicamente el trabajo continuo de la planta. Los trabajos de mantenimiento y pruebas realizadas a los transformadores son de vital importancia para la continuidad del servicio eléctrico, los transformadores de potencia sumergidos en aceite dieléctrico, al no poder visualizar su interior es necesario realizar pruebas de aceite que determinen la condición interna del transformador. Las pruebas de análisis de gases disueltos (AGD) ayudan a la interpretación de anomalías dentro del transformador, el análisis se lo realiza mediante el uso de varios métodos que combinan la relación de gases, muchos de ellos no resultan de manera adecuada para encontrar la falla y se tiene que realizar otras pruebas como el de furanos y análisis fisico-químico del aceite y mediante un experto determinar el tipo de falla que puede ocurrir. El proceso es demoroso y toma tiempo realizarlo, mientras no se puede tomar una acción concreta al equipo evaluado, para evitar el proceso se desarrolla una metodología de diagnóstico más rápida en base a un algoritmo de aprendizaje automático que recoge información de pruebas AGD realizadas a varios transformadores, los cuales sirven de entrenamiento para interpretar y detectar anomalías en los transformadores de potencia de la subestación Novacero. De manera que ya no se necesita realizar pruebas adicionales y el algoritmo implementado sirve como experiencia en dar

resultados más acertados del equipo, los resultados obtenidos son comparados con el método más usado y con mejores resultados implementando el método del triángulo de Duval.

#### **2.4. Fundamentación de la propuesta.**

El presente trabajo desarrolla una metodología para la interpretación de gases disueltos en aceite dieléctrico para la detección de anomalías en transformadores de potencia de la subestación Novacero, proceso que va dirigido fundamentalmente al mantenimiento preventivo anual que se realiza a los transformadores de patio de la subestación, para su cumplimiento se aplica en 3 etapas.

La primera etapa conforma la implementación de los datos recolectados de pruebas de análisis de gases disueltos para ser analizados y clasificados según el tipo de gas y resultado de diagnóstico, este proceso se realiza para todos los datos de entrenamiento.

La segunda etapa conforma el proceso de entrenamiento por parte de un algoritmo de aprendizaje automático capaz de detectar anomalías en transformadores de potencia, el algoritmo debe tener el mejor aprendizaje frente a los datos recolectados para la finalidad de este trabajo.

Finalmente, la tercera etapa comprende la validación del algoritmo de entrenamiento, el proceso se comprende en la comprobación de resultados por medio de datos de prueba y datos recolectados por análisis de gases disueltos realizados a los transformadores de potencia de la subestación Novacero.

#### **2.5. Desarrollo de la metodología**

El desarrollo metodológico que se presenta en este trabajo para interpretación de gases disueltos en aceite dieléctrico para la detección de anomalías en transformadores de potencia de la subestación Novacero, consta de tres etapas como se visualiza en la Figura 10.

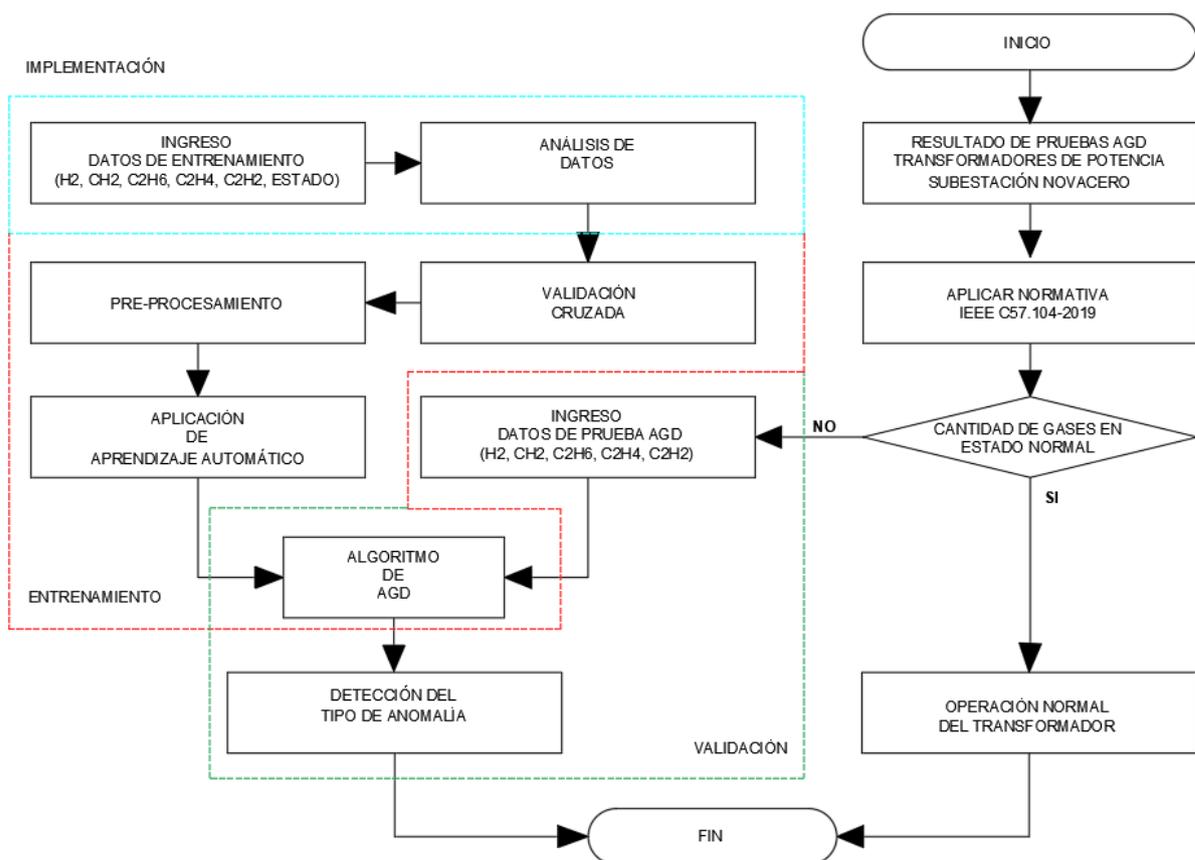


Figura 10. Metodología propuesta.

### 2.5.1. Etapa 1 (Implementación)

En esta investigación se recolecta información bibliográfica de informes de análisis de gases disueltos presentados en diferentes artículos científicos de diferentes países, el proceso de adquisición de datos es la recolección de 5 principales gases en cantidades de partes por millón (ppm) como son: el hidrógeno ( $H_2$ ), metano ( $CH_4$ ), etano ( $C_2H_6$ ), etileno ( $C_2H_4$ ) y acetileno ( $C_2H_2$ ), que posteriormente se utiliza para el entrenamiento y prueba para la detección de anomalías en transformadores de potencia.

#### Datos de entrenamiento

La base de datos recolectada contempla 128 datos de entrenamiento adquiridos en los siguientes artículos publicados [26], [27], [28] y [29].

**Tabla 15.** Datos de entrenamiento.

N.º	H2 (ppm)	CH4 (ppm)	C2H6 (ppm)	C2H4 (ppm)	C2H2 (ppm)	DIAGNÓSTICO	CLASE N.º
1	40,80	3,00	3,60	3,50	7,40	Descarga de alta energía	1
2	23,00	12,00	12,00	10,00	61,00	Descarga de alta energía	1
3	57,00	13,00	0,10	11,00	12,00	Descarga de alta energía	1
4	31,00	6,60	19,00	4,70	67,00	Descarga de alta energía	1
5	285,00	36,30	75,00	8,40	133,00	Descarga de alta energía	1
6	5 283,00	179,00	320,00	3 020,00	2 314,00	Descarga de alta energía	1
7	335,00	67,00	18,00	143,00	170,00	Descarga de alta energía	1
8	44,00	12,20	3,40	3,20	17,40	Descarga de alta energía	1
9	42,00	62,00	5,00	63,00	73,00	Descarga de alta energía	1
10	60,00	40,00	9,90	110,00	70,00	Descarga de alta energía	1
11	240,00	28,00	6,00	26,00	85,00	Descarga de alta energía	1
12	466,50	148,80	13,00	266,00	511,00	Descarga de alta energía	1
13	260,00	130,00	29,00	84,00	92,00	Descarga de alta energía	1
14	250,00	63,00	3,80	66,00	120,00	Descarga de alta energía	1
15	59,00	7,10	19,00	4,50	71,00	Descarga de alta energía	1
16	650,00	53,00	34,00	20,00	0,00	Descarga de baja energía	2
17	0,00	5,20	5,12	9,58	14,60	Descarga de baja energía	2
18	1 565,00	93,00	34,00	47,00	0,00	Descarga de baja energía	2
19	160,00	90,00	27,00	17,00	5,80	Descarga de baja energía	2
20	35,00	25,00	0,00	23,00	22,00	Descarga de baja energía	2
21	10,00	4,00	3,00	33,00	6,00	Estado normal	3
22	9,87	2,49	0,79	4,06	4,80	Estado normal	3
23	8,50	7,20	4,30	3,90	3,50	Estado normal	3
24	32,00	31,00	7,50	50,00	1,10	Estado normal	3
25	13,50	1,70	1,20	0,60	0,00	Estado normal	3
26	280,00	1500,00	150,00	1200,00	140,00	Sobrecalentamiento	4
27	228,00	380,00	82,00	1012,00	19,00	Sobrecalentamiento	4
28	50,00	90,00	18,00	260,00	5,90	Sobrecalentamiento	4
29	48,00	230,00	160,00	810,00	7,00	Sobrecalentamiento	4
30	90,00	160,00	54,00	330,00	29,00	Sobrecalentamiento	4
31	168,00	1 353,00	581,00	3 281,00	63,00	Sobrecalentamiento	4
32	577,00	3 441,00	521,00	2 928,00	7,00	Sobrecalentamiento	4
33	1 400,00	3 000,00	560,00	3 500,00	4,00	Sobrecalentamiento	4
34	47,00	106,00	28,70	242,20	6,35	Sobrecalentamiento	4
35	220,00	340,00	42,00	480,00	14,00	Sobrecalentamiento	4
36	380,00	190,00	30,00	280,00	22,00	Sobrecalentamiento	4
37	30,00	62,00	60,00	460,00	3,40	Sobrecalentamiento	4
38	770,00	1420,00	401,00	1452,00	3,00	Sobrecalentamiento	4
39	17 000,00	11 0000,00	84 000,00	89 000,00	16 000,00	Sobrecalentamiento	4
40	81,00	130,00	74,00	230,00	2,90	Sobrecalentamiento	4
41	130,00	440,00	180,00	730,00	0,00	Sobrecalentamiento	4
42	70,00	69,00	29,00	241,00	10,00	Sobrecalentamiento	4
43	130,00	440,00	180,00	730,00	0,00	Sobrecalentamiento	4

44	3 606,40	1182,00	328,40	1 604,80	6,30	Sobrecalentamiento	4
45	249,00	726,00	278,00	938,00	0,00	Sobrecalentamiento	4
46	170,00	330,00	77,00	340,00	13,00	Sobrecalentamiento	4
47	170,00	320,00	53,00	520,00	3,20	Sobrecalentamiento	4
48	11,00	88,00	83,00	250,00	8,50	Sobrecalentamiento	4
49	1 000,00	4 300,00	1 100,00	5 400,00	24,00	Sobrecalentamiento	4
50	613,00	3 240,00	1 432,00	2 788,00	0,00	Sobrecalentamiento	4

Fuente: [26].

Tabla 16. Datos de entrenamiento.

N.º	H2 (ppm)	CH4 (ppm)	C2H6 (ppm)	C2H4 (ppm)	C2H2 (ppm)	DIAGNÓSTICO	CLASE N.º
1	24,00	13,00	5,00	43,00	319,00	Descarga de alta energía	1
2	127,00	24,00	0,00	32,00	81,00	Descarga de alta energía	1
3	127,00	107,00	11,00	154,00	224,00	Descarga de alta energía	1
4	212,00	38,00	15,00	47,00	78,00	Descarga de alta energía	1
5	274,00	27,00	5,00	33,00	97,00	Descarga de alta energía	1
6	307,00	22,00	2,00	33,00	109,00	Descarga de alta energía	1
7	416,00	695,00	74,00	867,00	0,00	Descarga de alta energía	1
8	441,00	207,00	43,00	224,00	261,00	Descarga de alta energía	1
9	800,00	1 393,00	304,00	2 817,00	3 000,00	Descarga de alta energía	1
10	858,00	1 324,00	208,00	2 793,00	7 672,00	Descarga de alta energía	1
11	1 249,00	370,00	56,00	606,00	1 371,00	Descarga de alta energía	1
12	4 906,00	8 784,00	1 404,00	9 924,00	9 671,00	Descarga de alta energía	1
13	9 474,00	4 066,00	353,00	6 552,00	12 997,00	Descarga de alta energía	1
14	160,00	10,00	3,00	1,00	1,00	Descarga de baja energía	2
15	240,00	20,00	5,00	28,00	96,00	Descarga de baja energía	2
16	1 076,00	95,00	4,00	71,00	231,00	Descarga de baja energía	2
17	16,00	87,00	75,00	395,00	30,00	Sobrecalentamiento	4
18	33,00	79,00	30,00	215,00	5,00	Sobrecalentamiento	4
19	60,00	144,00	67,00	449,00	9,00	Sobrecalentamiento	4
20	65,00	61,00	16,00	143,00	3,00	Sobrecalentamiento	4
21	80,00	619,00	326,00	2 480,00	0,00	Sobrecalentamiento	4
22	117,00	167,00	48,00	481,00	7,00	Sobrecalentamiento	4
23	137,00	369,00	144,00	1 242,00	16,00	Sobrecalentamiento	4
24	199,00	770,00	217,00	1 508,00	72,00	Sobrecalentamiento	4
25	231,00	3 997,00	1 726,00	5 584,00	0,00	Sobrecalentamiento	4
26	244,00	754,00	172,00	1 281,00	27,00	Sobrecalentamiento	4
27	266,00	584,00	328,00	862,00	1,00	Sobrecalentamiento	4
28	425,00	17 424,00	7 299,00	37 043,00	158,00	Sobrecalentamiento	4
29	507,00	1 053,00	297,00	1 440,00	17,00	Sobrecalentamiento	4
30	2 004,00	9 739,00	2 750,00	5 113,00	0,00	Sobrecalentamiento	4

Fuente: [27].

**Tabla 17.** Datos de entrenamiento.

N.º	H2 (ppm)	CH4 (ppm)	C2H6 (ppm)	C2H4 (ppm)	C2H2 (ppm)	DIAGNÓSTICO	CLASE N.º
1	127,00	107,00	11,00	154,00	224,00	Descarga de alta energía	1
2	60,00	40,00	6,90	110,00	70,00	Descarga de alta energía	1
3	200,00	48,00	14,00	117,00	131,00	Descarga de alta energía	1
4	32,40	5,50	1,40	12,60	13,20	Descarga de alta energía	1
5	345,00	112,30	27,50	51,50	58,80	Descarga de baja energía	2
6	565,00	53,00	34,00	47,00	0,00	Descarga de baja energía	2
7	980,00	73,00	58,00	12,00	0,00	Descarga de baja energía	2
8	650,00	53,00	34,00	20,00	0,00	Descarga de baja energía	2
9	14,70	3,70	10,50	2,70	0,20	Estado normal	3
10	181,00	262,00	41,00	28,00	0,00	Sobrecalentamiento	4
11	173,00	334,00	172,00	812,50	37,70	Sobrecalentamiento	4
12	220,00	340,00	42,00	480,00	14,00	Sobrecalentamiento	4
13	170,00	320,00	53,00	520,00	3,20	Sobrecalentamiento	4
14	27,00	90,00	42,00	63,00	0,20	Sobrecalentamiento	4
15	56,00	286,00	96,00	928,00	7,00	Sobrecalentamiento	4
16	78,00	161,00	86,00	353,00	10,00	Sobrecalentamiento	4
17	160,00	130,00	33,00	96,00	0,00	Sobrecalentamiento	4
18	95,00	110,00	160,00	50,00	0,00	Sobrecalentamiento	4
19	300,00	490,00	180,00	360,00	95,00	Sobrecalentamiento	4
20	200,00	700,00	250,00	740,00	1,00	Sobrecalentamiento	4

Fuente: [28].

**Tabla 18.** Datos de entrenamiento.

N.º	H2 (ppm)	CH4 (ppm)	C2H6 (ppm)	C2H4 (ppm)	C2H2 (ppm)	DIAGNÓSTICO	CLASE N.º
1	1,70	1,20	0,12	0,82	0,13	Descarga de alta energía	1
2	1,32	0,43	0,00	0,05	0,01	Descarga de alta energía	1
3	29,99	1,86	0,74	0,52	0,06	Descarga de alta energía	1
4	2,70	1,19	0,22	0,72	0,23	Descarga de alta energía	1
5	30,99	2,86	0,64	0,62	0,07	Descarga de alta energía	1
6	8,70	1,06	0,51	2,13	0,53	Descarga de alta energía	1
7	1,80	1,23	0,11	0,62	0,21	Descarga de alta energía	1
8	5,39	0,42	0,05	0,28	0,00	Descarga de baja energía	2
9	4,34	1,06	0,20	0,92	0,00	Descarga de baja energía	2
10	5,78	0,55	0,15	0,07	0,01	Descarga de baja energía	2
11	31,99	2,11	0,66	0,56	0,05	Descarga de baja energía	2
12	0,56	0,15	0,00	0,00	0,02	Descarga de baja energía	2
13	7,92	4,32	3,28	5,21	1,87	Descarga de baja energía	2
14	1,64	1,49	7,43	0,53	0,00	Estado normal	3
15	6,87	2,24	0,41	0,17	0,01	Estado normal	3
16	1,84	0,83	0,62	0,18	0,00	Estado normal	3
17	4,59	24,80	14,71	13,86	0,00	Sobrecalentamiento	4
18	4,12	0,90	0,96	2,58	0,04	Sobrecalentamiento	4

19	1,86	3,11	2,15	3,21	0,01	Sobrecalentamiento	4
20	0,40	5,53	0,83	4,44	0,00	Sobrecalentamiento	4
21	1,70	0,24	0,21	0,25	0,00	Sobrecalentamiento	4
22	6,06	12,03	0,65	15,71	0,00	Sobrecalentamiento	4
23	0,73	3,04	0,29	1,38	0,00	Sobrecalentamiento	4
24	0,15	0,99	0,07	0,10	0,01	Sobrecalentamiento	4
25	2,61	18,97	39,85	2,74	0,00	Sobrecalentamiento	4
26	3,17	9,27	2,94	6,63	0,02	Sobrecalentamiento	4
27	0,86	6,37	5,08	4,99	0,00	Sobrecalentamiento	4
28	4,48	45,47	35,39	342,50	21,56	Sobrecalentamiento	4

Fuente: [29].

### Análisis de datos

El análisis de datos se realiza mediante algoritmo de programación con el software Python, utilizando diversas librerías como Pandas, Numpy, Matplotlib y Seaborn.

Para la interpretación de análisis de gases disueltos en aceite dieléctrico se designa 4 clases de diagnóstico como se observa en la Tabla 19. Trabajar con datos numéricos resulta más fácil para el algoritmo, por tal motivo se designa para este trabajo los estados como: descarga de alta energía, descarga de baja energía, estado normal y sobrecalentamiento, que se interpreta como el resultado de diagnóstico de AGD.

**Tabla 19.** Diagnóstico de resultados AGD.

Estado	Clase
Descarga de alta energía	1
Descarga de baja energía	2
Estado normal	3
Sobrecalentamiento	4

En base a la recolección de datos de pruebas de AGD realizados a varios transformadores mediante bibliografía recolectada para esta investigación, se obtiene 128 datos para el entrenamiento (ver Tabla 15, 16, 17 y 18) con 5 principales gases a evaluar y su diagnóstico respectivo.

En la Tabla 20 se observa la distribución de datos recolectados para su entrenamiento con la cantidad de gases por cada estado de diagnóstico analizado.

**Tabla 20.** Distribución de datos por categorías de entrenamiento.

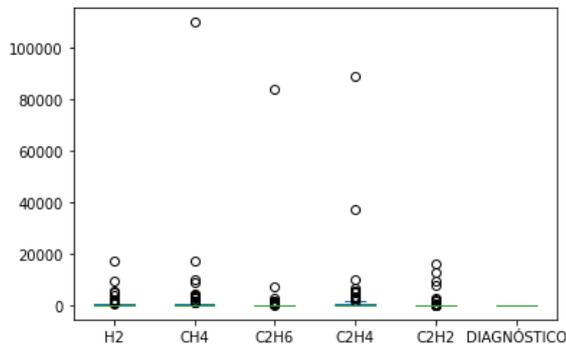
Diagnóstico	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>
Descarga alta energía	39	39	39	39	39
Descarga baja energía	18	18	18	18	18
Estado normal	9	9	9	9	9
Sobrecalentamiento	62	62	62	62	62

La categoría 4 (Sobrecalentamiento) es la mayoritaria, seguida por la categoría 1 (Descarga de alta energía). Las categorías con menos datos de entrenamiento son las categorías 2 y 3 respectivamente.

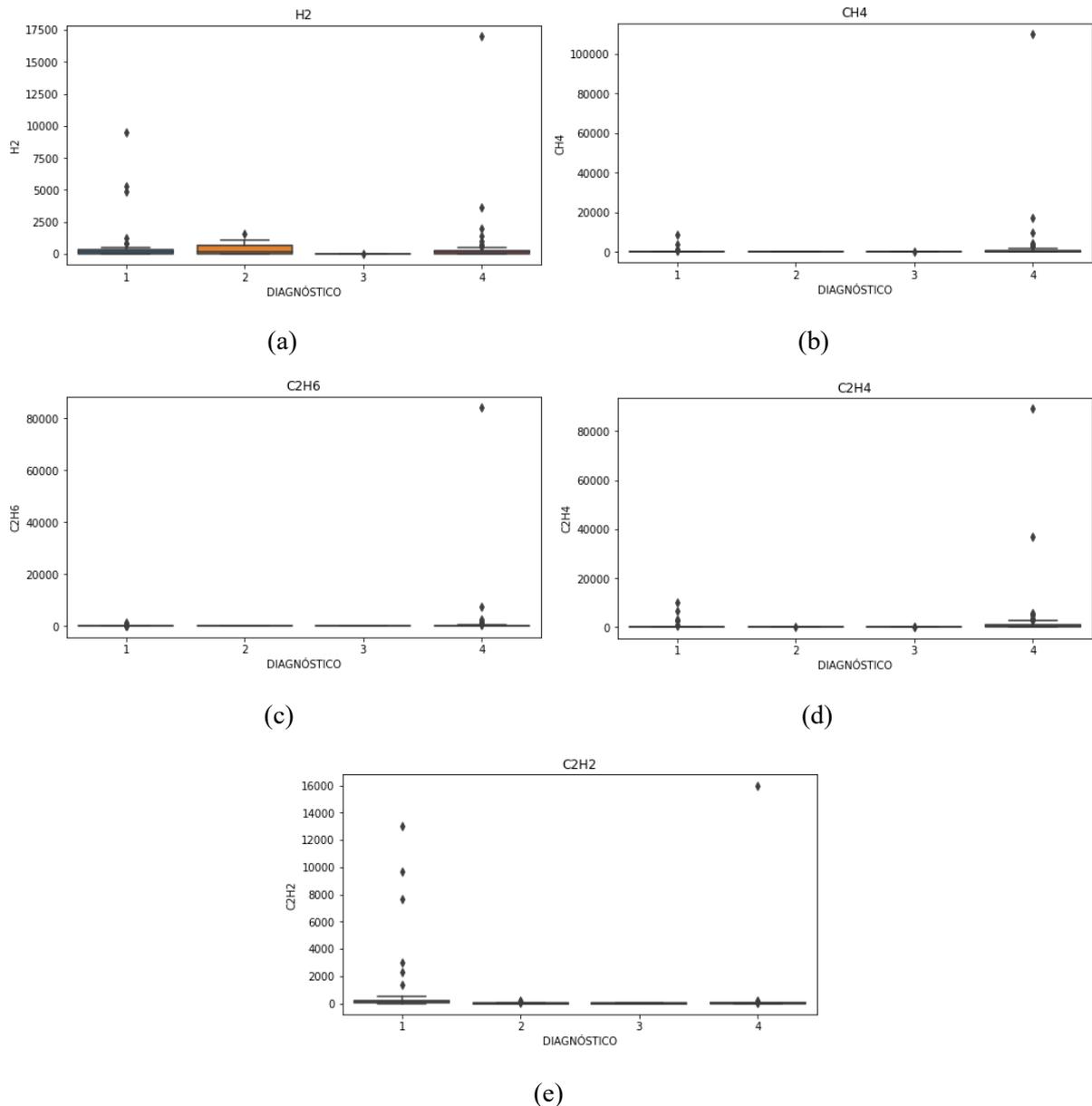
**Tabla 21.** Análisis exploratorio de datos de categorías de entrenamiento.

	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	CLASE
Conteo	128,00	128,00	128,00	128,00	128,00	128
Media	526,27	1 496,65	848,54	1 647,41	449,19	2,73
Desviación Estándar	1 836,46	9 876,91	7 442,85	8 542,81	2 115,82	1,34
Mínimo	0,00	0,15	0,00	0,00	0,00	1
25%	15,68	7,18	3,37	5,16	0,01	1
50%	106,00	71,00	28,85	77,50	6,33	3
75%	275,50	335,50	88,50	637,00	67,75	4
Máximo	17 000,00	110 000,00	84 000,00	89 000,00	16 000,00	4

Al analizar los datos de entrenamiento (ver Tabla 21) la desviación estándar para cada una de las características se observan valores altos con respecto a su valor promedio, lo que indica que cada característica no se encuentra concentrada en un rango específico, sino más bien distribuida en un amplio rango de valores (ver Figura 11).



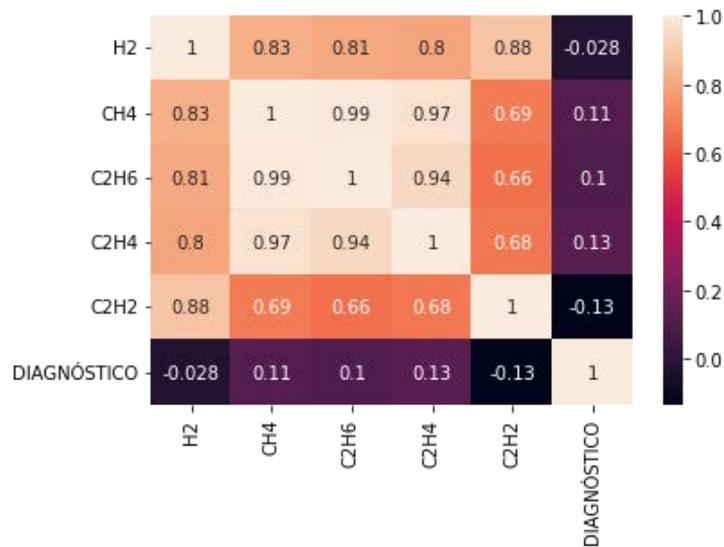
**Figura 11.** Distribución de datos de entrenamiento mediante diagramas de caja.



**Figura 12.** Distribución de datos de entrenamiento con respecto al tipo de diagnóstico: (a) Hidrógeno; (b) Metano; (c) Etano; (d) Etileno; (e) Acetileno.

En la Figura 12 se aprecia que cada tipo de gas analizado corresponde a la respuesta de diagnóstico de falla presentada en la normativa IEEE C57.104-2019 (ver Figura 4), por tal motivo los datos analizados son válidos para la implementación de aprendizaje automático para la detección de anomalías en transformadores de potencia.

Mediante el uso de una matriz de correlación se puede observar la relación para las variables numéricas analizadas para los 5 tipos de gases de entrenamiento (ver Figura 13).



**Figura 13.** Matriz de correlación de datos de entrenamiento (Mapa de calor).

Se encuentra que hay una alta correlación (cercana a 1) entre los pares de características  $\text{CH}_4 - \text{C}_2\text{H}_6$ ,  $\text{CH}_4 - \text{C}_2\text{H}_4$  y  $\text{C}_2\text{H}_4 - \text{C}_2\text{H}_6$  y una buena correlación de todos los gases con el hidrogeno  $\text{H}_2$ . Esto indica que probablemente no todas las características resultarán igualmente relevantes al momento de elegir la categoría a la que pertenece cada dato.

### 2.5.2. Etapa 2 (Entrenamiento)

#### Validación cruzada

Teniendo en cuenta el tamaño limitado del set de entrenamiento, se optó por usar el enfoque de validación cruzada para evitar sobreajuste (overfitting). De igual forma, para cada modelo se realizó un proceso sistemático de selección de los hiperparámetros que arrojaban el mejor desempeño posible (recall) para cada categoría.

Para el proceso de validación cruzada, mediante la librería Sklearn se utiliza el método Kfold, tomando en cuenta los 128 datos de entrenamiento que se divide en cinco partes iguales para su respectivo entrenamiento y validación aleatoria, de manera de poder incrementar el set de datos de entrenamiento limitado por la investigación.

#### Pre-procesamiento

Antes de realizar el entrenamiento de los datos se realiza un pre-procesamiento por estandarización y escalamiento debido al set de datos desbalanceados y de diferentes valores.

### *Estandarizado*

Estandarizar las características eliminando la media y escalando a la varianza unitaria, la puntuación estándar de una muestra  $x$  se calcula mediante la ecuación 4:

$$z = \frac{(x-u)}{s} \quad (4)$$

donde  $u$  es la media de las muestras de entrenamiento o cero si *with\_mean=False* y  $s$  es la desviación estándar de las muestras de entrenamiento o uno si *with\_std=False*.

El centrado y el escalado se realizan de forma independiente en cada característica calculando las estadísticas relevantes en las muestras del conjunto de entrenamiento. La media y la desviación estándar se almacenan para ser utilizados en datos posteriores utilizando *transform*.

### *Escalado*

En la base de datos de entrenamiento se realiza el preprocesamiento de estandarización y escalamiento. Una estandarización alternativa es escalar las características para que se encuentren entre un valor mínimo y un máximo dado (en la práctica se usan los intervalos  $[-1,1]$  y  $[0,1]$ ) para que el valor absoluto máximo de cada variable se escale al tamaño de la unidad. Esto se consigue mediante el módulo *sklearn* y su método *MinMaxScaler*.

La fórmula explícita que utiliza *MinMaxScaler* para escalar un vector  $X$  es mediante las ecuaciones 5 y 6, siendo los valores *min* y *max* los valores de entrada entre los que queremos escalar  $X$ :

$$X_{std} = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (5)$$

$$X_{escalado} = X_{std} * (max - min) + min \quad (6)$$

Donde  $X_{std}$  está escalado entre 0 y 1 luego  $X_{escalado}$  se pone para que esté escalado en el intervalo  $[min, max]$  deseado.

### **Red neuronal artificial**

Mediante el pre-procesamiento realizado con el set de entrenamiento estandarizado y escalonado se procede a utilizar los siguientes parámetros mediante el uso de la librería *Sklearn.neural\_network* importando la extensión *MLPClassifier* (ver Tabla 22).

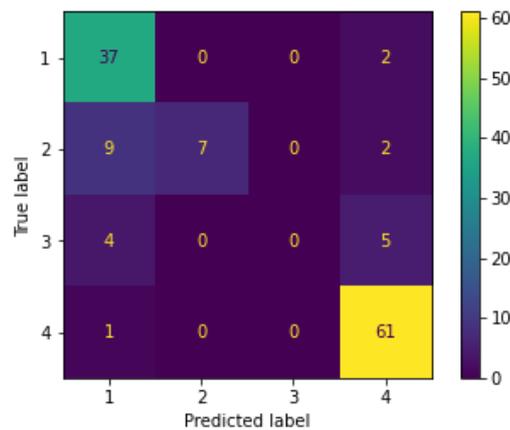
Modelo implementado:

**Tabla 22.** Parámetros utilizados para entrenamiento de la RNA.

MLPClassifier	
solver	adam
learning_rate	constant
learning_rate_init	0,001
hidden_layer_sizes	(4,3)
max_iter	5000
random_state	1

El modelo implementado es un clasificador de perceptrón multicapa que utiliza un optimizador estocástico denominado *adam* con una tasa de aprendizaje constante, el valor de 0,001 es la tasa de aprendizaje inicial utilizado para el optimizador estocástico *adam*. Además, se utiliza 4 neuronas para el entrenamiento con 3 capas ocultas con un número máximo mencionados en la página de sklearn de iteraciones de 5 000 mediante números aleatorios de 1.

### Red neuronal 1 con entrenamiento estandarizado



**Figura 14.** Matriz de correlación RNA de datos de entrenamiento (Mapa de calor)

**Tabla 23.** Resultados por categorías utilizando redes neuronales con entrenamiento estandarizado.

<b>Recall categoría 1:</b>	<b>95,00%</b>
<b>Recall categoría 2:</b>	<b>39,00%</b>
<b>Recall categoría 3:</b>	<b>00,00%</b>
<b>Recall categoría 4:</b>	<b>98,00%</b>

El desempeño conseguido no es para nada bueno, y esto se debe a que los "features" se encuentran muy dispersos (su desviación estándar es muy alta). Importante notar que logra clasificar muy bien las categorías 1 y 4, para las que se tienen más datos de entrenamiento.

## Red neuronal 2 con entrenamiento escalado

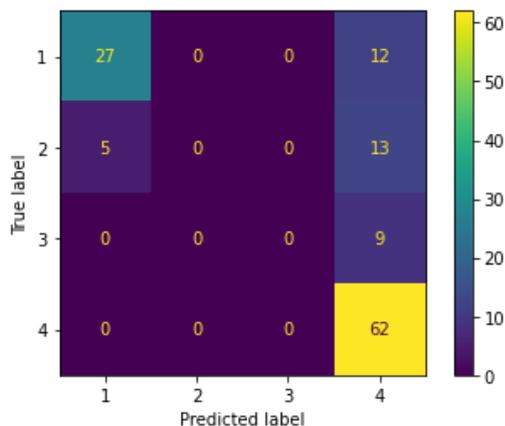


Figura 15. Matriz de correlación RNA de datos de entrenamiento (Mapa de calor).

Tabla 24. Resultados por categorías utilizando redes neuronales con entrenamiento escalado.

<b>Recall categoría 1:</b>	<b>69,00%</b>
<b>Recall categoría 2:</b>	<b>00,00%</b>
<b>Recall categoría 3:</b>	<b>00,00%</b>
<b>Recall categoría 4:</b>	<b>100,00%</b>

El entrenamiento es muy similar al de la primera red neuronal (aunque ligeramente inferior).

## Bosques aleatorios

Para el aprendizaje automático supervisado mediante bosques aleatorios, se hace uso del clasificador de Sklearn llamado *RandomForestClassifier* que contiene hiperparámetros para el entrenamiento mediante número de estimadores y un máximo número de características.

Modelo implementado:

Tabla 25. Parámetros utilizados para entrenamiento de bosques aleatorios.

<b>RandomForestClassifier</b>		<b>RepeatedStratifiedKFold</b>	
random_state	123	n_splits	5
n_estimators	18	n_repeats	3
max_features	2	random_state	4

La clasificación mediante bosques aleatorios se obtiene mediante un valor constante para la aleatoriedad para que no cambie con cada ejecución del algoritmo, en este caso colocamos el

valor 123, el mejor desempeño se encontró implementando 18 árboles con 2 características evaluadas para la clasificación con los 5 tipos de gases. Además, realizamos una validación cruzada de los datos partiendo en 5 grupos, repetir 3 veces el entrenamiento escogiendo 4 grupos aleatorios.

En la Figura 16 se muestra la matriz de correlación de entrenamiento y en la Figura 19 la matriz de correlación de prueba, la clasificación de entrenamiento se realiza de manera correcta con un 100 % de concentración de resultados.

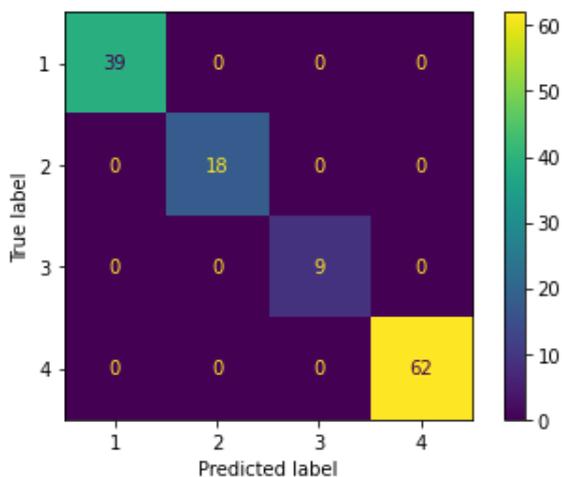


Figura 16. Matriz de confusión de datos de entrenamiento.

Tabla 26. Resultados por categorías utilizando entrenamiento supervisado con bosques aleatorios.

<b>Recall categoría 1:</b>	<b>100,00%</b>
<b>Recall categoría 2:</b>	<b>100,00%</b>
<b>Recall categoría 3:</b>	<b>100,00%</b>
<b>Recall categoría 4:</b>	<b>100,00%</b>

Como resultado vemos que todas las categorías fueron entrenadas correctamente mediante la implementación de entrenamiento supervisado de bosques aleatorios.

### 2.5.3. Etapa 3 (Validación)

La etapa de validación se realiza mediante la implementación de datos de pruebas recolectadas mediante artículos científicos, el objetivo es encontrar el desempeño de resultados arrojados por los algoritmos de aprendizaje entrenados en la etapa 2.

### 2.5.3.1. Datos de prueba

La base de datos recolectada contempla 64 datos de prueba adquiridos en los siguientes artículos publicados [26] y [30].

**Tabla 27.** Datos de prueba.

N.º	H2 (ppm)	CH4 (ppm)	C2H6 (ppm)	C2H4 (ppm)	C2H2 (ppm)	DIAGNÓSTICO	CLASE N.º
1	21,00	34,00	5,00	47,00	62,00	Descarga de alta energía	1
2	1 607,00	615,00	80,00	916,00	1 294,00	Descarga de alta energía	1
3	127,00	107,00	11,00	154,00	224,00	Descarga de alta energía	1
4	60,00	40,00	6,90	110,00	70,00	Descarga de alta energía	1
5	34,45	21,30	3,19	45,00	19,62	Descarga de alta energía	1
6	86,00	30,00	10,00	35,00	29,00	Descarga de alta energía	1
7	59,30	41,00	9,90	111,00	70,00	Descarga de alta energía	1
8	469,00	147,00	12,50	265,00	520,00	Descarga de alta energía	1
9	980,00	73,00	58,00	12,00	0,01	Descarga de baja energía	2
10	980,00	73,00	58,00	12,00	0,01	Descarga de baja energía	2
11	260,00	3,00	18,00	2,00	0,01	Descarga de baja energía	2
12	586,00	19,00	77,00	6,00	0,01	Descarga de baja energía	2
13	180,85	0,50	0,23	0,18	0,00	Descarga de baja energía	2
14	239,00	27,50	5,50	25,50	85,00	Descarga de baja energía	2
15	56,00	5,50	92,00	34,50	27,50	Descarga de baja energía	2
16	30,00	22,00	14,00	4,10	0,10	Estado normal	3
17	2,90	2,00	1,50	0,30	0,10	Estado normal	3
18	120,00	17,00	32,00	4,00	23,00	Estado normal	3
19	14,70	3,70	10,50	2,70	0,20	Estado normal	3
20	33,00	26,00	6,00	53,00	0,20	Estado normal	3
21	12,00	8,00	40,00	5,00	0,01	Estado normal	3
22	269,00	1 081,00	347,00	1 725,00	25,00	Sobrecalentamiento	4
23	10,00	10,00	8,00	1,00	0,01	Sobrecalentamiento	4
24	4,00	99,00	82,00	4,20	0,10	Sobrecalentamiento	4
25	50,00	100,00	51,00	305,00	9,00	Sobrecalentamiento	4
26	30,80	149,00	47,90	146,00	0,10	Sobrecalentamiento	4
27	27,00	136,00	46,90	131,00	0,10	Sobrecalentamiento	4
28	181,00	262,00	41,00	28,00	0,01	Sobrecalentamiento	4
29	173,00	334,00	172,00	812,50	37,70	Sobrecalentamiento	4
30	27,00	90,00	42,00	63,00	0,20	Sobrecalentamiento	4
31	86,00	187,00	136,00	363,00	0,01	Sobrecalentamiento	4
32	10,00	24,00	372,00	24,00	0,01	Sobrecalentamiento	4
33	30,40	117,00	44,20	138,00	0,10	Sobrecalentamiento	4
34	200,00	700,00	250,00	740,00	1,00	Sobrecalentamiento	4
35	16,00	25,00	19,00	39,00	0,01	Sobrecalentamiento	4
36	22,00	40,00	36,00	6,00	1,00	Sobrecalentamiento	4
37	1 770,00	3 630,00	1 070,00	8 480,00	78,00	Sobrecalentamiento	4

38	14,00	237,00	92,00	470,00	0,01	Sobrecalentamiento	4
39	157,00	127,00	34,00	96,00	0,01	Sobrecalentamiento	4

Fuente: [26].

Tabla 28. Datos de prueba.

N.º	H2 (ppm)	CH4 (ppm)	C2H6 (ppm)	C2H4 (ppm)	C2H2 (ppm)	DIAGNÓSTICO	CLASE N.º
1	293,00	50,00	13,00	115,00	120,00	Descarga de alta energía	1
2	443,00	85,00	9,50	103,00	174,00	Descarga de alta energía	1
3	35,00	25,00	0,00	23,00	22,00	Descarga de baja energía	2
4	980,00	73,00	58,00	12,00	0,00	Descarga de baja energía	2
5	160,00	90,00	27,00	17,00	5,00	Descarga de baja energía	2
6	176,00	206,00	47,70	75,70	68,70	Descarga de baja energía	2
7	565,00	93,00	34,00	47,00	0,00	Descarga de baja energía	2
8	150,00	53,00	34,00	20,00	0,00	Descarga de baja energía	2
9	10,00	4,00	3,00	33,00	6,00	Estado normal	3
10	14,70	3,80	10,50	2,70	0,20	Estado normal	3
11	6,70	10,00	11,00	71,00	3,90	Estado normal	3
12	0,33	0,26	0,04	0,27	0,00	Estado normal	3
13	73,00	520,00	140,00	1 200,00	6,00	Sobrecalentamiento	4
14	15,00	125,00	29,00	574,00	7,00	Sobrecalentamiento	4
15	2 844,00	8 517,00	4 422,00	10 196,00	39,00	Sobrecalentamiento	4
16	8,00	631,00	254,00	2 020,00	39,00	Sobrecalentamiento	4
17	42,00	97,00	157,00	600,00	0,00	Sobrecalentamiento	4
18	120,00	120,00	33,00	84,00	0,55	Sobrecalentamiento	4
19	117,00	357,00	92,00	468,00	4,00	Sobrecalentamiento	4
20	766,00	993,00	116,00	665,00	4,00	Sobrecalentamiento	4
21	5,00	217,00	69,00	523,00	6,00	Sobrecalentamiento	4
22	80,00	153,00	42,00	276,00	18,00	Sobrecalentamiento	4
23	16,00	237,00	92,00	470,00	0,00	Sobrecalentamiento	4
24	0,00	434,00	226,00	387,00	0,00	Sobrecalentamiento	4
25	86,00	110,00	18,00	92,00	7,40	Sobrecalentamiento	4

Fuente: [30].

Tabla 29. Distribución de datos por categorías de validación de resultados

DIAGNÓSTICO	H2	CH4	C2H6	C2H4	C2H2
Descarga Alta Energía	10	10	10	10	10
Descarga Baja Energía	13	13	13	13	13
Estado Normal	10	10	10	10	10
Sobrecalentamiento	31	31	31	31	31

La validación de resultados mediante los datos de prueba (ver Tabla 29) para cada entrenamiento realizado en la etapa 2, se visualiza los siguientes resultados:

### Validación de red neuronal 1 con entrenamiento estandarizado

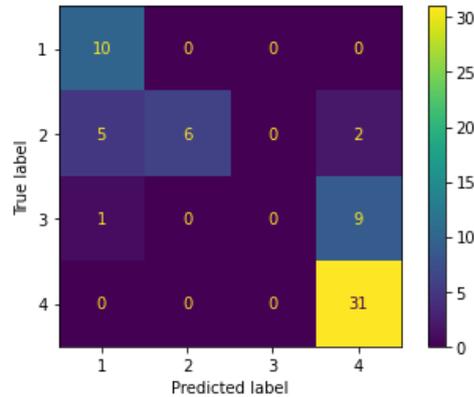


Figura 17. Matriz de correlación RNA de datos de prueba (Mapa de calor).

Tabla 30. Resultados de validación por categorías.

<b>Recall categoría 1:</b>	<b>100,00%</b>
<b>Recall categoría 2:</b>	<b>46,20%</b>
<b>Recall categoría 3:</b>	<b>00,00%</b>
<b>Recall categoría 4:</b>	<b>100,00%</b>

La validación de resultados aplicando redes neuronales con datos estandarizados tiene buenos resultados para las categorías 1 y 4 debido a la gran mayoría de datos utilizados para esa categoría en el entrenamiento (ver Figura 17 y Tabla 30).

### Validación de red neuronal 2 con entrenamiento escalado

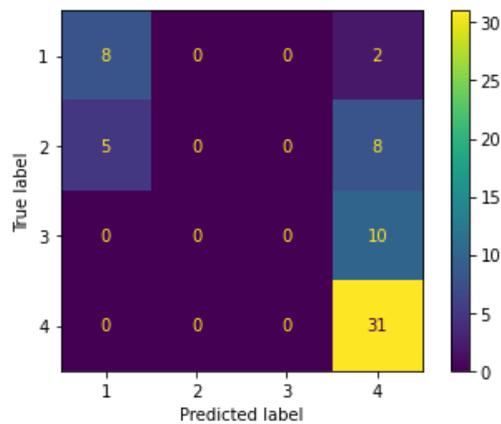


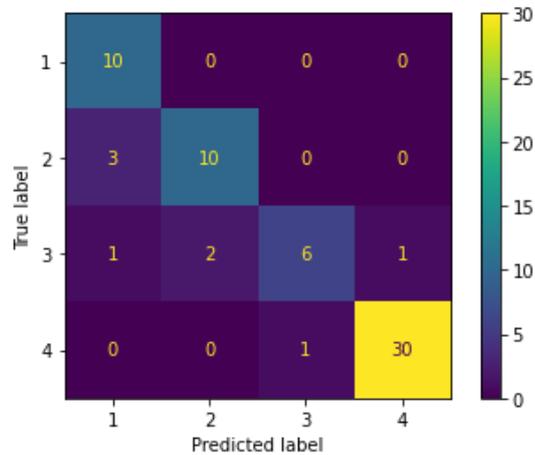
Figura 18. Matriz de correlación RNA de datos de prueba (Mapa de calor).

**Tabla 31.** Resultados de validación por categorías

<b>Recall categoría 1:</b>	<b>80,00%</b>
<b>Recall categoría 2:</b>	<b>00,00%</b>
<b>Recall categoría 3:</b>	<b>00,00%</b>
<b>Recall categoría 4:</b>	<b>100,00%</b>

De igual manera que en el primer caso se logra obtener un mejor resultado de respuestas para la categoría 1 y 2, es evidente que se va tener los mismos resultados debido a la escasez de AGD con estados 2 y 3 (ver Figura 18 y Tabla 31).

### Validación por bosques aleatorios



**Figura 19.** Matriz de confusión de datos de validación de resultados.

Los resultados de recall alcanzados por el algoritmo de entrenamiento frente a los datos de prueba presentan mejores resultados frente a las dos redes neuronales vistos anteriormente.

**Tabla 32.** Resultados de validación por categorías.

<b>Recall categoría 1:</b>	<b>100,00%</b>
<b>Recall categoría 2:</b>	<b>76,90%</b>
<b>Recall categoría 3:</b>	<b>60,00%</b>
<b>Recall categoría 4:</b>	<b>96,80%</b>

El proceso de validación se realiza con el mejor algoritmo de aprendizaje automático, para el caso de estudio se obtiene mejores resultados aplicando el método de bosques aleatorios como se observa en la Figura 19 y Tabla 32.

## 2.6. Conclusiones Capítulo II

- La presente propuesta desarrolla un algoritmo de aprendizaje automático para la corroboración y comparación de resultados de análisis de gases disueltos, el proceso se compone por tres etapas, la primera es la implementación donde se analiza los datos de pruebas AGD recolectadas, la segunda etapa contempla el entrenamiento de los datos recolectados y la tercera etapa valida el entrenamiento obtenido mediante datos de prueba para observar el desempeño de cada entrenamiento.
- Se utiliza para esta investigación el entrenamiento de 128 datos de análisis de gases disueltos AGD adquiridos mediante revistas científicas, mediante el uso de aprendizaje automático como redes neuronales y bosques aleatorios, cada proceso es validado con 64 datos de prueba adquiridos de artículos publicados, debido al número reducido de datos se implementa la validación cruzada para obtener el mejor desempeño de entrenamiento para cada caso, si bien es cierto no se contó con muchos datos para el entrenamiento, se pudo evidenciar que para los datos de prueba y ensayos, presenta en la mayoría de sus respuestas el mejor resultado con mínimas cantidades de error de diagnóstico, además, observamos que para las categorías de estado 1 y 4 en cualquiera de los tres aprendizajes logra acertar con mayor precisión y es debido a que cuenta con la mayoría de datos de entrenamiento.
- El mejor desempeño obtenido mediante el entrenamiento y el proceso de validación de resultados por datos de prueba se obtiene implementando aprendizaje supervisado por bosques aleatorios, debido a que este algoritmo tiene mejor entrenamiento al trabajar con pocos datos, comparados con otros métodos como los de redes neuronales que necesitan mayores cantidades de datos por variable para entrenar, el proceso realizado tiene buenos resultados de validación, los cuales son utilizados para el siguiente capítulo de análisis de resultados implementando datos de pruebas AGD de los transformadores de potencia de la subestación Novacero.

## CAPITULO III. APLICACIÓN Y/O VALIDACION DE LA PROPUESTA

### 3.1. Resultados de entrenamiento

Mediante las técnicas de entrenamiento aplicadas en el capítulo 2 para los datos de entrenamiento y prueba, se ha realizado 3 diferentes algoritmos de entrenamiento midiendo el nivel de desempeño (recall) para entrenamiento y prueba, destacando el mejor resultado para la implementación de aprendizaje supervisado por medio de bosques aleatorios que tiene los mejores resultados para esta investigación (ver Tabla 33).

**Tabla 33.** Resultados de validación por algoritmos de entrenamiento.

ESTADO	RECALL					
	Red neuronal 1		Red neuronal 2		Bosques aleatorios	
	Entrenamiento	Prueba	Entrenamiento	Prueba	Entrenamiento	Prueba
<b>1</b>	95%	100%	69%	80%	100%	100%
<b>2</b>	39%	46%	0%	0%	100%	77%
<b>3</b>	0%	0%	0%	0%	100%	60%
<b>4</b>	98%	100%	100%	100%	100%	97%

En base a los tres entrenamientos obtenidos se procede a mostrar los resultados de diagnóstico de falla arrojados para cada uno de ellos mediante la siguiente tabla comparativa (ver Tabla 34).

**Tabla 34.** Resultados de diagnóstico con datos de prueba utilizando algoritmos de entrenamiento.

N.º	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	DIAGNÓSTICO	ESTADO	RED NEURONAL 1	RED NEURONAL 2	BOSQUES ALEATORIOS
1	21	34	5	47	62	Des. Alta Energía	1	1	1	1
2	1 607,00	615	80	916	1 294,00	Des. Alta Energía	1	1	1	1
3	127	107	11	154	224	Des. Alta Energía	1	1	1	1
4	60	40	6,9	110	70	Des. Alta Energía	1	1	1	1
5	34,45	21,3	3,19	45	19,62	Des. Alta Energía	1	1	4	1
6	86	30	10	35	29	Des. Alta Energía	1	1	4	1
7	59,3	41	9,9	111	70	Des. Alta Energía	1	1	1	1
8	469	147	12,5	265	520	Des. Alta Energía	1	1	1	1
9	980	73	58	12	0,01	Des. Baja Energía	2	2	1	2
10	980	73	58	12	0,01	Des. Baja Energía	2	2	1	2
11	260	3	18	2	0,01	Des. Baja Energía	2	2	4	2
12	586	19	77	6	0,01	Des. Baja Energía	2	2	4	2

N.º	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	DIAGNÓSTICO	ESTADO	RED NEURONAL 1	RED NEURONAL 2	BOSQUES ALEATORIOS
13	180,85	0,5	0,23	0,18	0	Des. Baja Energía	2	1	4	2
14	239	27,5	5,5	25,5	85	Des. Baja Energía	2	1	1	1
15	56	5,5	92	34,5	27,5	Des. Baja Energía	2	1	4	1
16	30	22	14	4,1	0,1	Estado Normal	3	4	4	3
17	2,9	2	1,5	0,3	0,1	Estado Normal	3	4	4	1
18	120	17	32	4	23	Estado Normal	3	1	4	2
19	14,7	3,7	10,5	2,7	0,2	Estado Normal	3	4	4	3
20	33	26	6	53	0,2	Estado Normal	3	4	4	3
21	12	8	40	5	0,01	Estado Normal	3	4	4	4
22	269	1 081,00	347	1 725,00	25	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
23	10	10	8	1	0,01	Sobrecalentamiento	4	4	4	3
24	4	99	82	4,2	0,1	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
25	50	100	51	305	9	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
26	30,8	149	47,9	146	0,1	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
27	27	136	46,9	131	0,1	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
28	181	262	41	28	0,01	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
29	173	334	172	812,5	37,7	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
30	27	90	42	63	0,2	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
31	86	187	136	363	0,01	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
32	10	24	372	24	0,01	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
33	30,4	117	44,2	138	0,1	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
34	200	700	250	740	1	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
35	16	25	19	39	0,01	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
36	22	40	36	6	1	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
37	1 770,00	3 630,00	1 070,00	8 480,00	78	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
38	14	237	92	470	0,01	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
39	157	127	34	96	0,01	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
40	293	50	13	115	120	Des. Alta Energía	1	1	1	1
41	443	85	9,5	103	174	Des. Alta Energía	1	1	1	1
42	35	25	0	23	22	Des. Baja Energía	2	1	4	2
43	980	73	58	12	0	Des. Baja Energía	2	2	1	2
44	160	90	27	17	5	Des. Baja Energía	2	4	4	2
45	176	206	47,7	75,7	68,7	Des. Baja Energía	2	1	1	1
46	565	93	34	47	0	Des. Baja Energía	2	2	4	2
47	150	53	34	20	0	Des. Baja Energía	2	4	4	2
48	10	4	3	33	6	Estado Normal	3	4	4	3
49	14,7	3,8	10,5	2,7	0,2	Estado Normal	3	4	4	3
50	6,7	10	11	71	3,9	Estado Normal	3	4	4	3

N.º	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	DIAGNÓSTICO	ESTADO	RED NEURONAL 1	RED NEURONAL 2	BOSQUES ALEATORIOS
51	0,33	0,26	0,04	0,27	0	Estado Normal	3	4	4	2
52	73	520	140	1200	6	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
53	15	125	29	574	7	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
54	2 844,00	8 517,00	4 422,00	10 196,00	39	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
55	8	631	254	2 020,00	39	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
56	42	97	157	600	0	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
57	120	120	33	84	0,55	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
58	117	357	92	468	4	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
59	766	993	116	665	4	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
60	5	217	69	523	6	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
61	80	153	42	276	18	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
62	16	237	92	470	0	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
63	0	434	226	387	0	Sobrecalentamiento	4	4	4	4
64	86	110	18	92	7,4	Sobrecalentamiento	4	4	4	4

Mediante la Tabla 34, se puede evidenciar el número de aciertos por parte de los algoritmos programados, dando como resultado 17 falsos aciertos (color amarillo) por parte de la red neuronal 1, 25 falsos aciertos (color azul) por la red neuronal 2 y 8 falsos aciertos (color verde) por el método de árboles aleatorios, este último algoritmo mejor entrenado se utilizó para la interpretación de gases disueltos para la detección de anomalías en transformadores de potencia de la subestación Novacero.

### 3.2. Resultados aplicando método de triángulo de Duval a datos de prueba

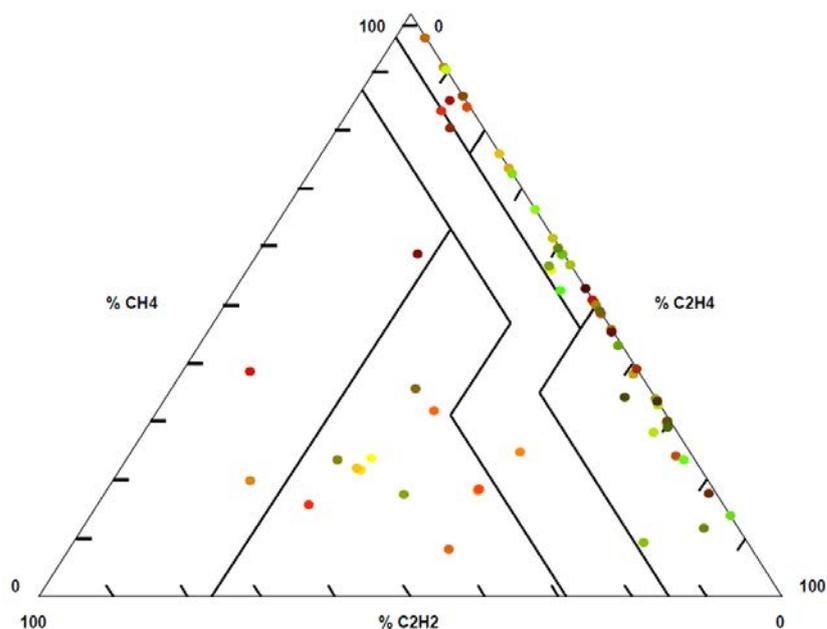
Mediante el uso de tres gases clave como el etano, etileno y acetileno, se graficó los siguientes puntos de falla (ver Figura 20) mediante el uso de triángulo de Duval con los datos de prueba de la Tabla 27 y 28, se realizó una comparación de resultados acorde al estado de cada prueba AGD (ver Tabla 35).

**Tabla 35.** Resultados de diagnóstico con datos de prueba utilizando algoritmos de entrenamiento.

Nº	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	DIAGNÓSTICO	ESTADO	BOSQUE ALEATORIO	TRIANGULO DE DUVAL			
									% CH4	% C2H4	% C2H2	FALLA
1	21	34	5	47	62	Des. Alta Energia	1	1	23,8	32,9	43,4	D2
2	1607	615	80	916	1294	Des. Alta Energia	1	1	21,8	32,4	45,8	D2
3	127	107	11	154	224	Des. Alta Energia	1	1	22,1	31,8	46,2	D2

N°	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	DIAGNÓSTICO	ESTADO	BOSQUE ALEATORIO	TRIANGULO DE DUVAL			
									% CH <sub>4</sub>	% C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	% C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	FALLA
4	60	40	6,9	110	70	Des. Alta Energía	1	1	18,2	50	31,8	D2
5	34,45	21,3	3,19	45	19,62	Des. Alta Energía	1	1	24,8	52,4	22,8	DT
6	86	30	10	35	29	Des. Alta Energía	1	1	31,9	37,2	30,9	D2
7	59,3	41	9,9	111	70	Des. Alta Energía	1	1	18,5	50	31,5	D2
8	469	147	12,5	265	520	Des. Alta Energía	1	1	15,8	28,4	55,8	D2
9	980	73	58	12	0,01	Des. Baja Energía	2	2	85,9	14,1	0	T1
10	980	73	58	12	0,01	Des. Baja Energía	2	2	85,9	14,1	0	T1
11	260	3	18	2	0,01	Des. Baja Energía	2	2	59,9	39,9	0,2	T2
12	586	19	77	6	0,01	Des. Baja Energía	2	2	76	24	0	T2
13	180,85	0,5	0,23	0,18	0	Des. Baja Energía	2	2	73,5	26,5	0	T2
14	239	27,5	5,5	25,5	85	Des. Baja Energía	2	1	19,9	18,5	61,6	D1
15	56	5,5	92	34,5	27,5	Des. Baja Energía	2	1	8,1	51,1	40,7	D2
16	30	22	14	4,1	0,1	Estado Normal	3	3	84	15,6	0,4	N/A
17	2,9	2	1,5	0,3	0,1	Estado Normal	3	1	83,3	12,5	4,2	N/A
18	120	17	32	4	23	Estado Normal	3	2	38,6	9,1	52,3	N/A
19	14,7	3,7	10,5	2,7	0,2	Estado Normal	3	3	56,1	40,9	3	N/A
20	33	26	6	53	0,2	Estado Normal	3	3	32,8	66,9	0,3	N/A
21	12	8	40	5	0,01	Estado Normal	3	4	61,5	38,4	0,1	N/A
22	269	1081	347	1725	25	Sobrecalentamiento	4	4	38,2	60,9	0,9	T3
23	10	10	8	1	0,01	Sobrecalentamiento	4	3	90,8	9,1	0,1	T1
24	4	99	82	4,2	0,1	Sobrecalentamiento	4	4	95,8	4,1	0,1	T1
25	50	100	51	305	9	Sobrecalentamiento	4	4	24,2	73,7	2,2	T3
26	30,8	149	47,9	146	0,1	Sobrecalentamiento	4	4	50,5	49,5	0	T2
27	27	136	46,9	131	0,1	Sobrecalentamiento	4	4	50,9	49	0	T2
28	181	262	41	28	0,01	Sobrecalentamiento	4	4	90,3	9,7	0	T1
29	173	334	172	812,5	37,7	Sobrecalentamiento	4	4	28,2	68,6	3,2	T3
30	27	90	42	63	0,2	Sobrecalentamiento	4	4	58,7	41,1	0,1	T2
31	86	187	136	363	0,01	Sobrecalentamiento	4	4	34	66	0	T3
32	10	24	372	24	0,01	Sobrecalentamiento	4	4	50	50	0	T2
33	30,4	117	44,2	138	0,1	Sobrecalentamiento	4	4	45,9	54,1	0	T3
34	200	700	250	740	1	Sobrecalentamiento	4	4	48,6	51,4	0,1	T3
35	16	25	19	39	0,01	Sobrecalentamiento	4	4	39,1	60,9	0	T3
36	22	40	36	6	1	Sobrecalentamiento	4	4	85,1	12,8	2,1	T1
37	1770	3630	1070	8480	78	Sobrecalentamiento	4	4	29,8	69,6	0,6	T3
38	14	237	92	470	0,01	Sobrecalentamiento	4	4	33,5	66,5	0	T3
39	157	127	34	96	0,01	Sobrecalentamiento	4	4	56,9	43	0	T2
40	293	50	13	115	120	Des. Alta Energía	1	1	17,5	40,4	42,1	D2
41	443	85	9,5	103	174	Des. Alta Energía	1	1	23,5	28,5	48,1	D2
42	35	25	0	23	22	Des. Baja Energía	2	2	35,7	32,9	31,4	D2
43	980	73	58	12	0	Des. Baja Energía	2	2	85,9	14,1	0	T1
44	160	90	27	17	5	Des. Baja Energía	2	2	80,4	15,2	4,5	DT
45	176	206	47,7	75,7	68,7	Des. Baja Energía	2	1	58,8	21,6	19,6	D1

N°	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	DIAGNÓSTICO	ESTADO	BOSQUE ALEATORIO	TRIANGULO DE DUVAL			
									% CH <sub>4</sub>	% C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	% C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	FALLA
46	565	93	34	47	0	Des. Baja Energía	2	2	66,4	33,6	0	T2
47	150	53	34	20	0	Des. Baja Energía	2	2	72,6	27,4	0	T2
48	10	4	3	33	6	Estado Normal	3	3	9,3	76,7	14	N/A
49	14,7	3,8	10,5	2,7	0,2	Estado Normal	3	3	56,7	40,3	3	N/A
50	6,7	10	11	71	3,9	Estado Normal	3	3	11,8	83,6	4,6	N/A
51	0,33	0,26	0,04	0,27	0	Estado Normal	3	2	49,1	50,9	0	N/A
52	73	520	140	1200	6	Sobrecalentamiento	4	4	30,1	69,5	0,3	T3
53	15	125	29	574	7	Sobrecalentamiento	4	4	17,7	81,3	1	T3
54	2844	8517	4422	10196	39	Sobrecalentamiento	4	4	45,4	54,4	0,2	T3
55	8	631	254	2020	39	Sobrecalentamiento	4	4	23,5	75,1	1,4	T3
56	42	97	157	600	0	Sobrecalentamiento	4	4	13,9	86,1	0	T3
57	120	120	33	84	0,55	Sobrecalentamiento	4	4	58,7	41,1	0,3	T2
58	117	357	92	468	4	Sobrecalentamiento	4	4	43,1	56,5	0,5	T3
59	766	993	116	665	4	Sobrecalentamiento	4	4	59,7	40	0,2	T2
60	5	217	69	523	6	Sobrecalentamiento	4	4	29,1	70,1	0,8	T3
61	80	153	42	276	18	Sobrecalentamiento	4	4	34,2	61,7	4	T3
62	16	237	92	470	0	Sobrecalentamiento	4	4	33,5	66,5	0	T3
63	0	434	226	387	0	Sobrecalentamiento	4	4	52,9	47,1	0	T2
64	86	110	18	92	7,4	Sobrecalentamiento	4	4	52,5	43,9	3,5	T2



**Figura 20.** Triángulo de Duval con los resultados de prueba.

En la Figura 20 se observó que hay mayor cantidad de concentración de etileno que corresponde a sobrecalentamientos, recordemos que la mayoría de datos de prueba tienen un estado 4 que

significa sobrecalentamiento y engloba las temperaturas (T1, T2 y T3), seguida con varias pocas concentraciones de acetileno que corresponde a descargas de alta energía (D2) y un mínimo de concentración de metano correspondiente a una fallada baja energía (D1).

De esta manera se obtiene un aprendizaje automático para la detección de anomalías en transformadores de potencia, corroborando los resultados obtenidos por pruebas AGD introducidas en el algoritmo capaz de realizar una comparativa de resultado implementando la normativa IEEE C57.104-2019.

### 3.3. Interpretación de AGD en transformadores de potencia de la subestación Novacero

Mediante los archivos de pruebas AGD que dispone la subestación Novacero de sus tres transformadores en patio se recolecta seis pruebas de análisis de gases disueltos para cada transformador de potencia obteniendo los siguientes datos (ver Tabla 36).

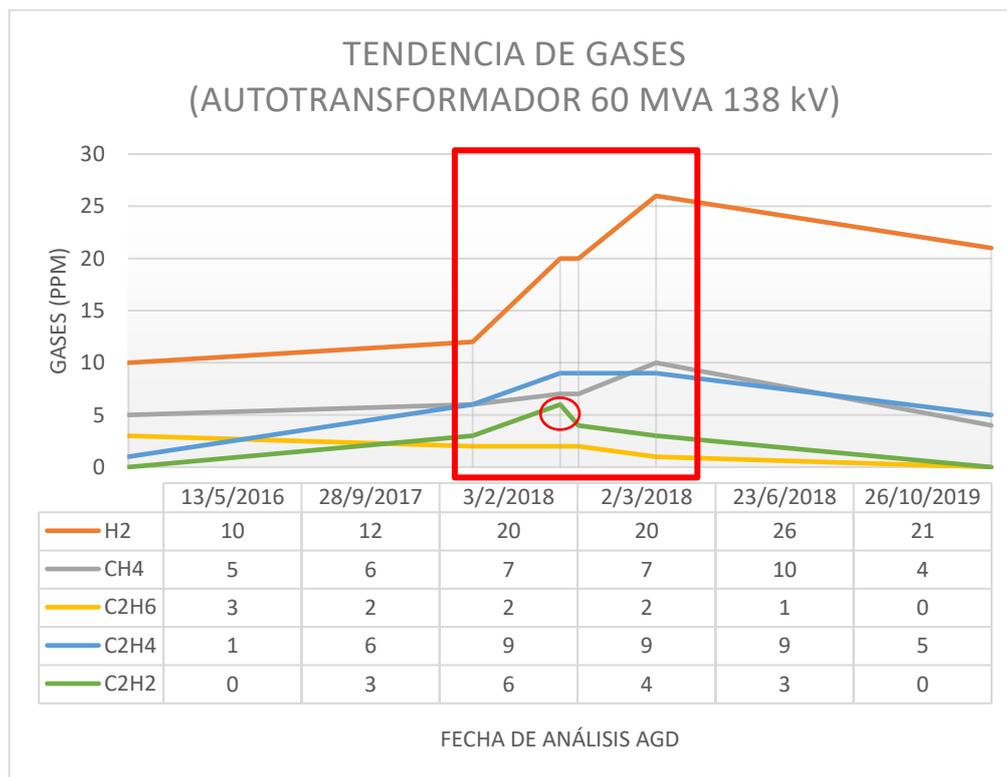
**Tabla 36.** Resultados de análisis de gases disueltos de transformadores de potencia subestación Novacero.

TRANSFORMADOR S/E NOVACERO	NÚMERO DE MUESTRA	EMPRESA TOMA DE MUESTRA	FECHA DE ANÁLISIS	H2 (ppm)	CH4 (ppm)	C2H6 (ppm)	C2H4 (ppm)	C2H2 (ppm)	CO (ppm)	TGDC (ppm)
T_60MVA_138KV	1	Inedyc	13/5/2016	10	5	3	1	0	107	126
	2	Inedyc	28/9/2017	12	6	2	6	3	104	131
	3	MS	3/2/2018	20	7	2	9	6	113	157
	4	MS	2/3/2018	20	7	2	9	4	133	175
	5	SSEI	23/6/2018	26	10	1	9	3	179	228
	6	SertinLab	26/10/2019	21	4	0	5	0	175	205
T_20MVA_18KV	1	Inedyc	13/5/2016	29	6	0	0	0	246	281
	2	Inedyc	28/9/2017	13	3	2	2	2	263	281
	3	MS	3/2/2018	10	5	2	2	2	226	191
	4	MS	2/3/2018	10	5	2	2	2	182	191
	5	SSEI	15/6/2018	6	4	0	3	0	246	259
	6	SertinLab	26/10/2019	5	4	0	6	0	235	250
T_20MVA_13,8KV	1	Inedyc	12/5/2016	26	7	0	1	0	195	229
	2	Inedyc	28/9/2017	5	1	2	1	2	163	169
	3	MS	3/2/2018	10	5	2	2	2	180	190
	4	MS	2/3/2018	10	5	2	2	2	180	190
	5	SSEI	15/6/2018	5	2	0	0	0	271	278
	6	SertinLab	26/10/2019	3	2	0	1	0	379	385

Los datos de AGD son analizados mediante tendencias de comportamiento de los gases combustibles presentes, cada transformador tiene una función específica en la subestación Novacero, cuenta con un autotransformador de 60 MVA de capacidad que alimenta a la barra principal a nivel de 138 kV donde se derivan a dos transformadores de 20 MVA, el primero es un transformador de 138/18 kV que alimenta a una carga especial como el horno de arco

eléctrico (EAF) y el segundo es un transformador de 138/13,8 kV que alimenta cargas especiales como trenes de laminación y un horno de refinado de cuchara (LRF), cada uno alimenta diferentes tipos de carga de manera que su comportamiento interno no es igual, de tal forma se presenta en las siguientes figuras el comportamiento de los gases combustibles en un periodo de tendencia desde el 2016 al 2019.

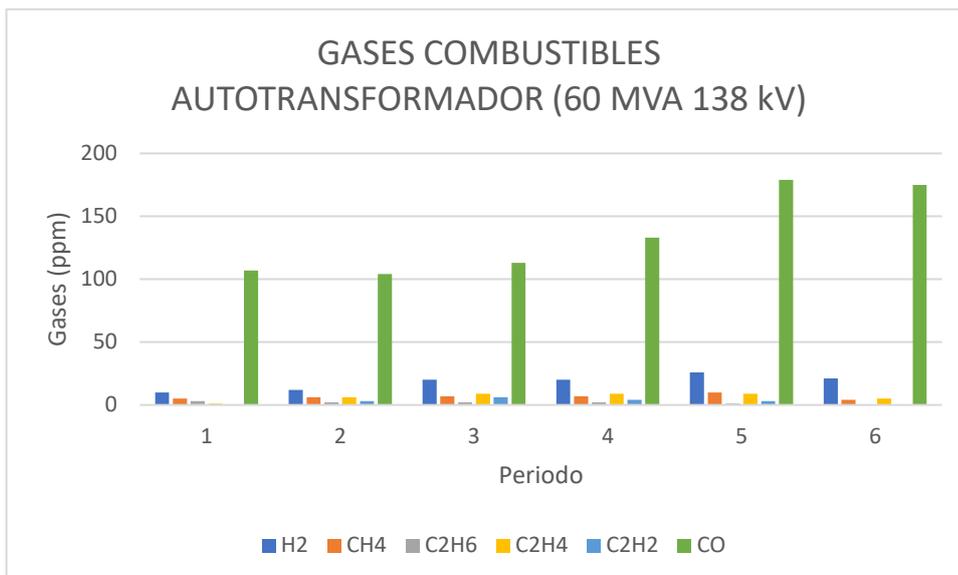
### 3.3.1. Tendencia de gases (Autotransformador 60 MVA 138 kV)



**Figura 21.** Tendencia de gases autotransformador 60 MVA 138 kV.

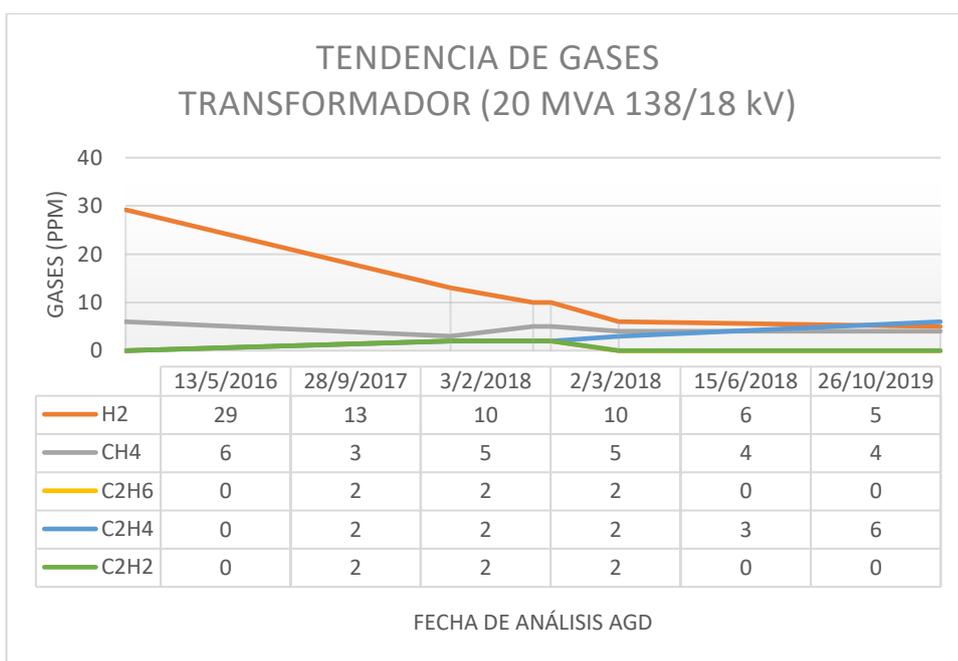
En la Figura 21 se observó la tendencia de los 5 gases analizados por parte de las pruebas AGD del autotransformador, dentro del cuadro rojo se aprecia los valores máximos de gas en especial el que esta encerrado en círculo color rojo que llega alcanzar un valor de 6 ppm el gas acetileno C2H2, el cual no cumple con la normativa IEEE C57.104-2019 de máximo 2 ppm en este gas, los demás gases no presentan ninguna violación por parte de la Tabla 1 de la normativa.

Como es de considerarse el incremento de gases de la Figura 21, podemos observar en la Figura 22 el comportamiento que tienen los gases combustibles del aceite, se observó que tuvo un ascenso de gases para el año 2018 y en el año 2019 un descenso de los gases, resultando un crecimiento no exponencial de los gases.



**Figura 22.** Comportamiento de gases combustibles autotransformador 60 MVA 138 kV.

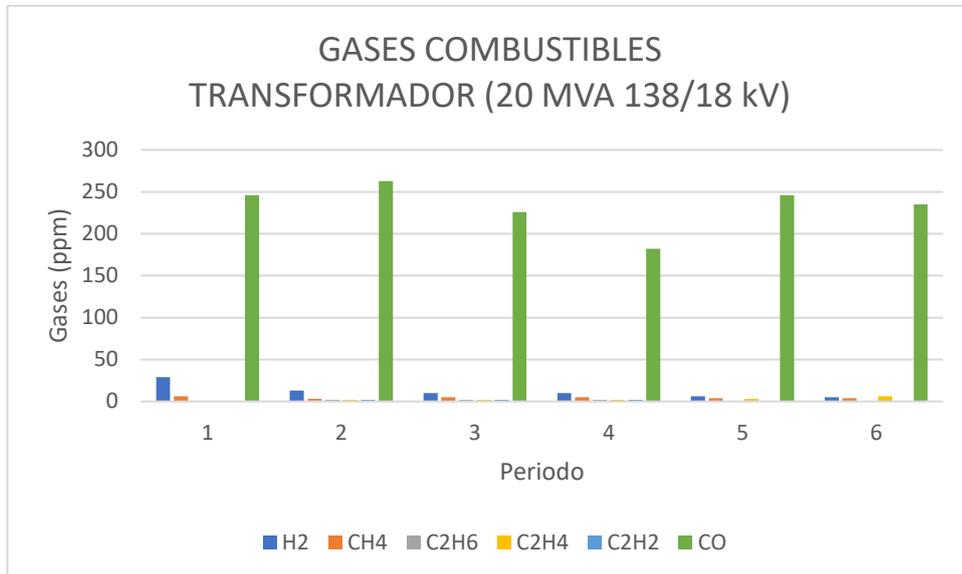
### 3.3.2. Tendencia de gases (Transformador 20 MVA 138/18 kV)



**Figura 23.** Tendencia de gases transformador 60 MVA 138/18 kV.

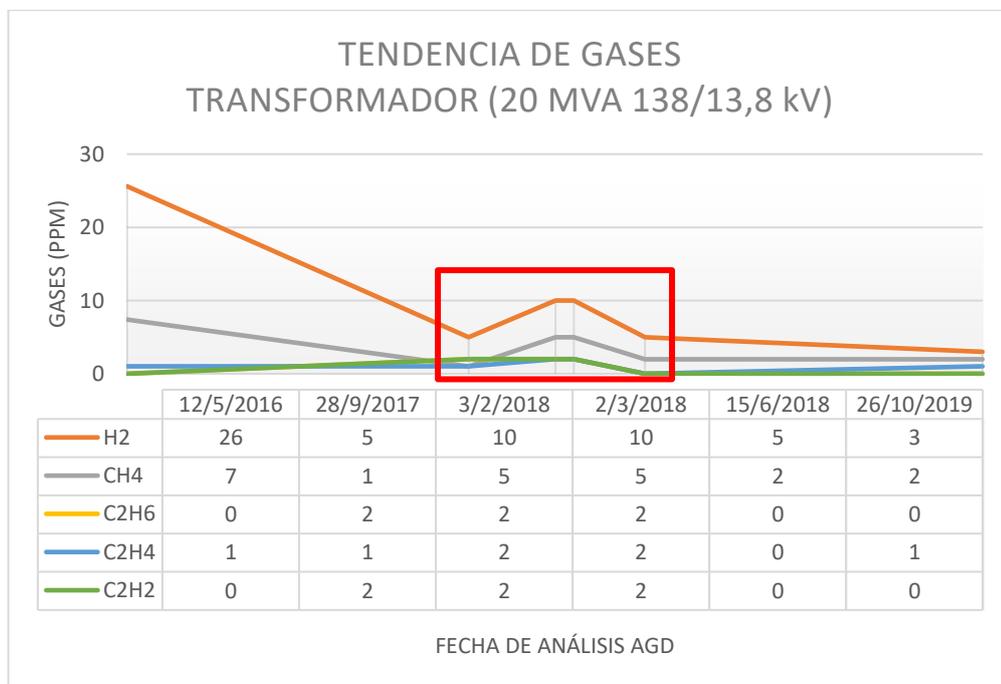
Observamos para la Figura 23 que existe un decremento en la tendencia de gases evaluados del transformador de potencia que alimenta al horno de arco eléctrico, de manera que cada uno cumple y esta dentro de los rangos dictados en la Tabla 1 de la normativa IEEE C57.104-2019.

En la Figura 24 el comportamiento de gases combustibles tiene incrementos y decrementos durante el tiempo de análisis de la tendencia, como resultado se encuentra estable y con una disminución de gases de falla.



**Figura 24.** Comportamiento de gases combustibles transformador 20 MVA 138/18 kV.

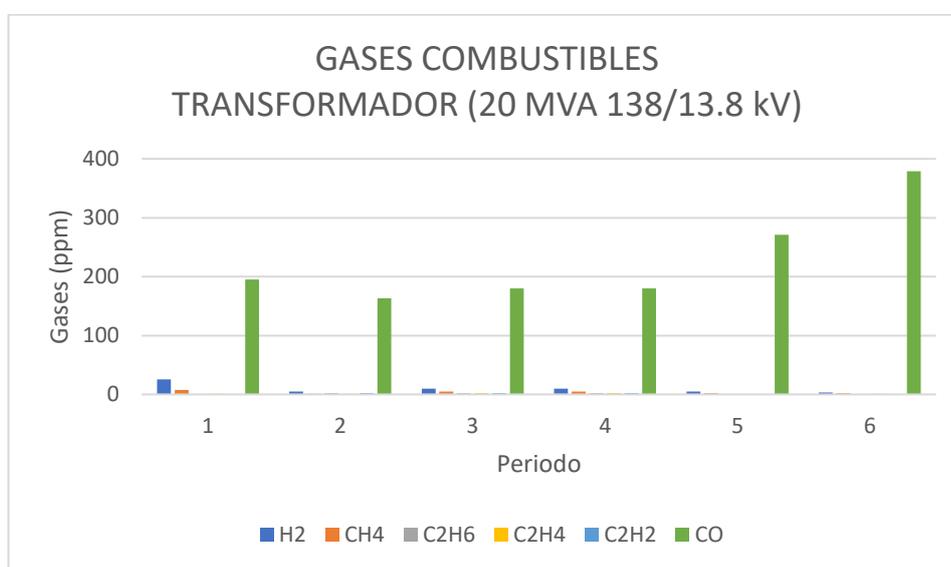
### 3.3.3. Tendencia de gases (Transformador 20 MVA 138/13,8 kV)



**Figura 25.** Tendencia de gases transformador 60 MVA 138/13,8 kV.

En la Figura 25 se observó un pequeño incremento de gases dentro del cuadro de color rojo, tendencia que no excede a los valores dictadas en la Tabla 1 de la normativa IEEE C57.104-2019 y se encuentran en perfecto estado.

En la Figura 26 se observó que hay un incremento del monóxido de carbono CO frente a los demás gases combustible del transformador, pero se encuentra dentro de los valores de la normativa, con un valor menor a los 400 ppm, hay que considerar este comportamiento para los próximos análisis de AGD de los años posteriores a esta tendencia.



**Figura 26.** Comportamiento de gases combustibles transformador 20 MVA 138/13,8 kV.

**Tabla 37.** Aplicación de la norma IEEE C57.104-2019 para transformadores de potencia subestación Novacero.

TRANSFORMADOR S/E NOVACERO	NÚMERO DE MUESTRA	EMPRESA TOMA DE MUESTRA	H2	CH4	C2H6	C2H4	C2H2	O2	N2	RELACIÓN O2/N2	IEEE C57.104-2019
T_60MVA_138KV	Inedyc	13/5/2016	10	5	3	1	0	23601	94820	0,2	Estado normal
	Inedyc	28/9/2017	12	6	2	6	3	10282	57348	0,2	No cumple Tabla 1
	MS	3/2/2018	20	7	2	9	6	15000	66300	0,2	No cumple Tabla 1
	MS	2/3/2018	20	7	2	9	4	5520	40600	0,1	No cumple Tabla 1
	SSEI	23/6/2018	26	10	1	9	3	5799	51443	0,1	No cumple Tabla 1
	SertinLab	26/10/2019	21	4	0	5	0	4525	38675	0,1	Estado normal
T_20MVA_18KV	inedyc	13/5/2016	29	6	0	0	0	2169	35845	0,1	Estado normal
	inedyc	28/9/2017	13	3	2	2	2	13829	57348	0,2	Estado normal
	MS	3/2/2018	10	5	2	2	2	2910	13600	0,2	Estado normal
	MS	2/3/2018	10	5	2	2	2	1420	18200	0,1	Estado normal
	SSEI	15/6/2018	6	4	0	3	0	12475	42948	0,3	Estado normal
	SertinLab	26/10/2019	5	4	0	6	0	19959	46981	0,4	Estado normal

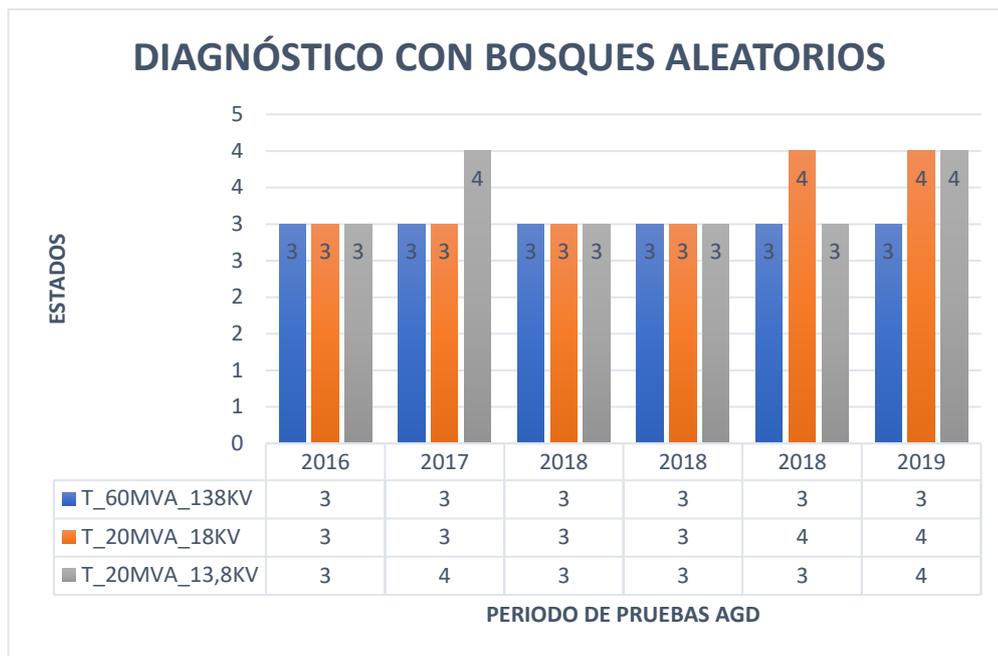
TRANSFORMADOR S/E NOVACERO	NÚMERO DE MUESTRA	EMPRESA TOMA DE MUESTRA	H2	CH4	C2H6	C2H4	C2H2	O2	N2	RELACIÓN O2/N2	IEEE C57.104-2019
T_20MVA_13.8KV	Inedyc	12/5/2016	26	7	0	1	0	7858	40785	0,2	Estado normal
	Inedyc	28/9/2017	5	1	2	1	2	5670	24345	0,2	Estado normal
	MS	3/2/2018	10	5	2	2	2	11500	39600	0,3	Estado normal
	MS	2/3/2018	10	5	2	2	2	11500	39600	0,3	Estado normal
	SSEI	15/6/2018	5	2	0	0	0	6146	30069	0,2	Estado normal
	SertinLab	26/10/2019	3	2	0	1	0	9421	34272	0,3	Estado normal

En la Tabla 37 se observó los resultados de diagnóstico mediante la implementación de la norma IEEE C57.104-2019, donde cuatro resultados no cumplen con la Tabla 1 de la normativa (cuadro de color azul), se evaluó los resultados mediante el algoritmo de aprendizaje automático de bosques aleatorios para la respectiva corroboración de los resultados.

**Tabla 38.** Corroboración aplicando la norma IEEE C57.104-2019 con el algoritmo de bosques aleatorios para transformadores de potencia subestación Novacero.

EQUIPO	EMPRESA	FECHA DE ANÁLISIS	H2	CH4	C2H6	C2H4	C2H2	O2	N2	RELACIÓN O2/N2	IEEE C57.104-2019	BOSQUE ALEATORIO
T_60MVA_138KV	inedyc	13/5/2016	10	5	3	1	0	23601	94820	0,2	Estado normal	3
	inedyc	28/9/2017	12	6	2	6	3	10282	57348	0,2	No cumple Tabla 1	3
	MS	3/2/2018	20	7	2	9	6	15000	66300	0,2	No cumple Tabla 1	3
	MS	2/3/2018	20	7	2	9	4	5520	40600	0,1	No cumple Tabla 1	3
	SSEI	23/6/2018	26	10	1	9	3	5799	51443	0,1	No cumple Tabla 1	3
	SertinLab	26/10/2019	21	4	0	5	0	4525	38675	0,1	Estado normal	3
T_20MVA_18KV	inedyc	13/5/2016	29	6	0	0	0	2169	35845	0,1	Estado normal	3
	inedyc	28/9/2017	13	3	2	2	2	13829	57348	0,2	Estado normal	3
	MS	3/2/2018	10	5	2	2	2	2910	13600	0,2	Estado normal	3
	MS	2/3/2018	10	5	2	2	2	1420	18200	0,1	Estado normal	3
	SSEI	15/6/2018	6	4	0	3	0	12475	42948	0,3	Estado normal	4
	SertinLab	26/10/2019	5	4	0	6	0	19959	46981	0,4	Estado normal	4
T_20MVA_13.8KV	inedyc	12/5/2016	26	7	0	1	0	7858	40785	0,2	Estado normal	3
	inedyc	28/9/2017	5	1	2	1	2	5670	24345	0,2	Estado normal	4
	MS	3/2/2018	10	5	2	2	2	11500	39600	0,3	Estado normal	3
	MS	2/3/2018	10	5	2	2	2	11500	39600	0,3	Estado normal	3
	SSEI	15/6/2018	5	2	0	0	0	6146	30069	0,2	Estado normal	3
	SertinLab	26/10/2019	3	2	0	1	0	9421	34272	0,3	Estado normal	4

Mediante la implementación del algoritmo de bosques aleatorios para cada prueba de AGD de los transformadores de potencia de la subestación Novacero, se presenta los siguientes resultados como se aprecia en la Tabla 38 y se visualiza el comportamiento en la Figura 27.



**Figura 27.** Diagnóstico de estados de AGD mediante el algoritmo de bosques aleatorios.

Como se visualiza en la Figura 27 el comportamiento de estados se mantiene en su mayoría un diagnóstico 3 que corresponde al estado normal del transformador, mediante la normativa IEEE C57.104-2019 los resultados mostrados en la Tabla 38 presentan la mayoría de resultados un estado normal de operación excepto para cuatro resultados para el autotransformador de 60 MVA, para lo cual se analiza mediante el algoritmo de bosques aleatorios para esos casos, dando como resultado un estado normal de los resultados, además el diagnóstico de posibles sobrecalentamientos para el año 2019 por parte de los transformadores de potencia de 20 MVA por parte del algoritmo, pero se encuentran dentro del rango de estado normal por parte de la normativa implementada.

### 3.4. Conclusiones Capítulo III

- La normativa IEEE C57.104-2019 presenta una nueva metodología para la interpretación de análisis de gases disueltos muy diferente al publicado en el año 2008, el presente trabajo utiliza la actual normativa mediante la cual cuatro resultados no se encuentran dentro de la tabla de condición normal, mediante la implementación del algoritmo de bosques aleatorios se pudo observar que corresponde a un estado normal de operación del transformador.
- La desventaja de la nueva normativa utilizada para este trabajo se debe a que se necesita varias pruebas de análisis de gases disueltos para ser interpretadas por las tablas de la normativa actual, proceso que conlleva un gasto económico y tiempo para la interpretación de resultados, la implementación del aprendizaje automático trata de cambiar la problemática de realizar más pruebas AGD y dar un diagnóstico más rápido.
- Mediante el análisis realizado implementando el algoritmo de bosques aleatorios se pudo evidenciar que para los datos obtenidos de la subestación eléctrica Novacero presenta posibles sobrecalentamientos para el último año realizado la prueba a los transformadores de las bahías de 18 y 13,8 kV, y esto es comprensible debido a que son los transformadores de potencia que alimentan a las cargas de la planta industrial Novacero planta Lasso.

## CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES GENERALES

### CONCLUSIONES

- Mediante la investigación realizada al estado de arte de la metodología para la interpretación de gases disueltos en aceite dieléctrico AGD, existen varios métodos para la evaluación y detección de fallas mencionadas en las normativas IEEE C57.104 e IEC 60599, son conocidos como el método de Rogers que proporciona cinco tipos de fallas con un 65% de aciertos, el método de Dürrenberg que en la actualidad ya no se utiliza, el método de gases clave con un 50 % de aciertos que al igual que el anterior método ya está obsoleto y como último método se presenta el método de triángulos y pentágonos de Duval con el 96% de aciertos para la detección de fallas internas del transformador, en la actualidad es el método más utilizado mediante el análisis de tres gases como el etano, etileno y acetileno, proceso que detecta descargas parciales, descargas de alta y baja energía y sobrecalentamientos a varias temperaturas.
- La metodología utilizada para esta investigación es el uso de 192 datos de análisis de gases disueltos adquiridos mediante revistas científicas, donde se obtiene cinco gases de hidrocarburos denominados de falla que se forman en el aceite dieléctrico del transformador como es el hidrogeno, etano, metano, etileno y acetileno en cantidades de partes por millón (ppm) para su análisis, los datos recolectados son divididos con 128 pruebas AGD para entrenamiento y 64 datos para la validación del aprendizaje entrenado, el grupo de datos recolectado no es grande, pero hay que tener en cuenta que los autores de los artículos recolectados trabajan con poca cantidad de datos para el análisis equivalente de esta investigación.
- El proceso de aprendizaje automático de entrenamiento se realizó mediante redes neuronales con pre-procesamiento estandarizado y escalado de la data, además de entrenamiento supervisado por el método de bosques aleatorios, al tener poca cantidad de datos se realiza el proceso de validación cruzada donde se evaluó la data de entrenamiento en varias iteraciones para encontrar el mejor desempeño para su aprendizaje, el proceso se realiza con los 128 datos de entrenamiento sin topar los datos de prueba hasta obtener el mejor modelo para su validación con los 64 datos, dando como mejor resultado el aprendizaje supervisado por bosques aleatorios con el mayor número de aciertos de diagnóstico de AGD, el resultado obtenido de desempeño recall en cada categoría es un 100% en entrenamiento para los 4 estados, mediante la

validación de prueba se obtiene un 100% para el diagnóstico de descarga de alta energía, 77% para descarga de baja energía, 60% para estado normal y un 97% para el estado de sobrecalentamiento. Obteniendo 78 resultados acertados y 8 datos incorrectos en su validación.

- Mediante la implementación de la normativa IEEE C57.104-2019 en las pruebas AGD de la subestación Novacero se evidencia que para los años 2017 y 2018 el autotransformador de 60 MVA en cuatro diagnósticos no cumple la Tabla 1 de la normativa, debido al incremento de acetileno  $C_2H_2$  mayor a 2 ppm para transformadores mayores a 10 años, de tal manera que se procede a utilizar el mejor algoritmo de entrenamiento para esta investigación que es mediante los bosques aleatorios, donde se pudo obtener para las cuatro pruebas AGD que no cumplen, obtener un resultado de estado 3 (estado normal), finalmente se realiza el análisis para todas las pruebas y como resultado de obtiene la Figura 27 que para el año 2019 los transformadores de potencia de 20 MVA presentan posibles sobrecalentamientos.
- El análisis de gases disueltos AGD se realiza mediante la implementación de la normativa IEEE C57.104-2019 que ha cambiado su proceso de interpretación presentado en el año 2008, cambia en algunos aspectos como la no utilización de la sumatoria de gases combustibles concentrados y en la actualidad se basa en la relación de oxígeno y nitrógeno en dependencia de los años de operación del transformador, hecho que conlleva al cambio de metodología de análisis y más números de pruebas para conocer el estado de operación de los equipos, es por este motivo que se implementa un algoritmo de aprendizaje automático para la detección y corroboración de este análisis para disminuir los tiempos de resultados.

## RECOMENDACIONES

- Seguir recolectando datos de pruebas AGD con más diagnósticos de estado 2 (Descargas de baja energía) y estado 3 (Estado normal) para el entrenamiento automático, debido a que no se cuenta con muchos datos de igual cantidad que las categorías de estado 1 y 4, siempre que sean de revistas científicas y pruebas verídicas del estado de los transformadores de potencia, para que el algoritmo de aprendizaje siga creciendo y tener una mejor respuesta de diagnósticos para el análisis de gases disueltos en aceite dieléctrico.

- Se deberá implementar por parte de la subestación Novacero al menos una prueba anual de análisis de gases disueltos AGD para el monitoreo y control de gases, debido a la importancia de los tres transformadores para abastecer gran cantidad de carga y el tipo de estrés que está sometido los 365 días del año, así mantendremos un control de tendencia para tomar futuras acciones frente a los problemas que puedan presentarse.
- Adicionalmente se sugiere la implementación de una interfaz gráfica para interactuar con el algoritmo de aprendizaje realizado en Python, de manera que sea más amigable con el usuario y pueda realizar el respectivo comparativo, además la respectiva corroboración de estados de diagnóstico entre el algoritmo y el resultado obtenido mediante el uso de la normativa de análisis de gases disueltos IEEE C57.104-2019.

## BIBLIOGRAFÍA

- [1] A. Naderian, S. Cress, R. Piercy, F. Wang, and J. Service, “An approach to determine the health index of power transformers,” *Conf. Rec. IEEE Int. Symp. Electr. Insul.*, pp. 192–196, 2008, doi: 10.1109/ELINSL.2008.4570308.
- [2] A. D. Ashkezari, H. Ma, T. Saha, and C. Ekanayake, “Application of fuzzy support vector machine for determining the health index of the insulation system of in-service power transformers,” *IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul.*, vol. 20, no. 3, pp. 965–973, 2013, doi: 10.1109/TDEI.2013.6518966.
- [3] T. Committee, I. Power, and E. Society, *IEEE Guide for the Interpretation of Gases Generated in Mineral Oil-Immersed Transformers*, vol. 2019. 2019.
- [4] E. Ras Oliva, “Transformadores de potencia, medida y de proteccion- Enrique Ras.pdf.” p. 303, 1994. [Online]. Available: <https://dotorresg.files.wordpress.com/2011/12/transformadores-de-potencia-de-medida-y-de-proteccion.pdf>
- [5] INSTITUTE OF ELECTRICAL AND ELECTRONIC ENGINEERS, *IEEE Standard Requirements for Liquid-Immersed Power Transformers. IEEE Std C57.12.10<sup>TM</sup>*, vol. 2010, no. January. 2010.
- [6] W. Flores, E. Mombello, S. Member, G. Rattá, and J. Antonio, “Vida de transformadores de potencia sumergidos en aceite : Situación actual . Parte I . Correlación entre la vida y la temperatura,” *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 5, no. 1, pp. 50–54, 2007.
- [7] A. M. Emsley and G. C. Stevens, “Review of chemical indicators of degradation of cellulosic electrical paper insulation in oil-filled transformers,” *IEE Proc. Sci. Meas. Technol.*, vol. 141, no. 5, pp. 324–334, 1994, doi: 10.1049/ip-smt:19949957.
- [8] R. E. Alvarez and M. Del Pozo, “XII ERIAC -Encuentro Regional Ibero-americano del CIGRÉ Foz do Iguazú-Pr, Brasil -20 a 24 de mayo de 2007 MANTENIMIENTO DE TRANSFORMADORES DE POTENCIA,” p. 9, 2007, [Online]. Available: [http://sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915/36793/Documento\\_completo.04\\_Alvarez.pdf?sequence=1](http://sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915/36793/Documento_completo.04_Alvarez.pdf?sequence=1)
- [9] A. F. Cerón, I. F. Orduña, G. Aponte, and A. A. Romero, “Panorama de la gestión de activos para transformadores de potencia,” *Inf. Tecnol.*, vol. 26, no. 3, pp. 99–110, 2015,

doi: 10.4067/S0718-07642015000300014.

- [10] I. Power and E. Society, *IEEE Guide for Evaluation and Reconditioning of Liquid Immersed Power Transformers IEEE Guide for Evaluation and Reconditioning of Liquid Immersed Power Transformers*, vol. 2017. 2017.
- [11] J. Fernández Daher, “Análisis de gases disueltos en aceites aislantes,” 2020.
- [12] S. Chakravorti, D. Dey, and B. Chatterjee, *Recent Trends in the Condition Monitoring of Transformers: Theory, Implementation and Analysis*, vol. 67. 2013. doi: 10.1007/978-1-4471-5550-8.
- [13] I. Fluids and P. Engineering, “IEEE Guide for Acceptance of Silicone Insulating Fluid and Its Maintenance in Transformers,” *East*, vol. 1989, no. March, 2009.
- [14] B. Vahidi and A. Teymouri, *Quality Confirmation Tests for Power Transformer Insulation Systems*. 2019. doi: 10.1007/978-3-030-19693-6.
- [15] IEEE Std C57.104, *IEEE Guide for the Interpretation of Gases Generated in Oil-Immersed Transformers*, vol. 1991, no. 3. 1992. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/stampPDF/getPDF.jsp?tp=&arnumber=29023%5Cnhttp://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:IEEE+Guide+for+the+Interpretation+of+Gases+Generated+in+Oil-Immersed+Transformers#0>
- [16] IEC 60599, *Mineral oil-filled electrical equipment in service –Guidance on the interpretation of dissolved and free gases analysis*, 3rd ed. 2015.
- [17] W. H. Tang & Q. H. Wu, *Condition Monitoring and Assessment of Power Transformers Using Computational Intelligence*. London: Springer, 2011. doi: 10.1007/978-0-85729-052-6.
- [18] P. Ponce, *Inteligencia Artificial con aplicaciones a la ingeniería*. 2011. [Online]. Available: <http://www.alfaomega.com.mx>
- [19] I. Vasilev, D. Slater, G. Spacagna, P. Roelants, and V. Zocca, *Python Deep Learning*. 2019.
- [20] L. Igual and S. Seguí, *Introduction to Data Science: A Python Approach to Concepts, Techniques and Applications*. 2017.
- [21] A. Prinzie and D. Van Den Poel, “Random multiclass classification: generalizing random

- forests to random MNL and random NB,” *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 4653 LNCS, pp. 349–358, 2007, doi: 10.1007/978-3-540-74469-6\_35.
- [22] T. Hastie, “The Elements of Statistical Learning”.
- [23] A. Pajankar and A. Joshi, *Introduction to Machine Learning with Scikit-learn*. 2022. doi: 10.1007/978-1-4842-7921-2\_5.
- [24] L. E. O. Breiman, “Random Forests,” pp. 5–32, 2001.
- [25] F. Nelli, *Python Data Analytics*. 2018. doi: 10.1007/978-1-4842-3913-1.
- [26] G. Lv, H. Cheng, H. Zhai, and L. Dong, “Fault diagnosis of power transformer based on multi-layer SVM classifier,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 75, no. 1, pp. 9–15, 2005, doi: 10.1016/j.epsr.2004.07.013.
- [27] D. V. S. S. S. Sarma and G. N. S. Kalyani, “ANN approach for condition monitoring of power transformers using DGA,” *IEEE Reg. 10 Annu. Int. Conf. Proceedings/TENCON*, vol. C, pp. 444–447, 2004, doi: 10.1109/tencon.2004.1414803.
- [28] C. P. Hung and M. H. Wang, “Diagnosis of incipient faults in power transformers using CMAC neural network approach,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 71, no. 3, pp. 235–244, 2004, doi: 10.1016/j.epsr.2004.01.019.
- [29] K. Shrivastava and A. Choubey, “A novel association rule mining with IEC ratio based dissolved gas analysis for fault diagnosis of power transformers,” *Int. J. Adv. Comput. Res.*, vol. 2, no. 2, 2012.
- [30] S. S. M. Ghoneim and I. B. Taha, “Artificial Neural Networks for Power Transformers Fault Diagnosis Based on IEC Code Using Dissolved Gas Analysis,” *Int. J. Control. Autom. Syst.*, vol. 4, no. 2, pp. 18–21, 2015.

## ANEXOS

**Anexo 1.** Enlace para acceder al notebook de Google Colab de la implementación del proyecto y algoritmo programado.

[RNA\\_MESTRIA.ipynb - Colaboratory \(google.com\)](#)

```

# -*- coding: utf-8 -*-
"""RNA_MESTRIA.ipynb

Automatically generated by Colaboratory.

Original file is located at
https://colab.research.google.com/drive/1n1i98Xj5Xs9KQhI19vG0B2yBToNWZ\_pH

1. Preparación de los datos
"""

# Librerías
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')

ruta='/content/drive/MyDrive/TEISIS'
df_train = pd.read_excel(f'{ruta}/DATA_AGD.xlsx', sheet_name='ENT')
df_test = pd.read_excel(f'{ruta}/DATA_AGD.xlsx', sheet_name='PRU')
print(df_test)
print(f'Tamaño set entrenamiento: {df_train.shape}')
print(f'Tamaño set prueba: {df_test.shape}')

# Variables columnas: 5 features.
# "ESTADO" contiene la categoría
df_train.columns

print(df_train.info())
print(df_test.info())

# Distribución de categorías
print(f'Número de categorías: {df_train["DIAGNÓSTICO"].nunique()}')
print(df_train.groupby('DIAGNÓSTICO').count())
print(df_test.groupby('DIAGNÓSTICO').count())

df_train.plot.box()

"""df_test.plot.box()"""

df_test.plot.box()

# EDA de los features
df_train.describe()

# Dibujar las distribuciones a través de box-plots:

fig, ax = plt.subplots(nrows=5, ncols=1, figsize=(8,30))
fig.subplots_adjust(hspace=0.5)

for i, col in enumerate(df_train.columns[:-1]):
    sns.boxplot(data=df_train, y=df_train[col], ax=ax[i])
    ax[i].set_title(col)

```

```

fig, ax = plt.subplots(nrows=len(df_train.columns[:-1]), ncols=1, figsize=(8,25))
fig.subplots_adjust(hspace=.25)

for i, col in enumerate(df_train.columns[:-1]):
    bplt = sns.boxplot(x="DIAGNÓSTICO", y=col, data=df_train, ax=ax[i])
    ax[i].set_xlabel('DIAGNÓSTICO')
    ax[i].set_title(col)

#plt.scatter(df_train["C2H4"],df_train["CH4"])
#plt.show()

# Dibujar la matriz de correlación para las variables numéricas (heat map: mapa de calor)

sns.heatmap(df_train[0:-1].corr(), annot=True);

"""Hay una alta correlación entre:

H2 - CH4

H2 - C2H6

H2 - C2H4

H2 - C2H2

CH4 - C2H6 (altísima)

CH4 - C2H4 (altísima)

C2H4 - C2H6 (altísima)

C2H2 tiene correlaciones bajas con casi todas las features exceptuando H2

2. Funciones auxiliares
"""

from sklearn.model_selection import RepeatedStratifiedKFold, cross_val_score
from sklearn.metrics import recall_score, make_scorer

# Scorer: obtener el mínimo recall
def recall_scorer(y_true, y_pred):
    recall = recall_score(y_true, y_pred, average=None)
    return np.min(recall)

"""3. Pre-procesamiento"""

from sklearn.preprocessing import StandardScaler, MinMaxScaler

# X, y en formato Numpy
data_train = df_train.values
data_test = df_test.values

X_train = data_train[:,0:5]
Y_train = data_train[:, -1]
X_test = data_test[:,0:5]
Y_test = data_test[:, -1]

```

```

# Estandarización
scaler = StandardScaler()
X_train_s = scaler.fit_transform(X_train)
X_test_s = scaler.transform(X_test)

# Escalamiento (-1 a 1)
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(-1,1))
X_train_mmx= scaler.fit_transform(X_train)
X_test_mmx = scaler.transform(X_test)

"""4. Clasificación con Random Forest"""

from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
# El modelo final: n_estimators = 18, max_features=2

# Validación cruzada
bosque = RandomForestClassifier(random_state=123, n_estimators=18, max_features=2)
scorer = make_scorer(recall_scorer)

cv = RepeatedStratifiedKFold(n_splits=5, n_repeats=3, random_state=4)
n_scores = cross_val_score(bosque, X_train, Y_train, scoring=scorer, cv=cv)
# Imprimir en pantalla el promedio y la desviación estándar
# de las 15 validaciones

print(f'Promedio, desviación del recall: {np.mean(n_scores):.2f},{np.std(n_scores):.2f}')

# Validación
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.metrics import confusion_matrix, ConfusionMatrixDisplay

# Verificar desempeño con el set de entrenamiento
bosque = RandomForestClassifier(random_state=123, n_estimators=18, max_features=2)
bosque.fit(X_train,Y_train)
preds = bosque.predict(X_train)

cm = confusion_matrix(Y_train, preds)
disp = ConfusionMatrixDisplay(confusion_matrix=cm, display_labels=[1,2,3,4])
disp.plot()
plt.show()

# Y validar con el set de prueba
preds = bosque.predict(X_test)

cm = confusion_matrix(Y_test, preds)
disp = ConfusionMatrixDisplay(confusion_matrix=cm, display_labels=[1,2,3,4])
disp.plot()
plt.show()

# Cálculos de recall
recall_1 = cm[0,0]/cm[0,:].sum()
recall_2 = cm[1,1]/cm[1,:].sum()
recall_3 = cm[2,2]/cm[2,:].sum()
recall_4 = cm[3,3]/cm[3,:].sum()

print(f'Recall cat. 1: {100*recall_1:.1f}%')
print(f'Recall cat. 2: {100*recall_2:.1f}%')

```

```

print(f'Recall cat. 3: {100*recall_3:.1f}%')
print(f'Recall cat. 4: {100*recall_4:.1f}%')

fig, ax = plt.subplots(nrows=1, ncols=1, figsize=(10,4))
fig.subplots_adjust(hspace=0.5)
xs=np.arange(0,64,1)
plt.plot(xs,Y_test,xs,preds)
plt.xlabel('N° de datos de prueba')
plt.ylabel('Estado de diagnóstico AGD')
plt.legend( ('Validación de prueba','Bosques aleatorios'), loc = 'upper left')
plt.show()

"""5. AdaBoost basado en árboles"""

from sklearn.ensemble import AdaBoostClassifier

# Modelo entrenado con los mejores hiperparámetros
N_ESTIMATORS = 41
LEARNING_RATE = 1.5
ada = AdaBoostClassifier(random_state=123, n_estimators=N_ESTIMATORS, learning_rate = LEARNING_

# Validación

# Verificar desempeño con el set de entrenamiento
ada.fit(X_train,Y_train)
preds = ada.predict(X_train)

cm = confusion_matrix(Y_train, preds)
disp = ConfusionMatrixDisplay(confusion_matrix=cm, display_labels=[1,2,3,4])
disp.plot()
plt.show()

# Y validar con el set de prueba
preds = ada.predict(X_test)

cm = confusion_matrix(Y_test, preds)
disp = ConfusionMatrixDisplay(confusion_matrix=cm, display_labels=[1,2,3,4])
disp.plot()
plt.show()

# Cálculos de recall
recall_1 = cm[0,0]/cm[0,:].sum()
recall_2 = cm[1,1]/cm[1,:].sum()
recall_3 = cm[2,2]/cm[2,:].sum()
recall_4 = cm[3,3]/cm[3,:].sum()

print(f'Recall cat. 1: {100*recall_1:.1f}%')
print(f'Recall cat. 2: {100*recall_2:.1f}%')
print(f'Recall cat. 3: {100*recall_3:.1f}%')
print(f'Recall cat. 4: {100*recall_4:.1f}%')

"""6. Red Neuronal

Se entrenarán dos modelos (cada uno con el mejor set de hiperparámetros encontrado): uno con el
"""

```

```

from sklearn.neural_network import MLPClassifier

MAX_ITER = 5000
L_RATE = 0.001
nn1 = MLPClassifier(solver='adam', learning_rate='constant',
                    learning_rate_init=L_RATE, hidden_layer_sizes = (4,3),
                    max_iter=MAX_ITER, random_state=1)

# Validación

# Verificar desempeño con el set de entrenamiento estandarizado
nn1.fit(X_train_s,Y_train)
preds = nn1.predict(X_train_s)

cm = confusion_matrix(Y_train, preds)
disp = ConfusionMatrixDisplay(confusion_matrix=cm, display_labels=[1,2,3,4])
disp.plot()
plt.show()

# Y validar con el set de prueba
preds = nn1.predict(X_test_s)

cm = confusion_matrix(Y_test, preds)
disp = ConfusionMatrixDisplay(confusion_matrix=cm, display_labels=[1,2,3,4])
disp.plot()
plt.show()

# Cálculos de recall
recall_1 = cm[0,0]/cm[0,:].sum()
recall_2 = cm[1,1]/cm[1,:].sum()
recall_3 = cm[2,2]/cm[2,:].sum()
recall_4 = cm[3,3]/cm[3,:].sum()

print(f'Recall cat. 1: {100*recall_1:.1f}%')
print(f'Recall cat. 2: {100*recall_2:.1f}%')
print(f'Recall cat. 3: {100*recall_3:.1f}%')
print(f'Recall cat. 4: {100*recall_4:.1f}%')

fig, ax = plt.subplots(nrows=1, ncols=1, figsize=(10,4))
fig.subplots_adjust(hspace=0.5)
xs=np.arange(0,64,1)
plt.plot(xs,Y_test,xs,preds)
plt.xlabel('N° de datos de prueba')
plt.ylabel('Estado de diagnóstico AGD')
plt.legend( ('Validación de prueba', 'Red neuronal 1'), loc = 'lower right')
plt.show()

"""El desempeño no es para nada bueno, y esto se debe a que los "features" se encuentran muy di
Importante notar que a pesar de lo anterior logra clasificar muy bien las categorías 1 y 4, par
"""

# Entrenamiento y validación con el set escalado
nn2 = MLPClassifier(solver='adam', learning_rate='constant',
                    learning_rate_init=L_RATE, hidden_layer_sizes = (4,3),
                    max_iter=MAX_ITER, random_state=1)

```

```

# Verificar desempeño con el set de entrenamiento escalado
nn2.fit(X_train_mmx,Y_train)
preds = nn2.predict(X_train_mmx)

cm = confusion_matrix(Y_train, preds)
disp = ConfusionMatrixDisplay(confusion_matrix=cm, display_labels=[1,2,3,4])
disp.plot()
plt.show()

# Y validar con el set de prueba
preds = nn2.predict(X_test_mmx)

cm = confusion_matrix(Y_test, preds)
disp = ConfusionMatrixDisplay(confusion_matrix=cm, display_labels=[1,2,3,4])
disp.plot()
plt.show()

# Cálculos de recall
recall_1 = cm[0,0]/cm[0,:].sum()
recall_2 = cm[1,1]/cm[1,:].sum()
recall_3 = cm[2,2]/cm[2,:].sum()
recall_4 = cm[3,3]/cm[3,:].sum()

print(f'Recall cat. 1: {100*recall_1:.1f}%')
print(f'Recall cat. 2: {100*recall_2:.1f}%')
print(f'Recall cat. 3: {100*recall_3:.1f}%')
print(f'Recall cat. 4: {100*recall_4:.1f}%')

fig, ax = plt.subplots(nrows=1, ncols=1, figsize=(10,4))
fig.subplots_adjust(hspace=0.5)
xs=np.arange(0,64,1)
plt.plot(xs,Y_test,xs,preds)
plt.xlabel('N° de datos de prueba')
plt.ylabel('Estado de diagnóstico AGD')
plt.legend( ('Validación de prueba', 'Red neuronal 2'), loc = 'lower right')
plt.show()

"""El desempeño es muy similar al de la primera Red Neuronal (aunque ligeramente inferior).

```

## 6. Feature importance

Para el mejor modelo (Bosque Aleatorio) se analizará el nivel de importancia de las características

```

print(bosque.feature_importances_)
print(df_train.columns[:-1])

"""Este es el orden de importancia de las características:
C2H2: 29.4%
C2H6: 24.5%
C2H4: 17.6%
H2: 17.3%
CH4: 11.2%
"""

```

**Anexo 2.** Pruebas AGD de los transformadores de potencia de la subestación Novacero.

	<b>INFORME DE RESULTADOS DE CROMATOGRAFÍA DE GASES DISUELTOS EN ACEITE AISLANTE</b>	CÓDIGO:	FMC2102
		FECHA:	2019-05-27
		VERSIÓN:	13

INFORME Nº	0918 - 19	FECHA DE EMISIÓN :	2019-10-26
------------	-----------	--------------------	------------

DATOS DEL LABORATORIO			
IDENTIFICACIÓN:	Servicios técnicos y laboratorios para la industria SERTINLAB S.A	CONTACTO:	Ing. Sonia Alvarez
DIRECCIÓN:	Calle N71H Oe5-251 y Catón Cardenas	TELEFONO:	022490600 Ext-104

DATOS DEL CLIENTE			
CLIENTE:	ESEYCE	CONTACTO:	Ing. Richard Proaño
DIRECCIÓN:	Guayaquil - Km 15,5 vía a Daule		

IDENTIFICACIÓN DE LA MUESTRA			
Fecha de Recepción:	16 de octubre de 2019	Fecha de Análisis:	17 de octubre de 2019
Código de la Muestra:	0918 -19		

DATOS DEL TRANSFORMADOR **INFORMACIÓN PROPORCIONADA POR EL CLIENTE**			
Equipo:	Trafo	Año de Fabricación:	2008
Ubicación:	S/E Novacero	Fabricante:	Trafo
Tensión:	138 kV	Serie:	XA2023A001
Potencia:	50/60 MVA	Vol. Aceite:	-
Equipo con carga:	- %	Temp. Aceite en equipo:	- °C
		Observaciones:	Tamb: - °C Hr: -

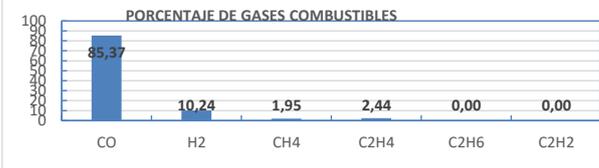
CONDICIONES AMBIENTALES	Presión Atm.: 735,0 hPa	Temperatura:	22 °C	Humedad:	42%
	Presión Atm.: 551,3 mmHg				

PARÁMETROS DE ANÁLISIS			
Vol. Muestra de Aceite:	30 cm <sup>3</sup>	Presencia de burbuja:	NO
Porcentaje total de gases disueltos:	4,4 %	MÉTODO ASTM:	ASTM D3612 - Método C (Modificado)
Gases No Combustibles:	43729 ppm	MÉTODO INTERNO:	PEE/SERT/10
Gases Combustibles (GC):	205 ppm		

GC = Cantidad de Gases Combustibles en ppm (IEEE C57.104-2008)
<span style="color: green;">GC &lt; 720 ppm = Condición Normal</span> <span style="color: orange;">1921 ≤ GC &lt; 4630 ppm = Generación GC en precaución</span> <span style="color: red;">GC ≥ 4630 ppm = Generación de GC en peligro</span>
<span style="color: green;">721 ≤ GC &lt; 1920 ppm = Monitoreo Más frecuente</span>

RESULTADOS							
COMPONENTE	FÓRMULA	CONCENTRACIÓN (V/V)		RELACION DE GASES		TRIANGULOS DE DUVAL	
HIDROGENO	H <sub>2</sub>	21	ppm	CH <sub>4</sub> / H <sub>2</sub>	0,19	% CH <sub>4</sub> :	-
OXIGENO	O <sub>2</sub>	4525	ppm *	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> / CH <sub>4</sub>	-	%C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> :	-
NITROGENO	N <sub>2</sub>	38675	ppm *	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> / C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	-	% C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> :	-
DIOXIDO DE CARBONO	CO <sub>2</sub>	529	ppm	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> / C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	-		-
ACETILENO	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	ND	ppm	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> / C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	-	% CH <sub>4</sub> :	-
ETILENO	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	5	ppm	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> / CH <sub>4</sub>	-	%C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> :	-
ETANO	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	ND	ppm	CO / CO <sub>2</sub>	0,33	% H <sub>2</sub> :	-
METANO	CH <sub>4</sub>	4	ppm	O <sub>2</sub> / N <sub>2</sub>	0,12		-
MONOXIDO DE CARBONO	CO	175	ppm	<i>Usar ambos criterios si la generación de GC no es normal</i>			

ND = NO DETECTADO

<p><b>INTERPRETACIÓN:</b> Diagnóstico y Recomendaciones:</p> <p>De acuerdo al método IEEE C57.104-2008 y a los niveles de seguridad recomendados por Morgan Schaffer, según los años de operación del transformador, la generación de gases combustibles se encuentra dentro de los rangos normales. Se recomienda realizar un nuevo análisis cromatográfico de control en un año.</p>	 <p>PORCENTAJE DE GASES COMBUSTIBLES</p>
--	--

- NOTAS:**
- Los resultados se relacionan únicamente con los ítems sometidos a ensayo y aplican a la muestra tal y como se recibió en el laboratorio.
  - Este Informe sirve únicamente para conocimiento de resultados y datos, no válido para uso legal sin firma.
  - Se ha estimado la incertidumbre para los ensayos. De ser requerida, está disponible en el Laboratorio para cuando lo requiera el Cliente.
  - El laboratorio no se responsabiliza por la información proporcionada por el cliente.
- \* Fuera del alcance de la validación.

Realizado por:

Revisado y Aprobado por:

Ing. Gabriela Abadiano  
TÉCNICO ANALISTA

Ing. Gabriela Abadiano  
GERENTE TÉCNICO

\*\*Propiedad de SERTINLAB S.A. prohibida su reproducción sin la autorización del laboratorio, excepto cuando se reproduce en su totalidad.\*\*

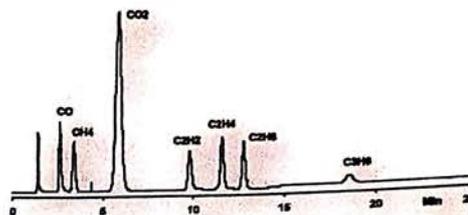
\*\*\*\* FIN DEL DOCUMENTO \*\*\*\*

- Los resultados contenidos en este informe corresponden a la muestra analizada bajo las condiciones de prueba.
- Se prohíbe la reproducción total o parcial de este documento sin autorización previa escrita.

IDENTIFIC.  
UBICACIÓN  
MARCA  
SERIE  
AÑO  
TIPO

EQ-1
S/E NOVACERO
T TRAF0
XA2023A001
2008
SUBESTACIÓN

POTENCIA	50,00 (MVA)
V. PRIMARIO	138,00 (KV)
V. SECUND.	138,00 (KV)
CONEX. PRIM.	ESTRELLA
CONEX. SEC.	N/A
DESFASE	0°



MATERIAL P-S  
ACEITE

Cobre	Cobre
12410 (l)	Mineral

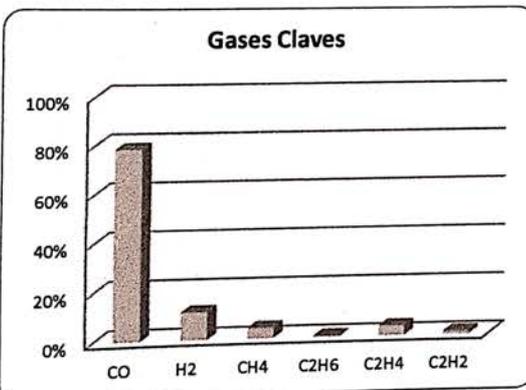
PESO	44900 (Kg)
ENFRIAMIENTO	ONAN/ONAF

TEMP/RH Amb.

14,0 (°C)	72,0 (%)
-----------	----------

TEMP. TRAF0	42,0 (°C)
-------------	-----------

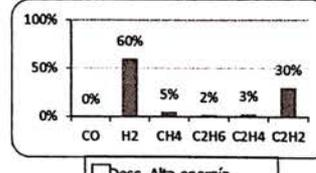
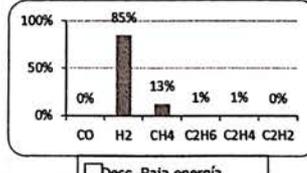
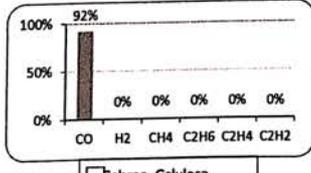
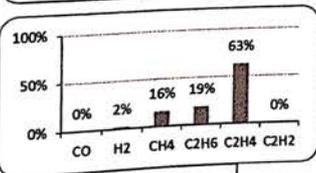
Gas	Símbolo	Medición	% Gas	Límites Gases Individuales y TGCD - IEEE				R1 CH4/H2
				Combustible	Condición I	Condición II	Condición III	
Monóxido de Carbono	CO	179 (ppm)	79%	350	351 - 570	571 - 1400	> 1400	0,38
Dióxido de Carbono	CO2	497 (ppm)	--	2.500	2501 - 4000	4001 - 10000	> 10000	R2 C2H2/C2H4
Hidrógeno	H2	26 (ppm)	11%	100	101 - 700	701 - 1800	> 1800	0,33
Metano	CH4	10 (ppm)	4%	120	121 - 400	401 - 1000	> 1000	R3 C2H2/CH4
Etano	C2H6	1 (ppm)	0%	65	66 - 100	101 - 150	> 150	0,30
Etileno	C2H4	9 (ppm)	4%	50	51 - 100	101 - 200	> 200	R4 C2H6/C2H2
Acetileno	C2H2	3 (ppm)	1%	35	36 - 50	51 - 80	> 80	0,33
Nitrógeno	N2	51443 (ppm)	--	--	--	--	--	R5 C2H4/C2H6
Oxígeno	O2	5799 (ppm)	--	--	--	--	--	9,00
Total de gases combustibles	TGC	228 (ppm)	100%	720	721 - 1920	1921 - 4630	> 4630	CO2/CO 2,8



Posible Falla	Relaciones de Doernburg			
	R1	R2	R3	R4
Normal	H2, CH4, C2H2, C2H4 < 2 C.I.		C2H6, CO, < C.I.	
Térmica	> 1.0	< 0.75	< 0.3	> 0.4
Descarga de baja energía	< 0.1	n/a	< 0.3	> 0.4
Descarga de alta energía	0.1 < x < 1.0	> 0.75	> 0.3	< 0.4

Posible Falla	Relaciones de Rogers			
	R1	R2	R5	Relación CO2/CO
Normal	0.1 < x < 1.0	< 0.1	< 1.0	< 7
Sobrecarga	0.1 < x < 1.0	< 0.1	1.0 < x < 3.0	
Térmica < 700°C	> 1.0	< 0.1	1.0 < x < 3.0	> 7
Térmica > 700°C	> 1.0	< 0.1	> 3.0	
Descarga de baja energía	< 0.1	< 0.1	< 1.0	--
Descarga de alta energía	0.1 < x < 1.0	1.0 < x < 3.0	> 3.0	--



Condición	Concentración	Gases Claves	Relaciones
<input checked="" type="checkbox"/> Aceptable	<input type="checkbox"/> Cuestionable	<input type="checkbox"/> Inaceptable	<input checked="" type="checkbox"/> Aceptable
<input type="checkbox"/> Aceptable	<input checked="" type="checkbox"/> Cuestionable	<input type="checkbox"/> Inaceptable	<input type="checkbox"/> Aceptable
<input type="checkbox"/> Aceptable	<input type="checkbox"/> Cuestionable	<input checked="" type="checkbox"/> Inaceptable	<input type="checkbox"/> Aceptable
<input type="checkbox"/> Aceptable	<input type="checkbox"/> Cuestionable	<input type="checkbox"/> Inaceptable	<input checked="" type="checkbox"/> Aceptable

CRITERIO DE ACEPTACION	Condición I	Condición II	Condición III	Condición IV
IEEE C57.104	Niveles bajos, el transformador está operando satisfactoriamente.	Niveles mayores que los normales, una falla(s) podría estar presente.	Niveles elevados de descomposición, una falla(s) probablemente está presente.	Niveles excesivos de descomposición, seguir la operación podría resultar en la falla del transformador

REALIZADO POR	REVISADO POR	APROBADO POR	EQUIPO
Luis Pilatasig Técnico de Servicios RG-CRA-R03	Alejandro Escobar Gerente Comercial	Franklin Pico Gerente General	Cromatógrafo

# OIL ANALYSIS REPORT

## REFERENCE

Client:	Mr. James Gonzales (ZSD01)	P.O. No	SBS-210318-2	Sample No:	M0551670
E-mail:		Work Order	SBS-210318-2	Authorized by:	EG
Company:	Sistemas Digitales de Control			Sent Date:	2018-03-22

## EQUIPMENT

Apparatus Type:	TRN	KV:	138	Sampling Point:	MAIN
Location:	NOVACERO LATA CUNGA	MVA:	60	Oil Temp. (°C):	
Equipment No.:	XA2023A001	Oil type:	Mineral Oil	Sampled by:	ING J. C. ASTUDILLO
Serial No.:	XA2023A001	Year built:	2008	Sampling Date:	2018-03-02
Additional info:	138 KV / 138 KV				
Description:	TRANSFORMADOR				

## DGA

2018-02-03	2018-03-02	Parameter	Screening Code(T/R)	Test Method
20	20	Hydrogen		D3612-17
6	4	Acetylene		ppm (V/V) at 273 K and 760 Torr
2	2	Ethane		
9	9	Ethylene		
7	7	Methane		
113	133	Carbon Monoxide		
590	511	Carbon Dioxide		
66300	40600	Nitrogen		
15000	5520	Oxygen		
157	175	TDCG (ppm)		
8.17	4.67	Total Dissolved Gas (%)		

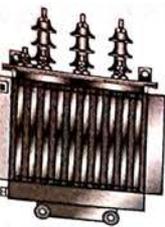
## OIL QUALITY

Previous	2018-03-02	Parameter	Screening Code(T/R)	Test Method
2018-02-03	3	Moisture in Oil (ppm)		WI017-00
		Moisture in Oil (ppm)		D 1533-12
2018-02-03	43.7	Interfacial Tension (mN/m)		D 971-12
2018-02-03	< 0.01	Acid Number (mg KOH/g)		D 974-14e2
2018-02-03	< 0.5	Color Number		D1500-12
2018-02-03	Pass	Visual Examination		D 1524-15
2018-02-03	22	Dielectric Breakdown (kV)		D 877-13
		Dielectric Breakdown 2 mm (kV)		D 1816-12
		Power Factor @ 25 °C (%)		D 924-15
		Power Factor @ 100 °C (%)		D 924-15
2018-02-03	0.8820	Specific Gravity		D 1298-12b
2018-02-03	< 0.02	Oxidation Inhibitor DBP (wt. %)		D 4768-11
		Oxidation Inhibitor DBPC (wt. %)		D 4768-11
		PCB - Total Arochlor Content (ppm)		D 4059-00
		Corrosive Sulphur Method B		D 1275-15
2018-02-03	< 5	5-hydroxymethyl-2-furaldehyde (ppb)		D 5837-15
2018-02-03	< 5	furfuryl alcohol (ppb)		D 5837-15
2018-02-03	< 5	2-furaldehyde (ppb)		D 5837-15
2018-02-03	< 5	2-acetyl furan (ppb)		D 5837-15
2018-02-03	< 5	5-methyl-2-furaldehyde (ppb)		D 5837-15
		Methanol (ppb)		
		Ethanol (ppb)		

COMMENTS: NOVACERO TRANSFORMADOR 138 KV / 138 KV 60 MVA SOLICITADO POR ING. JUAN CARLOS ASTUDILLO  
CONSTATAACION DE LA PRUEBA DE: Mantenimiento anual Febrero de 2018

\*\*\* Morgan Schaffer is an ISO/IEC 17025 accredited laboratory \*\*\*

The analyses and screening codes contained in this report are based upon material and information supplied by the client. Morgan Schaffer Ltd does not imply that the contents of the sample received at its laboratory are the same as all such material in the environment from which the sample was taken. Our test results relate only to the sample or samples tested. Morgan Schaffer Ltd assumes no responsibility and makes no warranty or representation, expressed or implied as to the condition, productivity or proper operation of any equipment or other property for which this report may be used or relied upon for any reason whatsoever. This report must not be reproduced, unless in its entirety, without the written consent of Morgan Schaffer Ltd. (\* Subcontracted, † Non-accredited test)

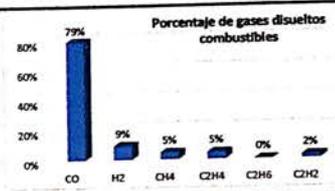


- Mantenimiento de Transformadores de potencia y distribución
- Tratamiento de aceites dieléctricos
- Análisis Físicos Químicos y Cromatográficos de aceites
- Equipos de prueba y medición
- Suministros para la industria
- Suministros para laboratorios
- Diseño y Construcción de transformadores secos
- Suministros eléctricos y protecciones para alta, media y baja tensión

PROTOCOLO 0457					
CLIENTE	NOVACERO S.A.	POTENCIA (MVA)	80	No. DE SERIE	XA2023A001
ENCARGADO	Ing. Alejandra Ortiz	MARCA	TRAF0	VOLTAJES (KV)	138/138
CARGO	Jefe eléctrico	VOL. ACEITE (L)	13940	AÑO DE FAB.	2008
TELÉFONO	032718047	% DE CARGA	-	FECHA DE MUESTREO	28/09/2017
CIUDAD	Lasso	TEMP MUESTRA (°C)	20	FECHA DE RECEPCIÓN	28/09/2017
PAIS	Ecuador	TIPO DE ACEITE	Mineral	FECHA DE ANÁLISIS	29/09/2017
LOCALIZACIÓN	SUBESTACIÓN	OBSERVACIONES:	PREMANTENIMIENTO DE EQUIPO EN SERVICIO	FECHA DE EMISIÓN	02/10/2017

CONDICIONES DEL LABORATORIO	
Temperatura Ambiente : 24 °C	Humedad Relativa : 33%
Presión Barométrica : 755 mm Hg	Temperatura del Aceite : 24°C

ANÁLISIS DE GASES DISUELTOS NORMA: ASTM D-3412 / (2002) R2009 METODO C		
PRUEBA	UNIDAD	PREMANTENIMIENTO DE EQUIPO EN SERVICIO
Hidrógeno (H2)	ppm	12,0
Metano (CH4)	ppm	6,0
Etileno (C2H4)	ppm	6,0
Etano (C2H6)	ppm	<2,0
Acetileno (C2H2)	ppm	3,0
Propileno (C3H6)	ppm	****
Propano (C3H8)	ppm	****
Monóxido de Carbono (CO)	ppm	104,0
Dióxido de Carbono (CO2)	ppm	268,0
Oxígeno (O2)	ppm	10282,0
Nitrógeno (N2)	ppm	>57348
TOTAL GASES DISUELTOS COMBUSTIBLES		131,0
TOTAL GASES DISUELTOS (%)		6,8



ANÁLISIS FÍSICOQUÍMICOS DE ACEITES DIELECTRICOS		
NORMA (AÑO)	PRUEBA	FECHA: UNIDAD
D-1524 R(2010)	Aspecto Visual	Relativo
D-1500 R(2010)	Color	Relativo
D-1298 (2005)	Gravedad Especifica (15°/15°C)	Relativo
D-971 (2004)	Tensión interfacial	Dynas/cm
D-1533 (2005)	Contenido de Agua	ppm
D-974 (2008)	No. de neutralización	mg KOH/g aceite
D-1816 (2004)	Tensión de Rigidez dieléctrica	kV
D-877 (2007)	Tensión de Rigidez dieléctrica	kV
C 57.106-2002	Porcentaje de Saturación de Agua en el aceite %	
	Índice de Calidad	

OBSERVACIONES	DIAGNOSTICOS								TDCG	
	Dióxido de Carbono (CO2)	Etileno (C2H4)	Acetileno (C2H2)	Etano (C2H6)	Hidrogeno (H2)	Metano (CH4)	Monóxido de Carbono (CO)			
DGA Gas clave/Método de Interpretación IEEE (57.104) CONDICION DE FALLA	2500	50	1	65	100	120	350		3686	
DGA Método de Relacion de Rogers / Dornenberg	TDCG En este rango indica que el transformador esta en condicion normal (CONDICION 1)								887 - 1879	
CH4/H2	0,5	TDCG En este rango indica nivel de gases mayor al normal. Establecer tendencia (CONDICION 2)								
C2H2/C2H4	0,5	4001-10000	101-200	10-35	101-150	701-1800	401-1000	571-1400	1880-4585	
C2H6/C2H2	0	TDCG En este rango indica un alto nivel de descomposicion. Se deben tomar medidas inmediatas para establecer una tendencia. Es posible la presencia de una falla (CONDICION 3)								
C2H4/C2H6	N/A	> 10000	> 200	> 35	> 150	> 1800	> 1000	> 1400	> 4585	
DGA IEC 60599	CONDICION NORMAL	TDCG En este rango indica descomposicion excesiva. La operacion continua podria resultar en la falla del equipo. Proceda inmediatamente y con precaucion (CONDICION 4)								
CO2/CO	3									
DGA IEEE/ANSI (57.104) GAS CLAVE	CONDICION NORMAL									

ASTM D-3487 y IEEE C 57.106 (Tabla No 2, 3 y 7)	ACEITE EN CANECA	ACEITE NUEVO EN TRANSFORMADOR NUEVO			ACEITE EN TRANSFORMADOR EN SERVICIO			
		IEEE C 57.106 Tabla No 2 y 3			IEEE C 57.106 Tabla No 5			
		Min.	Máx.	≤ 69 kV	<230kV	≥ 230 kV	≤ 69 kV	>69-230kV
Aspecto Visual	ACORDE	Claro y Brillante	Claro y Brillante			***		
Color	ACORDE	0,5	1,0			***		
Gravedad Especifica	ACORDE	0,910	***			***		
Tensión interfacial	ACORDE	40,0	38,0			25,0	30,0	32,0
Contenido de Agua	ACORDE	35,0	20,0	10,0	10,0	35,0	25,0	20,0
No. de neutralización	ACORDE	0,03	0,015			0,20	0,15	0,10
Tensión de Rigidez dieléctrica D-1816	ACORDE	35,0	45,0	52,0	55,0	40,0	47,0	50,0
Tensión de Rigidez dieléctrica D-877	***	30	***			***		
% de Saturación C57.106-2002 tabla 5	NO ACORDE					15	8	5

\*\*\* No existe valor de referencia. \*\*\*\* Pruebas no realizada.

Observaciones:  
 \*Según la norma IEEE C57.106 el equipo que no cumpla con las especificaciones de porcentaje de saturación de agua, se recomienda un proceso de TERMOVACÍO.  
 \*De acuerdo a cromatografía de gases, Análisis de Triángulo de Duval: se determina que existe una posible falla térmica o eléctrica, se recomienda realizar una nueva toma de muestra y análisis en 3 me

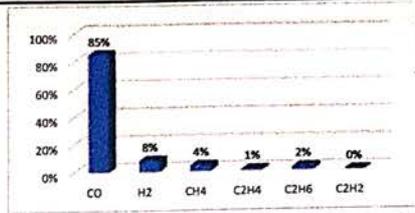
Realizado por:  
 Ing. Yolanda Pallo

Revisado por:  
 Ing. Eléc. Santiago Camacho

PROTOCOLO 0185					
CLIENTE	NOVACERO S.A.	POTENCIA (MVA)	60	Nº. DE SERIE	XA2023A001
ENCARGADO	Ing. Carlos Verdugo	MARKA	TRAF0	VOLTAJES (KV)	138/138
CARGO	Jefe eléctrico	VOL. ACEITE (L)	14102	AÑO DE FAB.	2008
TELÉFONO	032719047	% DE CARGA	-	FECHA DE MUESTREO	10/05/2016
CUIDAD	Lasso	TEMP. ACEITE (°C)	34	FECHA DE RECEPCIÓN	13/05/2016
PAÍS	ECUADOR	TIPO DE ACEITE	Mineral	FECHA DE ANÁLISIS	16/05/2016
LOCALIZACIÓN	SUBESTACIÓN	OBSERVACIONES:	1er. PREMANTENIMIENTO DE EQUIPO EN SERVICIO	FECHA DE EMISIÓN	16/05/2016

CONDICIONES DEL LABORATORIO	
Temperatura Ambiente : 22 °C	Humedad Relativa : 35%
Presión Barométrica : 783 mm Hg	Temperatura del Aceite : 22°C

ANÁLISIS DE GASES DISUELTOS NORMA: ASTM D-3612 / (2002) R2009 METODO C		
FECHA: 13/05/2016		
1er. PREMANTENIMIENTO DE EQUIPO EN SERVICIO		
PRUEBA	UNIDAD	
Hidrógeno (H2)	ppm	10,0
Metano (CH4)	ppm	5,0
Etileno (C2H4)	ppm	1,0
Etano (C2H6)	ppm	3,0
Acetileno (C2H2)	ppm	0,0
Propileno (C3H6)	ppm	****
Propano (C3H8)	ppm	****
Monóxido de Carbono (CO)	ppm	107,0
Dióxido de Carbono (CO2)	ppm	316,0
Oxígeno (O2)	ppm	23601,0
Nitrógeno (N2)	ppm	94820,0
<b>TOTAL GASES DISUELTOS COMBUSTIBLES</b>		<b>126,0</b>
<b>TOTAL GASES DISUELTOS (%)</b>		<b>11,9</b>



ANÁLISIS FÍSICOQUÍMICOS DE ACEITES DIELECTRICOS			
FECHA: 13/05/2016			
NORMA (AÑO)	PRUEBA	UNIDAD	RESULTADO
D-1524 R(2010)	Aspecto Visual	Relativo	Claro y Brillante
D-1500 R(2010)	Color	Relativo	<0,5
D-1298 (2005)	Gravedad Especifica (15°/15°C)	Relativo	0,881
D-971 (2004)	Tensión Interfacial	Dynas/cm	44,8
D-1533 (2005)	Contenido de Agua	ppm	16,8
D-974 (2008)	No. de neutralización	mg KOH/g aceite	0,0117
D-1816 (2004)	Tensión de Rigidez dieléctrica	kV	52,58
D-877 (2007)	Tensión de Rigidez dieléctrica	kV	****
C 57.106-2002	Porcentaje de Saturación de Agua en el aceite %		20,3
	Índice de Calidad		3829,1

DIAGNÓSTICOS									
OBSERVACIONES	CONDICIÓN 1	Dióxido	Etileno	Acetileno	Etano	Hidrogeno	Metano	Monóxido	TDCG
		CO <sub>2</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	CO	
DGA Gas clave/Método de Interpretación IEEE (57.104) CONDICION DE FALLA	NORMAL	2500	50	1	65	100	120	350	≤686
DGA Método de Relacion de Rogers / Dornenberg	TDCG En este rango indica que el transformador está en condiciones normal (CONDICION 1)								
CH4/H2	0,50	TDCG En este rango indica nivel de gases mayor al normal. Establecer tendencia (CONDICION 2)							
C2H2/C2H4	N/A	4001-10000	101 - 200	10 - 35	101 - 150	701 - 1800	401 - 1000	571 - 1400	1880 - 4585
C2H6/C2H2	N/A	TDCG En este rango indica un alto nivel de descomposición. Se deben tomar medidas inmediatas para establecer una tendencia. Es posible la presencia de una falla (CONDICION 3)							
C2H4/C2H6	0,33	TDCG En este rango indica descomposición excesiva. La operación continua podría resultar en la falla del equipo. Proceda inmediatamente y con precaución (CONDICION 4)							
DGA IEC 60599	CONDICION NORMAL	> 10000	> 200	> 35	> 150	> 1800	> 1000	> 1400	> 4585
CO2/CO	2,95								
DGA IEEE/ANSI (57.104) GAS CLAVE	CONDICION NORMAL								

DIAGNÓSTICOS									
ASTM D-3487 y IEEE C 57.106 (Tabla No 2, 3 y 7)	ACEITE EN CANECA	ACEITE NUEVO EN TRANSFORMADOR NUEVO				ACEITE EN TRANSFORMADOR EN SERVICIO			
		ASTM D-3487		IEEE C 57.106 Tabla No 2 y 3		IEEE C 57.106 Tabla No 5			
		Mín.	Máx.	≤ 69 kV	<230kV	≥ 230 kV	≤ 69 kV	>69-230kV	≥ 230 kV
Aspecto Visual	ACORDE	Claro y Brillante		Claro y Brillante		***			
Color	ACORDE	0,5		1,0		***			
Gravedad Especifica	ACORDE	0,910		***		***			
Tensión interfacial	ACORDE	40,0		38,0		25,0	30,0	32,0	
Contenido de Agua	ACORDE	35,0		20,0	10,0	10,0	35,0	25,0	20,0
No. de neutralización	ACORDE	0,03		0,015		0,20	0,15	0,10	
Tensión de Rigidez dieléctrica D-1816	ACORDE	35,0		45,0	52,0	55,0	40,0	47,0	50,0
Tensión de Rigidez dieléctrica D-877	***	30		***		***			
% de Saturación C57.106-2002 tabla 5	NO ACORDE					15	8	5	

\*\*\* No existe valor de referencia. \*\*\*\* Prueba no realizada.

**Observaciones:**

\*Según la norma IEEE C57.106 el equipo que no cumpla con las especificaciones de porcentaje de saturación de agua, se recomienda un proceso de TERMOVACIO.

\*En cuanto al análisis de cromatografía de gases, éstos se encuentran dentro de las condiciones normales.

Realizado por:  
Ing. Yolanda Pallo

Revisado por:  
Ing. Elé. Santiago Camacho

	<b>INFORME DE RESULTADOS DE CROMATOGRAFÍA DE GASES DISUELTOS EN ACEITE AISLANTE</b>	CÓDIGO:	FMC2102
		FECHA:	2019-05-27
		VERSIÓN:	13

INFORME Nº	0919 - 19	FECHA DE EMISIÓN :	2019-10-26
------------	-----------	--------------------	------------

DATOS DEL LABORATORIO			
<b>IDENTIFICACIÓN:</b>	Servicios técnicos y laboratorios para la industria SERTINLAB S.A	<b>CONTACTO:</b>	Ing. Sonia Alvarez
<b>DIRECCIÓN:</b>	Calle N71H Oe5-251 y Catón Cardenas	<b>TELEFONO:</b>	022490600 Ext-104

DATOS DEL CLIENTE			
<b>CLIENTE:</b>	ESEYCE	<b>CONTACTO:</b>	Ing. Richard Proaño
<b>DIRECCIÓN:</b>	Guayaquil - Km 15,5 vía a Daule		

IDENTIFICACIÓN DE LA MUESTRA			
<b>Fecha de Recepción:</b>	16 de octubre de 2019	<b>Fecha de Análisis:</b>	17 de octubre de 2019
<b>Código de la Muestra:</b>	0919 -19		

DATOS DEL TRANSFORMADOR **INFORMACIÓN PROPORCIONADA POR EL CLIENTE**			
<b>Equipo:</b>	Transformador	<b>Año de Fabricación:</b>	2008
<b>Ubicación:</b>	S/E Novacero	<b>Fabricante:</b>	-
<b>Tensión:</b>	138/18 kV	<b>Serie:</b>	XA1950A001
<b>Potencia:</b>	2/2,5 MVA	<b>Vol. Aceite:</b>	-
<b>Equipo con carga:</b>	- %	<b>Temp. Aceite en equipo:</b>	- °C
		<b>Observaciones:</b>	Tamb: - °C Hr: -

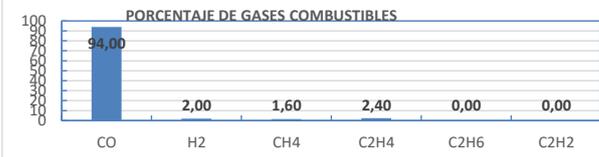
<b>CONDICIONES AMBIENTALES</b>	<b>Presión Atm.:</b> 735,0 hPa	<b>Temperatura:</b> 22 °C	<b>Humedad:</b> 42%
	<b>Presión Atm.:</b> 551,3 mmHg		

PARÁMETROS DE ANÁLISIS			
<b>Vol. Muestra de Aceite:</b>	30 cm <sup>3</sup>	<b>Presencia de burbuja:</b>	NO
<b>Porcentaje total de gases disueltos:</b>	6,9 %	<b>MÉTODO ASTM:</b>	ASTM D3612 - Método C (Modificado)
<b>Gases No Combustibles:</b>	68914 ppm	<b>MÉTODO INTERNO:</b>	PEE/SERT/10
<b>Gases Combustibles (GC):</b>	● 250 ppm		

GC = Cantidad de Gases Combustibles en ppm (IEEE C57.104-2008)
<span style="color: green;">GC &lt; 720 ppm = Condición Normal</span> <span style="color: orange;">1921 ≤ GC &lt; 4630 ppm = Generación GC en precaución</span>
<span style="color: red;">721 ≤ GC &lt; 1920 ppm = Monitoreo Más frecuente</span> <span style="color: red;">GC ≥ 4630 ppm = Generación de GC en peligro</span>

RESULTADOS						
COMPONENTE	FÓRMULA	CONCENTRACIÓN (V/V)		RELACION DE GASES		TRIANGULOS DE DUVAL
HIDROGENO	H <sub>2</sub>	5	ppm	CH <sub>4</sub> / H <sub>2</sub>	0,80	% CH <sub>4</sub> : -
OXIGENO	O <sub>2</sub>	19959	ppm *	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> / CH <sub>4</sub>	-	%C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> : -
NITROGENO	N <sub>2</sub>	46981	ppm *	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> / C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	-	% C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> : -
DIOXIDO DE CARBONO	CO <sub>2</sub>	1974	ppm	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> / C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	-	-
ACETILENO	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	ND	ppm	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> / C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	-	% CH <sub>4</sub> : -
ETILENO	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	6	ppm	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> / CH <sub>4</sub>	-	%C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> : -
ETANO	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	ND	ppm	CO / CO <sub>2</sub>	0,12	% H <sub>2</sub> : -
METANO	CH <sub>4</sub>	4	ppm	O <sub>2</sub> / N <sub>2</sub>	0,42	-
MONOXIDO DE CARBONO	CO	235	ppm	<b>Usar ambos criterios si la generación de GC no es normal</b>		

ND = NO DETECTADO

<p><b>INTERPRETACIÓN:</b> Diagnóstico y Recomendaciones:</p> <p>De acuerdo al método IEEE C57.104-2008 y a los niveles de seguridad recomendados por Morgan Schaffer, según los años de operación del transformador, la generación de gases combustibles se encuentra dentro de los rangos normales. Se recomienda realizar un nuevo análisis cromatográfico de control en un año.</p>	 <p>● 94,00 2,00 1,60 2,40 0,00 0,00</p> <p>CO H2 CH4 C2H4 C2H6 C2H2</p>
--	--

- NOTAS:**
1. Los resultados se relacionan únicamente con los ítems sometidos a ensayo y aplican a la muestra tal y como se recibió en el laboratorio.
  2. Este Informe sirve únicamente para conocimiento de resultados y datos, no válido para uso legal sin firma.
  3. Se ha estimado la incertidumbre para los ensayos. De ser requerida, está disponible en el Laboratorio para cuando lo requiera el Cliente.
  4. El laboratorio no se responsabiliza por la información proporcionada por el cliente.
- \* Fuera del alcance de la validación.

Realizado por:

Revisado y Aprobado por:

Ing. Gabriela Abadiano  
TÉCNICO ANALISTA

Ing. Gabriela Abadiano  
GERENTE TÉCNICO

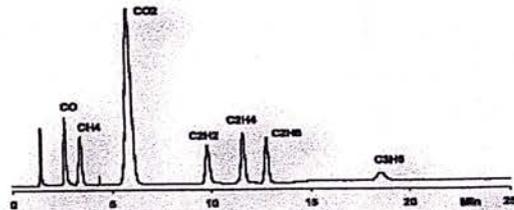
\*\*Propiedad de SERTINLAB S.A. prohibida su reproducción sin la autorización del laboratorio, excepto cuando se reproduce en su totalidad.\*\*

\*\*\*\* FIN DEL DOCUMENTO \*\*\*\*

- Los resultados contenidos en este informe corresponden a la muestra analizada bajo las condiciones de prueba.
- Se prohíbe la reproducción total o parcial de este documento sin autorización previa escrita.

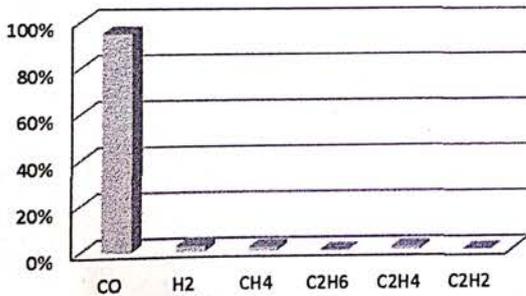
IDENTIFIC.	EQ 2	
UBICACIÓN	S/E NOVACERO	
MARCA	TRAFO	
SERIE	XA1950A001	
AÑO	2007	
TIPO	SUBESTACIÓN	
MATERIAL P-S	Cobre	Cobre
ACEITE	8847 (l)	Mineral
TEMP/RH Amb.	14,0 (°C)	59,0 (%)

POTENCIA	20,00 (MVA)
V. PRIMARIO	138,00 (KV)
V. SECUND.	18,00 (KV)
CONEX. PRIM.	Delta
CONEX. SEC.	Estrella
DESFASE	30 °
PESO	30567 (Kg)
ENFRIAMIENTO	ONAN
TEMP. TRAFO	45,0 (°C)



Gas	Símbolo	Medición	% Gas Combustible	Límites Gases Individuales y TGCD - IEEE				R1 CH4/H2
				Condición I	Condición II	Condición III	Condición IV	
Monóxido de Carbono	CO	246 (ppm)	95%	350	351 - 570	571 - 1400	> 1400	0,67
Dióxido de Carbono	CO2	1474 (ppm)	--	2.500	2501 - 4000	4001 - 10000	> 10000	R2 C2H2/C2H4
Hidrógeno	H2	6 (ppm)	2%	100	101 - 700	701 - 1800	> 1800	0,00
Metano	CH4	4 (ppm)	2%	120	121 - 400	401 - 1000	> 1000	R3 C2H2/CH4
Etano	C2H6	0 (ppm)	0%	65	66 - 100	101 - 150	> 150	0,00
Etileno	C2H4	3 (ppm)	1%	50	51 - 100	101 - 200	> 200	R4 C2H6/C2H2
Acetileno	C2H2	0 (ppm)	0%	35	36 - 50	51 - 80	> 80	#¡DIV/0!
Nitrógeno	N2	42948 (ppm)	--	--	--	--	--	R5 C2H4/C2H6
Oxígeno	O2	12475 (ppm)	--	--	--	--	--	#¡DIV/0!
Total de gases combustibles	TGC	259 (ppm)	100%	720	721 - 1920	1921 - 4630	> 4630	CO2/CO 6,0

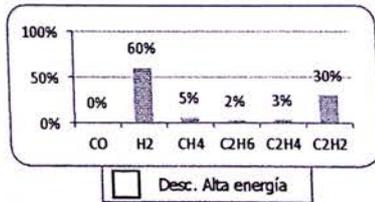
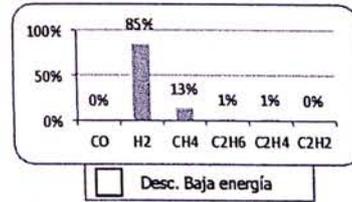
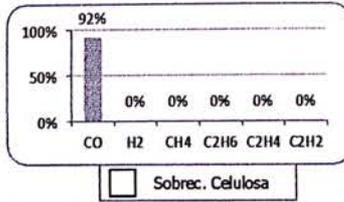
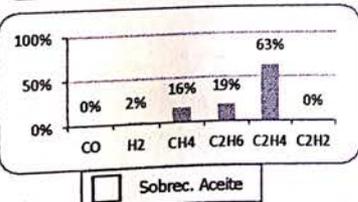
**Gases Claves**



Posible Falla	Relaciones de Doernenburg			
	R1	R2	R3	R4
Normal	H2, CH4, C2H2, C2H4 < 2 C.I.		C2H6, CO, < C.I.	
Térmica	> 1.0	< 0.75	< 0.3	> 0.4
Descarga de baja energía	< 0.1	n/a	< 0.3	> 0.4
Descarga de alta energía	0.1 < x < 1.0	> 0.75	> 0.3	< 0.4

Posible Falla	Relaciones de Rogers			Relación CO2/CO
	R1	R2	R5	
Normal	0.1 < x < 1.0	< 0.1	< 1.0	< 7
Sobrecarga	0.1 < x < 1.0	< 0.1	1.0 < x < 3.0	
Térmica < 700°C	> 1.0	< 0.1	1.0 < x < 3.0	> 7
Térmica > 700°C	> 1.0	< 0.1	> 3.0	
Descarga de baja energía	< 0.1	< 0.1	< 1.0	--
Descarga de alta energía	0.1 < x < 1.0	1.0 < x < 3.0	> 3.0	--



Condición Concentración	Gases Claves	Relaciones
<input checked="" type="checkbox"/> Aceptable <input type="checkbox"/> Cuestionable <input type="checkbox"/> Inaceptable	<input checked="" type="checkbox"/> Aceptable <input type="checkbox"/> Cuestionable <input type="checkbox"/> Inaceptable	<input checked="" type="checkbox"/> Aceptable <input type="checkbox"/> Cuestionable <input type="checkbox"/> Inaceptable

CRITERIO DE ACEPTACION		
IEEE C57.104	Condición I	Niveles bajos, el transformador está operando satisfactoriamente.
	Condición II	Niveles mayores que los normales, una falla(s) podría estar presente.
	Condición III	Niveles elevados de descomposición, una falla(s) probablemente está presente.
	Condición IV	Niveles excesivos de descomposición, seguir la operación podría resultar en la falla del transformador

REALIZADO POR	REVISADO POR	APROBADO POR	EQUIPO
Luis Pilatasig Técnico de Servicios RG-CRA-R03	Alejandro Escobar Gerente Comercial	Franklin Pico Gerente General	Cromatógrafo

**OIL ANALYSIS REPORT**

**REFERENCE**

Client: Mr. James Gonzales (ZSD01)	P.O. No: SBS-150218-2	Sample No: M0537276
E-mail:	Work Order: SBS-150218-2	Authorized by: R.P.
Company: Sistemas Digitales de Control		Sent Date: 2018-02-23

**EQUIPMENT**

Apparatus Type: TRN	KV: 138	Sampling Point: MAIN
Location: Novacero S.A.	MVA: 20	Oil Temp. (°C):
Equipment No: XA1950 A001	Oil type: Mineral Oil	Sampled by: ING J. C. ASTUDILLO
Serial No.: XA1950 A001	Year built: 2007	Sampling Date: 2018-02-03
Additional info:		
Description: Transformador SE		

**DGA**

2011-07-18	2018-02-03	Parameter	Screening Code(T/R)	Test Method
< 10	< 10	Hydrogen		D3612-17
< 2	< 2	Acetylene		ppm (V/V)
< 2	< 2	Ethane		at 273 K
< 2	< 2	Ethylene		and 760 Torr
< 5	< 5	Methane		
226	182	Carbon Monoxide		
1390	1420	Carbon Dioxide		
13600	18200	Nitrogen		
2910	7030	Oxygen		
232	191	TDCG (ppm)		
1.81	2.67	Total Dissolved Gas (%)		

**OIL QUALITY**

2011-07-18	Previous	2018-02-03	Parameter	Screening Code(T/R)	Test Method
	4	2	Moisture in Oil (ppm)		WI017-00
			Moisture in Oil (ppm)		D 1533-12
2011-07-18	39.0	39.3	Interfacial Tension (mN/m)		D 971-12
2011-07-18	< 0.01	< 0.01	Acid Number (mg KOH/g)		D 974-14e2
2011-07-18	< 0.5	0.5	Color Number		D1500-12
		Pass	Visual Examination		D 1524-15
2011-07-18	40	25	Dielectric Breakdown (kV)		D 877-13
			Dielectric Breakdown 2 mm (kV)		D 1816-12
			Power Factor @ 25 °C (%)		D 924-15
			Power Factor @ 100 °C (%)		D 924-15
2011-07-18	0.8816	0.8823	Specific Gravity		D 1298-12b
			Oxidation Inhibitor DBP (wt. %)		D 4768-11
			Oxidation Inhibitor DBPC (wt. %)		D 4768-11
			PCB - Total Arochlor Content (ppm)		D 4059-00
			Corrosive Sulphur Method B		D 1275-15
			5-hydroxymethyl-2-furaldehyde (ppb)		D 5837-15
			furfuryl alcohol (ppb)		D 5837-15
			2-furaldehyde (ppb)		D 5837-15
			2-acetylfuran (ppb)		D 5837-15
			5-methyl-2-furaldehyde (ppb)		D 5837-15
			Methanol (ppb)		
			Ethanol (ppb)		

COMMENTS: NOVACERO TRANSFORMADOR 138 / 18 KV 25 MVA  
SOLICITADO POR ING. JUAN CARLOS ASTUDILLO  
Mantenimiento anual Febrero de 2018

\*\*\* Morgan Schaffer is an ISO/IEC 17025 accredited laboratory \*\*\*

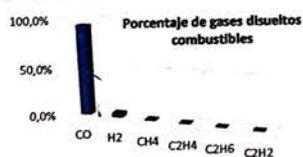
The analyses and screening codes contained in this report are based upon material and information supplied by the client. Morgan Schaffer Ltd does not imply that the contents of the sample received at its laboratory are the same as all such material in the environment from which the sample was taken. Our test results relate only to the sample or samples tested. Morgan Schaffer Ltd assumes no responsibility and makes no warranty or representation, expressed or implied as to the condition, productivity or proper operation of any equipment or other property for which this report may be used or relied upon for any reason whatsoever. This report must not be reproduced, unless in its entirety, without the written consent of Morgan Schaffer Ltd. (\* Subcontracted, † Non-accredited test)

- Tratamiento de aceites dieléctricos
- Análisis Físicos Químicos y Cromatográficos de aceites
- Equipos de prueba y medición
- Suministros para la industria
- Suministros para laboratorios
- Diseño y Construcción de transformadores secos
- Suministros eléctricos y protecciones para alta, media y baja tensión

PROTOCOLO 459					
CLIENTE	NOVACERO	POTENCIA (MVA)	20	No. DE SERIE	XA1950A001
ENCARGADO	Ing. Alejandra Ortiz	MARCA	TRAFO	VOLTAJES (KV)	138/18
CARGO	Jefe Eléctrico	VOL. ACEITE (L)	10052	AÑO DE FAB.	2007
TELÉFONO	032719047	% DE CARGA	-	FECHA DE MUESTREO	28/09/2017
CIUDAD	Lasso	TEMP MUESTRA (°C)	30	FECHA DE RECEPCION	28/09/2017
PAIS	ECUADOR	TIPO DE ACEITE	MINERAL	FECHA DE ANÁLISIS	29/09/2017
UBICACIÓN	SUBESTACIÓN	OBSERVACIONES:	PREMANTENIMIENTO DE EQUIPO EN SERVICIO	FECHA DE EMISIÓN	02/10/2017

CONDICIONES DEL LABORATORIO	
Temperatura Ambiente : 23 °C	Humedad Relativa : 35%
Presión Barométrica : 758 mm Hg	Temperatura del Aceite : 23°C

ANÁLISIS DE GASES DISUELTOS NORMA: ASTM D-3612 / (2002) R2009 METODO C		
PRUEBA	UNIDAD	EQUIPO EN SERVICIO
Hidrógeno (H2)	ppm	13,0
Metano (CH4)	ppm	3,0
Etileno (C2H4)	ppm	2,0
Etano (C2H6)	ppm	<2,0
Acetileno (C2H2)	ppm	<2,0
Propileno (C3H6)	ppm	****
Propano (C3H8)	ppm	****
Monóxido de Carbono (CO)	ppm	263,0
Dióxido de Carbono (CO2)	ppm	1098,0
Oxígeno (O2)	ppm	13829,0
Nitrógeno (N2)	ppm	>57348
TOTAL GASES DISUELTOS COMBUSTIBLES		281,0
TOTAL GASES DISUELTOS (%)		7,3



ANÁLISIS FÍSICOQUÍMICOS DE ACEITES DIELECTRICOS			
NORMA (AÑO)	PRUEBA	FECHA:	UNIDAD
		29/09/2017	PREMANTENIMIENTO DE EQUIPO EN SERVICIO
D-1524 R(2010)	Aspecto Visual	Relativo	Claro y Brillante
D-1500 R(2010)	Color	Relativo	<0,5
D-1298 (2005)	Gravedad Específica (15°/15°C)	Relativo	0,881
D-971 (2004)	Tensión interfacial	Dynas/cm	36,4
D-1533 (2005)	Contenido de Agua	ppm	30,6
D-974 (2008)	No. de neutralización	mg KOH/g aceite	0,0160
D-1816 (2004)	Tensión de Rigidez dieléctrica	kV	17,54
D-877 (2007)	Tensión de Rigidez dieléctrica	kV	****
C 57.106-2002	Porcentaje de Saturación de Agua en el aceite %		30,5
	Índice de Calidad		2275,0

OBSERVACIONES	DIAGNOSTICOS								TDCG
	Dióxido CO <sub>2</sub>	Etileno C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	Acetileno C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	Etano C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	Hidrogeno H <sub>2</sub>	Metano CH <sub>4</sub>	Monóxido CO		
DGA Gas clave/Método de Interpretación IEEE (57.104) CONDICION DE FALLA	2500	50	1	65	100	120	350	686	
DGA Método de Relacion de Rogers / Dornenberg	TDCG En este rango indica que el transformador esta en condicion normal (CONDICION 1)								
CH4/H2	0,23	TDCG En este rango indica nivel de gases mayor al normal. Establecer tendencia (CONDICION 2)							
C2H2/C2H4	0,00	TDCG En este rango indica un alto nivel de descomposicion. Se deben tomar medidas inmediatas para establecer una tendencia. Es posible la presencia de una falla (CONDICION 3)							
C2H2/CH4	0,00	TDCG En este rango indica descomposicion excesiva. La operacion continua podria resultar en la falla del equipo. Proceda inmediatamente y con precaucion (CONDICION 4)							
C2H6/C2H2	N/A								
C2H4/C2H6	N/A								
DGA IEC 60599	CONDICION NORMAL	> 10000	> 200	> 35	> 150	> 1800	> 1000	> 1400	> 4585
CO2/CO	4,2								
DGA IEEE/ANSI (57.104) GAS CLAVE	CONDICION NORMAL								

ASTM D-3487 y IEEE C 57.106 (Tabla No 2, 3 y 7)	ACEITE EN CANECA	ACEITE NUEVO EN TRANSFORMADOR NUEVO				ACEITE EN TRANSFORMADOR EN SERVICIO			
		IEEE C 57.106 Tabla No 2 y 3				IEEE C 57.106 Tabla No 5			
	ASTM D-3487	Min.	Max.	>69-230KV	>230 KV	5 69 KV	>69-230KV	> 230 KV	
Aspecto Visual	ACORDE	Claro y Brillante				***			
Color	ACORDE	0,5				1,0			
Gravedad Específica	ACORDE	0,910				***			
Tensión Interfacial	ACORDE	40,0	38,0				25,0	30,0	32,0
Contenido de Agua	NO ACORDE	35,0		20,0	10,0	10,0	35,0	25,0	20,0
No. de neutralización	ACORDE	0,03		0,015		0,20	0,15	0,10	
Tensión de Rigidez dieléctrica D-1816	NO ACORDE	35,0	45,0	52,0	55,0	40,0	47,0	50,0	
Tensión de Rigidez dieléctrica D-877	N/A	30		***		***			
% de Saturación C57.106-2002 tabla 5	NO ACORDE					15	8	5	

\*\*\* No existe valor de referencia. \*\*\*\* Prueba no realizada.

**Observaciones:**

- \*Según la norma IEEE C57.106 el equipo no cumple con las especificaciones de porcentaje de saturación, contenido de agua y/o Tensión de rigidez dieléctrica, se recomienda un proceso de TERMOVACÍO.
- \*Las características medidas al aceite por cromatografía de gases están acorde con los requerimientos según norma.

Realizado por:   
Ing. Yolanda Pallo

Revisado por:   
Ing. Eléc. Santiago Carrasco

**PROTOCOLO**

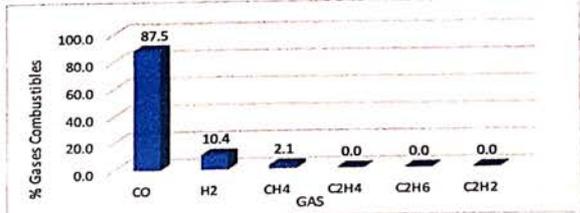
<b>CLIENTE</b>	NOVACERO	<b>POTENCIA (MVA)</b>	20	<b>No. DE SERIE</b>	XA1950A001	
<b>ENCARGADO</b>	Ing. Carlos Verdugo	<b>MARCA</b>	TRAFO	<b>VOLTAJES (KV)</b>	138/18	
<b>CARGO</b>	Jefe Eléctrico	<b>VOL. ACEITE (L)</b>	10167	<b>AÑO DE FAB.</b>	2007	
<b>TÉLEFONO</b>	032719047	<b>% DE CARGA</b>		<b>FECHA DE MUESTREO</b>	10/05/2016	
<b>Ciudad</b>	Lasso	<b>TEMP ACEITE (°C)</b>	28	<b>FECHA DE RECEPCION</b>	11/05/2016	
<b>PAIS</b>	ECUADOR	<b>TIPO DE ACEITE</b>	MINERAL	<b>FECHA DE ANÁLISIS</b>	12/05/2016	
<b>UBICACION</b>	SUBESTACION	<b>OBSERVACIONES:</b>	1er. PREMANTENIMIENTO DE EQUIPO EN SERVICIO		<b>FECHA DE EMISION</b>	11/06/2016

**CONDICIONES DEL LABORATORIO**

Temperatura Ambiente : 21 °C	Humedad Relativa : 41%
Presión Barométrica : 783 mm Hg	Temperatura del Aceite : 21°C

**ANALISIS DE GASES DISUELTOS NORMA: ASTM D-3612 / (2002) R2009 METODO C**

<b>FECHA</b>		10/05/2016	
<b>PRUEBA</b>		1er. PREMANTENIMIENTO DE EQUIPO EN SERVICIO	
	<b>UNIDAD</b>		
Hidrógeno (H2)	ppm	29.2	
Metano (CH4)	ppm	6.0	
Etileno (C2H4)	ppm	0.0	
Etano (C2H6)	ppm	0.0	
Acetileno (C2H2)	ppm	0.0	
Propileno (C3H6)	ppm	****	
Propano (C3H8)	ppm	****	
Monóxido de Carbono (CO)	ppm	246.0	
Dióxido de Carbono (CO2)	ppm	1745.5	
Oxígeno (O2)	ppm	2168.9	
Nitrógeno (N2)	ppm	35845.0	
<b>TOTAL GASES DISUELTOS COMBUSTIBLES</b>		281.2	
<b>TOTAL GASES DISUELTOS (%)</b>		4.0	



**ANALISIS FISICOQUIMICOS DE ACEITES DIELECTRICOS**

<b>FECHA:</b>		12/05/2016	
<b>NORMA (AÑO)</b>		1er. PREMANTENIMIENTO DE EQUIPO EN SERVICIO	
<b>PRUEBA</b>	<b>UNIDAD</b>		
D-1524 R(2010) Aspecto Visual	Relativo	Claro y Brillante	
D-1500 R(2010) Color	Relativo	<0,5	
D-1298 (2005) Gravedad Específica (15°/15°C)	Relativo	0,881	
D-971 (2004) Tensión interfacial	Dynas/cm	36,6	
D-1533 (2005) Contenido de Agua	ppm	18.0	
D-974 (2008) No. de neutralización	mg KOH/g aceite	0,0114	
D-1816 (2004) Tensión de Rigidez dieléctrica	kV	48,18	
D-877 (2007) Tensión de Rigidez dieléctrica	kV	****	
C 57.106-2002 Porcentaje de Saturación de Agua en el aceite	%	21.7	
Índice de Calidad		3210.5	

**DIAGNOSTICOS**

OBSERVACIONES	Dioxido	Etileno	Acetileno	Etano	Hidrogeno	Metano	Monoxido	TDCG	
	CO <sub>2</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	CO		
<b>DGA Gas clave/Método de Interpretación IEEE (57.104) CONDICION DE FALLA</b>	2500	50	1	65	100	120	350	686	
<b>DGA Método de Relacion de Rogers / Dornenberg</b>	TDCG En este rango indica que el transformador esta en condicion normal (CONDICION 1)								
CH4/H2	0.21	TDCG En este rango indica nivel de gases mayor al normal. Establecer tendencia (CONDICION 2)							
C2H2/C2H4	0								
C2H2/CH4	N/A	4001- 10000	101 - 200	10 - 35	101 - 150	701 - 1800	401 - 1000	571 - 1400	1880 - 4585
C2H6/C2H2	N/A	TDCG En este rango indica un alto nivel de descomposicion. Se deben tomar medidas inmediatas para establecer una tendencia. Es posible la presencia de una falla (CONDICION 3)							
C2H4/C2H6	N/A								
DGA IEC 60599	CONDICION NORMAL	> 10000	> 200	> 35	> 150	> 1800	> 1000	> 1400	> 4585
CO2/CO	7.1	TDCG En este rango indica descomposicion excesiva. La operacion continua podria resultar en la falla del equipo. Proceda inmediatamente y con precaucion (CONDICION 4)							
<b>DGA IEEE/ANSI (57.104) GAS CLAVE</b>	CONDICION NORMAL								

**DIAGNOSTICOS**

ASTM D-3487 y IEEE C 57.106 (Tabla No 2, 3 y 7)	ACEITE EN CANECA	ACEITE NUEVO EN TRANSFORMADOR NUEVO				ACEITE EN TRANSFORMADOR EN SERVICIO			
		ASTM D-3487		IEEE C 57.106 Tabla No 2 y 3		IEEE C 57.106 Tabla No 5			
		Min.	Máx.	≤ 69 kV	>69-230kV	≥ 230 kV	≤ 69 kV	>69-230kV	≥ 230 kV
Aspecto Visual	ACORDE	Claro y Brillante		Claro y Brillante			***		
Color	ACORDE		0.5	1.0			***		
Gravedad Específica	ACORDE		0.910	***			***		
Tensión interfacial	ACORDE	40.0		38.0			25.0	30.0	32.0
Contenido de Agua	ACORDE		35.0	20.0	10.0	10.0	35.0	25.0	20.0
No. de neutralización	ACORDE		0.03	0.015			0.20	0.15	0.10
Tensión de Rigidez dieléctrica D-1816	ACORDE	35.0		45.0	52.0	55.0	40.0	47.0	50.0
Tensión de Rigidez dieléctrica D-877	N/A		30	***			***		
% de Saturación C57.106-2002 tabla 5	NO ACORDE						15	8	5

\*\*\* No existe valor de referencia. \*\*\*\* Prueba no realizada.

**Observaciones:**

Según la norma IEEE C57.106 el equipo no cumple con las especificaciones de porcentaje de saturación, se recomienda un proceso de TERMOVACÍO. Las características medidas al aceite por cromatografía de gases están acorde con los requerimientos según norma.

Realizado por:  
Laboratorio de Química

Revisado por:  
Ing. Eléc. Santiago Camacho

Los resultados contenidos en este reporte corresponden a las muestras analizadas bajo condiciones de prueba y, se consideran un documento confidencial.

NEDYC no se responsabiliza por el uso inadecuado que se le de a éste.

E-mail: quimica@inedyc.com

	<b>INFORME DE RESULTADOS DE CROMATOGRAFÍA DE GASES DISUELTOS EN ACEITE AISLANTE</b>	CÓDIGO:	FMC2102
		FECHA:	2019-05-27
		VERSIÓN:	13

INFORME Nº	0920 - 19	FECHA DE EMISIÓN :	2019-10-26
------------	-----------	--------------------	------------

DATOS DEL LABORATORIO			
<b>IDENTIFICACIÓN:</b>	Servicios técnicos y laboratorios para la industria SERTINLAB S.A	<b>CONTACTO:</b>	Ing. Sonia Alvarez
<b>DIRECCIÓN:</b>	Calle N71H Oe5-251 y Catón Cardenas	<b>TELEFONO:</b>	022490600 Ext-104

DATOS DEL CLIENTE			
<b>CLIENTE:</b>	ESEYCE	<b>CONTACTO:</b>	Ing. Richard Proaño
<b>DIRECCIÓN:</b>	Guayaquil - Km 15,5 vía a Daule		

IDENTIFICACIÓN DE LA MUESTRA			
<b>Fecha de Recepción:</b>	16 de octubre de 2019	<b>Fecha de Análisis:</b>	17 de octubre de 2019
<b>Código de la Muestra:</b>	0920 -19		

DATOS DEL TRANSFORMADOR **INFORMACIÓN PROPORCIONADA POR EL CLIENTE**			
<b>Equipo:</b>	Transformador	<b>Año de Fabricación:</b>	2008
<b>Ubicación:</b>	S/E Novacero	<b>Fabricante:</b>	Trafo
<b>Tensión:</b>	138/13,8 kV	<b>Serie:</b>	XA1990A001
<b>Potencia:</b>	2/2,5 MVA	<b>Vol. Aceite:</b>	-
<b>Equipo con carga:</b>	- %	<b>Temp. Aceite en equipo:</b>	- °C
		<b>Observaciones:</b>	Tamb: - °C Hr: -

<b>CONDICIONES AMBIENTALES</b>	<b>Presión Atm.:</b> 735,0 hPa	<b>Temperatura:</b> 22 °C	<b>Humedad:</b> 42%
	<b>Presión Atm.:</b> 551,3 mmHg		

PARÁMETROS DE ANÁLISIS			
<b>Vol. Muestra de Aceite:</b>	30 cm <sup>3</sup>	<b>Presencia de burbuja:</b>	NO
<b>Porcentaje total de gases disueltos:</b>	4,5 %	<b>MÉTODO ASTM:</b>	ASTM D3612 - Método C (Modificado)
<b>Gases No Combustibles:</b>	44676 ppm	<b>MÉTODO INTERNO:</b>	PEE/SERT/10
<b>Gases Combustibles (GC):</b>	● 385 ppm		

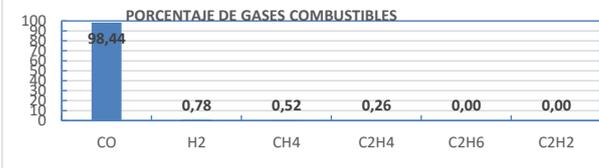
GC = Cantidad de Gases Combustibles en ppm (IEEE C57.104-2008)

GC < 720 ppm = Condición Normal     
 1921 ≤ GC < 4630 ppm = Generación GC en precaución  
721 ≤ GC < 1920 ppm = Monitoreo Más frecuente     
 GC ≥ 4630 ppm = Generación de GC en peligro

RESULTADOS							
COMPONENTE	FÓRMULA	CONCENTRACIÓN (V/V)		RELACION DE GASES		TRIANGULOS DE DUVAL	
HIDROGENO	H <sub>2</sub>	3	ppm	CH <sub>4</sub> / H <sub>2</sub>	0,67	% CH <sub>4</sub> :	-
OXIGENO	O <sub>2</sub>	9421	ppm *	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> / CH <sub>4</sub>	-	%C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> :	-
NITROGENO	N <sub>2</sub>	34272	ppm *	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> / C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	-	% C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> :	-
DIOXIDO DE CARBONO	CO <sub>2</sub>	983	ppm	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> / C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	-		-
ACETILENO	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	ND	ppm	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> / C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	-	% CH <sub>4</sub> :	-
ETILENO	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	1	ppm	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> / CH <sub>4</sub>	-	%C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> :	-
ETANO	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	ND	ppm	CO / CO <sub>2</sub>	0,39	% H <sub>2</sub> :	-
METANO	CH <sub>4</sub>	2	ppm	O <sub>2</sub> / N <sub>2</sub>	0,27		-
MONOXIDO DE CARBONO	CO	379	ppm	<b>Usar ambos criterios si la generación de GC no es normal</b>			

**INTERPRETACIÓN: Diagnóstico y Recomendaciones:**

De acuerdo al método IEEE C57.104-2008 y a los niveles de seguridad recomendados por Morgan Schaffer, según los años de operación del transformador, la generación de gases combustibles se encuentra dentro de los rangos normales. Se recomienda realizar un nuevo análisis cromatográfico de control en un año.



**PORCENTAJE DE GASES COMBUSTIBLES**

**NOTAS:**

- Los resultados se relacionan únicamente con los ítems sometidos a ensayo y aplican a la muestra tal y como se recibió en el laboratorio.
- Este Informe sirve únicamente para conocimiento de resultados y datos, no válido para uso legal sin firma.
- Se ha estimado la incertidumbre para los ensayos. De ser requerida, está disponible en el Laboratorio para cuando lo requiera el Cliente.
- El laboratorio no se responsabiliza por la información proporcionada por el cliente.

\* Fuera del alcance de la validación.

Realizado por:

Revisado y Aprobado por:

Ing. Gabriela Abadiano  
TÉCNICO ANALISTA

Ing. Gabriela Abadiano  
GERENTE TÉCNICO

\*\*Propiedad de SERTINLAB S.A. prohibida su reproducción sin la autorización del laboratorio, excepto cuando se reproduce en su totalidad.\*\*  
 \*\*\*\* FIN DEL DOCUMENTO \*\*\*\*

- Los resultados contenidos en este informe corresponden a la muestra analizada bajo las condiciones de prueba.
- Se prohíbe la reproducción total o parcial de este documento sin autorización previa escrita.



CROMATOGRAFÍA DE GASES - TRANSFORMADOR EN ACEITE



FECHA: 2018-05-15

INFORME: ISE-050-0618

ANEXO: C

IDENTIFIC.  
UBICACIÓN  
MARCA  
SERIE  
AÑO  
TIPO

EQ 3
S/E NOVACERO
T TRAF0
XA1990A001
2007
SUBESTACION

POTENCIA  
V. PRIMARIO  
V. SECUND.  
CONEX. PRIM.  
CONEX. SEC.  
DEFASE

20,00 (MVA)
138,00 (KV)
13,80 (KV)
Delta
Estrella
30 °

MATERIAL P-S  
ACEITE

Cobre	Cobre
8947 (l)	Mineral

PESO  
ENFRIAMIENTO

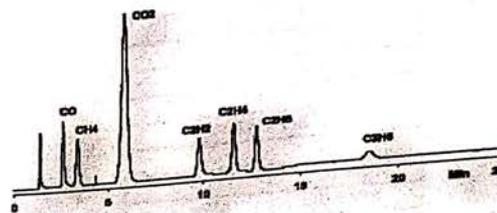
30567 (Kg)
ONAN

TEMP/RH Amb.

14,0 (°C)	59,0 (%)
-----------	----------

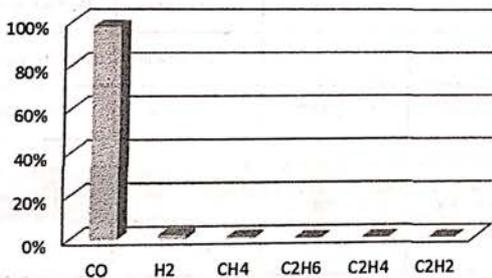
TEMP. TRAF0

47,0 (°C)
-----------



Gas	Símbolo	Medición	% Gas Combustible	Límites Gases Individuales y TGCD - IEEE				R1 CH4/H2
				Condición I	Condición II	Condición III	Condición IV	
Monóxido de Carbono	CO	271 (ppm)	97%	350	351 - 570	571 - 1400	> 1400	0,40
Dióxido de Carbono	CO2	796 (ppm)	--	2.500	2501 - 4000	4001 - 10000	> 10000	R2 C2H2/C2H4
Hidrógeno	H2	5 (ppm)	2%	100	101 - 700	701 - 1800	> 1800	#IDIV/0!
Metano	CH4	2 (ppm)	1%	120	121 - 400	401 - 1000	> 1000	R3 C2H2/CH4
Etano	C2H6	0 (ppm)	0%	65	66 - 100	101 - 150	> 150	0,00
Etileno	C2H4	0 (ppm)	0%	50	51 - 100	101 - 200	> 200	R4 C2H6/C2H2
Acetileno	C2H2	0 (ppm)	0%	35	36 - 50	51 - 80	> 80	#IDIV/0!
Nitrógeno	N2	30069 (ppm)	--	--	--	--	--	R5 C2H4/C2H6
Oxígeno	O2	6146 (ppm)	--	--	--	--	--	#IDIV/0!
Total de gases combustibles	TGC	278 (ppm)	100%	720	721 - 1920	1921 - 4630	> 4630	CO2/CO 2,9

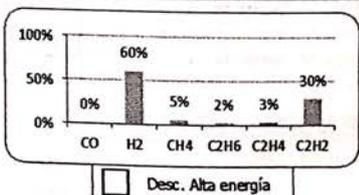
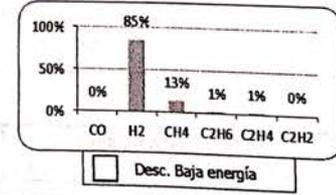
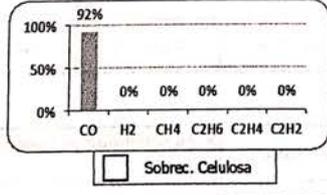
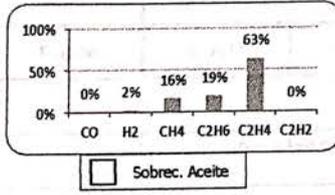
Gases Claves



Posible Falla	Relaciones de Doernenburg			
	R1	R2	R3	R4
Normal	H2, CH4, C2H2, C2H4 < 2 C.I.		C2H6, CO, < C.I.	
Térmica	> 1.0	< 0.75	< 0.3	> 0.4
Descarga de baja energía	< 0.1	n/a	< 0.3	> 0.4
Descarga de alta energía	0.1 < x < 1.0	> 0.75	> 0.3	< 0.4

Posible Falla	Relaciones de Rogers			Relación CO2/CO
	R1	R2	R5	
Normal	0.1 < x < 1.0	< 0.1	< 1.0	< 7
Sobrecarga	0.1 < x < 1.0	< 0.1	1.0 < x < 3.0	> 7
Térmica < 700°C	> 1.0	< 0.1	1.0 < x < 3.0	
Térmica > 700°C	> 1.0	< 0.1	> 3.0	
Descarga de baja energía	< 0.1	< 0.1	< 1.0	
Descarga de alta energía	0.1 < x < 1.0	1.0 < x < 3.0	> 3.0	--



Condición Concentración:  Aceptable  Cuestionable  Inaceptable

Gases Claves:  Aceptable  Cuestionable  Inaceptable

Relaciones:  Aceptable  Cuestionable  Inaceptable

CRITERIO DE ACEPTACION

IEEE C57.104	Condición I	Niveles bajos, el transformador está operando satisfactoriamente.
	Condición II	Niveles mayores que los normales, una falla(s) podría estar presente.
	Condición III	Niveles elevados de descomposición, una falla(s) probablemente está presente.
	Condición IV	Niveles excesivos de descomposición, seguir la operación podría resultar en la falla del transformador.

REALIZADO POR Luis Pilatasig Técnico de Servicios RG-CRA-R03	REVISADO POR Alejandro Escobar Gerente Comercial	APROBADO POR Franklin Pico Gerente General	EQUIPO Cromatógrafo
---	--	--	------------------------

# OIL ANALYSIS REPORT

## REFERENCE

Client:	Mr. James Gonzales (ZSD01)	P.O. No	SBS-210318-2	Sample No:	M0551678
E-mail:		Work Order	SBS-210318-2	Authorized by:	EG
Company:	Sistemas Digitales de Control			Sent Date:	2018-03-22

## EQUIPMENT

Apparatus Type:	TRN	KV:	138	Sampling Point:	MAIN
Location:	NOVACERO LATICUNGA	MVA:	25	Oil Temp. (°C):	
Equipment No:	XA1990A001	Oil type:	Mineral Oil	Sampled by:	ING J. C. ASTUDILLO
Serial No.:	XA1990A001	Year built:	2007	Sampling Date:	2018-03-02
Additional info:					
Description:	TRANSFORMADOR 138KV / 13....				

## DGA

2018-02-03	2018-03-02	Parameter	Screening Code(T/R)	Test Method
10		Hydrogen		D3612-17
<2		Acetylene		ppm (V/V)
<2		Ethane		at 273 K
<2		Ethylene		and 760 Torr
<5		Methane		
180		Carbon Monoxide		
780		Carbon Dioxide		
39600		Nitrogen		
11500		Oxygen		
190		TDCG (ppm)		
5.18		Total Dissolved Gas (%)		

## OIL QUALITY

Previous	2018-03-02	Parameter	Screening Code(T/R)	Test Method
2018-02-03	3	Moisture in Oil (ppm)		WI017-00
		Moisture in Oil (ppm)		D 1533-12
2018-02-03	42.3	40.8 Interfacial Tension (mN/m)		D 971-12
2018-02-03	<0.01	<0.01 Acid Number (mg KOH/g)		D 974-14e2
2018-02-03	<0.5	<0.5 Color Number		D1500-12
2018-02-03	Pass	Pass Visual Examination		D 1524-15
2018-02-03	23	51 Dielectric Breakdown (kV)		D 877-13
		Dielectric Breakdown 2 mm (kV)		D 1816-12
		Power Factor @ 25 °C (%)		D 924-15
		Power Factor @ 100 °C (%)		D 924-15
2018-02-03	0.8827	0.8822 Specific Gravity		D 1298-12b
2018-02-03	<0.02	Oxidation Inhibitor DBP (wt. %)		D 4768-11
		Oxidation Inhibitor DBPC (wt. %)		D 4768-11
		PCB - Total Arochlor Content (ppm)		D 4059-00
		Corrosive Sulphur Method B		D 1275-15
2018-02-03	<5	5-hydroxymethyl-2-furaldehyde (ppb)		D 5837-15
2018-02-03	<5	furfuryl alcohol (ppb)		D 5837-15
2018-02-03	<5	2-furaldehyde (ppb)		D 5837-15
2018-02-03	<5	2-acetylfuran (ppb)		D 5837-15
2018-02-03	<5	5-methyl-2-furaldehyde (ppb)		D 5837-15
		Methanol (ppb)		
		Ethanol (ppb)		

COMMENTS: COMMENTS: NOVACERO TRANSFORMADOR 138 / 13.8 KV 25 MVA SOLICITADO POR ING. JUAN CARLOS ASTUDILLO  
Mantenimiento anual Febrero de 2018

\*\*\* Morgan Schaffer is an ISO/IEC 17025 accredited laboratory \*\*\*

The analyses and screening codes contained in this report are based upon material and information supplied by the client. Morgan Schaffer Ltd does not imply that the contents of the sample received at its laboratory are the same as all such material in the environment from which the sample was taken. Our test results relate only to the sample or samples tested. Morgan Schaffer Ltd assumes no responsibility and makes no warranty or representation, expressed or implied as to the condition, productivity or proper operation of any equipment or other property for which this report may be used or relied upon for any reason whatsoever. This report must not be reproduced, unless in its entirety, without the written consent of Morgan Schaffer Ltd. (\* Subcontracted. † Non-accredited test)



# INEDYC

POWER & ENERGY TECHNOLOGY

- Mantenimiento de Transformadores de potencia y distribución
- Tratamiento de aceites dieléctricos
- Análisis Físicos Químicos y Cromatográficos de aceites
- Equipos de prueba y medición
- Suministros para la industria
- Suministros para laboratorios
- Diseño y Construcción de transformadores secos
- Suministros eléctricos y protecciones para alta, media y baja tensión

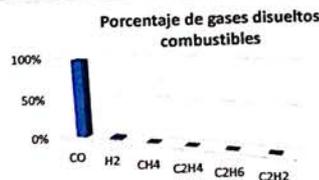
PROTOCOLO 0460					
CLIENTE	NOVACERO	POTENCIA (MVA)	20	No. DE SERIE	XA1990A001
ENCARGADO	Ing. Alejandra Ortiz	MARCA	TRAF0	VOLTAJES [V]	138/13,8
CARGO	Jefe Eléctrico	VOL. ACEITE (L)	10052	AÑO DE FAB.	2007
TELÉFONO	032719047	% DE CARGA	--	FECHA DE MUESTREO	28/09/2017
CIUDAD	Lasso	TEMP ACEITE (°C)	30	FECHA DE RECEPCION	28/09/2017
PAIS	ECUADOR	TIPO DE ACEITE	MINERAL	FECHA DE ANÁLISIS	29/09/2017
UBICACIÓN	SUBESTACIÓN	OBSERVACIONES:	PREMANTENIMIENTO DE EQUIPO EN SERVICIO	FECHA DE EMISIÓN	03/10/2017

### CONDICIONES DEL LABORATORIO

Temperatura Ambiente : 23 °C	Humedad Relativa : 34%
Presión Barométrica : 768 mm Hg	Temperatura del Aceite : 23°C

### ANÁLISIS DE GASES DISUELTOS NORMA: ASTM D-3612 / (2002) R2009 METODO C

PRUEBA	FECHA	UNIDAD	PREMANTENIMIENTO DE EQUIPO EN SERVICIO
Hidrógeno (H2)	28/09/2017	ppm	5,0
Metano (CH4)		ppm	1,0
Etileno (C2H4)		ppm	<1,0
Etano (C2H6)		ppm	<2,0
Acetileno (C2H2)		ppm	<2,0
Propileno (C3H6)		ppm	****
Propano (C3H8)		ppm	****
Monóxido de Carbono (CO)		ppm	163,0
Dióxido de Carbono (CO2)		ppm	442,0
Oxígeno (O2)		ppm	5670,0
Nitrógeno (N2)		ppm	24345,0
<b>TOTAL GASES DISUELTOS COMBUSTIBLES</b>			<b>169,0</b>
<b>TOTAL GASES DISUELTOS (%)</b>			<b>3,1</b>



### ANÁLISIS FÍSICOQUÍMICOS DE ACEITES DIELECTRICOS

FECHA: 29/09/2017

NORMA (AÑO)	PRUEBA	UNIDAD	PREMANTENIMIENTO DE EQUIPO EN SERVICIO
D-1524 R(2010)	Aspecto Visual	Relativo	Claro y Brillante
D-1500 R(2010)	Color	Relativo	<0,5
D-1298 (2005)	Gravedad Especifica (15°/15°C)	Relativo	0,882
D-971 (2004)	Tensión interfacial	Dynas/cm	36,7
D-1533 (2005)	Contenido de Agua	ppm	13,3
D-974 (2008)	No. de neutralización	mg KOH/g aceite	0,0108
D-1816 (2004)	Tensión de Rigidez dieléctrica	kV	56,94
D-877 (2007)	Tensión de Rigidez dieléctrica	kV	****
C 57.106-2002	Porcentaje de Saturación de Agua en el aceite %		13,2
	Índice de Calidad		3398,1

### DIAGNOSTICOS

OBSERVACIONES	Dioxido	Etileno	Acetileno	Etano	Hidrogeno	Metano	Monóxido	TDCG
	CO <sub>2</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	CO	
DGA Gas clave/Método de Interpretación IEEE (57.104) CONDICION DE FALLA	2500	50	1	65	100	120	350	686
DGA Método de Relacion de Rogers / Domenberg	TDCG En este rango indica que el transformador esta en condicion normal (CONDICION 1)							
CH4/H2	0,20	TDCG En este rango indica nivel de gases mayor al normal. Establecer tendencia (CONDICION 2)						
C2H2/C2H4	N/A	TDCG En este rango indica un alto nivel de descomposicion. Se deben tomar medidas inmediatas para establecer una tendencia. Es posible la presencia de una falla (CONDICION 3)						
C2H2/CH4	0	TDCG En este rango indica descomposición excesiva. La operacion continua podría resultar en la falla del equipo. Proceda inmediatamente y con precaucion (CONDICION 4)						
C2H6/C2H2	N/A							
C2H4/C2H6	N/A							
DGA IEC 60599	> 10000	> 200	> 35	> 150	> 1800	> 1000	> 1400	> 4585
CO2/CO	3							
DGA IEEE/ANSI (57.104) GAS CLAVE	CONDICION NORMAL							

### DIAGNÓSTICOS

ASTM D-3487 y IEEE C 57.106 (Tabla No 2, 3 y 7)	ACEITE EN CANECA	ACEITE NUEVO EN TRANSFORMADOR NUEVO				ACEITE EN TRANSFORMADOR EN SERVICIO			
		ASTM D-3487		IEEE C 57.106 Tabla No 2 y 3		IEEE C 57.106 Tabla No 5			
		Mín.	Máx.	≤ 69 kV	>69-230kV	≥ 230 kV	≤ 69 kV	>69-230kV	≥ 230 kV
Aspecto Visual	ACORDE	Claro y Brillante		Claro y Brillante		***			
Color	ACORDE	0,5		1,0		***			
Gravedad Especifica	ACORDE	0,910		***		***			
Tensión Interfacial	ACORDE	40,0		38,0		25,0	30,0	32,0	
Contenido de Agua	ACORDE		35,0	20,0	10,0	10,0	35,0	25,0	20,0
No. de neutralización	ACORDE		0,03		0,015		0,20	0,15	0,10
Tensión de Rigidez dieléctrica D-1816	ACORDE	35,0		45,0	52,0	55,0	40,0	47,0	50,0
Tensión de Rigidez dieléctrica D-877	N/A	30							***
% de Saturación C57.106-2002 tabla 5	NO ACORDE						15	8	5

\*\*\* No existe valor de referencia. \*\*\*\* Prueba no realizada.

**Observaciones:** Según la norma IEEE C57.106 el equipo no cumple con las especificaciones de porcentaje de saturación, se recomienda un proceso de TERMOVACIO.

Las características medidas al aceite por cromatografía de gases están acorde con los requerimientos según norma.

Realizado por:  
Ing. Yolanda Pallo

Revisado por:  
Ing. Eléc. Santiago Camacho

Los resultados contenidos en este reporte corresponden a las muestras analizadas bajo condiciones de prueba y, se consideran un documento confidencial.

INEDYC no se responsabiliza por el uso inadecuado que se le de a éste.

E-mail: quimica@inedyc.com

**PROTOCOLO 0188**

<b>CLIENTE</b>	NOVACERO	<b>POTENCIA (MVA)</b>	20	<b>Nº. DE SERIE</b>	XA1990A001
<b>ENCARGADO</b>	Ing. Carlos Verdugo	<b>MARCA</b>	TRAFO	<b>VOLTAJE (V)</b>	138/13,8
<b>CARGO</b>	Jefe Eléctrico	<b>VOL. ACEITE (L)</b>	12445	<b>AÑO DE FAB.</b>	2007
<b>TÉLEFONO</b>	032719047	<b>% DE CARGA</b>		<b>FECHA DE MUESTREO</b>	10/05/2016
<b>CIUDAD</b>	Lasso	<b>TEMP ACEITE (°C)</b>	27	<b>FECHA DE RECEPCION</b>	11/05/2016
<b>PAIS</b>	ECUADOR	<b>TIPO DE ACEITE</b>	MINERAL	<b>FECHA DE ANÁLISIS</b>	12/05/2015
<b>UBICACIÓN</b>	SUBESTACIÓN	<b>OBSERVACIONES:</b>	1er. PREMANTENIMIENTO DE EQUIPO EN SERVICIO	<b>FECHA DE EMISIÓN</b>	11/06/2016

**CONDICIONES DEL LABORATORIO**

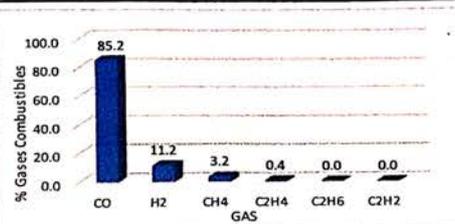
Temperatura Ambiente : 21 °C	Humedad Relativa : 36%
Presión Barométrica : 783 mm Hg	Temperatura del Aceite : 21°C

**ANÁLISIS DE GASES DISUELTOS NORMA: ASTM D-3812 / (2002) R2009 METODO C**

FECHA: 12/05/2015

**1er. PREMANTENIMIENTO DE EQUIPO EN SERVICIO**

PRUEBA	UNIDAD	VALOR
Hidrógeno (H2)	ppm	25.6
Metano (CH4)	ppm	7.4
Etileno (C2H4)	ppm	1.0
Etano (C2H6)	ppm	0.0
Acetileno (C2H2)	ppm	0.0
Propileno (C3H6)	ppm	****
Propano (C3H8)	ppm	****
Monóxido de Carbono (CO)	ppm	195.1
Dióxido de Carbono (CO2)	ppm	969.4
Oxígeno (O2)	ppm	7958.0
Nitrógeno (N2)	ppm	40784.6



<b>TOTAL GASES DISUELTOS COMBUSTIBLES</b>	229.1
<b>TOTAL GASES DISUELTOS (%)</b>	5.0

**ANÁLISIS FÍSICOQUÍMICOS DE ACEITES DIELECTRICOS**

FECHA: 12/05/2015

**1er. PREMANTENIMIENTO DE EQUIPO EN SERVICIO**

NORMA (AÑO)	PRUEBA	UNIDAD	VALOR
D-1524 R(2010)	Aspecto Visual	Relativo	Claro y Brillante
D-1500 R(2010)	Color	Relativo	<0,5
D-1298 (2005)	Gravedad Específica (15°/15°C)	Relativo	0,882
D-971 (2004)	Tensión Interfacial	Dynas/cm	36,7
D-1533 (2005)	Contenido de Agua	ppm	20,4
D-974 (2008)	No. de neutralización	mg KOH/g aceite	0,0121
D-1816 (2004)	Tensión de Rigidez dieléctrica	kV	50,78
D-877 (2007)	Tensión de Rigidez dieléctrica	kV	****
C 57.106-2002	Porcentaje de Saturación de Agua en el aceite %		23,7
	Índice de Calidad		3033,1

**DIAGNOSTICOS**

OBSERVACIONES	Dioxido	Etileno	Acetileno	Etano	Hidrogeno	Metano	Monoxido	TDCG	
	CO <sub>2</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	CO		
DGA Gas clave/Método de Interpretación IEEE (57.104) CONDICION DE FALLA	2500	50	1	65	100	120	350	686	
DGA Método de Relacion de Rogers / Dornenberg	N/A	2501 - 4000	51 - 100	2 - 9	66 - 100	101 - 700	121 - 400	351 - 570	687 - 1879
CH4/H2	0.29	TDCG En este rango indica nivel de gases mayor al normal. Establecer tendencia (CONDICION 2)							
C2H2/C2H4	N/A	TDCG En este rango indica un alto nivel de descomposicion. Se deben tomar medidas inmediatas para establecer una tendencia. Es posible la presencia de una falla (CONDICION 3)							
C2H2/CH4	N/A	4001- 10000	101 - 200	10 - 35	101 - 150	701 - 1800	401 - 1000	571 - 1400	1880 - 4585
C2H6/C2H2	N/A	TDCG En este rango indica descomposicion excesiva. La operacion continua podria resultar en la falla del equipo. Proceda inmediatamente y con precaucion (CONDICION 4)							
C2H4/C2H6	N/A	TDCG En este rango indica descomposicion excesiva. La operacion continua podria resultar en la falla del equipo. Proceda inmediatamente y con precaucion (CONDICION 4)							
DGA IEC 60599	CONDICION NORMAL	> 10000	> 200	> 35	> 150	> 1800	> 1000	> 1400	> 4585
CO2/CO	5.0	TDCG En este rango indica descomposicion excesiva. La operacion continua podria resultar en la falla del equipo. Proceda inmediatamente y con precaucion (CONDICION 4)							
DGA IEEE/ANSI (57.104) GAS CLAVE	CONDICION NORMAL	TDCG En este rango indica descomposicion excesiva. La operacion continua podria resultar en la falla del equipo. Proceda inmediatamente y con precaucion (CONDICION 4)							

**DIAGNÓSTICOS**

ASTM D-3487 y IEEE C 57.106 (Tabla No 2, 3 y 7)	ACORTE	ACEITE EN CANECA		ACEITE NUEVO EN TRANSFORMADOR NUEVO			ACEITE EN TRANSFORMADOR EN SERVICIO		
		ASTM D-3487		IEEE C 57.106 Tabla No 2 y 3			IEEE C 57.106 Tabla No 5		
		Min.	Máx.	≤ 69 kV	<230kV	≥ 230 kV	≤ 69 kV	69-230kV	≥ 230 kV
Aspecto Visual	ACORDE	Claro y Brillante		Claro y Brillante			***		
Color	ACORDE		0.5	1.0			***		
Gravedad Específica	ACORDE		0.910	***			***		
Tensión Interfacial	ACORDE	40.0		38.0			25.0	30.0	32.0
Contenido de Agua	ACORDE		35.0	20.0	10.0	10.0	35.0	25.0	20.0
No. de neutralización	ACORDE		0.03	0.015			0.20	0.15	0.10
Tensión de Rigidez dieléctrica D-1816	ACORDE	35.0		45.0	52.0	55.0	40.0	47.0	50.0
Tensión de Rigidez dieléctrica D-877	N/A		30	***			***		
% de Saturación C57.106-2002 tabla 5	NO ACORDE						15	8	5

\*\*\* No existe valor de referencia. \*\*\*\* Prueba no realizada.

**Observaciones:**

Según la norma IEEE C57.106 el equipo no cumple con las especificaciones de porcentaje de saturación, se recomienda un proceso de TERMOVACÍO. Las características medidas al aceite por cromatografía de gases están acorde con los requerimientos según norma.

Realizado por:  
Laboratorio de Química

Revisado por:  
Ing. Eléc. Santiago Camacho

Los resultados contenidos en este reporte corresponden a las muestras analizadas bajo condiciones de prueba y, se consideran un documento confidencial.

NEDYC no se responsabiliza por el uso inadecuado que se le de a éste.

E-mail: quimica@nedyc.com