Estimación de la vida útil remanente de los transformadores de potencia de la Central Hidroeléctrica Urra I utilizando técnica de inteligencia artificial

Mario José Sierra Flórez

Trabajo de Grado para Optar al Título de Magister en Gerencia de Mantenimiento

Director

Carlos Borras Pinilla

PhD en Ingeniería Mecánica

Universidad Industrial de Santander UIS

Escuela de Ingeniería Mecánica

Comité de Postgrados Escuela de Ingeniería Mecánica

Maestría en Gerencia de Mantenimiento

Bucaramanga - Santander

2023

Dedicatoria

A mis padres, mis mejores maestros en la universidad de la vida.

Tabla de Contenido

Pág.

Introducción 11

1. Planteamiento del problema 12

2. Objetivos 14

2.1. Objetivo general 14

2.2. Objetivos específicos 14

3. Justificación 15

4. Marco teórico 16

4.1. Transformadores de potencia 16

4.2. Vida útil de los transformadores 18

4.3. Estimación de la vida remanente en transformadores 22

5. Hipótesis 38

6. Desarrollo del plan de trabajo 38

6.1. Acopio de la información 38

6.1.1. Selección del transformador a estimarle la vida útil remanente 38

6.1.2. Acopio del histórico de pruebas, ensayos e información descargada de los equipos de monitoreo en línea 39

6.2. Selección de la información 42

6.2.1. Determinación de las variables de entrada que se utilizarán para la estimación de la vida remanente del transformador 42

6.3. Estudio de las diferentes herramientas computacionales basadas en inteligencia artificial .. 43

6.3.1. Ventajas y desventajas de cada herramienta computacional basada en inteligencia artificial..... 46

6.4. Selección de la herramienta más adecuada para realizar el estudio..... 48

6.5. Establecimiento de variables de entrada y salida con la herramienta computacional 49

6.6. Aplicación de un modelo de regresión que estime la vida útil remanente de un transformador de potencia 61

6.7. Interpretación de los resultados 69

6.8. Comparación de resultados de la estimación de la vida útil de un transformador de potencia aplicando el modelo seleccionado con un método tradicional..... 69

7. Conclusiones..... 76

Referencias Bibliográficas..... 78

Lista de tablas

Pág.

Tabla 1. *Valores de rigidez dieléctrica del aceite del autotransformador* *53*

Tabla 2. *Data normalizada de la curva de Oommen de la humedad para un sistema papel y aceite* *56*

Tabla 3. *Tamaño de las capas ocultas de la red neuronal para la curva de Oommen* *57*

Tabla 4. *Porcentajes acumulados aplicando PCA* *62*

Tabla 5. *Matriz de factores aplicando PCA*..... *63*

Tabla 6. *Resultado de pruebas con diferentes modelos aplicando regression learner* *67*

Tabla 7. *Estimación de la vida útil remanente aplicando el modelo de regresión*..... *68*

Lista de cuadros

Pág.

Cuadro 1. *Rango de valores del DP* 27

Cuadro 2. *Ecuaciones para cálculo del DP* 30

Cuadro 3. *Ventajas y desventajas de las metodologías para estimar la vida remanente de un transformador* 37

Cuadro 4. *Principales características medidas en análisis de aceite en laboratorio* 40

Cuadro 5. *Ventajas y desventajas de herramientas que usan inteligencia artificial* 47

Cuadro 6. *Tipos de evaluación y variables de entrada propuestas* 50

Cuadro 7. *Cálculos factores de aceleración del envejecimiento* 72

Cuadro 8. *Cálculos de vida consumida diaria* 73

Cuadro 9. *Vida consumida del transformador* 74

Lista de figuras

Pág.

Figura 1. *Estructura química de la glucosa* 20

Figura 2. *Diagrama térmico en un transformador* 23

Figura 3. *Compuestos furánicos disueltos en el aceite* 29

Figura 4. *Relación entre el grado de polimerización y la concentración de CO más CO_2* 33

Figura 5. *Medidas arrojadas por los equipos TEC y TM8* 41

Figura 6. *Modelo lineal polinómico de la variable Break Down Voltage con Matlab* 54

Figura 7. *Curvas de Oommen* 55

Figura 8. *Tamaño de las capas ocultas de red neuronal Vs error medio cuadrático* 58

Figura 9. *Correlaciones del modelo de red neuronal para representar la curva de Oommen* 59

Figura 10. *PCA aplicado a las variables de entrada* 61

Figura 11. *Data normalizada de las variables de entrada y salida del autotransformador* 64

Figura 12. *Aplicación de un modelo de regresión en Matlab* 66

Figura 13. *Comparación tasa de envejecimiento relativo (V) norma IEC y factor de aceleración del envejecimiento (FAA) norma IEEE* 70

Figura 14. *Modelo propuesto para la estimación de la vida útil remanente de un transformador de potencia de la Central Hidroeléctrica Urra I* 75

Glosario

Furanos: son indicadores de la degradación de la celulosa en un transformador. El 2 furfuraldehido es el compuesto más estable y de mayor cantidad de los 5 furanos formados a partir de la descomposición del papel por sobrecalentamiento general de la celulosa.

Grado de polimerización: DP (por sus siglas en inglés) es uno de los parámetros más importantes para determinar las propiedades físicas de un polímero como la celulosa, y se define como el número de unidades monoméricas por cadena lineal de polímero.

Inteligencia artificial: técnicas que imitan el comportamiento del cerebro humano, y que mediante algoritmos creados en un entorno dinámico de computación utilizan una cantidad de datos para realizar un aprendizaje automático y tomar decisiones. Se aplica en muchos campos como el financiero, económico, ingeniería, etc.

Papel Kratf: Material construido a partir de una delgada lamina de celulosa y otros elementos, sirve como medio aíslate de los conductores dentro de los transformadores rellenos de aceite.

Vida útil: es el tiempo durante el cual se espera que un activo funcione y por tanto genere ingresos a la compañía dueña del activo, y por lo cual, es utilizado para amortizar el activo en la medida que se va desgastando.

Resumen

Título: Estimación de la vida útil remanente de los transformadores de potencia de la Central Hidroeléctrica Urra I utilizando técnica de inteligencia artificial *.

Autor: Mario José Sierra Flórez **

Palabras claves: Inteligencia artificial, data, regresión, vida útil remanente, furanos, grado de polimerización.

Descripción: Los transformadores de potencia de la Central Hidroeléctrica Urra I son activos de gran importancia para la generación de la energía eléctrica, los cuales elevan la tensión de salida de los generadores de 13,8 kV a 230 kV para, posteriormente, llevar la energía a través de cables hasta la subestación donde se integra al sistema interconectado nacional. Es por esto que un buen mantenimiento y operación de estos transformadores es vital para la continuidad en el suministro de energía eléctrica.

Para realizar seguimiento al estado de los transformadores de potencia se han instalado equipos para monitoreo en línea de gases disueltos en el aceite (DGA) y controladores electrónicos de la temperatura del transformador.

Este proyecto tiene como base la búsqueda de una metodología para estimar la vida útil remanente de un transformador de potencia inmerso en aceite utilizando los registros de los equipos de medida mencionados anteriormente, y aplicando una técnica de inteligencia artificial.

Inicialmente se realizó un estudio de las diferentes técnicas basadas en inteligencia artificial con el fin de seleccionar la más adecuada de acuerdo con las características de la data existente.

Seguido se plantean metodologías para estimar la vida remanente de un transformador utilizando análisis de regresión y aplicando la herramienta computacional Matlab.

Por último, se realiza un análisis de resultados de aplicar el modelo obtenido, donde se pudo encontrar que es posible estimar la vida útil remanente de un transformador con una buena aproximación utilizando un análisis de regresión con la app regression learner de Matlab.

---

* Trabajo de grado

**Facultad de Ingenierias Fisicomecánicas. Escuela de Ingenieria Mecánica. Director Dr. Carlos Borrás Pinilla.

Abstract

Title: Estimation of the remaining useful life of the power transformers of the Urra I Hydroelectric Plant using artificial intelligence techniques *

Author: Mario José Sierra Flórez **

Key words: Artificial intelligence, data, regression, remaining useful life, furans, degree of polymerization.

Description: The power transformers of the Urra I Hydroelectric Power Plant are assets of great importance for the generation of electrical energy, which raise the output voltage of the generators from 13.8 kV to 230 kV, to later, carry the energy through cables to the substation where it is integrated into the national interconnected system. This is why good maintenance and operation of these transformers is vital for the continuity of the electricity supply.

To monitor the status of the power transformers, equipment has been installed for online monitoring of gases dissolved in the oil (DGA) and electronic transformer temperature controllers.

This project is based on the search for a methodology to estimate the remaining useful life of a power transformer immersed in oil using the records of the measurement equipment mentioned above, and applying an artificial intelligence technique.

Initially, a study of the different techniques based on artificial intelligence was carried out in order to select the most appropriate according to the characteristics of the existing data.

Next, methodologies are then proposed to estimate the remaining life of a transformer using regression analysis applying the Matlab computational tool.

Finally, an analysis of the results of applying the obtained model is carried out, where it was found that it is possible to estimate the remaining useful life of a transformer with a good approximation using a regression analysis with the Matlab regression learner app.

---

* Bachelor Thesis

** Facultad de Ingenierias Fisicomecánicas. Escuela de Ingenieria Mecánica. Director PhD. Carlos Borrás Pinilla

Introducción

El suministro de energía eléctrica es considerado un servicio esencial en Colombia, sin el cual casi que ninguna actividad se podría ejecutar y, por tanto, la confiabilidad de dicho servicio debe permanecer en los más altos niveles posibles.

Los transformadores de potencia cumplen un papel fundamental en el proceso de producción de la energía eléctrica y debido a sus costos elevados de fabricación deben ser mantenidos de la mejor manera, de tal forma que puedan prestar su servicio durante todo el ciclo de vida de estos activos. Por tal razón, conocer la vida útil remanente de un transformador de potencia es de suma importancia. Por un lado, se convierte en un insumo para las empresas aseguradoras de dichos activos, quienes pueden conocer como se ha gestionado su mantenimiento y que medidas se vienen tomando para hacer seguimiento a los parámetros críticos que definen la vida de un transformador. Por otra parte, permite al dueño del activo realizar acciones para alargar su vida o planear cambios, garantizando un adecuado servicio de energía eléctrica.

Este proyecto de grado está encaminado a encontrar una metodología que utilice técnicas de inteligencia artificial para estimar la vida útil remanente de un transformador de potencia inmerso en aceite, utilizando como elementos de entrada registros de equipos que miden parámetros en línea, de tal forma que se pueda conocer su estado y tomar medidas que permitan continuar con la prestación del servicio eléctrico a los usuarios finales teniendo en cuenta la criticidad de los transformadores en la cadena de producción energética.

1. Planteamiento del problema

La empresa URRA S.A. E.S.P. desarrolló en el año 2017 un diagnóstico a la gestión de activos de la Central Hidroeléctrica Urra I de acuerdo a los requerimientos de la norma ISO 55001:2014. Como resultado de dicho estudio se emitieron recomendaciones, dentro de las cuales se destaca el establecer métodos de identificación de vida remanente y obsolescencia técnica de los activos más críticos (transformadores, seccionadores, interruptores, entre otros), con capacidad de proyectar acciones preventivas como pueden ser su posible cambio o extensión de su vida útil.

En la Central Hidroeléctrica Urra I están instaladas cuatro (4) unidades generadoras cada una con un transformador trifásico y se cuenta con un transformador de reserva. Los transformadores son un elemento fundamental en la cadena de generación de energía debido a que una falla en estos equipos detiene el proceso productivo. Un evento así sucedió en el año 2011 cuando se produjo la falla del transformador de la unidad 2, el cual fue reemplazado por el transformador de reserva luego de 17 días sin poder generar, con pérdidas solo en venta de energía eléctrica en más de $2.000.000.000.

Las empresas aseguradoras del proyecto hidroeléctrico también han sugerido en sus informes finales de años anteriores realizar estudios de vida útil remanente a los transformadores de potencia, como una herramienta que permita realizar una correcta gestión del activo, vital para el logro de los objetivos empresariales.

En la actualidad no se cuenta con información de la vida remanente de los transformadores de la Central Hidroeléctrica Urra I, careciendo de una información muy útil

debido a que con ella se podrían programar intervenciones a estos activos, ya sea para modernización o cambio. Para realizar seguimiento a la condición de los transformadores de potencia, la empresa URRA S.A. E.S.P. ha adquirido monitores de gases en línea y también instaló controladores electrónicos de la temperatura (TEC), con cuya información se podría estimar la vida remanente de los transformadores en cualquier momento aplicando herramientas computacionales modernas.

2. Objetivos

2.1. Objetivo general

Crear un modelo basado en inteligencia artificial para estimar la vida útil remanente de un transformador de potencia inmerso en aceite de la Central Hidroeléctrica Urra I utilizando los resultados de análisis de gases disueltos en aceite (DGA), fisicoquímicos y mediciones del controlador electrónico de temperatura (TEC).

2.2. Objetivos específicos

- Seleccionar la herramienta computacional más adecuada basada en inteligencia artificial que se empleará en la estimación de la vida remanente de un transformador de potencia de la Central Hidroeléctrica Urra I, usando los resultados de análisis de gases disueltos en aceite (DGA), fisicoquímicos y mediciones del controlador electrónico de temperatura (TEC).
- Aplicar la herramienta computacional seleccionada basada en inteligencia artificial para obtener el modelo que estime la vida remanente de un transformador de potencia de la Central Hidroeléctrica Urra I con base en la data de los resultados de análisis de gases disueltos en aceite (DGA), fisicoquímicos y mediciones del controlador electrónico de temperatura (TEC).
- Analizar los resultados de la aplicación del modelo para estimar la vida remanente de un transformador de potencia al compararlo con otro método de uso tradicional.

3. Justificación

Luego de 22 años de la puesta en servicio de la Central Hidroeléctrica Urra I y teniendo en cuenta que la vida útil de un transformador de potencia se estima entre 20 y 35 años, conocer la vida remanente de los transformadores de la planta tiene una gran relevancia debido a que mediante el monitoreo continuo de este parámetro se pueden planear actividades preventivas encaminadas a alargar la vida de estos activos o realizar un cambio por equipos más modernos antes de que se produzca una falla. De esta forma, el impacto negativo sobre la producción de energía se reduce y a su vez disminuyen los efectos adversos sobre la red de transmisión de energía y sobre los usuarios finales por la falta de fluido eléctrico.

Por otro lado, y teniendo en cuenta que la empresa URRA S.A. E.S.P. se encuentra actualmente en el proceso de implementación de la norma ISO 55001-2015 para la gestión de sus activos, lograr establecer una metodología para la estimación de la vida remanente de los transformadores de potencia contribuirá en el logro de dicho objetivo.

Además, en Colombia, para realizar la estimación de la vida remanente en transformadores de potencia se han utilizado técnicas tradicionales como las guías de carga de la norma IEEE e IEC que datan de hace más de 50 años, ante lo cual este proyecto busca aplicar herramientas computacionales basadas en inteligencia artificial como una alternativa para estimar la vida remanente de los transformadores de potencia teniendo en cuenta la gran cantidad de variables que intervienen en su proceso de envejecimiento.

4. Marco teórico

4.1. Transformadores de potencia

Un transformador de potencia se define como una máquina estática con dos o más arrollamientos, los cuáles por inducción electromagnética transforman un sistema de tensión y corriente alterna en otro sistema de tensión y corriente también alterna, pero de distinta magnitud y de la misma frecuencia, para un determinado propósito de transmisión de potencia eléctrica. Las partes principales que componen un transformador son:

Núcleo magnético: Se encuentra formado por láminas de acero que contienen alrededor del 4% de silicio lo que le permite aumentar la resistividad del material y disminuir las corrientes parasitas y por tanto las pérdidas.

Devanados: Son los que forman el circuito eléctrico, y se fabrican utilizando alambre de cobre o aluminio. Los conductores se forran de material aislante, el cual se selecciona de acuerdo con la tensión a la cual estará sometido, la temperatura y el medio en que está sumergido. Comúnmente se utiliza una forma rectangular o plana para el conductor de los devanados con el fin de utilizar los espacios disponibles más efectivamente. Cada hilo conductor es aislado con una delgada lámina de papel o laca esmaltada. Varias capas de papel son usadas hasta lograr el espesor deseado de tal forma que permita resistir los esfuerzos mecánicos y eléctricos a los cuales será sometido en el transcurso de su vida útil.

Cuba: Es el tanque donde se encuentra la parte activa que va sumergida en aceite [1]. En el tanque van alojados otros equipos como los enfriadores, ventiladores, bombas y otros accesorios; además sirve de apoyo durante las labores de transporte. Debe ser hermético para

contener el aceite y brindar protección eléctrica y mecánica al transformador, y no debe deformarse al aplicarle el vacío absoluto.

Cambiador de taps: Su función es permitir cambiar la relación de transformación en un transformador, mediante un aumento o disminución del voltaje del secundario para una misma tensión en el devanado primario.

Sistema de refrigeración: Se encarga de evacuar el calor producido por las pérdidas internas en el transformador, tanto en los devanados como en el núcleo, porque de lo contrario se producirán aumentos de temperatura que pueden ocasionar fallas en otros elementos más sensibles con consecuencias catastróficas, como es el caso del aislamiento celulósico.

Intercambiadores de calor montados en la parte exterior de la cuba realizan el proceso de enfriamiento cediendo el calor al medio refrigerante, generalmente aire, al hacer circular el aceite caliente por su interior.

Aisladores tipo bushing: Permiten la conexión eléctrica entre las terminales de los devanados del secundario y el circuito exterior al transformador, y por tanto deben mantener la hermeticidad y el aislamiento.

Aislamiento sólido: El aislamiento sólido tiene la función de aislar el bobinado de alta tensión del núcleo magnético y de aislar las capas de espiras entre sí. Los materiales empleados en el aislamiento sólido del transformador son materiales celulósicos y por tanto porosos, impregnados de aceite.

Entre los materiales celulósicos empleados como aislante sólido de un transformador se encuentran el papel Kraft y el cartón prensado. El papel kraft es fabricando de manera similar al papel comercial, pero evitando que queden en el papel residuos. El cartón prensado es un

conjunto de capas de papel que se unen en las fases de fabricación cuando el material aún está húmedo, consiguiéndose un aislamiento más grueso.

Otro tipo de material que se suele encontrar como aislamiento sólido es la madera, el cual es sometido a un proceso de secado para que la humedad no supere un 10%. Para grandes transformadores cumple la función de soporte del arrollamiento.

Aislamiento líquido (aceite mineral aislante): Cumple un papel muy importante en el transformador, donde se destacan las siguientes funciones:

- Aisla eléctricamente dos zonas que se encuentran a tensiones muy diferentes, como ocurre con los arrollamientos. Además, al impregnarse en el aislamiento celuloso le mejora sus propiedades como aislante.
- Refrigera; al absorber una gran cantidad de calor debido a su alta conductividad térmica, baja viscosidad, calor específico elevado, punto de congelación bajo y punto de inflamación alto.
- Sirve como indicador del estado del transformador, mediante el análisis del aceite se puede determinar el estado y también detectar fallas en otros elementos del transformador. Algunos de los factores que pueden provocar la degradación del aceite son el oxígeno, la humedad, las altas temperaturas, el arco eléctrico y la presencia de impurezas en el aceite.

4.2. Vida útil de los transformadores

La vida de los transformadores de potencia es un aspecto de especial interés tanto para el dueño del equipo como para el fabricante y para las compañías de seguros, debido a que conociendo la vida remanente de estos equipos se pueden ejecutar actividades encaminadas a

extender su tiempo de vida útil o programar un cambio, y de esta forma gestionar de mejor manera el riesgo asociado a la prestación del servicio de energía a todos los usuarios.

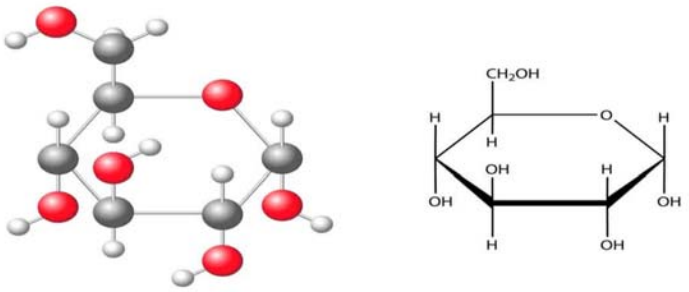
Todos los equipos electromecánicos están expuestos a diferentes tipos de esfuerzos (mecánicos, eléctricos, térmicos y hasta del medio ambiente) y los transformadores no son la excepción. Por tal motivo, el monitorear sus condiciones para conocer el estado real del equipo y evaluar la reducción gradual de la vida útil de los materiales que lo componen, es una buena estrategia para anticiparse a la falla, más teniendo en cuenta su importancia en la cadena de producción y suministro de energía y los altos costos de fabricación.

Un transformador se diferencia de una máquina rotativa debido a que prácticamente no tiene partes móviles, excepto por el intercambiador de tomas, bombas y ventiladores para enfriamiento [2]. El bobinado en cobre, el núcleo de acero, y otras partes metálicas con una correcta protección contra la corrosión pueden demorar mucho tiempo en servicio. Sin embargo, no pasa igual para los elementos aislantes, hechos principalmente de material de celulosa y los aceites aislantes.

El principal constituyente de los aislamientos convencionales es la celulosa, un compuesto orgánico cuyas moléculas están hechas de largas cadenas de anillos de glucosa, entre 1000–1400, y que puede ser representada como ($C_6H_{12}O_6$). El grado de polimerización molecular (DP) es el promedio del número de anillos de glucosa en la molécula de celulosa, y su estructura química puede verse en la figura 1.

Figura 1.

Estructura química de la glucosa



Nota. Adaptado de: www.mysalud.com/bioquimica/glucosa

Una fibra de celulosa está hecha de muchas de estas largas cadenas de anillos de glucosa. Debido a que el esfuerzo mecánico de los materiales de celulosa depende de la longitud y condición de las fibras, el grado de polimerización es un buen indicador de la edad del aislamiento de un transformador.

Como el aislamiento celuloso no se puede remplazar una vez se fabrican los transformadores, la vida de estos equipos se puede definir como el tiempo total entre el estado inicial en el cual el papel celuloso es considerado nuevo hasta el estado final en el cual los esfuerzos dieléctricos, esfuerzos de cortocircuito y movimientos mecánicos que pueden ocurrir en servicio normal, causarían una falla eléctrica del papel celuloso. Es decir, cuando el aislamiento de papel falla, la vida del transformador ha llegado a su fin.

Existen principalmente tres (3) posibles mecanismos que contribuyen a la degradación del aislamiento: la hidrólisis, la oxidación y la pirólisis. Los agentes responsables de estos mecanismos son respectivamente el agua, el oxígeno y el calor.

Hidrólisis: El agua en el transformador puede provenir de dos (2) fuentes: ingreso de agua desde la atmósfera, y de la degradación o envejecimiento de la celulosa y del aceite. El oxígeno que actúa como puente entre los anillos de glucosa es afectado por el agua, causando la ruptura de la cadena y como resultado la reducción del DP y el acortamiento y debilitamiento de la fibra.

Un pequeño aumento en el porcentaje de humedad reduce en gran medida la expectativa de vida del aislamiento, por lo que el contenido de humedad es considerado perjudicial para el papel aislante. También bajo condiciones de sobrecarga promueve la evolución de burbujas en el aceite, con la consiguiente inestabilidad térmica del sistema de aislamiento.

Oxidación: El oxígeno ataca los átomos de carbono de la molécula de celulosa para formar ácidos y aldehídos, liberando agua, monóxido de carbono y dióxido de carbono. La cadena de anillos de glucosa se debilita ocasionando una disminución del DP. El agua liberada por este mecanismo puede también contribuir a la hidrólisis, mecanismo explicado anteriormente. También el oxígeno puede reaccionar con el aceite aislante produciendo ácidos y aldehídos que al entrar en contacto con el papel lo degradan, provocando la ruptura de las cadenas de polímeros que confiere la rigidez mecánica al papel.

Pirólisis: El calor contribuye a la ruptura de los monómeros individuales de la cadena de celulosa. Se forman residuos sólidos y se liberan gases tales como vapor de agua, monóxido de carbono, dióxido de carbono e hidrogeno. De esta forma el DP se reduce.

El fin de la vida del aislamiento de un transformador es considerado el punto en el cual el papel ha perdido suficiente capacidad de soportar los esfuerzos mecánicos y eléctricos a los cuales es sometido. Esto puede ser medido por algunas propiedades mecánicas como el esfuerzo a la tensión, elongación hasta la rotura, resistencia a la abrasión, o por propiedades químicas

como el grado de polimerización. El punto del fin de la vida puede ser un porcentaje de deterioro o un valor absoluto de estas propiedades. Se puede decir que no existe un valor estándar para determinar el punto de fin de vida de un aislamiento para un transformador. Por ejemplo, si se selecciona el criterio de DP igual a 200 se estima una vida de 150.000 horas bajo condiciones de total carga, método que ha sido sugerido por varios investigadores basado en la medida del grado de polimerización. También se puede estimar utilizando el criterio del porcentaje de rigidez mecánica.

Existen muchos factores que pueden afectar la vida de un transformador como son la presión atmosférica, la temperatura ambiente, la humedad, la contaminación del aceite, el aislamiento de los devanados, las sobrecargas, las pérdidas internas, entre otras, existiendo correlaciones entre estos parámetros. Las variaciones de la temperatura ambiente debidas a las temporadas de verano e invierno afectan la temperatura del devanado de un transformador. Las sobrecargas también aumentan la temperatura interna y externa de los transformadores lo que a su vez debilita el aislamiento de los devanados provocando la pérdida de esfuerzos de dichos elementos.

4.3. Estimación de la vida remanente en transformadores

Existen diferentes técnicas para estimar la vida remanente de un transformador de potencia, entre las cuales se destacan:

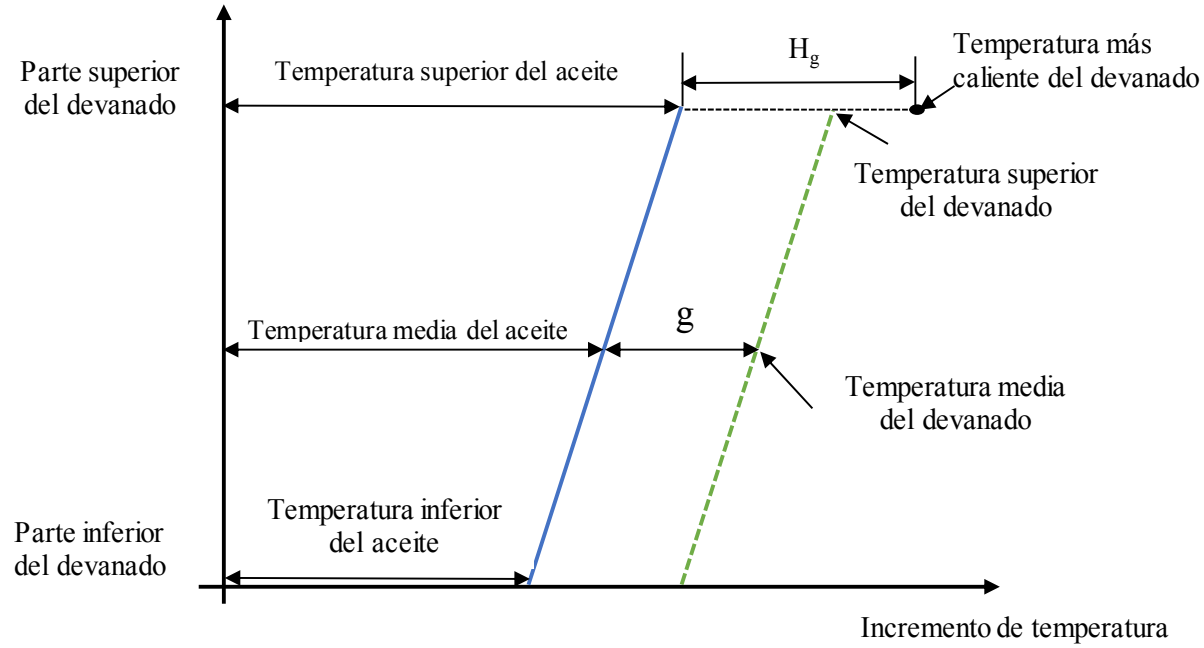
- Utilizando las guías de carga de las normas IEEE C57.91 (Instituto de Ingenieros Eléctricos y Electrónicos) [3] e IEC 60354 (Comisión Electrotécnica Internacional) [4]; basadas en el modelo de Arrhenius-Dakin, las cuales tienen en cuenta que el envejecimiento y la duración de vida del aislamiento del transformador es un fenómeno que se debe casi exclusivamente a la degradación térmica de las propiedades del papel aislante del devanado del transformador [5].

Asume que las fatigas debidas a efectos eléctricos, mecánicos, y del medio ambiente no tienen un impacto notable en la vida del aislamiento (modelo de fatiga simple por temperatura).

La distribución de temperaturas dentro de un transformador es extremadamente compleja y difícil de modelar, y por tanto las características térmicas de los transformadores son normalmente analizadas en un diagrama térmico simple como el mostrado en la figura 2;

Figura 2.

Diagrama térmico en un transformador



Nota. Tomado de: *Predicting transformer end of life using transformer thermal life simulation technique* [2].

En este diagrama térmico se asume que:

- El cambio en la temperatura del aceite dentro y a lo largo del bobinado se incrementa linealmente desde abajo hasta arriba.

- El incremento en la temperatura del bobinado desde abajo hasta arriba es lineal, con una diferencia de temperatura constante (g) respecto a la del aceite,
- En la parte superior del bobinado, la temperatura caliente de la bobina es más alta que la del incremento porcentual (g) del bobinado,
- La diferencia en la temperatura entre la parte más caliente del bobinado y la del aceite superior que rodea la bobina es definido como H_g, donde H es un factor de calentamiento de la bobina. Por muchos años el valor de H fue tomado como un 10% del valor de g (1,1 veces g), pero en recientes investigaciones se ha logrado calcular valores de H hasta de 1,3 veces el valor de g para transformadores de mediano y gran tamaño.

La parte más crítica del aislamiento será aquella zona del transformador que alcance mayor temperatura. Ésta se da en el bobinado, en su extremo superior, junto con la mayor temperatura del aceite (ya que el aceite más caliente al tener menor densidad se desplaza hacia la parte superior de la cuba por convección natural). El punto de mayor temperatura que está directamente en contacto con el aislante, y que envejecerá más rápido, es conocido como el punto más caliente del bobinado T_{HS} (hot-spots). Esta temperatura se asume que está formada por los tres componentes dados en la siguiente ecuación [6]:

$$T_{HS} = T_A + \Delta T_{TO} + \Delta T_H$$

Donde,

T_A: temperatura ambiente.

ΔT_{TO}: aumento de temperatura en la parte superior del aceite por encima de la temperatura ambiente.

ΔT_H: aumento de temperatura en el punto más caliente del arrollamiento por encima de la temperatura del punto superior del aceite.

Conociendo los datos históricos de la carga y los valores de las condiciones ambientales se puede calcular la vida útil remanente de un transformador utilizando dichas guías. Son las características mecánicas del papel los factores determinantes para el cálculo del final de vida del papel aislante.

En la guía de la IEEE, cuando se utiliza el término "vida" se refiere a la vida calculada del aislamiento y no a la vida real del transformador. La vida útil del aislante es el tiempo total entre el estado inicial cuando el aislante es nuevo, y el final en el que la probabilidad de falla por esfuerzo dieléctrico y/o electro-mecánico en servicio normal, es alta. Según datos más recientes, las guías de carga consideran que 180.000 horas es una duración normal de la vida útil del aislante. Este modelo expresa que,

$$\text{Vida remanente} = L = A\, e^{(B/T)}$$

Donde,

A = vida inicial.

B = constante, y determinada por la energía y la tasa de activación de una reacción química específica.

T = temperatura en grados Kelvin.

La guía IEEE también describe el factor de aceleración de envejecimiento (FAA), así:

$$FAA = e^{[(15000/383) - (15000/(\Phi_H + 273))]}$$

Φ_H = temperatura en el punto más caliente del devanado.

Este modelo es de fácil aplicación, pero es impreciso, debido a que tiene la desventaja de que se basa en la tasa de una reacción química denominada reacción química principal, pero al interior del transformador ocurren otras reacciones químicas a diferentes temperaturas que no considera este modelo. Tampoco tiene en cuenta factores ambientales con influencia en la degradación del papel, así como la presencia de humedad y oxigeno, los cuales aceleran el proceso de envejecimiento del aislamiento.

Por otro lado, la guía IEC propone la tasa de envejecimiento relativo para papel no tratado térmicamente, se presenta así,

$$\text{Tasa de envejecimiento relativo} = V = 2^{(\Phi_H - 98)/6}$$

- La obtención del grado de polimerización (DP), que representa el número de monómeros de glucosa, $C_6H_{12}O_6$, presentes en la molécula de la celulosa del papel. El valor del DP se relaciona estrechamente con la rigidez mecánica del papel. El DP del papel se encuentra entre 1000 y 1300 recién el transformador es fabricado, el secado del transformador lo reduce a 950 y durante el servicio por el envejecimiento se reduce mucho más. Con un valor de DP entre 950 y 500 se considera que es constante su rigidez mecánica, pero entre 500 y 200 la rigidez mecánica decrece en proporción directa al DP. Debajo de un valor de 150, el papel no tiene rigidez mecánica alguna, por lo que en la industria se considera que debajo de un DP de 200, el papel pierde todas sus propiedades físicas y mecánicas y el equipo es susceptible a fallas [7]. Esto puede ser resumido en el cuadro 1:

Cuadro 1.

Rango de valores del DP

DP RANGO	DESCRIPCIÓN
<200	Degradación excesiva del papel que excede el punto crítico. Se recomienda sacar del servicio el transformador de inmediato y realizar inspección a fondo.
200-250	El papel está cerca o en estado crítico. Se recomienda sacar del servicio el transformador tan pronto como sea posible y se inspeccione a fondo. Se pueden tomar muestras del papel para prueba directa del DP.
260-350	El papel se está acercando a su condición crítica. Se sugiere inspección programada y volver a muestrear dentro de 1 año para reevaluar la condición.
360-450	El papel está empezando a acercarse a su condición crítica. Sugerir una nueva muestra en un tiempo de 1-2 años.
460-600	Deterioro significativo del papel, pero aún muy lejos del punto crítico.
610-900	Envejecimiento del papel leve o muy mínimo.
>900	No se detecta degradación en el papel.

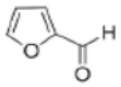
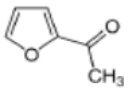
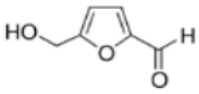
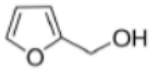
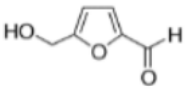
Nota. Tomado de: *Estudio de la vida útil de los transformadores de potencia en servicio: Ensayos de laboratorio y evaluación térmica* [7]

Al degradarse el papel aislante de un transformador el valor del grado de polimerización baja y se producen monóxido de carbono (CO), dióxido de carbono (CO_2) y furanos, principalmente. Al estudiar estos compuestos, se han elaborado métodos para detectar variaciones en la celulosa del papel [8], como son:

a) **Medición del grado de polimerización mediante muestreo del papel aislante:** Se considera el más exacto estimando el valor del DP y por tanto la vida del aislamiento, pero presenta algunos inconvenientes: Para tomar una muestra de papel del interior del transformador es necesario desencubarlo, lo que conlleva a realizar trabajos extensos, con gastos adicionales en tiempo y dinero. Además, el valor de DP es una estimación de la longitud promedio de la cadena de glucosa, y la información acerca del envejecimiento está relacionada con el lugar de donde la muestra se extrae y no provee información acerca del estado global del aislamiento ni de la condición de otros lugares críticos.
b) **Medición de los compuestos furánicos disueltos en el aceite:** De la degradación de la celulosa se producen cinco (5) compuestos furánicos como son:

Figura 3.

Compuestos furánicos disueltos en el aceite

ABREVIATURA	SIMBOLO	SINONIMOS
2-FURALDEHYD 2-FAL		FURFURAL NATURAL 2-FURALDEHIDO FURFURAL
2-ACETILFURANO 2-ACF		2-FURIL METIL CETONA 2-FURIL ETANONA
5-METIL-2FURALDEHIDO 5M2F		5-METILFURFURAL NATURAL 5-METIL-2-FURALDEHIDO
2 FURFUROL 2FOL		ALCOHOL FURFURÍLICO
5-HYDROXYMETHYL 2-FURALDEHYDE 5H2F		5-HIDROXIMETILFURFURAL 5HMF

Nota. Tomado de: *Estudio de la vida útil de los transformadores de potencia en servicio: Ensayos de laboratorio y evaluación térmica* [7]

2-Furaldehido: tambien denominado furfural o furfuraldehido. Es el compuesto de furano que se encuentra con mayor frecuencia. Se forma por sobrecalentamiento generalmente de la celulosa o puede presentarse como resultado de una condición de falla en el pasado.

2-Acetilfurano: Es el menos común de los compuestos furánicos que se pueden encontrar en un transformador en servicio. Se encuentra con mayor frecuencia en transformadores averiados que han sufrido descargas electricas por rayos, lo cual infiere que su formación se debe a elevados niveles de esfuerzo eléctrico.

5-Metil-2-furaldehido: Se forma como resultado de sobrecalentamiento intenso y localizado de la celulosa y es la prueba de una condición que supone falla por punto caliente a alta temperatura.

2-Furfurol: Se forma en presencia de gran contenido de humedad y es la prueba de una condición de descomposición activa del papel debido a elevados niveles de humedad en el aislamiento sólido.

5-Hidroximetil-2-furaldehido: se forma como resultado de la descomposición del papel en presencia de grandes cantidades de oxígeno y es la prueba de la oxidación del aislamiento sólido.

Diferentes autores han realizado estudios para analizar la correlación entre el furano 2FAL y el grado de polimerización, a partir de las cuales han establecidos ecuaciones y así obtener la vida remanente de los transformadores de potencia, tal como se muestra a continuación;

Cuadro 2.

Ecuaciones para cálculo del DP

Autor	Ecuación
Chengdong (< 1000 DP)	Log (2FAL) = 1.51 – 0.0035DP
De Pablo (1er, < 800 DP)	DP = 7100 / (8.88 + 2FAL)
De Pablo (2do)	DP = 800 / (0.186 + 2FAL + 1)
Burton (<900 DP)	Log (2FAL) = 2.5 – 0.005DP
Pablo Vuarchex	Log (2FAL) = 2.6 – 0.0049DP

Nota. Tomado de: *Estudio de la vida útil de los transformadores de potencia en servicio: Ensayos de laboratorio y evaluación térmica* [7]

W. J. McNutt [7], propuso las siguientes ecuaciones con el fin de calcular el valor de DP para obtener posteriormente el porcentaje de vida utilizada. Los valores de 2FAL y el total de furanos están expresados en partes por billón (ppb).

$$DP = [Log(2FAL*0.88) - 4.51]/(- 0.0035)$$

$$DP = [Log(\text{total furanos}) - 4.0355]/(- 0.002908)$$

$$\%\text{Vida Utilizada} = [Log(DP) - 2.903]/(- 0.006021)$$

Otras investigaciones [7] han mostrado una relación lineal entre el DP y los productos del envejecimiento del papel que tuvieron un grado de correlación mayor, con lo cual se puede calcular el valor del DP y el tiempo de vida transcurrido para un transformador, así:

$$DP = Co + a *\log(CO) + b * \log(CO_2) + c * \log(\text{Total furanos}) + d * \log(2FAL) + e * \log(2 \text{ Acetil furano}) + f * \log(5\text{Methyl-2FAL})$$

$$\text{Tiempo de vida transcurrido} = 20{,}5 * \ln (1100 / DP)$$

También se ha utilizado la lógica difusa (FIS) con elementos de entrada el furano 2FAL, CO y CO_2 para calcular el grado de polimerización y así la vida útil del transformador [9].

Otro modelo desarrollado utiliza un sistema de inferencia difusa neuro adaptativa (ANFIS) para calcular el grado de polimerización del aislamiento y de esta forma estimar la vida remanente del transformador [10]. Este modelo utiliza como entrada para su análisis el furano 2-FAL contenido en el aceite y la relación de concentración de gases CO_2/CO, combinando técnicas de lógica difusa y redes neuronales. La lógica difusa es efectiva en procesos ambiguos y de información incierta, pero no tiene capacidad de aprendizaje. Las redes neuronales artificiales tienen una excelente capacidad de aprendizaje, así que combinando las dos técnicas se pueden complementar la una de la otra [11]. También se han utilizado como datos de entrada la acidez,

CO, CO_2, Break Down Voltage (BDV), humedad y tensión interfacial para posteriormente aplicar la técnica de inferencia difusa neuro adaptativa (ANFIS) para calcular el grado de polimerización y con éste la vida útil remanente del transformador.

Otras investigaciones han utilizado productos del envejecimiento del papel y relacionan diferentes variables (CO, CO2, DP, 2-FAL) y luego se aplica un análisis estadístico para evaluar la vida remanente de un transformador.

Para calcular el grado de polimerización (DP) se han utilizado como elementos de entrada la acidez, CO, CO_2, Break Down Voltage (BDV), humedad, el color del aceite, el furano 2FAL y la tensión interfacial utilizando para ello diferentes métodos clasificadores en el software MATLAB dentro de los cuales se destaca el árbol de decisión [12].

Por otra parte, se ha planteado calcular el grado de polimerización sin utilizar instrumentación sofisticada y en cambio se utilizaron como datos de entrada la humedad y la temperatura del aceite y la edad del transformador, que son parámetros que se pueden medir fácilmente. Con estos parámetros y usando redes neuronales se obtienen como salida las concentraciones del furano 2FAL, CO_2 y CO. Posteriormente se utilizan estos parámetros de salida para alimentar un análisis basado en lógica difusa (FIS) para estimar el grado de polimerización del aislamiento sólido y de esta forma obtener un indicador de la salud del transformador [13].

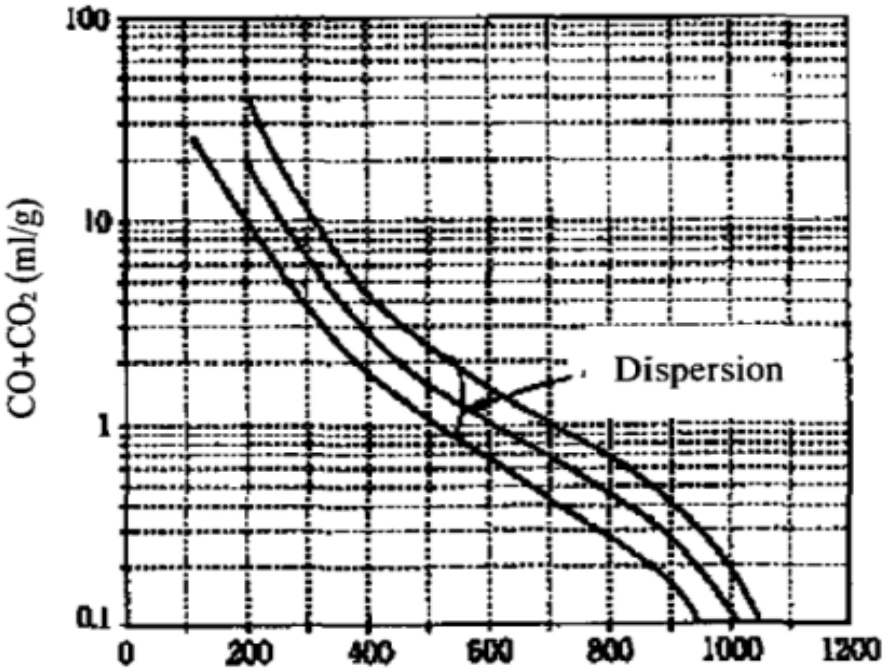
El contenido de furanos utilizado para el monitoreo de la condición del papel aislante brinda muchas ayudas, pero presenta los siguientes inconvenientes: Algunos factores influyen sobre la formación de furanos tales como el contenido de agua, acidez, niveles de carga y el volumen de aislamiento y aceite, los cuales son diferentes en cada transformador y así será también la cantidad de furanos. Además, al presentarse un punto caliente se produce degradación

del papel en una pequeña parte generando poca cantidad de furanos muchas veces indetectables, lo que podría ser similar a la degradación de una gran masa que no presente gran cantidad de puntos calientes. También, los furanos son inestables a ciertos valores de temperatura.

c) **Análisis de los gases CO y CO_2:** Al disminuir el grado de polimerización se genera mayor cantidad de gases CO y CO_2, los cuales también se forman por descomposición del aceite, pero en menor cantidad. La relación entre los gases CO y CO_2 y el grado de polimerización se muestra en la figura 4:

Figura 4.

Relación entre el grado de polimerización y la concentración de CO más CO_2



Nota. Tomado de: *Vida de transformadores de potencia sumergidos en aceite: Situación actual. Parte II. Correlación entre resultados de ensayos físico-químicos* [8]

Esta técnica es de aplicación gráfica, es decir, conociendo las concentraciones de los gases CO y CO_2 se puede determinar el grado de polimerización gráficamente, lo cual lo hace un método un tanto inexacto. También es aplicable a transformadores que no hayan sido abiertos o desgasificados al menos durante los últimos 10 años, se debe usar un factor de corrección por temperatura, se debería contar con un histórico de medidas de la concentración de los gases para revisar tendencias y se debe tomar la temperatura al aceite al cual se le tomó la muestra para análisis DGA.

También se ha estudiado la correlación entre las cantidades de dioxido de carbono (CO_2) y monóxido de carbono (CO) con la resistencia del aislamiento en un transformador de potencia usando lógica difusa para determinar su condición [14].

- Técnicas que usan inteligencia artificial; las cuales utilizan los productos del envejecimiento del aislamiento para determinar la condición del transformador y así establecer un diagnóstico y su edad. Dentro de las técnicas se destaca las redes neuronales artificiales donde se crea un modelo relacionando productos de la descomposición del papel (CO, CO_2 y 2-FAL) para evaluar la edad del aislamiento, con resultados bastante precisos [15]. Las redes neuronales han sido usadas en muchas aplicaciones, y son útiles porque actúa como un modelo de un sistema real que se usa para predecir o para controlarlo. Esta técnica es muy útil cuando se dispone de una gran cantidad de datos.

Otra técnica consiste en crear un modelo basado en la lógica difusa para evaluar el envejecimiento del transformador, teniendo para su análisis los factores de contenido de furanos, CO y CO_2 [9]. Recientes investigaciones utilizan la lógica difusa para estimar la vida remanente de un transformador mediante el análisis de múltiples parámetros como las características del aceite y de los sus gases disueltos, oxígeno y la humedad del aislamiento y la temperatura del

punto caliente del devanado [16]. Todas estas propiedades físicas, químicas, eléctricas y operacionales se clasifican y mediante un análisis de lógica difusa se estima la vida remanente del transformador. Otros autores han usado la lógica difusa usando como elementos de entrada la acidez, tensión interfacial, contenido de CO y contenido de CO_2 en el aceite [17].

Otras investigaciones han utilizado el sistema de inferencia difusa neuro adaptativa (ANFIS) para evaluar la condición del papel de un transformador de potencia usando productos de la degradación de la celulosa como el CO_2 y CO, y otras variables correlacionadas estadísticamente con la formación de furanos como son la acidez, el color del aceite y la tensión interfacial [18].

También se utilizan las máquinas de soporte vectorial (SVM) como modelos de aprendizaje supervisado para análisis de regresión y clasificación, cuyos algoritmos analizan la data y reconocen patrones dentro de ella, y finalmente aplicada junto con otras técnicas, estimar la vida útil remanente de una máquina [19]. Otros datos usados incluyen parámetros del transformador como voltajes y tiempo de operación, análisis de gases disueltos en el aceite, características dieléctricas (color, contenido de humedad, acidez, etc) y componentes furánicos para estimar la condición del papel aislante [20].

- Aplicando modelos estadísticos, de distribución normal o Weibull y regresión en rango de medianas [21]. Con pocos datos la distribución de Weibull puede proporcionar un análisis con cierta exactitud. Los dos parámetros de Weibull, el de forma y el de escala, son utilizados para determinar la confiabilidad y posteriormente el tiempo de servicio del transformador. Se estima la vida del aislamiento mediante simulaciones de la vida consumida obteniendo una función de distribución de probabilidad de Weibull que se utiliza para encontrar el tiempo de falla del aislamiento.

Los modelos de regresión son usados para predecir la salida de un evento con una o varias características de entrada, encontrando una relación entre la variable dependiente y la variable independiente.

- Estimando un índice de salud del transformador**,** el cual es una técnica que combina datos operativos, observación en campo y resultados de laboratorio. Este método produce un valor numérico que representa la condición del equipo o estado de salud del transformador considerando factores de degradación, como son los factores de falla, factor de la calidad del aceite y factor de la condición del papel. Cada uno de estos factores son evaluados por diferentes parámetros, a los cuales se les determina un peso de acuerdo con la importancia de cada factor y se establecen unas categorías para encontrar el índice de salud del transformador. Si este método se puede aplicar a varios transformadores es posible tener una relación entre la edad del transformador y su índice de salud [22]. Posteriormente se plantea un modelo para calcular la vida remanente de un transformador de potencia con base en la siguiente ecuación [23]:

$$RL = (HI_t - HI_o) / HI_{dec\text{-}rate}$$

HI_t = índice de salud en un momento determinado

HI_o = índice de salud del criterio de remplazo o fin de vida útil

$HI_{dec\text{-}rate}$ = grado de decrecimiento típico del índice de salud

RL = vida remanente del transformador

En el cuadro 3 se describen las ventajas y desventajas de aplicar cualquiera de las anteriores metodologías para estimar la vida remanente de un transformador:

Cuadro 3.

Ventajas y desventajas de las metodologías para estimar la vida remanente de un transformador

MÉTODO	VENTAJAS	DESVENTAJAS
Guía de carga	Fácil aplicabilidad. Estandar Internacional. Consenso de variable B.	Método de fatiga simple. Variable B cambia con la temperatura y reacción. Inexacto. Error en mediciones de temperatura, humedad y oxígeno.
Cálculo del DP (Muestreo del papel)	Directo y el más informativo.	Es necesario abrir la unidad. Muestreo no es representativo de todo el devanado.
Cálculo del DP (Furanos)	No es necesario abrir el transformador. Información complementaria al DGA. Correlación con DP.	Los furanos son inestables a ciertos valores de temperatura. Varios modelos. Resultados dependen del contenido de oxígeno, humedad, temperatura y tipo de aislamiento.
Análisis CO y CO2	Fácil aplicación. Método gráfico.	Usa un factor de correción por temperatura. Inexacto.
Técnicas que usan inteligencia artificial (ANN, Lógica difusa, ANFIS, SVM)	Uso de datos de productos de envejecimiento. Resultados por lo general muy precisos.	No usa el riesgo operativo del equipo. Algunas técnicas analizan pocas variables. Regularmente necesita de gran cantidad de datos
Técnicas que usan análisis estadístico (Weibull, regresión)	Uso de datos de productos de envejecimiento y toma en cuenta la confiabilidad. Puede ser usado con pocos datos. Amplia visión del estado del equipo. Fácil aplicabilidad.	No usa el riesgo operativo del equipo.
Índice de salud del transformador	Combina datos operativos, de campo y de laboratorio. Tiene en cuenta múltiples variables. No tiene en cuenta el DP como único indicador de deterioro	Se debe establecer un índice de salud de remplazo. Rata de decrecimiento con resultados no muy precisos.

5. Hipótesis

De acuerdo con el estudio del estado del arte para la estimación de la vida útil remanente de transformadores de potencia realizada anteriormente, es posible plantear la siguiente hipótesis para el proyecto a desarrollar: Correlacionando los resultados de análisis de gases disueltos en aceite (DGA), análisis físico-químicos del aceite y registros del controlador electrónico de temperatura (TEC) es posible estimar la vida útil remanente de un transformador de potencia de la Central Hidroeléctrica Urra I utilizando una herramienta computacional de inteligencia artificial.

6. Desarrollo del plan de trabajo

6.1. Acopio de la información

6.1.1. Selección del transformador a estimarle la vida útil remanente

En la Central Hidroeléctrica Urra I se encuentran instalados cuatro (4) transformadores de potencia de 110 MVA a la salida de cada una de las unidades generadoras, transformando el voltaje de 13,8 kV a 230 kV. Estos transformadores tienen instalado un controlador electrónico de temperatura (TEC) el cual monitorea la temperatura del transformador y coloca en funcionamiento los grupos de refrigeración con el fin de evitar que la temperatura del transformador exceda ciertos límites. En la actualidad fueron adquiridos analizadores de gases disueltos en el aceite (DGA) para estos (4) transformadores, los cuales están en proceso de instalación. También existe un transformador de 110 MVA que se tiene en reserva en caso de falla de alguno de los (4) transformadores que están en servicio. El transformador de reserva no tiene instalado ningún equipo para monitoreo de su condición. En la subestación está instalado

un autotransformador 230/110 kV de 90 MVA, el cual cuenta con un controlador electrónico de temperatura (TEC) y con el analizador de gases disueltos en aceite (DGA), por ser un equipo de vital importancia para la central porque es quien alimenta por el lado de baja tensión a toda la subestación 110 kV, de donde se suministra la energía para el consumo interno de la central, el campamento de los funcionarios y circuitos rurales de las comunidades vecinas. Por ser el autotransformador quien tiene instalados en la actualidad los dos equipos de monitoreo de condición en línea antes mencionados y por ser un activo crítico para la central, será el equipo sobre el cual se realizará la estimación de la vida útil remanente, pudiendo replicar el modelo de estimación que se obtenga en los otros transformadores una vez sean puestos en servicio los analizadores de gases disueltos en el aceite (DGA).

6.1.2. Acopio del histórico de pruebas, ensayos e información descargada de los equipos de monitoreo en línea

El autotransformador 90 MVA fue puesto en servicio en el año 1999 y desde el año 2001 se vienen tomando muestras de aceite cada 6 meses aproximadamente con el fin de ser enviadas a laboratorios acreditados para análisis de gases disueltos en el aceite y determinación de propiedades físico-químicas. Las principales características medidas son:

Cuadro 4.

Principales características medidas en análisis de aceite en laboratorio

ANÁLISIS DE GASES DISUELTOS EN EL ACEITE		**ANÁLISIS FÍSICO-QUÍMICO DEL ACEITE**
Hidrógeno	H_2	Índice colorimétrico
Metano	CH_4	Tensión Interfacial
Monóxido de carbono	CO	Número de neutralización
Etileno	C_2H_4	Rigidez Dieléctrica ASTM D-877
Etano	C_2H_6	Rigidez Dieléctrica ASTM-1816
Acetileno	C_2H_2	Contenido Humedad Aceite
Total Combustibles	TC	Papel - % Humedad
Propano	C_3H_8	Factor de Potencia (25°C)
Propileno	C_3H_6	Factor de Potencia (90°C)
Oxígeno	O_2	Factor de Potencia (100°C)
Nitrógeno	N_2	Gravedad Especifica
Bióxido de carbono	CO_2	Índice de Calidad (IC)
		Azufre corrosivo D1275-06
		Irgamet 39

Posteriormente, el 07 de abril del año 2014 fue instalado al autotransformador el controlador electrónico de temperatura (TEC) con el fin de realizar la activación de los grupos de refrigeración del transformador de acuerdo con los valores de temperatura del equipo, y entregando medidas de la temperatura del aceite en la parte baja y alta del transformador, la

carga promedio, la carga pico y la temperatura más caliente por el lado de baja y alta tensión del transformador. De igual forma, el 10 de julio del año 2016 se colocó en servicio el analizador en línea de gases disueltos en el aceite serie TM8 de la marca Serveron, el cual arroja medidas cada 4 horas de gases como el hidrógeno, oxígeno, monóxido de carbono, dióxido de carbono, metano, etano, acetileno, etileno, el total de gases combustibles, la temperatura ambiente y la humedad del aceite entre otros, tal como se muestra en la figura 5.

Figura 5.

Medidas arrojadas por los equipos TEC y TM8

	MEDIDAS ANALIZADOR EN LINEA DE GASES DISUELTOS EN EL ACEITE (DGA)												MEDIDAS CONTROLADOR ELECTRÓNICO DE TEMPERATURA (TEC)				
Sample Time	H2	O2	CH4 Metano	CO	CO2	C2H6 Etano	C2H4 Etileno	C2H2 Acetileno	TDCG (Total gases combustibles disueltos)	THC	Ambient Temperature	Moisture oil (ppm)	Top oil	Bottom oil	Air shadow	HV hot-spot	Peak load
17/07/2016 11:00:00 a	23,80	5086,10	126,50	766,20	3911,10	30,60	137,40	1,00	1085,50	295,50	32,06	4,07	42,00	40,00	33,00	54,00	65,23
17/07/2016 3:00:00 p.	20,90	5014,20	126,10	759,60	3877,70	30,30	136,40	0,00	1073,30	292,80	36,44	4,58	44,00	43,00	37,00	58,00	70,93
17/07/2016 7:00:00 p.	24,20	5161,90	128,60	774,40	3937,60	30,70	137,90	1,00	1096,80	298,20	25,06	3,62	35,00	38,00	26,00	50,00	71,00
17/07/2016 11:00:00 p	24,10	5146,20	126,80	771,30	3916,70	30,80	137,20	1,10	1091,30	295,90	25,44	3,52	39,00	35,00	26,00	48,00	53,74
18/07/2016 3:00:00 a.	24,20	5168,40	127,30	774,30	3907,50	30,90	137,40	0,00	1094,10	295,60	25,31	3,46	38,00	35,00	26,00	48,00	53,77
18/07/2016 7:00:00 a.	23,90	5131,00	126,40	769,70	3881,20	30,60	136,70	1,10	1088,40	294,80	25,69	3,35	41,00	36,00	26,00	50,00	51,75
18/07/2016 11:00:00 a	23,30	5044,30	125,80	762,80	3867,00	30,50	137,00	1,10	1080,50	294,40	31,94	3,99	41,00	40,00	33,00	54,00	65,37
18/07/2016 3:00:00 p.	23,10	4989,70	124,80	757,40	3845,80	30,70	135,90	0,00	1071,90	291,40	35,75	4,23	43,00	42,00	36,00	58,00	77,17
18/07/2016 7:00:00 p.	23,70	5091,70	125,00	768,10	3888,50	30,80	137,10	1,20	1085,90	294,10	30,75	3,96	41,00	40,00	30,00	57,00	79,49
18/07/2016 11:00:00 p	23,70	5126,80	125,90	772,30	3922,50	31,10	137,80	0,00	1090,80	294,80	27,75	3,84	40,00	38,00	28,00	55,00	77,92
19/07/2016 3:00:00 a.	23,30	5123,00	125,70	769,70	3887,30	30,60	136,60	1,10	1087,00	294,00	27,50	3,77	39,00	38,00	28,00	51,00	63,34

Los dos equipos descritos anteriormente (TEC y TM8) fueron desmontados en diciembre de 2017 debido a que, según análisis de los resultados del monitoreo en línea del aceite del autotransformador, se venía presentando un defecto térmico o punto caliente en aumento en su interior desarrollando una sobre temperatura y picos de generación de gases combustibles [24], y por tanto fue necesario sacarlo de servicio para una inspección y mantenimiento mayor por parte

de una empresa especialista, luego del cual fue puesto en servicio nuevamente en septiembre del año 2020. Con el fin de continuar con el monitoreo en línea de los gases disueltos en el aceite del autotransformador, el 30 de junio de 2021 fue reinstalado el medidor de gases TM8, pero desde entonces las medidas de algunos gases no han sido confiables por un daño en la unidad cromatográfica hot zone, actualmente en proceso de adquisición.

6.2. Selección de la información

6.2.1. Determinación de las variables de entrada que se utilizarán para la estimación de la vida remanente del transformador

Teniendo en cuenta la continuidad en la medición de datos entregados por los análisis de aceite dieléctrico del autotransformador en laboratorios y los arrojados por el equipo de medición en línea de gases disueltos (DGA) y por el controlador electrónico de temperatura (TEC), las variables que se podrán utilizar como elementos de entrada en la estimación de la vida útil remanente de un transformador de potencia de la Central Hidroeléctrica Urrá I son:

- Hidrógeno (H_2)
- Oxígeno (O_2)
- Nitrógeno (N_2)
- Monóxido de carbono (CO)
- Dióxido de carbono (CO_2)
- Metano (CH_4)
- Etano (C_2H_6)
- Etileno (C_2H_4)
- Acetileno (C_2H_2)
- Total de gases combustibles disueltos (TDCG)

- Total de hidro carbonos (THC)
- Temperatura ambiente
- Contenido de humedad en el aceite
- Índice colorimétrico
- Tensión interfacial
- Número de neutralización
- Rigidez dieléctrica
- Factor de potencia 100°C
- Gravedad específica
- Humedad del papel (%)
- Índice de calidad
- Temperatura del aceite en la parte baja y alta del transformador
- Carga del transformador
- Temperatura más caliente del transformador por alta y por baja tensión

6.3. Estudio de las diferentes herramientas computacionales basadas en inteligencia artificial

En la sección 4.3 se mencionaron algunas técnicas basadas en inteligencia artificial que han sido utilizadas por los investigadores en recientes estudios para determinar la vida útil remanente de los transformadores de potencia, entre las cuales se destacan:

Redes neuronales: Han sido usadas en muchas aplicaciones debido a que actúan como un modelo de un sistema real, ya sea para controlarlo o para realizar inferencias (predicciones). Una red neuronal puede modelar una función incluso si la ecuación que la describe es

desconocida, el único requisito previo es una muestra representativa de dicha función [15]. Las neuronas en la red pueden ser divididas en tres capas: la capa de entrada, la capa de salida y la capa oculta. Cada neurona de la capa de salida recibe una señal de todas las neuronas de entrada a través de las neuronas de la capa oculta, lo que se convierte en el proceso de aprendizaje o entrenamiento. Una vez la red es entrenada, se pasa a realizarle pruebas con información de salida conocida, para posteriormente poder usarla con elementos de entrada que la red neuronal no conoce y arrojar una información de salida. Es por esta razón que la red neuronal tiene una alta capacidad de aprendizaje. La red neuronal es usada cuando se dispone de una gran cantidad de datos.

Lógica difusa: Los múltiples esfuerzos que actúan simultáneamente en un transformador, hacen que sea muy complejo estimar su estado de salud. Una herramienta que representa el conocimiento humano y que puede ayudar en este aspecto es la lógica difusa, con la cual se puede proveer un aproximado pero práctico estimativo de la vida remanente de un transformador y generar acciones con una exactitud razonable y facilitar la toma de decisiones [25]. El modelo de lógica difusa extrae e interpreta información utilizando para ello las denominadas funciones de membresía con valores de membresía entre 0 y 1 para identificar las variables críticas en un transformador, a través de reglas lingüísticas llamadas implicaciones del tipo Si-Entonces, como por ejemplo la criticidad térmica del aceite y del papel, criticidad eléctrica, criticidad operacional del activo, la integridad de los devanados, la calidad del aceite o el deterioro del aislamiento. Para ello utiliza diferentes elementos de entrada como son los resultados de gases disueltos en el aceite (DGA), la carga y efectos ambientales, resultados de descargas parciales, la resistencia dieléctrica del aceite, el contenido de humedad del aceite, o la temperatura del punto más caliente del devanado. Para cada uno de estos elementos de entrada se

conocen límites que han sido establecidos por varios estándares como IEEE, IEC, CIGRE, ANSI entre otros.

Redes neuronales y lógica difusa (ANFIS): Es un sistema híbrido basado en reglas de aprendizaje que recoge los beneficios de la lógica difusa y las redes neuronales. ANFIS facilita la adaptabilidad de las funciones de membresía ajustando sus parámetros con cualquier variación en la data de entrada o salida, y por tanto tiene una respuesta más rápida y está disponible para adaptarse y aprender de los cambios de la data [10]. ANFIS genera reglas del tipo Si-Entonces a través de la inferencia difusa, y optimiza el comportamiento predictivo actualizando los parámetros usados en las reglas difusas aplicando la habilidad de aprendizaje de las redes neuronales. Debido a estas ventajas el método ANFIS es ampliamente aplicado en muchos campos como sistemas de control, reconocimiento de patrones, diagnóstico de enfermedades y predicción de eficiencia energética [11]. De acuerdo con análisis comparativos entre los métodos de lógica difusa y ANFIS aplicados en algunas investigaciones en transformadores, este último método ha demostrado tener mayor exactitud en el diagnóstico de fallas [26].

Árbol de decisión: Es una herramienta clasificadora que se basa en un proceso de entrenamiento con variables características conocidas y sus respectivas respuestas, para posteriormente obtener respuestas con nuevas observaciones. El proceso inicia en un nodo raíz o de comienzo (root node) que baja hasta los nodos tipo hoja (leaf node) los cuales incluyen respuestas de falso o verdadero. Entre el nodo raíz y los nodos tipo hoja se encuentran los nodos internos, y cada uno de lógica que ayuda a determinar el flujo de las decisiones en el árbol hasta llegar a los nodos tipo hoja quienes definen la decisión final o la respuesta predictora [12].

Herramientas de clasificación, regresión y predicción: Existen diferentes herramientas para realizar clasificación, regresión o predicción dentro de las cuales se destaca la máquina de

soporte vectorial SVM. En el caso de la clasificación de fallas, SVM reconoce patrones y usa hiperplanos que distinguen entre dos clases de fallas, el cual satisface la distancia máxima entre los puntos de cada clase. El número de características de entrada identifica las dimensiones del hiperplano. Un hiperplano es una línea que puede separar dos características de entrada y también es un plano que puede separar eficientemente hasta (3) características, para mayor cantidad de características de entrada el proceso de separación es muy complejo [12]. SVM es importante por su linealidad y flexibilidad cuando se usan gran cantidad de datos.

Estimación de un índice de salud del transformador: El método del índice de salud logra clasificar transformadores de potencia apoyados en el estado del equipo, con base en varios parámetros que relacionan factores de condición del transformador que causan su degradación, como son el factor de calidad del aceite, el factor de condición del papel y el factor de falla. Cada parámetro utilizado para evaluar los factores es determinado por límites estándares internacionales establecidos en normas, tales como la IEEE C57.104-2019 y la IEC 60,422-2013. Además de la evaluación de los parámetros se establecen unos pesos que representan la importancia de cada factor. El cálculo del índice de salud del transformador es la multiplicación entre el índice de salud de cada factor evaluado por los parámetros y los factores de peso, dividido entre la sumatoria de los factores de peso. Los parámetros de peso y los factores son obtenidos utilizando la técnica del Proceso por Jerarquía Analítica (AHP) [27].

6.3.1. Ventajas y desventajas de cada herramienta computacional basada en inteligencia artificial

De las seis (6) herramientas basadas en inteligencia artificial mencionadas anteriormente podemos destacar las siguientes ventajas y desventajas:

Cuadro 5.

Ventajas y desventajas de herramientas que usan inteligencia artificial

HERRAMIENTA COMPUTACIONAL DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL	VENTAJAS	DESVENTAJAS
Redes Neuronales (ANN)	Útil cuando se dispone de gran cantidad de datos. Resultados muy exactos. Alta capacidad de aprendizaje e inferencia.	Baja su exactitud cuando la cantidad de datos disminuye.
Lógica Difusa (FIS)	Útil en procesos ambiguos y de información incierta. Fácil uso.	No tiene capacidad de aprendizaje. Exactitud razonable.
Redes neuronales y lógica difusa (ANFIS)	Recoge las ventajas tanto de las redes neuronales como de la lógica difusa. Mayor exactitud que la lógica difusa	Más complejo su uso.
Árbol de decisión	Fácil uso. Capacidad de aprendizaje.	Más utilizado como herramienta clasificatoria.
Herramientas de clasificación, regresión o predicción (SVM)	Capacidad de aprendizaje. Se basa en el reconocimiento de patrones. Útil cuando se dispone de relativa cantidad de datos. Flexibilidad.	Más utilizado como herramienta clasificatoria. Puede clasificar un número limitado de variables de entrada.
Índice de salud	Combina datos operativos, de campo y de laboratorio. Tiene en cuenta múltiples variables. No tiene en cuenta el DP como único indicador de deterioro. Se basa en límites de parámetros establecidos según normas.	Se debe establecer un índice de salud de remplazo. Rata de decrecimiento con resultados no muy precisos.

6.4. Selección de la herramienta más adecuada para realizar el estudio

Para la selección de una de las 6 herramientas computacionales basadas en inteligencia artificial estudiadas anteriormente con el fin de usarla en la estimación de la vida útil remanente de un transformador de potencia inmerso en aceite, se tendrán en cuenta los siguientes criterios:

- Características de la data, tales como la cantidad de datos capturados y número de variables de entrada a analizar.
- Exactitud deseada.
- Facilidad de uso de la herramienta.

Como se puede evidenciar revisando la data, se tiene un grupo de variables que sirven para monitorear el estado del transformador en cualquier instante de tiempo, pero no se cuenta con los valores de estas variables en el momento de ocurrir una falla en este tipo de transformadores. En otras investigaciones, se han utilizado como elementos de entrada variables medidas por un equipo de medición en línea de gases disueltos en el aceite y aplicando redes neuronales se ha determinado un índice de salud de un transformador utilizando la data de un grupo de transformadores entre 12 y 40 MVA [28]. En nuestro caso, no es posible utilizar la data de esta investigación debido a que las características del transformador en estudio son muy diferentes (90 MVA). De igual forma se cuenta con una data de alrededor de 1 año de seguimiento, con cerca de 1547 registros los cuales no son suficientes para aplicar algunas técnicas de inteligencia artificial que requieren de una mayor cantidad de registros para estimar la vida útil remanente.

Considerando los criterios anteriormente expuestos se ha seleccionado una herramienta que aplique análisis de regresión como metodología para estimar la vida remanente de un transformador debido a que tiene una buena exactitud, es flexible y con capacidad de aprendizaje

y considerando que en la data que se tiene no hay registros de fallas de transformadores que limita el uso de otras técnicas como redes neuronales.

6.5. Establecimiento de variables de entrada y salida con la herramienta computacional

Es difícil identificar los aspectos críticos en un transformador de potencia debido a que hay muchas variables que actúan simultáneamente. El deterioro del aislamiento es la causa principal de fallas en transformadores, aunque otras causas también se hacen presente como por diseño y fabricación, contaminación, humedad, mantenimiento y operación del equipo. El deterioro del aislamiento es un fenómeno irreversible en un transformador, el cual se ve influenciado por otros fenómenos como la contaminación, esfuerzos operaciones o condiciones ambientales, que acortan la vida útil del equipo.

Se han utilizado muchas técnicas para evaluar las condiciones a las cuales es sometido un transformador pero la mayoría utiliza pocos indicadores, como el análisis de gases disueltos en aceite (DGA). Cuando aparece un defecto, la temperatura en el centro de éste es más alta, pero en la medida que la distancia desde el punto del defecto se incrementa, la temperatura disminuye, y la rata de producción de gases también decrece. Así un gran volumen de aceite calentado producirá la misma cantidad de gases que un volumen más pequeño a una temperatura más alta. Esta es una de las razones por las cuales utilizar únicamente el análisis DGA, no es un buen criterio de evaluación de las condiciones de un transformador [25].

Por tal motivo, se plantea un modelo con variables de entrada que tienen en cuenta varias fuentes de degradación: Por defectos o fallas incipientes, la degradación mecánica del papel, la degradación del aceite y por condiciones operacionales.

En el siguiente cuadro se resumen el tipo de evaluación y las variables de entrada propuestas:

Cuadro 6.

Tipos de evaluación y variables de entrada propuestas

Tipo de evaluación	Variable de entrada	Rangos de evaluación	Referencia de expertos
Térmica del aceite	Etileno (C_2H_4)	0 – 200 ppm	[25]
	Etano (C_2H_6)	0 – 150 ppm	[25]
Térmica del papel	Monóxido de carbono	0 – 1.800 ppm	[16]
	Dióxido de carbono	0 – 12.000 ppm	[16]
Descargas parciales	Hidrógeno (H_2)	0 – 1.800 ppm	[16]
	Metano (CH_4)	0 – 1.200 ppm	[16]
Arco eléctrico	Hidrógeno (H_2)	0 – 1.800 ppm	[16]
	Acetileno (C_2H_2)	0 – 50 ppm	[16]
Falla mecánica del papel	Humedad	0 - 50 ppm	[25]
	CO_2/CO	0 - 10	[10]
	Grado de polimerización (DP)	0 - 900	[7]
	Furanos	0 - 10	[20]
Calidad eléctrica del aceite	BDV	0 – 100 kV	[25]
Operacional	Carga	0 – 130 %	[25]
	Temperatura del aceite	0 – 130° C	[25]

Evaluación de degradación por defectos o fallas incipientes: La degradación por defectos se puede evaluar a través de dos categorías: eléctricos y térmicos, los cuales aceleran la descomposición del papel y del aceite formando gases reduciendo la capacidad de disipación de calor y la fuerza dieléctrica del aceite aislante. Los esfuerzos por defectos son normalmente evaluados a través del análisis de gases disueltos en el aceite (DGA) [16].

Los defectos térmicos se consideran en dos elementos, en el aceite y en el papel. El aceite sometido a esfuerzos térmicos sufre problemas de sobrecalentamiento localizado debido a la presencia de puntos calientes en las conexiones, o fallas en los contactos. Cuando esto sucede el aceite sufre el proceso de pirólisis y se generan gases combustibles, predominando en este caso el etileno (C_2H_4) y el etano (C_2H_6) [29], que se utilizarán como variables de entrada. En el caso del papel cuando sufre degradación térmica produce monóxido de carbono (CO) y dióxido de carbono (CO_2) producto del proceso de pirólisis.

Los defectos eléctricos se producen a través de dos mecanismos principalmente, las descargas parciales y el arco eléctrico. Como elementos de entrada para la evaluación de defectos por descargas parciales se utilizará el hidrógeno (H_2) y el metano (CH_4). Para evaluar los defectos por arco eléctrico se tendrán como elementos de entrada el acetileno (C_2H_2) y el hidrógeno (H_2).

Evaluación de degradación por falla mecánica del papel: El papel es el elemento más crítico en el aislamiento de un transformador y puede ser evaluado usando como elementos de entrada la humedad, el monóxido y dióxido de carbono, siendo estos dos últimos los principales gases producto de la descomposición del papel. La humedad actúa como un factor de degradación rápida de las propiedades mecánicas y eléctricas del papel aislante y por lo tanto de la vida del transformador [30]. Los valores de humedad del aceite, CO_2 y CO son obtenidos del analizador de gases en línea.

Los furanos son unos de los componentes producto de la degradación del papel aislante y que se encuentra soluble en el aceite dieléctrico del transformador. De los cinco (5) componentes furánicos el 2-furaldehido (2-FAL) es considerado el principal componente por su alta rata de generación y estabilidad dentro del transformador, y es correlacionado con el grado de

polimerización del papel aislante. Valores de DP por encima de 1000 se presenta en transformadores nuevos con una vida esperada superior a 30 años, y valores de DP entre 150-250 se presentan en transformadores cerca del final de su vida útil, debido a que el papel está también en riesgo de falla mecánica [20].

Evaluación de degradación del aceite dieléctrico: El aceite de un transformador puede ser evaluado usando como indicador su calidad eléctrica y para ello se puede utilizar como variable de entrada el Break Down Voltage (BDV) o rigidez dieléctrica del aceite, que es una medida de la habilidad de un líquido aislante para resistir esfuerzos de voltaje sin falla, es decir es el voltaje en el cual ocurre una falla entre dos electrodos bajo ciertas condiciones de prueba, y sirve para determinar elementos contaminantes conductores de la electricidad en el aceite (Norma IEEE Std C57.106-2015) [31].

Evaluación de degradación operativa: El régimen de carga al cual es sometido un transformador y la temperatura del aceite son las características que definen sus esfuerzos operacionales.

Así, para estimar la vida útil remanente de un transformador de potencia aplicando un modelo de aprendizaje basado en análisis de regresión, es necesario conocer como variable de salida la vida útil con diferentes variables de entrada también conocidas. Como no se cuenta con valores conocidos de la vida útil del transformador, se procede a realizar el cálculo de ésta aplicando diferentes fórmulas de la siguiente manera:

Debido a que actualmente no se cuenta con datos de la cantidad de furanos obtenido de los análisis de aceite en laboratorio, el valor es estimado con base en la siguiente ecuación [32]:

$$\textbf{FURFURAL}_{\textbf{(new)}} = 2.70995 - [0.833911 / (1 + e^{0.390266 * (A - 27.0245)})] - 3.42458*10^{(-6)} * C - 0.0181245 * A - 0.144663 * M - 0.0101996 * T - 5.48247*10^{(-6)} * G_{02} + 0.00617537 * B$$

Donde,

A =edad del transformador en años,

C = capacidad del transformador (kVA),

M = humedad del papel (%),

T = temperatura caliente del aceite (°C),

GO_2 = concentración de oxígeno en el aceite (ppm),

B = break down voltage (kV)

La edad del transformador es calculada teniendo en cuenta que el equipo seleccionado entró en operación el 15 de enero del año 1999. La temperatura del aceite y la concentración de oxígeno en el aceite son obtenidos del controlador electrónico de temperatura TEC y del analizador de gases en línea TM8 respectivamente. Para obtener los valores de Break Down Voltage se tomaron los 12 registros que se tenían desde el 08/07/2011 al 22/10/2018 de análisis realizados en laboratorios externos (tabla 1) y con la ayuda de la app curve fitter de Matlab se buscó la curva que mejor representara este conjunto de datos, obteniendo como resultado un modelo lineal polinómico de grado 5, tal como se puede apreciar en la figura 6.

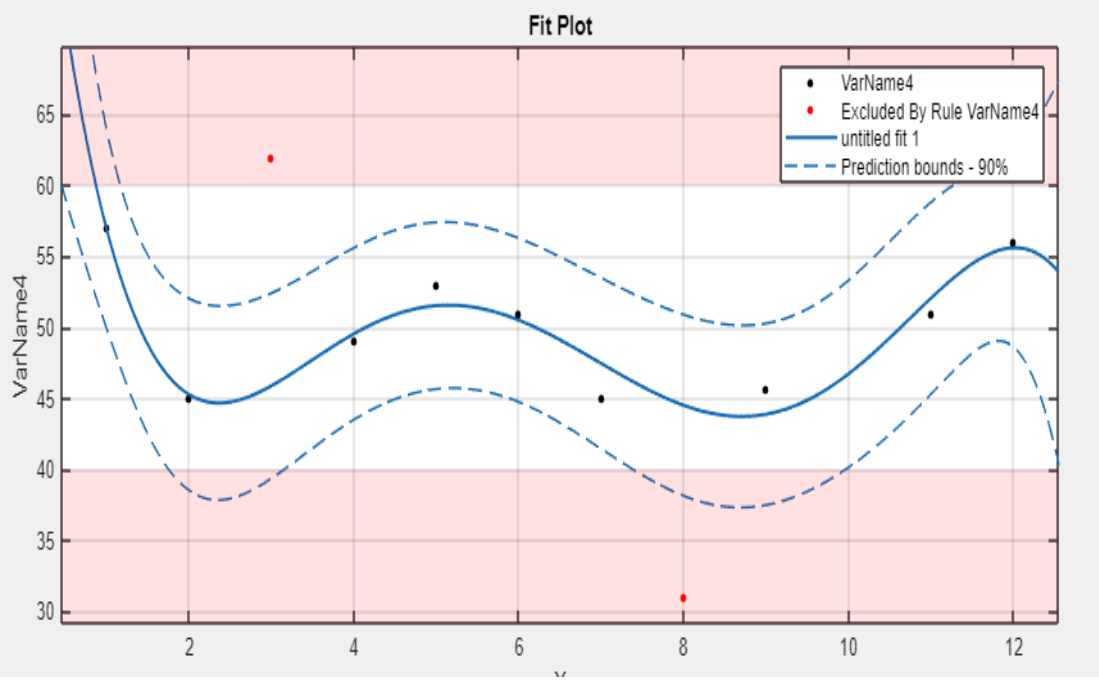
Tabla 1.

Valores de rigidez dieléctrica del aceite del autotransformador

Fecha de toma de la muestra	Rigidez Dieléctrica ASTM-1816 (kV)
08/07/2011	57,00
11/10/2011	45,00
11/10/2011	62,00
14/10/2011	49,00
17/02/2012	53,00
03/04/2013	51,00
20/03/2014	45,00
14/05/2015	31,00
16/06/2015	45,70
14/07/2016	68,00
23/11/2016	51,00
22/10/2018	56,00

Figura 6.

Modelo lineal polinómico de la variable Break Down Voltage con Matlab



Results

Fit name: untitled fit 1

Linear model Poly5:
f(x) = p1*x^5 + p2*x^4 + p3*x^3 + p4*x^2 + p5*x + p6
Coefficients (with 95% confidence bounds):
p1 = -0.00926 (-0.01823, -0.0002899)
p2 = 0.3267 (0.03489, 0.6185)
p3 = -4.202 (-7.697, -0.7064)
p4 = 24 (5.16, 42.83)
p5 = -58.8 (-102.8, -14.77)
p6 = 95.55 (62.84, 128.3)

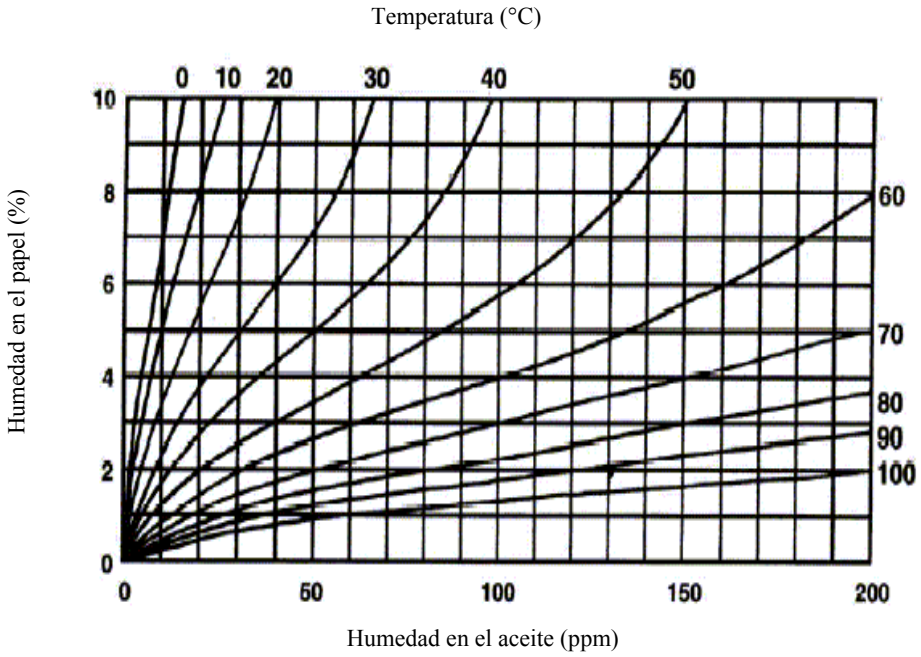
Goodness of fit:
SSE: 13.4
R-square: 0.9187
Adjusted R-square: 0.7831
RMSE: 2.113

Con la ecuación de la curva polinómica de grado 5 es posible encontrar los valores para el Break Down Voltage entre el 16/07/2016 y el 31/03/2017, objeto de estudio del presente trabajo.

La humedad del papel tampoco es conocida. Para obtenerla se utilizaron las curvas de oommen desarrolladas en 1983 por T. V. Oommen cuyo método es basado en el principio de que las curvas de equilibrio representan la misma saturación relativa para el aceite y para el papel a la misma temperatura, como se aprecia en la figura 7 [33].

Figura 7.

Curvas de Oommen



Nota. Tomado de: *Artificial neural network based implementation of Oommen's curve* [33]

Los valores de la humedad del papel fueron encontrados usando una red neuronal que desarrolla las curvas de equilibrio de la humedad de Oommen. Como parámetros de entrada se tienen la humedad del aceite en ppm y la temperatura del aceite en grados centígrados, y como parámetro de salida se obtiene la humedad del papel en porcentaje. Los datos de entrada y de salida fueron inicialmente normalizados, teniendo en cuenta las siguientes consideraciones:

- La temperatura se normalizó entre 40 °C (0,4) y 100° C (1).

- La humedad del aceite se normalizó en la escala de 0 ppm (0) y 200 ppm (1).
- La humedad del papel se normalizó entre el 0 % (0) y 10% (1).

Producto de la normalización de los datos de entrada (temperatura y humedad del aceite) y del dato de salida (humedad del papel) obtenidos de las curvas Oommen, se tienen los resultados establecidos en la tabla 2:

Tabla 2.

Data normalizada de la curva de Oommen de la humedad para un sistema papel y aceite

Temperatura (°C)	**1**	**0.9**	**0.8**	**0.7**	**0.6**	**0.5**	**0.4**
Humedad en el aceite (ppm)	% de humedad en el papel	% de humedad en el papel	% de humedad en el papel	% de humedad en el papel	% de humedad en el papel	% de humedad en el papel	% de humedad en el papel
0	0	0	0	0	0	0	0
0.05	0.035238095	0.048571429	0.057142857	0.066666667	0.083809524	0.12952381	0.166666667
0.1	0.052380952	0.074285714	0.085714286	0.114285714	0.14	0.19047619	0.266666667
0.15	0.065714286	0.094285714	0.112380952	0.141904762	0.183809524	0.244761905	0.34952381
0.2	0.074285714	0.115238095	0.138095238	0.17047619	0.219047619	0.285714286	0.423809524
0.25	0.086666667	0.127619048	0.153333333	0.19047619	0.252380952	0.33047619	0.480952381
0.3	0.097142857	0.136190476	0.164761905	0.212380952	0.278095238	0.376190476	0.552380952
0.35	0.104761905	0.144761905	0.176190476	0.235238095	0.304761905	0.422857143	0.619047619
0.4	0.113333333	0.152380952	0.182857143	0.252380952	0.32952381	0.462857143	0.704761905
0.45	0.119047619	0.158095238	0.194285714	0.267619048	0.355238095	0.5	0.828571429
0.5	0.123809524	0.164761905	0.204761905	0.283809524	0.379047619	0.545714286	1
0.55	0.128571429	0.16952381	0.219047619	0.302857143	0.404761905	0.59047619	
0.6	0.133333333	0.179047619	0.236190476	0.324761905	0.433333333	0.652380952	
0.65	0.138095238	0.19047619	0.247619048	0.342857143	0.465714286	0.736190476	
0.7	0.142857143	0.2	0.263809524	0.36	0.495238095	0.832380952	
0.75	0.147619048	0.20952381	0.274285714	0.377142857	0.52952381	0.95047619	
0.8	0.154285714	0.219047619	0.29047619	0.4	0.566666667		
0.85	0.160952381	0.231428571	0.3	419047619	0.602857143		
0.9	0.16952381	0.244761905	0.314285714	0.438095238	0.647619048		
0.95	0.177142857	0.257142857	0.333333333	0.457142857	0.695238095		
1	0.19047619	0.275238095	0.352380952	0.476190476	0.752380952		

Nota. Tomado de: *Artificial neural network based implementation of Oommen's curve* [33]

Para la implementación de la red neuronal se hizo uso del software Matlab y la app Neural Network Fitting. La red es entrenada con el 80% de la data y el 20% restante es utilizado para prueba. Se seleccionó un tipo de red Feedforward Neural Network con un algoritmo Bayesian Regularization, función de transferencia sigmoide y de 4 capas (1 capa de entrada, 2 capas ocultas y 1 capa de salida). Este tipo de red es más robusta que una red de propagación estándar y puede reducir o eliminar la necesidad de extensas validaciones cruzadas. Se hicieron varias pruebas con diferentes tamaños de capas ocultas para identificar la que arrojara el menor error medio cuadrático (MSE) durante el entrenamiento, tal como se muestra en la tabla 3.

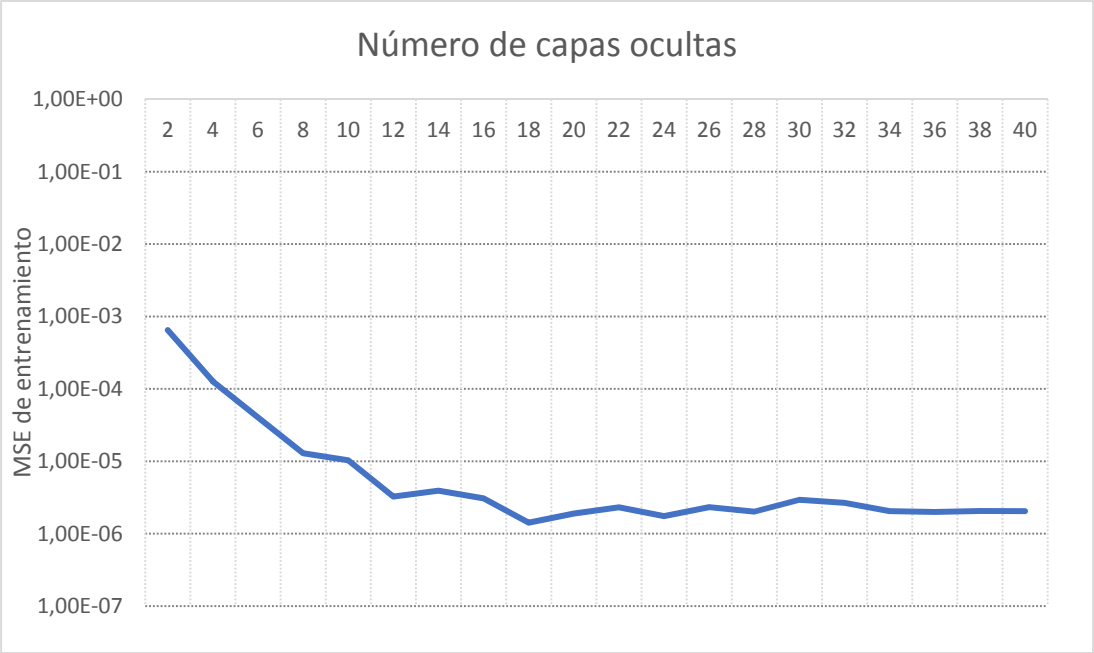
Tabla 3.

Tamaño de las capas ocultas de la red neuronal para la curva de Oommen

Tamaño de las capas ocultas	MSE de entrenamiento	MSE de prueba	R entrenamiento	R prueba
2	6,47E-04	0,0004878800	0,9928	0,9915
4	1,27E-04	0,0001512300	0,9985	0,9979
6	4,04E-05	0,0000882930	0,9996	0,9988
8	1,29E-05	0,0000726640	0,9998	0,9993
10	1,03E-05	0,0002483200	0,9999	0,9964
12	3,24E-06	0,0000196000	1	0,9994
14	3,92E-06	0,0000186290	1	0,9997
16	3,07E-06	0,0000133830	1	0,9999
18	1,42E-06	0,0000273550	1	0,9999
20	1,89E-06	0,0000377650	1	0,9998
22	2,31E-06	0,0000212680	1	0,9998
24	1,75E-06	0,0000661220	1	0,9996
26	2,32E-06	0,0000082543	1	0,9998
28	2,02E-06	0,0000802970	1	0,9995
30	2,94E-06	0,0000072034	1	0,9999
32	2,67E-06	0,0000090546	1	0,9999
34	2,04E-06	0,0000254360	1	0,9997
36	1,99E-06	0,0000196370	1	0,9998
38	2,05E-06	0,0000019366	1	0,9999
40	2,04E-06	0,0000109970	1	0,9998

Figura 8.

Tamaño de las capas ocultas de red neuronal Vs error medio cuadrático

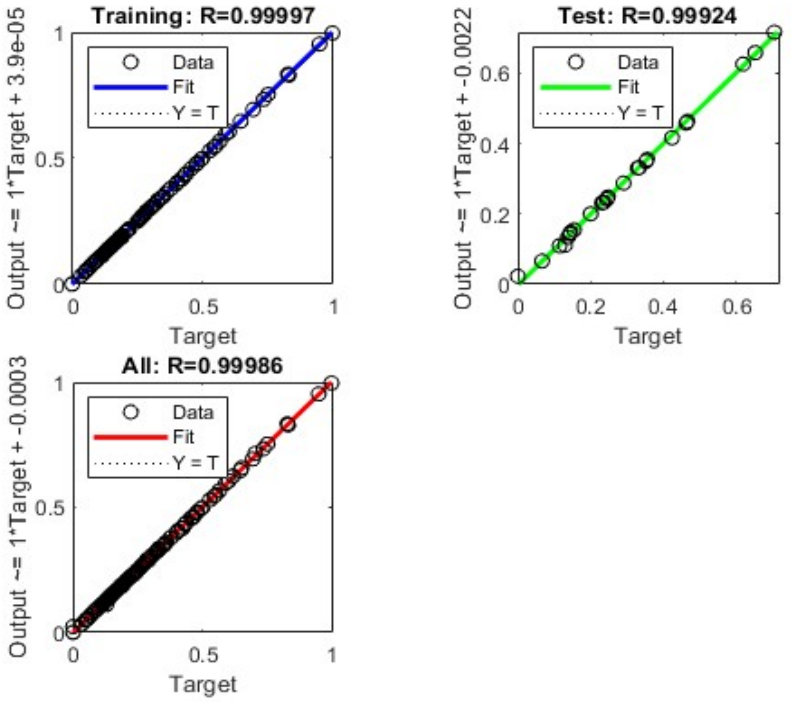


De acuerdo con la figura 8 la red neuronal con el menor error medio cuadrático resultó tener un tamaño de las capas ocultas de 18; con 1 capa de entrada, 2 capas ocultas y 1 capa de salida.

Con la implementación de la app Neural Network Fitting de Matlab se pudo encontrar un modelo que representara la data utilizada, cuyo resumen de resultados y coeficientes de correlación se pueden ver en la figura 9,

Figura 9.

Correlaciones del modelo de red neuronal para representar la curva de Oommen



Model Summary

Train a neural network to map predictors to continuous responses.

Data

Predictors: entradas - [2x132 double]

Responses: salida - [1x132 double]

entradas: double array of 132 observations with 2 features.

salida: double array of 132 observations with 1 features.

Algorithm

Data division: Random

Training algorithm: Bayesian regularization

Performance: Mean squared error

Training Results

Training start time: 20-Jun-2022 13:29:20

Layer size: 18

	Observations	MSE	R
Training	106	1.4163e-06	1.0000
Validation	0	NaN	NaN
Test	26	2.7355e-05	0.9999

Una vez obtenido el modelo, éste puede ser exportado hasta el workspace de Matlab como una función con argumentos únicamente de matriz, a la cual es posible entregarle los datos normalizados de entrada como una matriz numérica (temperatura y humedad del aceite durante el período de estudio) y obtener como salida otra matriz numérica con la humedad del papel (normalizada) para finalmente realizar la conversión a la unidad deseada (%).

Con todos los valores de las variables involucradas se procede a aplicar la fórmula planteada anteriormente para calcular la cantidad de furanos presentes en el aceite ($Furfural_{new}$). Con el valor de los furanos (2FAL) en ppm y utilizando la ecuación de McNutt se puede obtener el valor del DP como sigue,

$$DP = (Log\ (2FAL*1000*0{,}88) - 4{,}51) / - 0{,}0035$$

Obtenido el valor del DP es posible conseguir el valor de la vida utilizada y la vida útil remanente, con las siguientes ecuaciones:

$$\%\ \text{de vida utilizada} = (Log(DP) - 2{,}903)/(- 0{,}006021)$$

$$\text{Vida útil remanente (años)} = 40 – 40*(\%\ \text{de vida utilizada}) / 100$$

Muchos investigadores han estimado la vida de un transformador en 40 años, valor utilizado en la fórmula anterior.

Con toda la información recopilada se puede crear una tabla en excel la cual consta de 1547 registros, con un elemento de salida que sería la vida útil remanente, y varios elementos de entrada que son medidos por el analizador de gases en línea en el aceite (DGA) y por el controlador electrónico de temperatura (TEC) como son hidrógeno, metano, oxígeno, monóxido de carbono, dióxido de carbono, etano, etileno, acetileno, la humedad del aceite, BDV, la

temperatura del aceite, el pico de carga, el contenido de furanos y el grado de polimerización (DP).

6.6. Aplicación de un modelo de regresión que estime la vida útil remanente de un transformador de potencia

Se procedió a crear un modelo de aprendizaje supervisado (con variables de entrada y salida conocidas) mediante un análisis de regresión. Este modelo sería entrenado con el 70% de la información y probado con el 30% restante, con las catorce (14) variables de entrada seleccionadas: hidrógeno, metano, oxígeno, monóxido de carbono, dióxido de carbono, etano, etileno, acetileno, la humedad y temperatura del aceite, carga, BDV (kV), furanos y DP.

Se creo inicialmente una base de datos en Excel con las 14 variables de entrada seleccionadas y la variable de salida como la vida útil remanente del transformador con los 1547 registros y se aplicó un análisis de componentes principales (PCA) utilizando el complemento de Excel real statistics con el fin de revisar la posibilidad de realizar una reducción dimensional de la base de datos eligiendo un menor número de variables predictoras con la menor pérdida de información posible, obteniendo los resultados mostrados en la figura 10,

Figura 10.

PCA aplicado a las variables de entrada

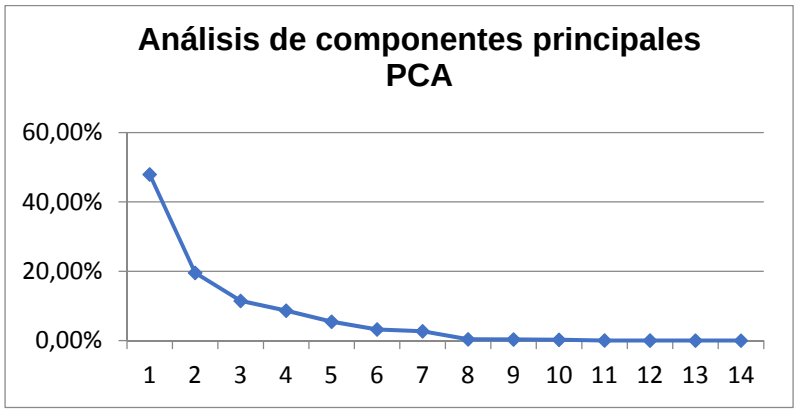


Tabla 4.

Porcentajes acumulados aplicando PCA

Componentes	Valor propio	% Individual	% Acumulado
Componente 1	6,711892924	47,94%	47,94%
Componente 2	2,736586247	19,55%	67,49%
Componente 3	1,604855239	11,46%	78,95%
Componente 4	1,210149158	8,64%	87,60%
Componente 5	0,763096819	5,45%	93,05%
Componente 6	0,450804047	3,22%	96,27%
Componente 7	0,378642413	2,70%	98,97%
Componente 8	0,05308202	0,38%	99,35%
Componente 9	0,046634914	0,33%	99,68%
Componente 10	0,033703594	0,24%	99,92%
Componente 11	0,006257789	0,04%	99,97%
Componente 12	0,003118488	0,02%	99,99%
Componente 13	0,001036062	0,01%	100,00%
Componente 14	0,000140286	0,00%	100,00%

Se puede observar que las 4 primeras componentes representan el 87,60 % de la data, y por lo tanto se continua el análisis con dichas componentes.

Tabla 5.

Matriz de factores aplicando PCA

Matrix de factores	1	2	3	4
H2	-0,189105586	-0,104196118	-0,913414423	-0,246388732
O2	-0,697214306	0,165012537	-0,29936875	-0,29846324
CH4Metano	0,948953343	-0,150308726	-0,219770413	-0,064472422
CO	0,893335451	-0,063524912	0,195994069	-0,049896804
CO2	0,836667342	-0,133940612	0,029842294	-0,05649749
C2H6Etano	0,939830217	-0,198057895	-0,225365659	-0,036816363
C2H4Etileno	0,905491786	-0,187338091	-0,331104258	-0,082708727
C2H2Acetileno	0,690580952	-0,24930673	-0,3254482	0,00231552
Moisture Oil	-0,152352571	-0,650495823	-0,027952994	0,599049331
TopOil	0,038752527	-0,884597544	0,278083542	-0,26682317
Peak Load	-0,27816846	-0,165060055	-0,392641127	0,734170181
BDV	0,928762594	-0,090955755	0,303159744	0,130852358
FuranosCalculados	0,569306165	0,798665316	-0,036442142	0,167359724
DPCalculado	-0,56793733	-0,79900816	0,038150074	-0,167718155

De la matriz de factores se observa que el primer componente principal se ve influenciado por las variables oxígeno, metano, monóxido de carbono, dióxido de carbono, etano, etileno, acetileno y BDV. La segunda componente principal se ve influenciada por las variables furanos, DP, humedad y temperatura del aceite. La tercera componente se ve influenciada por la componente hidrógeno y la cuarta componente por la variable carga. Por tanto, se tendrán en cuenta las 14 variables de entrada debido a que cada una de ellas tiene su parte de influencia en cada uno de los 4 componentes principales.

Se procedió a utilizar la aplicación regression learner de Matlab para encontrar el mejor modelo de regresión que aplique para el conjunto de datos. Se realizaron diferentes pruebas tanto con la data sin normalizar como con la data normalizada.

La normalización de la data se hizo con el fin de transformar los valores de cada una de las variables de entrada que se encontraban en diferentes unidades en valores que pertenezcan a

una escala predetermina, en este caso en la escala de 0 a 1, aplicando para cada valor la siguiente transformación:

$$V_i = (a_i - \min) / (\max - \min)$$

V_i = valor normalizado

a_i = valor a transformar

max = máximo del conjunto de valores

min = mínimo del conjunto de valores

Este tipo de normalización min-max es de fácil uso, pero se ve afectado por valores anómalos si no se eliminan antes (sensible a valores atípicos) y depende en gran medida de los valores mínimo y máximo.

El resultado de la normalización de la data se realizó en una hoja de excel y se puede apreciar en la figura 11,

Figura 11.

Data normalizada de las variables de entrada y salida del autotransformador

H2_Normal	O2_Normal	CH4_Metano_ Normal	CO_Normal	CO2_Normal	C2H6_Etano_ Normal	C2H4_Etileno_ Normal	C2H2_Acetileno_N ormal
0,007800941	0,11492269	0,026239669	0,075498008	0,131609248	0,019401709	0,042215364	0,023076923
0,009078682	0,114388452	0,026269185	0,075298805	0,13118552	0,019230769	0,042078189	0,021153846
0,00928043	0,114550265	0,026593861	0,075485558	0,131300663	0,01991453	0,042112483	0,021153846
0,008944183	0,114647866	0,026210153	0,075522908	0,131342115	0,01982906	0,042112483	0,021153846
0,008607935	0,113194123	0,026121606	0,074850598	0,130531503	0,019316239	0,041975309	0,019230769
0,0066577	0,111347408	0,026003542	0,074028884	0,128993183	0,019059829	0,041632373	0,019230769
0,008876933	0,115141008	0,02674144	0,075871514	0,131752027	0,019401709	0,042146776	0,019230769
0,008809684	0,114737761	0,026210153	0,075485558	0,130789425	0,019487179	0,041906722	0,021153846
0,008876933	0,115307957	0,026357733	0,075859064	0,130365696	0,01957265	0,041975309	0,021153846
0,008675185	0,114347357	0,02609209	0,075286355	0,129154385	0,019316239	0,041735254	0,021153846
0,008271688	0,112120512	0,025914994	0,074427291	0,128500368	0,019230769	0,041838134	0,021153846
0,008137189	0,110718138	0,025619835	0,07375498	0,12752395	0,019401709	0,041460905	0,021153846
0,008540686	0,113337957	0,025678867	0,075087151	0,129490604	0,019487179	0,041872428	0,023076923

También se realizó la normalización de la data aplicando la función Zscore de Matlab, la cual resulta muy útil para evitar el problema de los valores atípicos en los datos y donde los valores se normalizan en función de la media y la desviación estándar de los datos, utilizando la siguiente ecuación:

$$V' = (V - \bar{A}) / \sigma_A ;$$

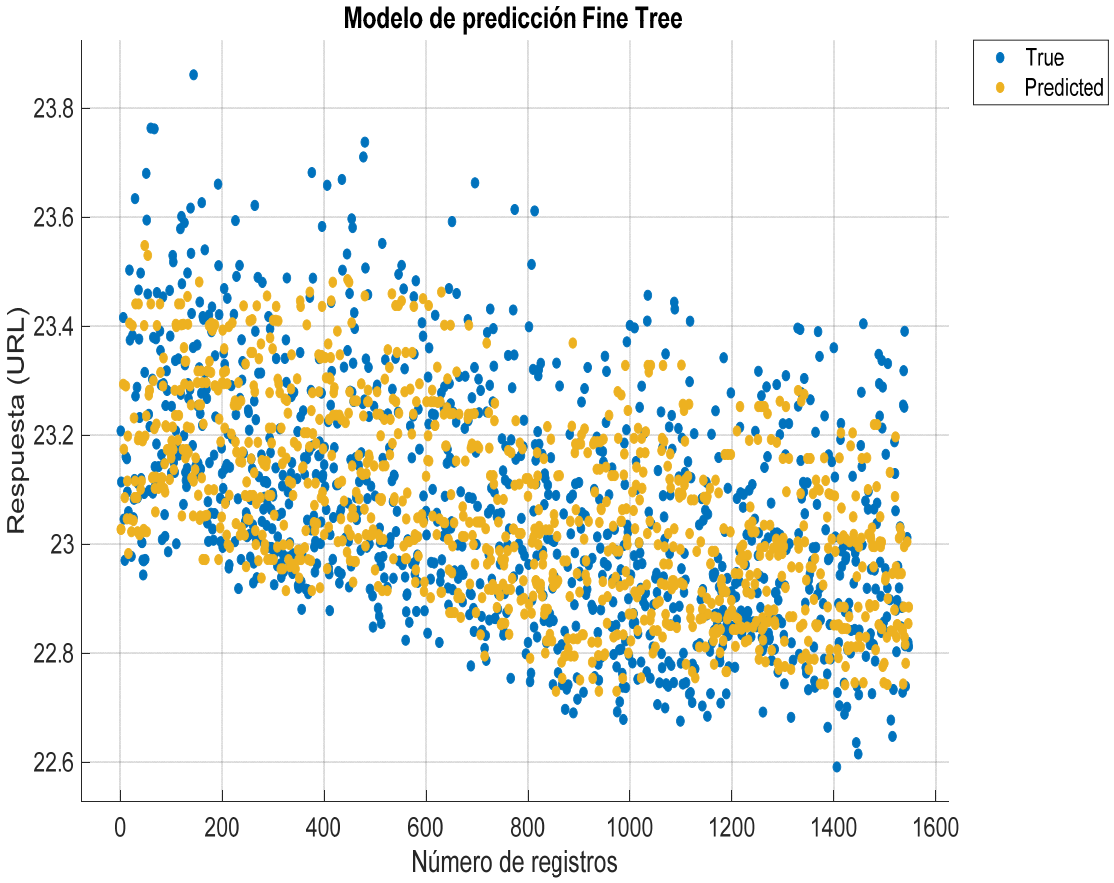
Donde V ' y V es el valor nuevo y antiguo de cada entrada de datos respectivamente, $\bar{A}$ es la media y σ_A es la desviación estándar de los datos.

Por otra parte, como se contaba con información de 5 transformadores descritos en [16] donde se conocían las 14 variables de entrada y su vida útil remanente como variable de salida, se procedió a realizar el mismo procedimiento anterior con dicha información, es decir, se normalizó la data para los 5 transformadores con el fin de utilizarla para validación.

Una vez se tiene normalizada tanto la data del transformador en estudio como la de los 5 transformadores descritos anteriormente para validación, se importa la información normalizada y sin normalizar a Matlab y se selecciona la variable de salida (RUL) y las 14 variables de entrada, procediendo a realizar el entrenamiento con todos los modelos disponibles en esta aplicación, tal como se puede apreciar en la figura 12, con el modelo fine tree.

Figura 12.

Aplicación de un modelo de regresión en Matlab



De todos los modelos entrenados con la data disponible y luego de realizar diferentes pruebas, se seleccionó el modelo Stepwise Linear utilizando las 14 características individuales de entrada sin normalizar. Los resultados de las pruebas realizadas se pueden evidenciar en la tabla 6,

Tabla 6.

Resultado de pruebas con diferentes modelos aplicando regression learner

RESULTADOS DE LOS MODELOS USANDO 14 VARIABLES DE ENTRADA CON LA DATA SIN NORMALIZAR					VALIDACIÓN DE MODELOS				
MODELO	PCA CON VARIANZA	COEFICIENTE DE DETERMINACIÓN (R2)	ERROR MEDIO CUADRÁTICO (MSE)	ERROR MEDIO ABSOLUTO (MAE)	VIDA UTIL REMANENTE (años)				
					TRAFO 1	TRAFO 2	TRAFO 3	TRAFO 4	TRAFO 5
Interactions Linear	NO	1,00	0,0000	1,2285E-06	33,69	21,19	14,25	5,37	50,17
Least Squares Regression kernel	NO	0,61	0,0183	0,0977	23,21	23,39	23,04	23,19	23,05
SVM Kernel	NO	0,77	0,0111	0,06960	23,00	23,37	22,93	22,6	23,13
Boosted Trees	NO	-19,15	0,9568	0,97800	22,71	22,36	21,69	21,69	22,71
Fine Gaussian SVM	NO	0,74	0,0125	0,06410	23,13	23,13	23,13	23,13	23,13
Coarse Tree	NO	0,99	0,0007	0,01600	23,61	22,86	22,69	22,69	23,61
Stepwise Linear	NO	1,00	0,0000	2,7478E-06	34,27	22,51	15,05	4,47	40
Linear	NO	1,00	0,0000	0,000004355	34,35	22,53	14,95	4,87	52,59
Robust Linear	NO	1,00	0,0000	3,8412E-06	34,36	22,54	14,97	4,9	52,65
Exponential GPR	95%	0,32	0,0321	0,13805	23,18	23,18	23,18	23,18	23,18
Least Squares Regression kernel	95%	-0,07	0,0507	0,1827	23,09	23,03	23,13	23,07	22,99
Coarse Gaussian SVM	95%	0,21	0,0375	0,1491	23,40	23,40	23,40	23,40	23,40

RESULTADOS DE LOS MODELOS USANDO 14 VARIABLES DE ENTRADA CON LA DATA NORMALIZADA APLICANDO MIN - MAX					VALIDACIÓN DE MODELOS				
MODELO	PCA CON VARIANZA	COEFICIENTE DE DETERMINACIÓN (R2)	ERROR MEDIO CUADRÁTICO (MSE)	ERROR MEDIO ABSOLUTO (MAE)	VIDA UTIL REMANENTE (años)				
					TRAFO 1	TRAFO 2	TRAFO 3	TRAFO 4	TRAFO 5
Interactions Linear	NO	1	2,2002E-15	2,6507E-08	33,77	21,7	13,79	8,08	49,58
Linear	NO	1	4,1598E-11	4,5847E-06	34,35	22,53	14,95	4,87	52,59
Stepwise Linear	NO	1	2,0071E-13	1,7836E-07	33,77	21,7	13,79	8,08	49,58
Squared Exponential GPR	NO	1	3,4801E-10	0,000013911	34,31	22,52	14,96	4,88	52,43
Bilayered Neural Network	NO	1	0,000016094	0,0008672	213,2	158,46	660,47	505,54	151,11
Matern 5/2 PGR	95%	0,97	0,001469	0,029117	23,65	23,81	22,72	22,81	23,22
Boosted Trees	95%	-18,85	0,9573	0,9771	23,65	23,81	22,72	22,81	23,22

RESULTADOS DE LOS MODELOS USANDO 14 VARIABLES DE ENTRADA CON LA DATA NORMALIZADA APLICANDO LA FUNCIÓN ZSCORE					VALIDACIÓN DE MODELOS				
MODELO	PCA CON VARIANZA	COEFICIENTE DE DETERMINACIÓN (R2)	ERROR MEDIO CUADRÁTICO (MSE)	ERROR MEDIO ABSOLUTO (MAE)	VIDA UTIL REMANENTE (años)				
					TRAFO 1	TRAFO 2	TRAFO 3	TRAFO 4	TRAFO 5
Stepwise Linear	NO	1	1,932E-13	4,331E-08	33,8	21,74	13,89	7,9	49,74
Rational Quadratic GPR	NO	1	4,129E-10	0,0000144	34,31	22,52	14,95	4,86	52,45
Interactions Linear	NO	1	1,152E-12	6,13E-08	33,78	21,71	13,79	8,03	49,61
Trilayered Neural Network	NO	0,99	0,00031	0,0045	192,04	236,87	425,12	120,06	41,09
Matern 5/2 PGR	95%	0,97	0,001272	0,0244	23,21	23,24	23,21	23,21	23,19

Luego se exportó el modelo seleccionado al workspace de Matlab y se procedió a realizar las pruebas para validar el modelo estimando la vida útil remanente para los 5 transformadores con la vida útil conocida. De la aplicación del modelo se obtuvo los resultados de la tabla 7.

Tabla 7.

Estimación de la vida útil remanente aplicando el modelo de regresión

COMPARACION VIDA UTIL REMANENTE DEL MODELO SELECCIONADO CON LA VIDA UTIL REMANENTE OBJETIVO									
MODELO	PCA CON VARIANZA	COEFICIENTE DE DETERMINACIÓN (R2)	ERROR MEDIO CUADRÁTICO (MSE)	ERROR MEDIO ABSOLUTO (MAE)	TRAFO 1	TRAFO 2	TRAFO 3	TRAFO 4	TRAFO 5
					VIDA UTIL REMANENTE OBJETIVO (años)				
					28	22	15,5	4	40
Stepwise Linear	NO	1,00	0,0000	2,7478E-06	34,27	22,51	15,05	4,47	40
			PORCENTAJE DE ERROR (%)		22,39	2,32	2,90	11,75	0,00
			ERROR MEDIO (%)		7,87				

6.7. Interpretación de los resultados

Al aplicar el modelo seleccionado a la data de los 5 transformadores registrada en [16] se obtuvo un error medio de 7,87% lo que muestra un buen comportamiento del modelo para la data en mención, indicando que el modelo seleccionado puede ser utilizado para estimar la vida útil remanente de un transformador de potencia inmerso en aceite.

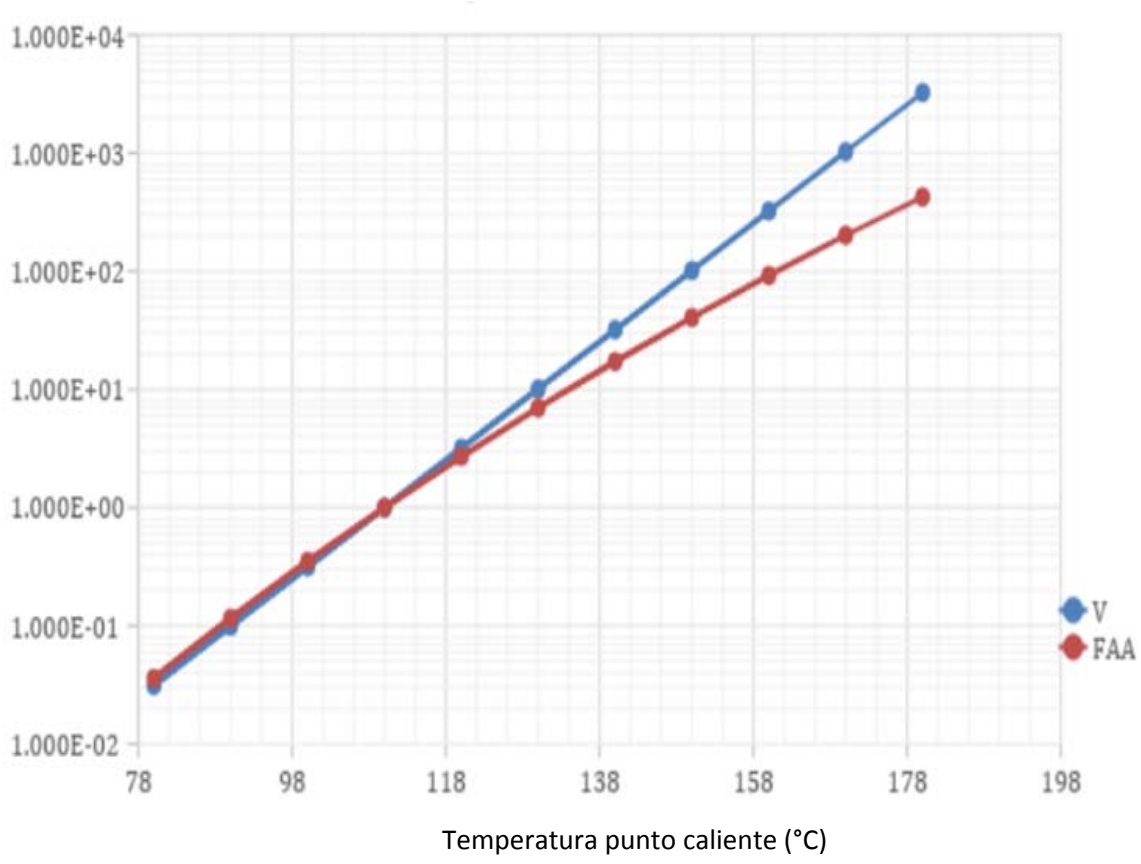
6.8. Comparación de resultados de la estimación de la vida útil de un transformador de potencia aplicando el modelo seleccionado con un método tradicional

Una manera tradicional de estimar la vida útil remanente de un transformador de potencia es utilizar la guía de carga de la norma IEEE C57.91 (Instituto de Ingenieros Eléctricos y Electrónicos) [3] basada en la tasa de reacción química del modelo de Arrhenius-Dakin, donde se asume que factores eléctricos, ambientales y mecánicos no tienen un impacto importante en la vida del aislamiento, como si lo tiene la temperatura de trabajo de los devanados del transformador (modelo de fatiga simple) relacionando de esta manera la temperatura con la vida útil del aislamiento del transformador [34]. Una de las desventajas de este modelo es que no asume que al interior del transformador existen otras reacciones químicas a diferentes temperaturas o que en distintas condiciones se produzcan varias reacciones simultáneamente, lo cual hace que este modelo sea de fácil uso para estimar la vida útil de un transformador, pero bastante optimista en su estimación. La guía de carga para transformadores inmersos en aceite de la norma IEC coincide con la guía de la norma IEEE y ambas se basan en el modelo de Arrhenius-Dakin, solo que la IEC se aplica principalmente a transformadores con papel no térmicamente enriquecidos, mientras que la IEEE menciona en el anexo D que estos pueden considerarse similares. Además, el punto de temperatura caliente en IEC se limita a 98°C a una temperatura ambiente de 20°C, mientras que para la norma IEEE toma como referencia 110°C

con temperatura ambiente de 30°C. Como se puede observar en la figura 13 comparativa entre las dos normas, a una temperatura del punto caliente de 115°C se inicia una separación entre el factor de aceleramiento del envejecimiento (FAA) de la norma IEEE y la tasa de envejecimiento relativo (V) de la norma IEC.

Figura 13.

Comparación tasa de envejecimiento relativo (V) norma IEC y factor de aceleración del envejecimiento (FAA) norma IEEE



Nota. Tomado de: *Estudio de la vida útil de los transformadores de potencia en servicio: Ensayos de laboratorio y evaluación térmica* [7]

De acuerdo con la norma IEEE C57.91 para estimar la vida útil remanente de un transformador inmerso en aceite es necesario calcular el factor de aceleración del envejecimiento utilizando la ecuación definida en la sección 4.3;

$$F_{AA} = e^{[\,(15000/383) - (15000 / (\Phi_H + 273))\,]}$$

Donde Φ_H es la temperatura del punto más caliente del devanado, el cual, para nuestro caso, es obtenido de los registros del controlador electrónico de temperatura del autotransformador en estudio que entrega resultados cada 4 horas. Obtenido el factor de aceleración del envejecimiento para una temperatura del punto más caliente del bobinado, se procede a calcular el factor de aceleración del envejecimiento equivalente para un período de tiempo establecido, que para el caso se ha tomado de 24 horas, aplicando la siguiente ecuación:

$$F_{EQA} = \Sigma F_{AAn} * \Delta t_n / \Sigma \Delta t_n$$

Los resultados del cálculo del factor de aceleración del envejecimiento cada 4 horas (F_{AA}) y el factor de aceleración del envejecimiento equivalente para un periodo de 24 horas se muestran en el cuadro 7 para los días 01 y 02 de agosto de 2016.

Cuadro 7.

Cálculos factores de aceleración del envejecimiento

Período de tiempo	Temperatura más caliente del devanado (°C)	Pico de carga (%)	Factor de aceleración del envejecimiento (FAA)
01/08/2016 3:00:00 a. m.	49,00	75,40	0,000599533
01/08/2016 7:00:00 a. m.	50,00	68,54	0,000692545
01/08/2016 11:00:00 a. m.	59,00	81,88	0,002438842
01/08/2016 3:00:00 p. m.	67,00	89,75	0,007061088
01/08/2016 7:00:00 p. m.	64,00	88,14	0,004767683
01/08/2016 11:00:00 p. m.	60,00	76,93	0,002793237
02/08/2016 3:00:00 a. m.	55,00	73,90	0,001405705
02/08/2016 7:00:00 a. m.	52,00	61,86	0,000921641
02/08/2016 11:00:00 a. m.	58,00	78,69	0,002127666
02/08/2016 3:00:00 p. m.	66,00	87,91	0,006199437
02/08/2016 7:00:00 p. m.	66,00	92,61	0,006199437
02/08/2016 11:00:00 p. m.	66,00	93,92	0,006199437

Luego se procede a calcular el porcentaje de vida consumida o perdida durante un período **t** de 24 horas, teniendo en cuenta que la norma estima que un transformador tiene una vida útil igual a 180.000 horas, aplicando la siguiente ecuación:

$$\% \text{ pérdida de vida} = F_{EQA} * t * 100 / (\text{Vida útil del transformador})$$

La vida consumida en un período de 24 horas se podrá estimar usando la siguiente ecuación:

$$\text{Vida consumida} = (\% \text{ pérdida de vida} * 180.000) / 100\% \quad [\text{horas}]$$

Se procedió a calcular la vida consumida diaria en un período comprendido entre el 01 de agosto de 2016 y el 31 de marzo de 2017, tal como se puede apreciar en el cuadro 8:

Cuadro 8.

Cálculos de vida consumida diaria

Período de tiempo	Temperatura más caliente del devanado (°C)	Pico de carga (%)	Factor de aceleración del envejecimiento (FAA)	F(EQA)	% de perdida de vida	Vida consumida (horas)
01/08/2016 3:00:00 a. m.	49,00	75,40	0,000599533			
01/08/2016 7:00:00 a. m.	50,00	68,54	0,000692545			
01/08/2016 11:00:00 a. m.	59,00	81,88	0,002438842			
01/08/2016 3:00:00 p. m.	67,00	89,75	0,007061088			
01/08/2016 7:00:00 p. m.	64,00	88,14	0,004767683			
01/08/2016 11:00:00 p. m.	60,00	76,93	0,002793237	0,003058821	4,07843E-05	0,073411706
02/08/2016 3:00:00 a. m.	55,00	73,90	0,001405705			
02/08/2016 7:00:00 a. m.	52,00	61,86	0,000921641			
02/08/2016 11:00:00 a. m.	58,00	78,69	0,002127666			
02/08/2016 3:00:00 p. m.	66,00	87,91	0,006199437			
02/08/2016 7:00:00 p. m.	66,00	92,61	0,006199437			
02/08/2016 11:00:00 p. m.	66,00	93,92	0,006199437	0,003842221	5,12296E-05	0,092213293

El porcentaje de pérdida de vida se puede calcular diariamente como se explicó anteriormente o mensualmente para cada mes del período estudiado, y a su vez calcular el porcentaje de vida consumida total luego de 18 años de operación (aproximadamente a enero de 2017) extrapolando el valor del porcentaje de perdida de vida mensual. Se decide realizarlo de esta manera debido a que no se cuenta con los registros necesarios de carga y temperatura durante toda la vida operativa del activo. Los resultados se pueden apreciar en el cuadro 9:

Cuadro 9.

Vida consumida del transformador

Mes	% de pérdida de vida mensual	Vida consumida total (%)
ago-16	0,0009873	21,32633
sep-16	0,0007569	16,34987
oct-16	0,0008405	18,15555
nov-16	0,0009874	21,32735
dic-16	0,0009070	19,59099
ene-17	0,0006942	14,99392
feb-17	0,0006761	14,60424
mar-17	0,0007384	15,94911

De lo expuesto anteriormente se puede evidenciar que la vida consumida total usando el mayor porcentaje de pérdida de vida mensual de noviembre de 2016 nos entrega una vida consumida total del 21,327% y por tanto la vida útil remanente del transformador sería del 78,673% que llevado a años sería,

Vida útil remanente = 40 años * 0,78673 = 31,469 años

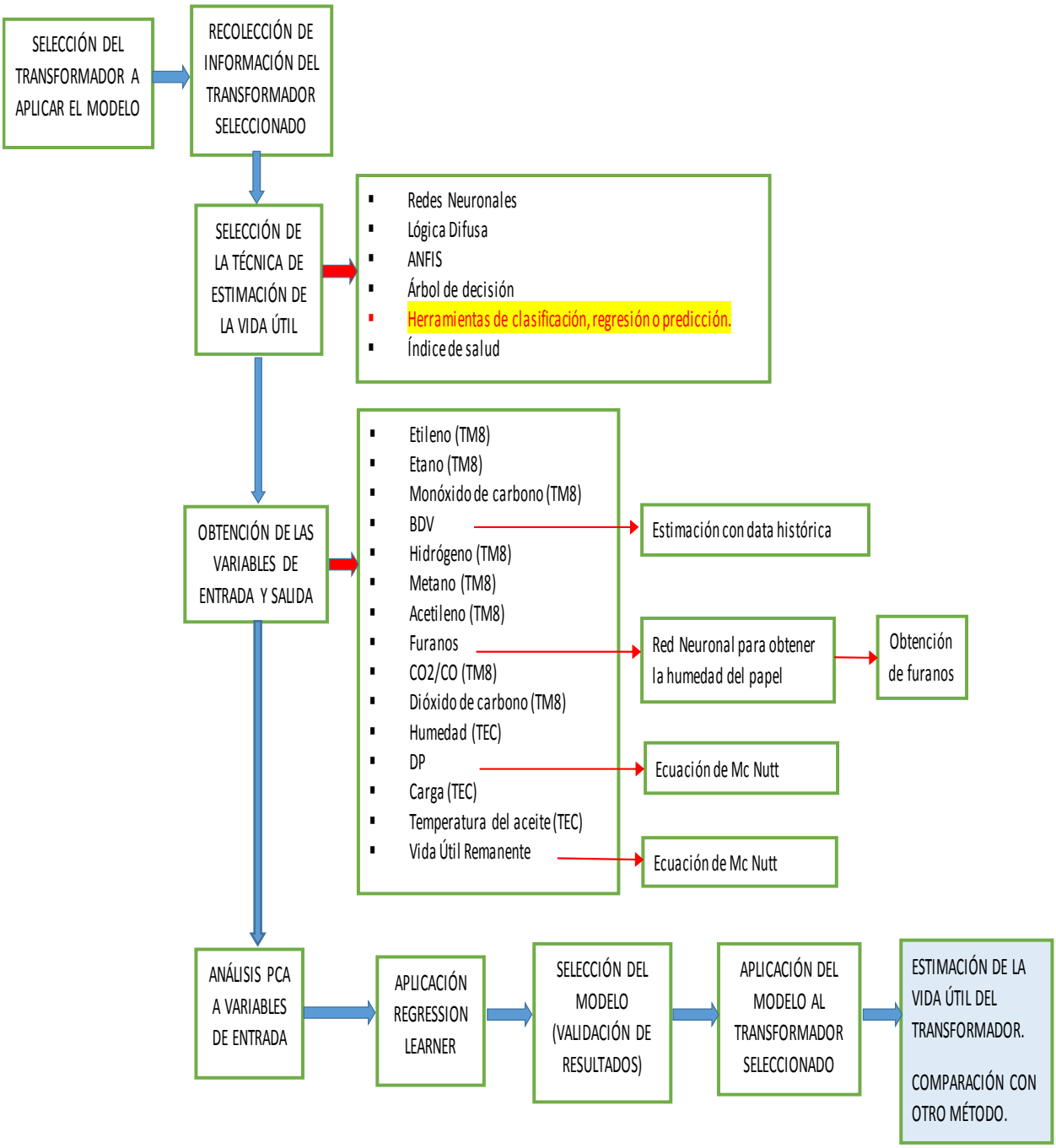
Si utilizamos la herramienta Matlab con el modelo de regresión seleccionado aplicado a la data del mes de enero de 2017 con las 14 variables de entrada, se obtiene como variable de salida la vida útil remanente del transformador con un valor promedio de 22,96 años.

Al comparar los resultados se puede evidenciar que al utilizar las guías de carga mediante el método de Arrhenius-Dakin se obtiene un resultado más optimista como era de esperarse, debido a que sólo considera la temperatura como el principal factor que puede afectar la vida de un transformador y no tiene en cuenta otros factores como los efectos eléctricos, ambientales, mecánicos u operacionales. Además, al calcular el porcentaje de vida consumida total se asumió que el porcentaje de pérdida de vida mensual se mantiene constante durante los 18 años de vida del transformador y por tanto que las condiciones de carga y temperatura interna del transformador no sufrieron variaciones, lo que le agrega imprecisión al resultado obtenido.

El modelo propuesto a través del presente trabajo se puede resumir en la figura 14.

Figura 14.

Modelo propuesto para la estimación de la vida útil remanente de un transformador de potencia de la Central Hidroeléctrica Urra I



7. Conclusiones

Utilizando las medidas de las variables entregadas por el analizador de gases disueltos en aceite (DGA) y por el controlador electrónico de temperatura (TEC) de un transformador de potencia inmerso en aceite de la Central Hidroeléctrica Urra I, fue posible crear un modelo basado en inteligencia artificial para estimar su vida útil remanente.

Se seleccionó realizar un análisis de regresión como metodología para estimar la vida remanente de un transformador aplicando la herramienta regression learner de Matlab debido a que tiene una buena exactitud, es flexible y con capacidad de aprendizaje. Al aplicar la herramienta propuesta el modelo stepwise linear presentó los mejores resultados luego de ser probado y validado con información registrada en otra investigación para cinco (5) transformadores obteniendo un error medio de 7,87% en la estimación de la vida útil remanente, lo que muestra un buen comportamiento del modelo para la data en mención, debido a que solo se contaba con 1547 registros.

Al comparar la vida útil remanente del autotransformador estimada por el método propuesto para el mes de enero de 2017 (22,96 años) con un método tradicional como es usando la guía de carga de la norma IEEE C57.91 (31,46 años); se evidencia que este último método es más optimista debido a que sólo utiliza la temperatura como factor influenciador en la vida del aislamiento y debido a que se asumió que el porcentaje de pérdida de vida mensual se mantuvo constante durante los 18 años de vida del transformador. Es de anotar que no se contaba con todos los registros necesarios de carga y temperatura del transformador en estudio y que con el modelo de regresión se utilizaron las 14 variables de entrada que evalúan diferentes aspectos (eléctricos, mecánicos, operacionales).

El error encontrado aplicando el modelo se puede disminuir una vez se obtenga una mayor cantidad de datos de entrada en un período de tiempo más amplio.

Una vez se tenga mayor cantidad de información será posible encontrar un modelo de estimación de la vida útil de un transformador de potencia que dependa únicamente de las variables de entrada arrojadas por los dispositivos de medición en línea evaluando diferentes factores de degradación.

Referencias Bibliográficas

[1] M. E. Márquez Pineda and G. A. Molina Ochoa, "Evaluación de la vida útil del aislamiento en transformadores de potencia a partir del ciclo térmico del calentamiento del transformador," San Salvador, 2016.

[2] Ferass A. Muftah Saad, "Predicting transformer end of life using transformer thermal life simulation technique," Malaysia, 2011.

[3] IEEE Standards Association, *IEEE Guide for loading mineral oil immersed transformers and step-voltage regulators*. New York, E.U.: IEEE Power & Energy Society, 2012, pp. 1–120.

[4] IEC, *Loading guide for oil-immersed power transformers IEC 60354*. International Standard, 1991, pp. 1–90.

[5] W. Flores, E. Mombello, G. Rattá, and J. A. Jardini, "Vida de transformadores de potencia sumergidos en aceite: Situación actual. Parte I. Correlación entre la vida y la temperatura," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 5, no. No. 1, pp. 50–54, Mar. 2007.

[6] U. Manassero, A. Zóttico, R. Furlani, J. L. Torres, and J. Acosta, "Envejecimiento de la aislación eléctrica en transformadores de potencia. Desarrollo de un algoritmo de cálculo según guías de carga IRAM 2473 e IEEE C57. 91-2002," *4º Simposio Argentino de Informática Industrial*, Santa Fe, pp. 158–168, 2015.

[7] I. A. Juarez Flores, V. H. Larin Garcia, and N. W. Vasquez Elías, "Estudio de la vida útil de los transformadores de potencia en servicio: Ensayos de laboratorio y evaluación térmica," San Salvador, 2018.

[8] W. C. Flores Castro, E. Mombello, G. Rattá, and J. A. Jardini, "Vida de transformadores de potencia sumergidos en aceite: Situación actual. Parte II. Correlación entre resultados de ensayos físico-químicos," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 5, no. No 8, pp. 591–598, Dec. 2007.

[9] M. M. Nezami, S. A. Wani, S. A. Khan, N. Khera, and M. A. Khan, "Fuzzy approach for residual life assessment of paper insulation," in *2017 3rd International Conference on Condition Assessment Techniques in Electrical Systems, CATCON 2017 - Proceedings*, 2018, vol. 2018-January, pp. 26–30. doi: 10.1109/CATCON.2017.8280178.

[10] E. T. Mharakurwa, G. N. Nyakoe, and A. O. Akumu, "Transformer Insulation Degree of Polymerization Estimation through Adaptive Neuro Fuzzy Inference System Approach," in *2019 IEEE Electrical Insulation Conference, EIC 2019*, 2019, pp. 160–162. doi: 10.1109/EIC43217.2019.9046632.

[11] F. Z. Rhamadhan, T. Kinkeldey, P. Werle, and S. Suwarno, "Estimating the DP Value of the Paper Insulation of Oil-Filled Power Transformers Using an ANFIS Algorithm," in *2021 11th International Conference on Power, Energy and Electrical Engineering, CPEEE 2021*, 2021, pp. 202–207. doi: 10.1109/CPEEE51686.2021.9383371.

[12] S. S. M. Ghoneim, "Determination of transformers' insulating paper state based on classification techniques," *Processes*, vol. 9, no. 3, pp. 1–12, 2021, doi: 10.3390/pr9030427.

[13] M. Nezami, D. Equbal, S. A. Khan, S. Sohail, and S. M. Ghoneim, "Classification of Cellulosic Insulation State Based on Smart Life Prediction Approach (SLPA)," *Processes, 9, 981*, pp. 1–12, Sep. 2021.

[14] H. Malik, N. Kushwaha, Suryakant, and A. K. Yadav, “Paper insulation deterioration estimation of power transformer using fuzzy-logic,” 2011. doi: 10.1109/INDCON.2011.6139532.

[15] J. S. Navamany and P. S. Ghosh, “Age Estimation of Cellulose Paper Insulation in Power Transformers Using ANN,” in *Electrical Insulation Conference and Electrical Manufacturing and Coil Winding Conference and Exhibition*, 2003, pp. 277–281.

[16] E. T. Mharakurwa, G. N. Nyakoe, and A. O. Akumu, “Transformer Remnant Life Estimation and Asset Management model based on Insulation Stress Assessment,” in *2019 IEEE Electrical Insulation Conference, EIC 2019*, 2019, pp. 325–329. doi: 10.1109/EIC43217.2019.9046526.

[17] B. H. Nugraha, T. Kinkeldey, T. Münster, P. Werle, and Suwarno, “Algorithm for Estimating the Degree of Polymerization of Paper Insulation Impregnated with Inhibited Insulating Oil,” 2019. doi: 10.1109/ICHVEPS47643.2019.9011070.

[18] R. A. Prasojo, K. Diwyacitta, S. Suwarno, and H. Gumilang, “Transformer paper condition assessment using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System model,” in *ICECOS 2017 - Proceeding of 2017 International Conference on Electrical Engineering and Computer Science: Sustaining the Cultural Heritage Toward the Smart Environment for Better Future*, 2017, pp. 237–242. doi: 10.1109/ICECOS.2017.8167141.

[19] J. I. Janjua, U. Munawar, Jawadullah, and Z. A. Khan, “Artificial intelligence based techniques for remaining useful life assessment of electrical power distribution & transmission equipments: Comparative study,” in *Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference, APPEEC*, 2016, vol. 2016-December, pp. 186–193. doi: 10.1109/APPEEC.2016.7779495.

[20] R. A. Prasojo and Suwarno, "Power transformer paper insulation assessment based on oil measurement data using SVM-classifier," *International Journal on Electrical Engineering and Informatics*, vol. 10, no. 4, pp. 661–673, 2018, doi: 10.15676/ijeei.2018.10.4.4.

[21] T. G. L. Maduna, A. F. Nnachi, A. O. Akumu, and B. T. Abe, "Comparative analysis of life estimation and reliability of power transformers," in *Proceedings - 2019 Southern African Universities Power Engineering Conference/Robotics and Mechatronics/Pattern Recognition Association of South Africa, SAUPEC/RobMech/PRASA 2019*, 2019, pp. 667–672. doi: 10.1109/RoboMech.2019.8704745.

[22] W. R. Tamma, R. A. Prasojo, and S. Suwarno, "Assessment of High Voltage Power Transformer Aging Condition Based on Health Index Value Considering Its Apparent and Actual Age," in *ICITEE 2020 - Proceedings of the 12th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering*, 2020, pp. 292–296. doi: 10.1109/ICITEE49829.2020.9271778.

[23] R. A. Prasojo, A. Setiawan, Suwarno, N. U. Maulidevi, and B. A. Soedjarno, "Development of Power Transformer Remaining Life Model Using Multi-Parameters," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Properties and Applications of Dielectric Materials*, 2021, vol. 2021-July, pp. 99–102. doi: 10.1109/ICPADM49635.2021.9493928.

[24] H. Tascón, "Asistencia técnica a la empresa URRA S.A. en el análisis de condición a diciembre de 2016 del autotransformador de potencia Zaporozhtransformator serie N° 155966", Gerencia técnica ambiental URRA S.A. E.S.P., Julio 2017.

[25] M. Arshad, S. M. Islam, and A. Khaliq, "Fuzzy logic approach in power transformers management and decision making," *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, vol. 21, no. 5, pp. 2343–2354, Oct. 2014, doi: 10.1109/TDEI.2014.003859.

[26] M. M. Nezami, M. D. Equbal, S. A. Khan, and S. Sohail, "An ANFIS Based Comprehensive Correlation Between Diagnostic and Destructive Parameters of Transformer's Paper Insulation," *Arabian Journal for Science and Engineering*, vol. 46, no. 2, pp. 1541–1547, Feb. 2021, doi: 10.1007/s13369-020-05180-4.

[27] W. R. Tamma, R. A. Prasojo, and Suwarno, "High voltage power transformer condition assessment considering the health index value and its decreasing rate," *High Voltage*, 2021, doi: 10.1049/hve2.12074.

[28] M. S. Shamsudin, F. Yakub, M. I. Shapiai, A. Mohmad, and N. A. A. Hamid, "Investigation on Online DGA Monitoring to Determine Transformer Health Index Using Machine Learning," in *Journal of Physics: Conference Series*, Dec. 2021, vol. 2128, no. 1. doi: 10.1088/1742-6596/2128/1/012024.

[29] R. M. Arias and J. V. Mejia. "Principal components analysis and adaptive decision system based on fuzzy logic for power transformer". Elsevier, Fuzzy information and engineering. 2017 (9): 493-514. https://doi.org/10.1016/j.fiae.2017.12.005.

[30] M. Mandlik and T. Ramu. "Moisture aided degradation of oil impregnated paper insulation in power transformers". IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, (2014), 183-193, 21(1). doi: 10.1109/TDEI.2013.004186.

[31] IEEE Standards Association. "*C57.106-2015 - IEEE Guide for Acceptance and Maintenance of Insulating Mineral Oil in Electrical Equipment"*. New York, E.U.: IEEE Power & Energy Society, 2015, pp. 1–38".

[32] W.D.A.G.Hillary, K.L.I.M.P.B Jayarathna, L.I. Ranasinghe, S.M.B.P. Samarakoon, N.M.T.N. Rathnayake, J.R. Lucas and R. Samarasinghe. “A tool for estimating remaining life time of a power transformer”. MERCon 2017: 3rd International Conference, Moratuwa Engineering Research Conference: 29th-31st May 2017, University of Moratuwa. ISBN 9781509064915.

[33] T. Islam, M. Khan and S. Khan. “Artificial neural network based implementation of Oommen's curve”. 6th IEEE Power India International Conference, PIICON 2014. doi: 10.1109/34084POWERI.2014.7117613. 978-1-4799-6042-2/14.

[34] H. X. Moreno. “Estimación de vida útil remanente de transformadores de distribución de la empresa eléctrica Ambato S.A.”. Escuela Politécnica Nacional, Facultad de ingeniería eléctrica y electrónica. Quito, 2018.