

UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA  
DEPARTAMENTO DE INDUSTRIAS

ANÁLISIS DE POLÍTICA DE MANTENIMIENTO  
PREDICTIVO PARA TRANSFORMADORES DE PODER

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERÍA CIVIL  
INDUSTRIAL

CAMILA IGNACIA CELEDÓN BRICEÑO

Profesor Guía: David Godoy R.

Profesor Co-referente: Gonzalo Améstica H.

Noviembre, 2020

# Análisis de política de mantenimiento predictivo para Transformadores de poder

## Resumen

El análisis de vida de los activos de una empresa resulta importante en el campo de investigación de la gestión de activos de ingeniería. En la actualidad, los transformadores de poder son fundamentales en la industria eléctrica, ya que de estos depende el desarrollo del país a nivel económico y social. Además, en caso de existir fallas en el suministro eléctrico la empresa se debe hacer cargo retribuyendo aquella energía no suministrada al usuario.

Debido a esto, es fundamental asegurar el funcionamiento de los elementos de transmisión de energía, siendo la clave mejorar la estimación de salud de los transformadores de poder que permitan generar una política de mantenimiento adecuada que aumente su confiabilidad.

Para esto, mediante el análisis de datos entregados por una empresa eléctrica, se busca determinar los parámetros internos y/o externos de mayor relevancia, que servirán como input al desarrollar una política de intervención óptima para transformadores de poder, a través de un modelo Weibull PHM, para calcular y graficar la confiabilidad condicional, vida útil remanente y curva de decisión, mejorando la estimación de salud de los equipos.

Mediante estimadores de máxima verosimilitud, se obtienen los parámetros que describen el comportamiento estocástico de la función de confiabilidad condicional, siendo estos  $\beta$ ,  $\eta$  y  $\gamma$ 's, para las covariables temperatura interna ( $T_{int}$ ), variación de temperatura ( $\Delta T$ ) y grado de carga ( $\%Carga$ ). La ponderación y la relevancia de las covariables medidas permite determinar un modelo Weibull PHM, a través de un análisis *Log-Likelihood Ratio Test* para las diferentes combinaciones. Se llevan a cabo dos casos de estudios, el primero es un modelo con solo una covariable, donde aquella con mayor influencia es el grado de carga, y el segundo con más de una covariable, donde la combinación de las tres covariables son las que afectan de mayor manera, de esta forma se procede a analizar la confiabilidad condicional y RUL.

Al realizar las curvas de confiabilidad condicional, se tiene una vida útil remanente inicial de hasta 130.622[h] para el caso 1 y 40.969[h] para el caso 2, ambos para un estado 1 de buen funcionamiento, que se ven disminuidos a la hora de trabajar la sensibilidad de los límites de funcionamiento. Al realizar la curva de decisión, junto con los valores de testeo, se determina que en ambos casos analizados los equipos deben ser intervenidos inmediatamente.

Lo transversal del estudio permite tomar los datos desde su origen y obtener resultados que permiten

tomar una óptima decisión de intervención. Los resultados indican que la etapa de tratamiento y análisis de datos resulta la más importante para los posteriores cálculos, además, la definición de estados influyen significativamente en las curvas calculadas debido a la naturaleza de los datos. Finalmente, se concluye que el monitoreo de condiciones se hace vital a la hora implementar una política de mantenimiento óptima.

La gran cantidad de información disponible debido a distintos ensayos y los ámbitos en que influye los transformadores de potencia abre varias áreas de futuras investigaciones, como expandir resultados de ensayos a otros puntos temporales o los ahorros o costos extras en otras áreas de las empresas eléctricas, métodos de procesamiento de datos aplicados a una política de mantenimiento óptima, tales como machine learning, big data, análisis de inventario de repuestos o del activo mismo con respecto a su política de mantenimiento, entre otros posibles trabajos.

# Optimal Predictive Maintenance Policy Analysis for Power Transformers

## Abstract

Lifetime analysis of a company's assets is an important research field of engineering asset management. Today, power transformers are essential in electrical industries, since the country's development on a social-economic level depends on it. Also, in case there is a failure in the electrical supply, the company must pay for that energy not supplied to the user.

Due to this, it is essential to ensure the operation of the power transmission elements, the key being to improve the health estimate of the power transformers that will allow generating an adequate maintenance policy that increases their reliability.

For this, through the analysis of data provided by an electric company, it is sought to determine the most relevant internal or external parameters, that will serve as input to develop an optimal intervention policy for power transformers is carried out, through the development of a Weibull PHM model to calculate and graph the conditional reliability and remaining useful life, improving the health estimation of the equipment.

Using maximum likelihood estimators, the parameters that describe the stochastic behavior of the conditional reliability function are presented, being these  $\beta$ ,  $\eta$  and  $\gamma$ 's, for the internal covariates ( $T_{int}$ ), temperature variation ( $\Delta T$ ) and the degree of charge ( $\%Charge$ ). The weighting and the relevance of the measured covariates that allow determining a Weibull PHM model, through an analysis textit Log-likelihood relationship test for the different combinations. Two case studies are carried out, the first is a model with only one covariate, where the one with the greatest influence is the degree of load, and the second with more than one covariate, where the combination of the three covariates are the ones to see from In a greater way, in this way we proceed to analyze the conditional reliability and RUL.

When performing the conditional reliability curves, there is an initial remaining useful life of up to 130,622[h] for case 1 and 40,969[h] for case 2, both for a state 1 of good operation, which is decrease when working on the sensitivity of the operating limits. When making the decision curve, together with the test values, it determined that in both cases analyzed, the equipment must be intervened immediately.

The cross-sectional nature of the study makes it possible to take the data from its source and obtain results that allow an optimal intervention decision to be made. The results indicate that the data treatment and analysis stage is the most important for subsequent calculations, also the definition of states significantly influences the calculated curves due to the nature of the data. Finally, it concluded that the monitoring of

conditions is vital when implementing an optimal maintenance policy.

A large amount of information available due to different tests and the fields in which power transformers influence opens several areas for future research, such as expanding test results to other time points or the savings or extra costs in other areas of the electricity companies, data processing methods applied to an optimal maintenance policy, such as machine learning, big data, spare parts inventory analysis or the asset itself for its maintenance policy, among other possible jobs.

# Índice de Figuras

1.	Diagrama convencional de generación, transmisión y distribución [2]	1
2.	Diagrama de contenidos. Fuente: Elaboración propia.	2
3.	Diagrama esquemático del enfoque del índice de condición del transformador [6]	3
4.	Sub sistemas y parámetros para la evaluación del estado [6]	4
5.	Índice de Condición de Transformadores de 500/150 kV en 2011 [6]	4
6.	Gráfico de decisión óptima para un transformador en buen estado	5
7.	Gráfico de decisión óptima para un transformador que ha fallado	5
8.	Mapa del sistema eléctrico en Chile [1]	6
9.	Modelización de un transformador monofásico ideal [15].	8
10.	Esquema básico de funcionamiento de un transformador [15].	9
11.	Rendimiento en función del grado de carga [17].	9
12.	Curva de la bañera [5].	10
13.	Evolución del mantenimiento [18].	12
14.	Ejemplo de curva confiabilidad condicional [19].	19
15.	Ejemplo de curva vida útil remanente [19].	19
16.	Ejemplo de curva de decisión [23].	23
17.	Diagrama metodología. Fuente: Elaboración propia.	25
18.	Confiabilidad condicional con la covariable grado de carga. Fuente: Elaboración propia.	29
19.	Vida útil remanente con la covariable grado de carga. Fuente: Elaboración propia.	29
20.	Confiabilidad condicional con la covariable grado de carga (Caso 1a). Fuente: Elaboración propia.	30
21.	Vida útil remanente con la covariable grado de carga (Caso 1a). Fuente: Elaboración propia.	30
22.	Confiabilidad condicional con la covariable grado de carga (Caso 1b). Fuente: Elaboración propia.	30
23.	Vida útil remanente con la covariable grado de carga (Caso 1b). Fuente: Elaboración propia.	30
24.	Variación de la vida útil remanente inicial al aumentar el límite superior. Fuente: Elaboración propia.	31
25.	Curva de costos para la covariable grado de carga. Fuente: Elaboración propia.	31
26.	Curva de decisión para la covariable grado de carga. $z=0.1892*z^3$ . Fuente: Elaboración propia.	31
27.	Clusters de estados para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga.	32
28.	Confiabilidad condicional para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga. Fuente: Elaboración propia.	33
29.	Vida útil remanente (RUL) para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga. Fuente: Elaboración propia.	33
30.	Confiabilidad condicional para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga (Caso 2a). Fuente: Elaboración propia.	33
31.	Vida útil remanente (RUL) para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga (Caso 2a). Fuente: Elaboración propia.	33
32.	Confiabilidad condicional para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga (Caso 2b). Fuente: Elaboración propia.	34
33.	Vida útil remanente (RUL) para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga (Caso 2b). Fuente: Elaboración propia.	34

34.	Confiabilidad condicional para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga (Caso 2c). Fuente: Elaboración propia. . . . .	34
35.	Vida útil remanente (RUL) para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga (Caso 2c). Fuente: Elaboración propia. . . . .	34
36.	Variación de la vida útil remanente inicial al aumentar el límite superior. Fuente: Elaboración propia. . . . .	35
37.	Curva de costos para condicional para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga. Fuente: Elaboración propia. . . . .	35
38.	Curva de decisión para condicional para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga. $z=0.1149z^1-0.0047z^2-9.6056z^3$ . Fuente: Elaboración propia. . . .	35

# Índice de Contenidos

<b>1</b>	<b>Introducción</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>Estado del arte</b>	<b>3</b>
<b>3</b>	<b>Marco Teórico</b>	<b>6</b>
3.1	Energía eléctrica . . . . .	6
3.1.1	Subestaciones eléctricas . . . . .	7
3.1.2	Transformadores de poder . . . . .	7
3.2	Mantenimiento . . . . .	12
3.2.1	Tipos de mantenimiento . . . . .	13
3.2.2	Confiabilidad y vida útil remanente . . . . .	15
3.2.3	Estimación de parámetros PHM . . . . .	19
3.2.4	Log-Likelihood Ratio Test . . . . .	21
3.2.5	Agrupamiento K-means . . . . .	21
3.3	Curva de decisión . . . . .	21
3.3.1	Curva de costos globales . . . . .	21
3.3.2	Curva de decisión . . . . .	22
<b>4</b>	<b>Objetivos</b>	<b>24</b>
4.1	Objetivo general . . . . .	24
4.2	Objetivos específicos . . . . .	24
<b>5</b>	<b>Metodología</b>	<b>25</b>
5.1	Procesamiento y limpieza de datos . . . . .	26
5.2	Estimación de parámetros . . . . .	26
5.3	Cálculo y gráfico de función de confiabilidad y vida útil remanente . . . . .	27
5.4	Análisis de política de intervención . . . . .	27
<b>6</b>	<b>Caso de Estudio</b>	<b>28</b>
6.1	Caso 1 . . . . .	29
6.2	Caso 2 . . . . .	32
<b>7</b>	<b>Conclusiones y Trabajos Futuros</b>	<b>36</b>
7.1	Conclusiones . . . . .	36
7.1.1	Conclusiones secundarias . . . . .	37
7.2	Trabajos Futuros . . . . .	37

# Capítulo 1

## Introducción

Desde el siglo XX, gran parte de la actividad industrial requiere de un suministro eléctrico confiable, que proporcione electricidad de manera segura, con la calidad necesaria y de manera ininterrumpida. La energía eléctrica se considera un factor clave para alcanzar el desarrollo económico y social, su generación y uso significan oportunidades para promover la calidad de vida de las personas. En el territorio chileno el sistema eléctrico cuenta con tres sistemas independientes, el Sistema Eléctrico Nacional (SEN), el Sistema de Aysén (SEA) y el Sistema de Magallanes (SEM), cada una con una capacidad instalada de 24.477[MW], 56[MW] y 107[MW] respectivamente [1].

En toda la cadena de generación, transporte y consumo eléctrico, tanto industrial como domiciliario, los transformadores de poder son uno de los elementos de mayor importancia, ya que la falla de uno de ellos puede provocar la indisponibilidad de suministro para gran parte de los consumidores. A pesar de que existen elementos redundantes dentro del sistema eléctrico para aumentar la confiabilidad, el tiempo para que estos funcionen puede ser suficientemente alto, provocando multas a las empresas eléctricas mucho mayor al costo de la energía no suministrada, es por esta razón que se debe realizar correctos programas de mantenimiento a los transformadores de poder.

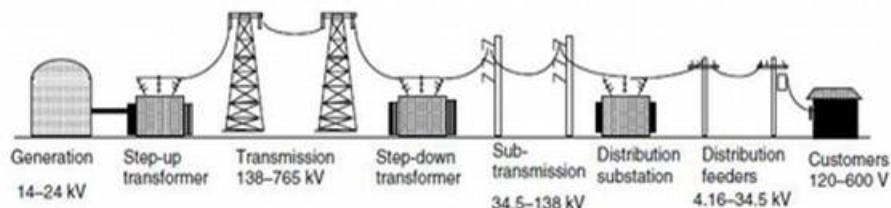


Fig. 1.: Diagrama convencional de generación, transmisión y distribución [2]

Los transformadores *step down* son aquellos que permiten disminuir la tensión desde los niveles de transmisión a los niveles de distribución y consumo industrial, usualmente son nodos únicos en los sistemas eléctricos, por lo que, su falla puede desconectar por varias horas a grandes zonas de consumo. Generalmente la vida útil de los transformadores está entre los 20 y 35 años, pero con una correcta política de mantenimiento, su vida útil puede expandirse hasta los 60 años. Las políticas actuales generalmente consisten en realizar mantenimientos rutinarios, pero la tendencia actual es instaurar programas de mantenimiento basados en la condición de los transformadores, analizando las variables de mayor relevancia, para decidir el punto óptimo en el cual se debe intervenir el transformador.

Las fallas en los transformadores pueden ocurrir debido a distintas causas y condiciones de operación, pueden ser fallas eléctricas, mecánicas o térmicas, debido a factores internos o externos, como, por ejemplo, deterioro del aislamiento, sobrecalentamiento, oxígeno presente, humedad, descargas parciales, golpes de relámpagos, sobrecargas, fallas del sistema eléctrico, entre otras. Existe un amplio conocimiento técnico sobre qué variables afectan en mayor medida a la salud de los transformadores y qué indicadores anuncian una pérdida de esta, siendo la temperatura y los gases disueltos en el aceite del transformador los más importantes

[3][4][5]. En las últimas décadas, varias investigaciones se han realizado en el ámbito de mantenimiento de los transformadores de poder en base a la condición monitorizada, donde se han definido rangos aceptables para variables como factor de potencia, gases disueltos, incluso inspección visual [6][7] y utilizado distintos modelos para generar políticas de mantenimiento [8], donde uno de ellos es de particular interés, que consiste en un modelo PHM (*Proportional Hazard Model*) [9], que considera el aporte de la edad del transformador y variables de interés censadas [10] y en base a este obtener modelo óptimo de mantenimiento predictivo [11].

Aplicando un modelo Weibull PHM, es posible diseñar una política de mantenimiento óptima para transformadores de poder de determinadas características, que permitiría reducir los costos de mantenimiento e inventario, aumentando la disponibilidad y la estimación de salud de estos, aumentando, por lo tanto, la confiabilidad completa de la cadena de suministro eléctrico. Realizando la curva de decisión en función del tiempo para las diferentes covariables es posible tomar la decisión de intervención óptima para el activo.

A continuación, con el fin de abordar este tema en su totalidad, primero se tiene el estado del arte, donde se detallan los estudios existentes acerca del tema, a continuación se realizara una introducción general al tema en la sección del marco teórico, luego se definen los objetivos que se esperan del caso de estudio, en el capítulo siguiente se tiene la metodología con la cual es posible tener un paso a paso para obtener lo que se espera, con esto se procese al caso de estudio con los resultados obtenidos y para finalizar las conclusiones del caso y trabajos futuros.



Fig. 2.: Diagrama de contenidos. Fuente: Elaboración propia.

## Capítulo 2

# Estado del arte

Actualmente existe una serie de artículos y estudios que han tratado el tema del mantenimiento de transformadores de potencia en la actualidad y el uso de modelos de mantenimiento predictivos. El primer estudio evalúa la condición de un transformadores de potencia a partir del mantenimiento basado en condiciones (CBM). El mantenimiento de equipos de alto voltaje se puede dividir en mantenimiento correctivo y preventivo, donde el costo de hacer el primero es mucho más alto que el segundo, además de que cuando un equipo se descompone causa otros problemas como la insatisfacción del cliente. Existen dos tipos de mantenimiento preventivo, el programado y el basado en condiciones, para el segundo caso, el intervalo de tiempo se basa en la degradación de algunos parámetros del equipo. Además se explica como compilar los datos del mantenimiento en un informe de gestión que proporciona principalmente información sobre si el transformadores de potencia está en buenas condiciones, deteriorado o si ya está en malas condiciones [6].

Considerando la evaluación del estado transformadores de potencia de 500/150 kV en P3P Jawa Bali, en función de varios parámetros obtenidos mediante el nivel de inspección 1 y el nivel de inspección 2, que incluye la inspección visual y la medición en línea o en servicio. Para obtener la condición del transformador de potencia en función del resultado de la inspección se utiliza un enfoque de evaluación de condición de la forma [6]:

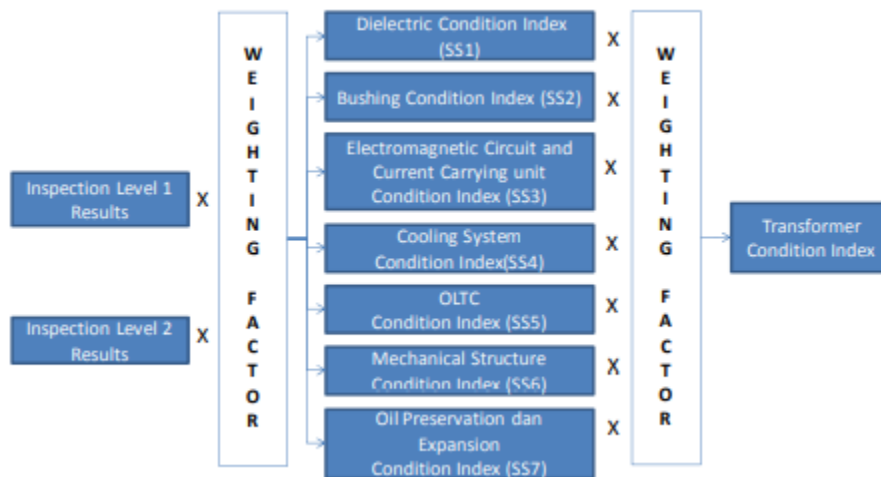


Fig. 3.: Diagrama esquemático del enfoque del índice de condición del transformador [6]

Los parámetros utilizados en la evaluación de la condición son:

No	Sub System	Parameter
1.	Electromagnetic and Current Carrying Unit	DGA
2.	Mechanical Structure	Leakage Visual Inspection
3.	Dielectric	Gas <ul style="list-style-type: none"> <li>• Dissolved Analysis (DGA)</li> <li>• Oil Quality Test</li> <li>• Hotspot Temperature Modeling</li> </ul>
4.	Bushing	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Thermal Image</li> <li>• Bushing tan delta and capacitance</li> </ul>
5.	Cooling System	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Visual Inspection</li> </ul>
6.	Oil Preservation and Expansion	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Visual Inspection</li> </ul>
7.	OLTC	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Record the number of OLTC working</li> </ul>

Fig. 4.: Sub sistemas y parámetros para la evaluación del estado [6]

La evaluación de la condición muestra que el 83.33% de estos transformadores están en buenas condiciones, mientras que el 16,67% están en la condición justa [6].

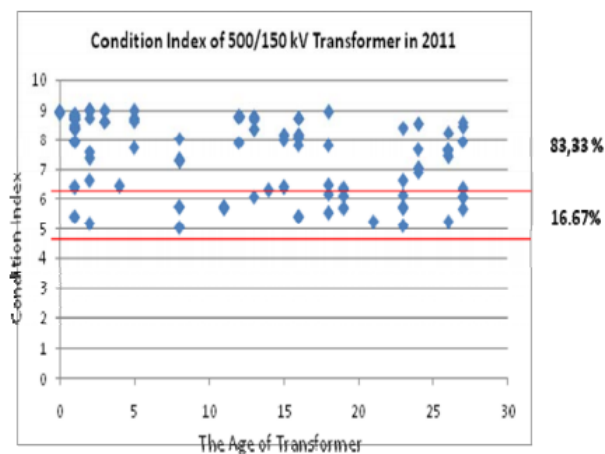


Fig. 5.: Índice de Condición de Transformadores de 500/150 kV en 2011 [6]

El segundo estudio evalúa la decisión de mantenimiento óptima de transformadores de potencia con ayuda del modelo Weibull PHM se establece el modelo de tasa de falla para el mantenimiento basado en información de monitoreo de condiciones. Primero se realiza la estimación de los parámetros del modelo mediante el método de estimación de máxima verosimilitud (MLE) [11]. A continuación, se determina el umbral de tasa de falla ( $h^*$ ) a través del modelo de máxima disponibilidad, que permite obtener el tiempo óptimo  $T$  de intervención para el activo, para finalizar se realiza la curva de decisión óptima de mantenimiento [11]. Se lleva a cabo el análisis de gases en aceite de un transformador mediante un código en la plataforma MATLAB, que permite obtener resultados y gráficos de los datos de la función óptima de mantenimiento, que al compararse con la curva de decisión óptima se toma la decisión del activo [11]. Al trabajar con transformadores en buen estado el transformador no se debe intervenir (Ver Fig. 6.) y al trabajar con transformadores que han fallado se debe intervenir inmediatamente (Ver Fig. 7.).

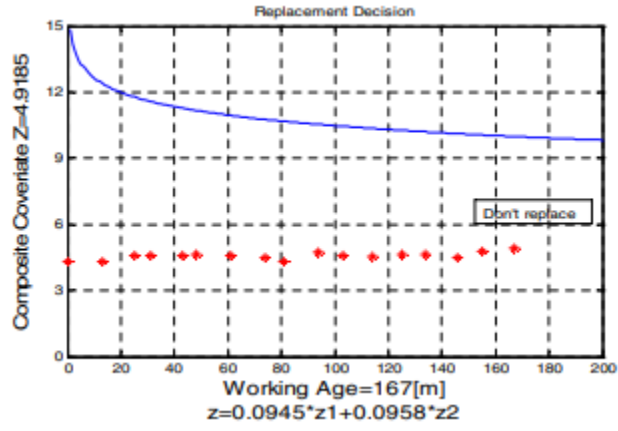


Fig. 6.: Gráfico de decisión óptima para un transformador en buen estado [11]

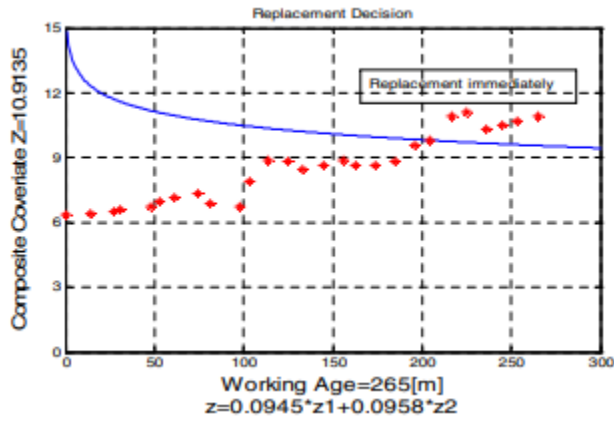


Fig. 7.: Gráfico de decisión óptima para un transformador que ha fallado [11]

# Capítulo 3

## Marco Teórico

### 3.1 Energía eléctrica

La energía eléctrica se refiere a la forma de energía que surge de una diferencia de potencial entre dos puntos, que al ponerse en contacto con un conductor eléctrico produce la corriente eléctrica. El proceso productivo de la industria energética en Chile está compuesto por tres sectores, primero la generación sector donde se produce la energía eléctrica a través de fuentes renovables y no renovables, luego la energía es transmitida en niveles altos de voltaje a través de líneas de transmisión hasta los usuarios mineros, industriales y finalmente se realiza la distribución a baja tensión hasta los consumidores finales en las ciudades [12]. La interconexión física de estos tres sectores se denomina sistema eléctrico, el territorio chileno cuenta con tres sistemas independientes:

- Sistema Eléctrico Nacional (SEN): Compuesto por los sistemas Interconectado Central (SIC) e Interconectado del Norte Grande (SING). La capacidad instalada a junio del 2020 es de  $24.477[MW]$ , donde el 48,3% corresponde a fuentes renovables y el resto a fuentes térmicas. Este sistema representa un 99,28% de la potencia total instalada a lo largo del país [1].
- Sistema de Aysén (SEA): Sistema que abastece la Región de Aysén del General Carlos Ibáñez del Campo, con una capacidad instalada neta de  $56[MW]$  al 2020, con un 57% diésel, 37% hidráulica y 6% eólica [1].
- Sistema de Magallanes (SEM): Sistema que abastece las Región de Magallanes y la Antártica Chilena, con una capacidad instalada neta de  $107[MW]$ , con un 82% gas natural, 15% diésel y 3% eólica [1].



Fig. 8.: Mapa del sistema eléctrico en Chile [1]

Las instalaciones encargadas de realizar las transformaciones de tensión para la transmisión y distribución de la energía eléctrica son las subestaciones eléctricas con la finalidad de garantizar el suministro continuo.

### 3.1.1 Subestaciones eléctricas

Las subestaciones eléctricas son las instalaciones encargadas de realizar transformaciones de tensión, frecuencia, número de fases o conexiones de dos o más circuitos. Además, es el centro donde se recibe y reparte la energía producida en las centrales generadoras, maniobrando y controlando su destino final a los diferentes centros de consumo, con determinados requisitos de calidad [13]. Existen dos tipos de subestaciones:

- Subestaciones de maniobra: Conecta dos o más circuitos y realiza sus maniobras. En este tipo de subestaciones la tensión no se transforma [13].
- Subestaciones de transformación: Encargadas de transformar la tensión de la energía eléctrica mediante uno o más transformadores [13]. Puede ser:
  - Las subestaciones transformadoras elevadoras, elevan la tensión generada de media a alta o muy alta para poder transportarla. Se encuentran a un lado de las centrales generadoras de electricidad [13].
  - Las subestaciones transformadoras reductoras, reducen la tensión alta o muy alta a tensión media para su posterior distribución[13].

La energía es transmitida a alta tensión debido a las pérdidas que se producen en este proceso al recorrer largas distancias. Al circular una corriente eléctrica por un conductor tiene asociado el efecto Joule, es decir pérdidas en forma de calor. Así la potencia disipada por una corriente viene dada por [14]:

$$P = I^2 R \quad (3.1)$$

Donde  $I$  es la intensidad y  $R$  es la resistencia del conductor, donde las pérdidas en un conductor son proporcionales a la resistencia del conductor y al cuadrado de la intensidad de corriente, por lo que las pérdidas dependen del cuadrado de la intensidad [14].

También, es importante considerar que la potencia transportada cuando una corriente se mueve a través de un conductor se calcula por la expresión [14]:

$$P = VI \quad (3.2)$$

Donde  $V$  la tensión, por lo que para la misma potencia, al elevar la tensión se disminuye la intensidad y por lo tanto se disminuyen las pérdidas [14].

El elemento principal de las subestaciones eléctricas es el transformador de poder, activo encargado de modificar la tensión de la energía eléctrica para su transporte y distribución.

### 3.1.2 Transformadores de poder

Los transformadores de poder son los responsables de modificar la tensión de la energía eléctrica, manteniendo la potencia, estas máquinas eléctricas están diseñadas con una vida útil entre los 20 y 35 años pudiendo ser expandida hasta los 60 años al implementar una correcta política de mantenimiento [5]. Existen dos tipos de transformadores de potencia que se encuentran en las diferentes etapas del proceso productivo, en la generación se utiliza transformadores step-up (elevadores), los cuales cuentan con la capacidad de aumentar el voltaje de salida en relación al de entrada, lo que permite el transporte de la energía a través de las líneas de transmisión eficientemente, para la distribución de la energía, en las subestaciones se cuentan con transformadores step-down (reductores), los cuales disminuyen el voltaje de salida en relación al de entrada [15].

Los transformadores de poder también se pueden clasificar como monofásicos y trifásicos, el primer tipo son de uso común y, debido a que su rango de potencia es de unos pocos volts, los conductores eléctricos de los devanados generalmente son aislados eléctricamente entre sí y el requerimiento de mantenimiento es casi nulo. Del segundo tipo son empleados en el sistema eléctrico de potencia y en aquellas subestaciones, esta

compuesto por un núcleo donde los tres devanados del lado de alta tensión y del lado de baja tensión se encuentran montados sobre el mismo núcleo aislados eléctricamente, también es posible utilizar tres bancos monofásicos que en conjunto forman un banco de transformación [16].

A la entrada de las subestaciones se encuentran los transformadores de instrumentos (eléctricos de medida) que se conectan a equipos de alta tensión a instrumentos de baja tensión para el monitoreo, entre estos se encuentran los transformadores de corriente (TC) encargados de tensar la corriente de la línea de transmisión y transformarla a valores entre los 2 a 10 A, también se encuentran los transformadores de potencia (TP) que convierten un nivel de tensión a valores que permiten ser medidos por un equipo. Estos equipos son utilizados para monitorear corriente y voltajes, y son conectados a equipos de protección (reles), que permiten la protección del equipo primario del sistema eléctrico, como generadores, líneas de transmisión y transformadores [15].

### Componentes y funcionamiento

Dentro de los componentes que permiten el funcionamiento de los transformadores de poder se encuentran principalmente el núcleo, utilizado para conductor el flujo magnético, compuesto de las columnas donde se montan los devanados y las culatas donde se unen las columnas. El devanado, un hilo de cobre enrollado en el núcleo y recubierto por una capa aislante, esta compuesto por dos bobina (primaria y secundaria), la relación de vueltas del hilo de cobre entre el devanado primario y el secundario indicará la relación de transformación [15].

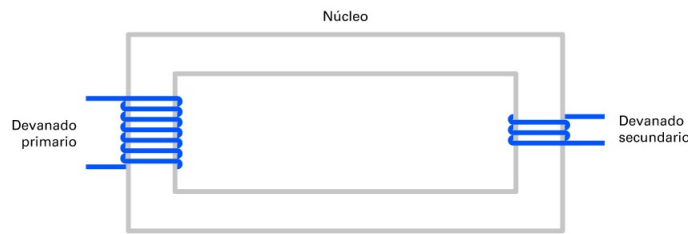


Fig. 9.: Modelización de un transformador monofásico ideal [15].

Los transformadores funcionan en base a la inducción electromagnética, al aplicarse una tensión sobre el devanado primario se origina un flujo magnético en el núcleo de hierro, viajando desde el devanado primario al secundario que origina una fuerza electromagnética. Para que se produzca la variación de flujo los transformadores utilizan corriente alterna, según la Ley de Lenz [15].

En el caso de un inductor con  $N$  vueltas, la variación de flujo magnético es:

$$V_{\varepsilon} = -N \frac{d\Phi}{dt} \quad (3.3)$$

Donde  $V_{\varepsilon}$  es la tensión inducida o fuerza electromotriz inducida y  $\frac{d\Phi}{dt}$  la tasa de variación temporal del flujo magnético  $\Phi$ .

La relación de transformación  $r_t$  se define de la forma:

$$N_p/N_s = V_p/V_s = I_s/I_p = r_t \quad (3.4)$$

Donde  $N_p$ ,  $N_s$  son del numero de vueltas del devanado primario y secundario respectivamente,  $V_p$  la tensión aplicada en el primario,  $V_s$  la obtenida en el secundario,  $I_s$  la intensidad que llega al primario y  $I_p$  la intensidad generada por el secundario [15].

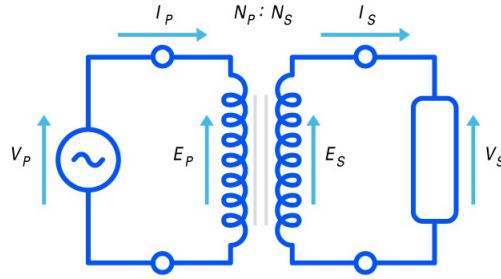


Fig. 10.: Esquema básico de funcionamiento de un transformador [15].

En un transformador ideal, la potencia de entrada es igual a la potencia de salida. Esto se representa de la siguiente forma [15]:

$$N_p * I = N_s * I_s \quad (3.5)$$

Los transformadores reales es que existen pequeñas pérdidas que se manifiestan en forma de calor [15].

El rendimiento de un transformador depende de los parámetros de diseño (inducción de diseño, densidad de corriente de diseño) y de las condiciones de explotación. Las condiciones de explotación que influyen en el rendimiento son: grado de carga y el factor de potencia de la carga.

En un transformador vacío el rendimiento es cero. Al entrar el transformador en carga el rendimiento va aumentando rápidamente hasta alcanzar un valor máximo para aquel grado de carga en el que las pérdidas son fijas y se igualan a las pérdidas variables. De esta manera, el grado de carga de máximo rendimiento es [17]:

$$k_{\eta max} = \sqrt{\frac{P_{fijas}}{P_{var}}} \quad (3.6)$$

A partir de ese grado de carga el rendimiento cae suavemente. La figura 11. muestra la evolución del rendimiento de un transformador en función del grado de carga [17].

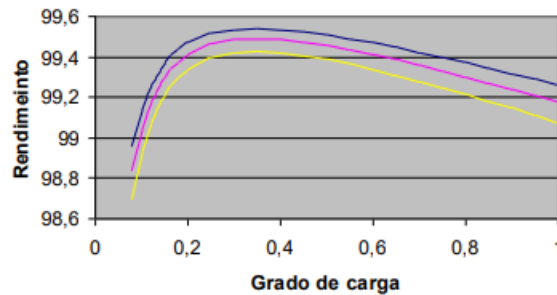


Fig. 11.: Rendimiento en función del grado de carga [17].

### Fallas comunes

Las fallas en los transformadores de poder representan problemas operativos al sistema, siendo un peligro para las personas, otros equipos y propiedades, y el medio ambiente por fugas de aceite, por lo que existe un claro incentivo para que las empresas de servicios públicos realicen un seguimiento del estado de estos activos, desarrollando sistemas de monitoreo adaptables [5].

A medida que los transformadores envejecen, su condición interna se degrada, lo que aumenta el riesgo de falla. Las fallas generalmente se desencadenan por condiciones severas, como rayos, transitorios de

conmutación, cortocircuitos y otros incidentes. A medida que los transformadores envejecen, la resistencia de su aislamiento puede degradarse hasta el punto de que no pueden soportar eventos del sistema como fallas de cortocircuito o sobre tensiones transitorias [5].

La falla del transformador puede ocurrir como resultado de diferentes causas y condiciones. Generalmente, las fallas del transformador se pueden definir de la siguiente manera [5]:

- Cualquier corte forzado debido a daños en el transformador en servicio (por ejemplo, daños en el devanado, falla del cambiador de tomas) [5].
- Problemas que requiere la remoción del transformador para devolverlo a una instalación de reparación extensa en el campo (por ejemplo, producción excesiva de gas, altos niveles de humedad) [5].

Las fallas de los transformadores se pueden clasificar en términos generales como eléctricas, mecánicas o térmicas. La causa de una falla puede ser interna o externa. (Ver Tabla 3.1), además de las fallas en el tanque principal, también pueden ocurrir fallas en los bushings, en los cambiadores de tomas o en los accesorios del transformador [5].

Internas	Externas
Deterioro del aislamiento	Caídas de rayos
Pérdida de sujeción del devanado	Operaciones de cambio de sistema
Calentamiento excesivo	Sistema sobrecargado
Oxígeno	Fallos del sistema (cortocircuito)
Humedad	-
Contaminación sólida en el aceite aislante	-
Descargo parcial	-
Defectos de diseño y fabricación	-
Resonancia de bobinado	-

Tabla. 3.1: Causas típicas de fallas en transformadores [5].

El patrón de falla de los transformadores sigue una curva de "bañera" (Ver Fig. 12.). La primera parte de la curva es la falla debido a la mortalidad infantil; la segunda parte de la curva es la tasa de falla constante; y la última parte de la curva es la falla debido a la vejez. El final de la vida útil de un transformador se define típicamente como la pérdida de resistencia mecánica del aislamiento sólido en los devanados, estos transformadores de potencia se encuentran en la última etapa de la curva "bañera". Se espera que tengan una tasa de fallas creciente en los próximos años [5].

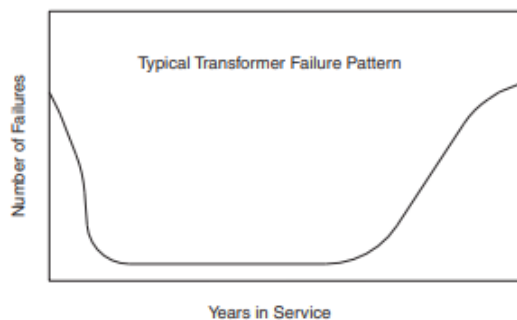


Fig. 12.: Curva de la bañera [5].

El 51% de las fallas de transformadores en un período de cinco años se debieron a los siguientes problemas [5]:

- Humedad, contaminación y envejecimiento que causaron la disminución de la rigidez dieléctrica interna del transformador [5].

- Daño al devanado o descompresión del devanado bajo fuerzas de cortocircuito [5].
- Daños en los bujes del transformador causados por la pérdida de rigidez dieléctrica del aislamiento interno [4].

En general, la vida útil del transformador es igual a la vida útil del aislamiento, que depende de la resistencia mecánica y la integridad eléctrica. La degradación del aislamiento consiste en degradación hidrolítica, oxidativa y térmica. El envejecimiento y la vida útil de un transformador se ha definido como la vida útil del papel aislante. Se identifican varios mecanismos de envejecimiento entre los que se encuentran fuerzas mecánicas aplicadas, envejecimiento térmico (reacciones químicas), tensiones de voltaje y contaminación [5].

El final de la vida útil puede estar determinado por cualquier factor o combinación de factores. Se ha considerado el envejecimiento del papel como la causa de falla de los transformadores, que si bien es indudable que es un factor que reduce la vida, no conduce automáticamente a fallas. Normalmente se requiere otra influencia, como el choque. En las guías de carga de la industria, el factor principal para el final de la vida útil se relaciona solo con el factor térmico del transformador [5].

Es necesario contar con un enfoque más completo para evaluar la vida restante de un transformador en su conjunto [5]. A partir de esto, se han realizado investigaciones en el ámbito del mantenimiento de los transformadores de poder en base a la condición monitoreada, definiendo rangos aceptables para variables como factor de potencia, gases disueltos y en base a ello se definen políticas de intervención [6].

### Gestión de la vida útil del transformador

Los transformadores de potencia son activos críticos importantes costosos en el sistema de energía eléctrica. Son extremadamente confiables, sin embargo muchos ha superado su vida útil de diseño. La prolongación de la vida útil del transformador se ha convertido en la estrategia de servicios públicos más importantes para aumentar la vida útil de la infraestructura de transmisión y distribución de energía [4].

En la actualidad, la carga y la antigüedad del aparato está aumentando y, por lo tanto, el monitoreo y diagnóstico se vuelve cada vez mas importante, el monitoreo es la recopilación de datos relevantes durante el servicio o durante los periodos de mantenimiento o prueba y diagnostico de la evaluación técnica e interpretación de los datos registrados, esto actúa como base para la gestión de activos de los transformadores de potencia [4].

El aumento excesivo de temperatura en un transformador de potencia debido a la corriente de carga es el factor más importante para causar una rápida degradación de su aislamiento y decide la capacidad descarga óptima o la capacidad de carga en un transformador. La precisión de las predicciones no siempre es tan buena como se desea. Puede ocurrir un aumento de temperatura inaceptable debido a varias condiciones de fallas distintas de la sobrecarga y por lo tanto, la necesidad de un monitoreo en línea se vuelve más prominente [4].

El monitoreo en línea es el registro de datos relevantes de un transformador y el diagnóstico es la interpretación de estos datos monitoreados, incluido el historial del transformador y el juicio estadístico de la tasa de falla. La importancia del transformador monitoreado y las consecuencias económicas son la base para la gestión de activos junto con la evaluación de riesgos. Un sistema de monitoreo en línea es especialmente adecuado para su utilización con transformadores de poder, con el objetivo de garantizar un suministro eléctrico fiable al igual que con un gasto de mantenimiento reducido. Además, la vida útil restante del transformador se puede estimar registrando datos operativos importantes. Para permitir una utilización coherente de la capacidad de carga técnicamente posible del transformador, se pueden hacer declaraciones sobre la capacidad de sobrecarga de corriente, por ejemplo[4].

Los sistemas de monitoreo en línea pueden ayudar a reducir el ciclo de vida y los costos de mantenimiento de los transformadores de potencia. La estimación de la vida útil más precisa conduce a una mejora en las estrategias de inversión[4].

El monitoreo en línea del estado de un transformador o más bien del estado de su aislamiento implica el registro de la tensión y la corriente, así como el monitoreo de la temperatura superior del aceite y, sobre esta base, la estimación de la temperatura del punto caliente de los devanados para determinar la tasa de deterioro del aislamiento del papel [4].

Dentro de las pruebas de rutina tradicionales se encuentran la medición de la relación del transformador, resistencia del devanado, impedancia y cortocircuito, impedancia de excitación y factor de disipación de

pérdida y capacitancia, así como pruebas de potencial aplicado e inducido. Estas pruebas brindan información sobre fallas en los devanados, problemas de los conductores y las juntas de los devanados, deformaciones del devanado, humedad y contaminación del aceite y problemas dieléctricos. Las pruebas especiales incluyen medición de descargas parciales, análisis de respuesta de frecuencia, análisis de vibraciones, exámenes de infrarrojos, recuperación de voltaje y grado de polimerización. Estos detectan problemas como descargas parciales locales, holgura y desplazamiento del devanado, devanado flojo y fallas mecánicas, puntos calientes en la conexión humedad en el papel y envejecimiento del papel, así como la degradación del aislamiento [5].

Las pruebas de aceite se utilizan ampliamente. Estos detectan fallas incipientes de aceite, sobrecalentamiento, envejecimiento del papel, sequedad del papel de aceite y envejecimiento del aceite [5].

La evaluación de la vida útil de los transformadores puede realizarse para monitorear el estado de los transformadores y proporcionar una advertencia temprana de fallas, para diagnosticar problemas cuando los transformadores presentan signos de avería o después del funcionamiento de equipos de protección, para determinar si un transformador está en condiciones adecuadas para hacer frente a condiciones de funcionamiento inusuales, para obtener resultados de referencia para ayudar en la interpretación de pruebas posteriores, para ayudar a planificar la estrategia de colocación de una población de transformadores y para satisfacer los requisitos de cobertura de seguro [5].

### 3.2 Mantenimiento

Durante el último medio siglo, el mantenimiento se ha transformado drásticamente, siendo de vital importancia para la gestión de activos en las organizaciones. En un comienzo el mantenimiento se trataba de un mal necesario, una parte inevitable de la producción dando soluciones reactivas con reparaciones y reemplazos cuando fue necesario sin considerar la optimización, pero al pasar los años se volvió un elemento estratégico esencial para lograr los objetivos, una función compleja que abarca habilidades técnicas y de gestión mientras mantiene la flexibilidad que permite dar frente al entorno empresarial dinámico, la administración de los recursos se realiza de manera preventiva, predictiva, proactiva o pasiva, valorándose mejor en las organizaciones al considerarse un socio interno o externo para el éxito [18].

Con el fin de asegurar y mejorar la competitividad, las empresas realizan esfuerzos que garanticen sistemas y activos operando de manera eficiente y eficaz, con la asignación correctas de recursos (personal, repuestos y herramientas). Mejorar la confiabilidad toma un papel protagonista en el desempeño de las empresas, para lo que se tiene que contar con tiempos de detección breves, baja cantidad de fallas y niveles de accidentes, uso adecuado de los recursos buscando asegurar el éxito empresarial [18].

El mantenimiento, inevitablemente se tuvo que volver más compleja para hacer frente a las expectativas técnicas y comerciales de las organizaciones, con instalaciones técnicas más complejas y en un contexto empresarial exigente para cumplir con requisitos comerciales, ambientales y de seguridad. La hoja de ruta de evolución de la gestión de mantenimiento hacia la excelencia en sus diferentes épocas se aprecian en la figura 13. [18].

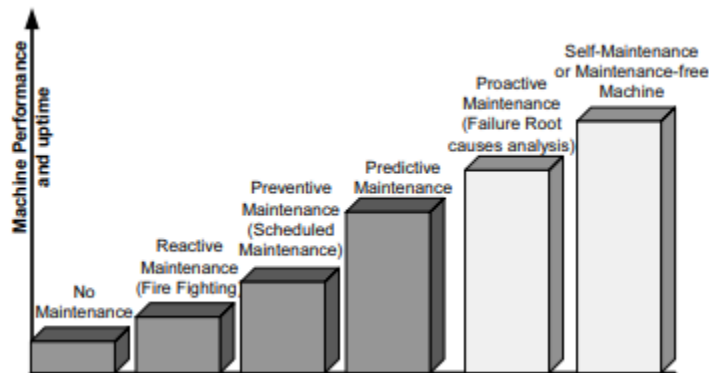


Fig. 13.: Evolución del mantenimiento [18].

### 3.2.1 Tipos de mantenimiento

#### Sin mantenimiento

Esto ocurre en dos situaciones:

- No hay forma de solucionarlo: la técnica de mantenimiento no está disponible para una aplicación especial, o la técnica de mantenimiento se encuentra en una etapa de desarrollo demasiado temprana [18].
- No vale la pena arreglarlo: Algunas maquinas se diseñaron para usarse una sola vez. En comparación con el costo de mantenimiento, puede ser mas rentable desecharlo [18].

#### Mantenimiento Correctivo

El mantenimiento correctivo o reactivo tiene como objetivo dar soluciones a los daños en los equipos o instalación, dando respuestas de mantenimiento para evitar paradas, ya que la mayoría del tiempo en que una maquina se avería es sin previo aviso y de carácter urgente para volver al funcionamiento. También se conoce como la "extinción de incendios" [18].

En la actualidad, este tipo de mantenimiento aun se encuentra presente cuando se carece de conocimiento preciso del comportamiento del equipo, realizándose poco o ningún mantenimiento y la maquinaria funciona hasta que ocurre una falla, en este momento, se contacta al personal apropiado para evaluar la situación y realizar las reparaciones lo mas rápido posible. El daño al equipo no se trata de un factor critico, existe mucho tiempo de inactividad disponible y los valores de los activos no son una preocupación, adicionalmente se considera el costo de realizar reparaciones de emergencia [18].

#### Mantenimiento Preventivo

El mantenimiento preventivo (PM) se trata de una estrategia de mantenimiento de equipos basada en el reemplazo, revisión o re-frabricación de un articulo a intervalos fijos o adaptables, disminuyendo la probabilidad de falla del activo físico y/o anticipar, o evitar si es posible las consecuencias si ocurre una falla. Las fallas tienen relación directa con el tiempo o numero de ciclos de uso, donde el desgaste físico de componentes o características de fatigas se relacionan con la edad. Este tipo de mantenimiento se caracteriza como políticas a largo plazo, sin tomar en cuenta el estado instantáneo del equipo, con la preocupación por un exceso de mantenimiento [18].

En este tipo de mantenimiento, las averías se rastrean y registran en una base de datos, y la información acumulada proporciona una base para las acciones preventivas generales. La política de mantenimiento preventivo dependiente de la edad se puede considerar como la política más común en la que los tiempos de mantenimiento preventivo de una unidad se basan en la antigüedad de la unidad. La idea principal es reemplazar o reparar una unidad en su edad  $T$  o falla. Los índices de confiabilidad de los equipos comúnmente utilizados, como el tiempo medio entre fallas (MTBF) y el tiempo medio de reparación (MTTR), se consiguen de las bases de datos históricos del comportamiento del equipo. Estos índices proporcionan una estimación aproximada del tiempo entre dos averías adyacentes y el tiempo medio necesario para restaurar un sistema. Aunque los procesos de degradación del equipo varían de un caso a otro, y las causas de falla también pueden ser diferentes, la información contenida en MTBF y MTTR puede ser informativa. También se pueden extraer y utilizar otros índices, incluida la vida útil media, el tiempo medio hasta la primera falla y la vida operativa media [18].

Los esquemas de mantenimiento preventivo se basan en el tiempo sin considerar el estado de salud actual del producto y, por lo tanto, son ineficientes y menos valiosos para un cliente cuyo activo individual es el más preocupante, por lo tanto, se necesitan técnicas para un mantenimiento más económico y fiable [18].

#### Mantenimiento Predictivo

El mantenimiento predictivo (PdM) es una estrategia de mantenimiento a tiempo. Se basa en la política de fallas en la que el mantenimiento se realiza solo cuando la tasa de fallas u otros índices de confiabilidad alcanza un nivel predeterminado. Esta estrategia de mantenimiento se ha implementado como mantenimiento basado en condiciones (CBM) en la mayoría de los sistemas de producción, donde ciertos índices de desempeño

son periódicamente o continuamente monitoreados. Siempre que un valor de índice cruza algún umbral predefinido, se llevan a cabo acciones de mantenimiento para restaurar la maquina a su estado original, o a un estado en el que el valor modificado se encuentra en un nivel satisfactorio en comparación con el umbral [18].

El mantenimiento predictivo se puede describir mejor como un proceso que requiere tanto tecnología como habilidades humanas, mientras se usa una combinación de todos los datos de rendimiento y diagnóstico disponibles, historial de mantenimiento, registros del operador y datos de diseño para tomar decisiones oportunas sobre los requisitos de mantenimiento de equipos importantes/críticos. Es esta integración de diversos datos, información y procesos, lo que conduce al éxito de un programa de PdM. Analiza la tendencia de los parámetros físicos medidos frente a los límites de ingeniería conocidos con el fin de detectar, analizar y corregir un problema antes de que ocurra una falla. Se diseña un plan de mantenimiento basado en los resultados de la predicción derivados del monitoreo basado en condiciones. Este método puede costar más por adelantado que el PM debido a la inversión adicional en hardware y software de monitoreo, el costo de personal, herramientas y educación que se requieren para establecer un programa de PdM. Sin embargo, proporciona una base para el diagnóstico de fallas y las operaciones de mantenimiento, y ofrece una mayor confiabilidad del equipo y un avance suficiente en la información para mejorar la planificación, reduciendo así el tiempo de inactividad inesperado y los costos operativos [18].

### **Mantenimiento Proactivo**

El mantenimiento proactivo (PaM) es un nuevo concepto de mantenimiento que está surgiendo junto con el desarrollo de la globalización empresarial. Abarca cualquier tarea que busque realizar la integración perfecta de la información de diagnóstico, de pronóstico y la toma de decisiones de mantenimiento a través de una red inalámbrica de internet o de comunicación por satélite. La información sobre el estado de la máquina debe representar una tendencia, no solo un estado, de modo que la productividad de una empresa pueda centrarse en la utilización a nivel de activos, no solo en las tasas de producción. Además, a través de la gestión integrada del ciclo de vida, dicha información sobre la degradación se puede utilizar para realizar mejoras en todos los aspectos del ciclo de vida de un producto. Sistemas de mantenimiento inteligentes (IMS) es un representante de PaM. Específicamente, tiene tres direcciones principales de trabajo de la manera [18]:

- Desarrollar la informática integrada y la inteligencia electrónica entrelazadas en un entorno en red y sin ataduras y habilite productos y sistemas para monitorear, predecir y optimizar de manera inteligente el desempeño [18].
- Cambiar la "falla reactiva" por "falla proactiva" evitando las condiciones subyacentes que conducen a fallas y degradación de la maquina. Concentrarse en analizar la causa raíz, no solo los síntomas. Buscar prevenir o reparar la falla desde su origen [18].
- Retroalimentar la información del mantenimiento con el producto, el proceso y el diseño de la máquina y, en última instancia, realizar mejoras en todos los aspectos del ciclo de vida del producto [18].

### **Auto-Mantenimiento**

El auto-mantenimiento es una nueva tecnología de diseño y de sistema. Se espera que las máquinas de auto-mantenimiento sean capaces de monitorearse, diagnosticarse y repararse a sí mismas para aumentar su tiempo de actividad [18].

Un enfoque de sistema para permitir el auto-mantenimiento se basa en el concepto de mantenimiento funcional, que tiene como objetivo recuperar la función requerida de una máquina de degradación mediante el intercambio de funciones, mientras que la reparación tradicional tiene como objetivo recuperar el estado físico inicial mediante la sustitución de componentes defectuosos, limpieza, etc. La forma de realizar el auto-mantenimiento es agregando inteligencia a la máquina, haciéndola lo suficientemente inteligente para el mantenimiento funcional, en otras palabras, se agregaría a una maquina existente como un sistema de razonamiento adicional incorporado [18].

### 3.2.2 Confiabilidad y vida útil remanente

Para establecer una política de mantenimiento óptima se debe calcular una función de confiabilidad, esta política debe incluir información del monitoreo de la condiciones en el análisis al considerar la función de tasa de riesgo en función de un proceso covariable discreto de Markov, que permite el calculo de la función de confiabilidad condicional y calcular la vida útil remanente (RUL) de las condiciones monitoreadas [19].

#### Modelo de Riesgos Proporcionales (PHM)

El modelo de riesgos proporcionales (PHM) se trata de un modelo en el que se incluye el monitoreo de condiciones relacionadas con la falla del equipo y la inclusión de las variables concomitantes para la toma de decisiones de reemplazo o revisión. Este modelo fue propuesto por D.R Cox, con aplicaciones en muchas áreas del mantenimiento de equipos industriales, al considerar la vida útil del equipo como la información del monitoreo de la condición al calcular la tasa de falla [11]. Este modelo en la actualidad es de la forma:

$$\lambda(t, \mathbf{z}(t)) = h_0(t) \exp^{\gamma_1 \mathbf{z}_1(t) + \gamma_2 \mathbf{z}_2(t) + \dots + \gamma_n \mathbf{z}_n(t)} = h_0 \exp^{\sum_{i=1}^n \gamma_i \mathbf{z}_i(t)} \quad (3.7)$$

Donde  $\lambda(t, \mathbf{z}(t))$  es la función de riesgo inmediato para la condición monitoreada  $z_i(t)$  en un tiempo  $t$ , con  $\gamma_i$  el peso ponderado de cada condición  $i$ . La tasa base de falla  $h_0(t)$  es igual a  $\frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1}$ , con  $\beta$  y  $\eta$  los parámetros de forma y escalar respectivamente, realizando el cambio se trata de un modelo Weibull-PHM de la forma [11]:

$$\lambda(t, \mathbf{z}(t)) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} \exp^{\gamma_1 \mathbf{z}_1(t) + \gamma_2 \mathbf{z}_2(t) + \dots + \gamma_n \mathbf{z}_n(t)} = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} \exp^{\sum_{i=1}^n \gamma_i \mathbf{z}_i(t)} \quad (3.8)$$

#### Markov

Considerando una variable aleatoria no negativa  $T$  que representa el tiempo aleatorio hasta el fallo de un activo. La información de las condiciones monitoreadas puede incluirse en el análisis de confiabilidad al considerar la función de tasa de riesgo condicional en un proceso estocástico relacionado con las condiciones monitoreadas. La función de tasa de falla condicionada en este caso se define comúnmente como [19]:

$$\lambda(t | Z) = \lim_{\Delta t \downarrow 0} P(t < T \leq t + \Delta t | T > t, Z(x), 0 \leq x \leq t) / \Delta t \quad (3.9)$$

Donde  $z(x)$ ,  $x \geq 0$  es un proceso estocástico relacionado con la información de las condiciones monitoreadas. Esta definición puede causar algunas dificultades técnicas en el calculo de la función de confiabilidad ya que requiere condiciones de regularidad adicionales. Se puede obtener una definición general utilizando la teoría de los procesos de conteo, o incluso mas general, la teoría de los procesos de puntos marcado. La ecuación 3.9 no implica en general que [19]:

$$P(T > t | Z(x), 0 \leq x \leq t) = \exp\left(-\int_0^t \lambda(x) dt\right), t \geq 0 \quad (3.10)$$

Excepto en algunos casos especiales como cuando  $Z(x)$  representa un proceso externo que se puede observar independientemente del proceso de falla. Por ejemplo, si  $Z(x)$  representa las condiciones climáticas, como la temperatura y la humedad exteriores,  $Z(x)$  puede afectar el tiempo de falla de un activo en el exterior, pero obviamente, la vida útil del activo no afecta las condiciones climáticas. En ese caso, la probabilidad de sobrevivir a la edad  $t$  depende solo de las condiciones climáticas hasta  $t$ , y no más allá, y luego la ecuación 3.10 puede aplicarse. Pero, si  $Z(x)$  está relacionado solo con covariables internas, como el desgaste de metales en el aceite del motor, el condicionamiento  $Z(x), 0 < x < t$ , significaría que la unidad todavía está en funcionamiento, y luego, trivialmente  $P(T > t | Z(x), 0 \leq x \leq t) = 1$ , suponiendo que  $T$  es una variable aleatoria continua [19].

Considerando un método para el cálculo de la función de distribución conjunta de  $T$  y el proceso. Sea  $Z(x), x \geq 0$ , un proceso continuo de tiempo discreto, continuo con límites izquierdos y un número finito de estados  $0, 1, 2, \dots, m$ . Estos estados pueden representar valores numéricos de las covariables, categorías como

'normal', 'advertencia', 'peligroso', condiciones ambientales, así como valores unidimensionales o multidimensionales de  $Z$ . Considerando la función de distribución condicional conjunta del proceso  $I(T > t)$  y el proceso  $Z(t)$ . Sea [19]:

$$L_{ij}(x, t) = P(T > t, Z(t) = j \mid T > x, Z(x) = i), x \leq t, \quad (3.11)$$

La probabilidad de transición de un proceso  $V(t) = (I(T > t), Z(t))$ . Donde el proceso  $V(t)$  se le llama, un proceso de tiempo de falla de Markov si para todo  $0 \leq a_1 < a_2 < \dots < a_l < x$  y  $i_1, i_2, \dots, i_l, i, j$  [19],

$$P(T > t, Z(t) = j \mid T > x, Z(x) = i, Z(a_1) = i_1, \dots, Z(a_l) = i_l) = L_{ij}(x, t) \quad (3.12)$$

Se dirá que  $\lambda(t)$  definido por la ecuación 3.9 es una función de tasa de riesgo para un proceso de falla de Markov y se asume que [19]

$$\lambda(t) = h(t, Z(t)), \quad (3.13)$$

donde  $h(t, i)$  es una función especificada tal que  $h(t, i) \geq 0, t \geq 0, i \in 0, 1, 2, \dots, m$  y  $\int_0^\infty h(t, i) dt = \infty$  [19].

El enfoque introducido por la ecuación 3.11 proporciona un modelo apropiado para la situación en la que  $Z(t)$  no puede registrarse después de una falla o suspensión. En algunos casos prácticos, como en el análisis de aceite, el proceso 'interno' se puede registrar después de un evento, pero solo para mostrar el estado de  $Z(t)$  antes o en el momento del evento. En algunos equipos, el aceite puede no estar contaminado como consecuencia del evento de falla, por lo que la muestra puede tomarse después de la falla para evaluar el estado del motor antes de la falla. Se encuentra una relación entre la función de tasa de riesgo y las probabilidades de transición  $L_{ij}(x, t)$ , de donde se pueden calcular todas las demás funciones de interés, como una variante de la función de confiabilidad condicional [19]

$$L_{i\cdot}(x, t) = R(t \mid x, i) = P(T > t \mid T > x, Z(x) = i) = \sum_i L_{ij}(x, t), x \leq t, \quad (3.14)$$

o de la vida útil remanente. Posteriormente se asume que  $P(T > 0) = 1$ . Si  $p_i(0) = P(Z(0) = i) = P(T > 0, Z(0) = i)$  es una distribución inicial de  $Z(0)$ , la distribución conjunta de  $T$  y  $Z(t)$  es [19]

$$P(T > t, Z(t) = j) = \sum_i p_i(0) L_{ij}(0, t), \quad (3.15)$$

Y la distribución marginal de  $T$  es:

$$P(T > t) = \sum_i p_i(0) L_{i\cdot}(0, t) \quad (3.16)$$

Con poca pérdida en general, se puede suponer que  $p_{i_0}(0) = P(Z(0) = i_0) = 1$ . Entonces la distribución conjunta multidimensional de  $T$  y  $Z(s)$ ,  $z \leq t$ , puede ser calculada como ( $a_0 = 0$ ) [19]

$$P(T > t, Z(a_1) = i_1, Z(a_2) = i_2, \dots, Z(a_k) = i_k) = \left( \prod_{j=1}^k L_{i_{j-1}i_j}(a_{j-1}, a_j) \right) L_{i_k\cdot}(a_k, t) \quad (3.17)$$

### Cálculo de la función de confiabilidad

Para calcular cualquier forma de la función confiabilidad descrita anteriormente, se debe calcular la función  $L_{ij}(x, t)$  definida en la ecuación 3.11. Se define la matriz  $\mathcal{L}(x, t) = [L_{ij}(x, t)]$ . Suponiendo que  $\mathcal{L}(x, t) = I$ , es decir,  $L_{ij}(x, x) = \lim_{\Delta t \downarrow x} L_{ij}(x, t) \delta_{ij}$  ( $\delta_{ij} = 0$  si  $i \neq j$ , y  $\delta_{ij} = 1$  si  $i = j$ ). Teniendo en cuenta que  $\delta(x, t)$  no es una matriz estocástica porque  $\sum_j L_{ij}(x, t) = L_{i\cdot}(x, t) \leq 1$ . Es posible ver que desde la propiedad de Markov en la ecuación 3.12 que para  $0 \leq x \leq u \leq t$  [19],

$$L_{ij}(x, t) = \sum_k L_{ik}(x, u) L_{kj}(u, t) \quad (3.18)$$

O en su forma de matriz

$$\mathcal{L}(x, t) = \mathcal{L}(x, u) \mathcal{L}(u, t) \quad (3.19)$$

Se define la probabilidad de transición del proceso  $Z(t)$  bajo las condiciones de que el activo sobrevivió al tiempo  $t$  [19]

$$\tilde{p}_{ij}(x, t) = P(Z(t) = j \mid T > t, Z(x) = i) \quad (3.20)$$

Teniendo así la representación

$$L_{ij}(x, t) = P(T > t \mid T > x, Z(x) = i) \tilde{p}_{ij}(x, t) \quad (3.21)$$

Sea también  $\tilde{p}_{ij}(x, x) = \lim_{\Delta t \downarrow x} \tilde{p}_{ij}(x, t) = \delta_{ij}$ , y sea  $\tilde{\lambda}_{ij} = \frac{\partial}{\partial t} \tilde{p}_{ij}(x, t) \big|_{t=x}$ . Sea  $\tilde{\Lambda}(x) = [\tilde{\lambda}_{ij}(x)]$  y  $D(x) = [h(x, i)\delta_{ij}]$  una matriz diagonal [19].

LEMMA 1

$$\frac{\partial}{\partial t} L_{ij}(x, t) \big|_{t=x} = -h(x, i)\delta_{ij} + \tilde{\lambda}_{ij}(x), \quad (3.22)$$

o en su forma matricial

$$\mathcal{L}(x) = \frac{\partial}{\partial t} \mathcal{L}(x, t) \big|_{t=x} \tilde{\Lambda}(x) \quad (3.23)$$

De la ecuación 3.19, podemos obtener que  $\mathcal{L}(x, t + \Delta t) - \mathcal{L}(x, t) = \mathcal{L}(x, t)[\mathcal{L}(t, t + \Delta t) - I]$ , y luego en combinación con LEMMA 1, se obtiene el siguiente teorema [19].

TEOREMA 1 Funciones  $L_{ij}(x, t)$ ,  $x \leq t$ , satisfacen el sistema de ecuaciones

$$\frac{\partial}{\partial t} L_{ij}(x, t) + h(t, j)L_{ij}(x, t) = \sum_k L_{ik}(x, t) \tilde{\lambda}_{kj}(t) \quad (3.24)$$

o en su forma matricial

$$\frac{\partial}{\partial t} \mathcal{L}(x, t) = \mathcal{L}(x, t)\mathcal{L}(t) = \mathcal{L}(x, t)(\tilde{\Lambda}(t) - D(t)) \quad (3.25)$$

El teorema funciona independientemente de si las covariables son externas, internas o una mezcla de ambas, siempre que el modelo de la ecuación 3.13 para la tasa de riesgo sea apropiado [19].

La función principal que aparece en el cálculo de la función confiabilidad es  $L_{ij}(x, t)$  que puede obtenerse como una solución al sistema de ecuaciones en el Teorema 1. Se puede aplicar el método de integración de productos para obtener una solución numérica. La solución al sistema de ecuaciones 3.25 puede expresarse teóricamente como un producto integral [19].

$$\mathcal{L}(x, t) = \prod_{x, t} (I + \mathcal{L}(u)du), 0 < x < t \quad (3.26)$$

Si la función  $\mathcal{L}(t)$  se puede aproximar mediante la medición una función constante por partes, entonces 3.26 se puede calcular fácilmente como un producto de matriz simple. Utilizando directamente la propiedad del producto dada en 3.19 para calcular la función  $\mathcal{L}(x, t)$ . Se elige un  $\Delta$  suficientemente pequeño y se define el proceso  $\tilde{Z} = Z(k\Delta)$ ,  $k\Delta \leq t < (k+1)\Delta$ . Sea  $\mathcal{L}[k, m] = \mathcal{L}[k\Delta, m\Delta]$ ,  $\mathcal{L}[k] = \mathcal{L}[k, k+1]$ . Entonces [19]

$$\mathcal{L}[k, m] = \mathcal{L}[k]\mathcal{L}[k+1] \dots \mathcal{L}[m-1] = \mathcal{L}[k, m-1]\mathcal{L}[m-1] \quad (3.27)$$

Entonces se usa la aproximación

$$\mathcal{L}[k] \approx \mathcal{L}_{\tilde{Z}}[k] = \left[ \exp \left( - \int_{k\Delta}^{(k+1)\Delta} h(x, i) dx \right) \tilde{p}_{ij}(k\Delta, (k+1)\Delta) \right] \quad (3.28)$$

Para una distribución tipo Weibull-PHM es de la forma:

$$\mathcal{L}_{\tilde{Z}}[k] = \exp \left[ - \int_{k\Delta}^{(k+1)\Delta} \frac{\beta}{\eta} \left( \frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} \exp(\boldsymbol{\gamma} \cdot \mathbf{z}(t)) \delta_{ij} dt \right] \exp(\Lambda\Delta) \quad (3.29)$$

Luego, el cálculo de la probabilidad condicional queda determinado como el producto de la confiabilidad condicional de cada estados intervalos de tiempo definidos [19].

$$\mathcal{L}(k\Delta, m\Delta) = \prod_{i=k}^{m-1} \tilde{\mathcal{L}}[i] \quad (3.30)$$

Una vez calculada la función confiabilidad condicional, es posible definir y calcular la función de vida útil remanente (RUL), que se define como el tiempo esperado condicional para el fracaso. Suponiendo un proceso de tiempo de falla de Markov, es posible definir la función RUL como [19]

$$e(t, Z(t)) = E(T - t \mid T > t, Z(t)), \quad (3.31)$$

Suponiendo que se proporciona la función confiabilidad, se puede calcular la vida útil remanente usando [19]

$$e(t, Z(t)) = \int_0^\infty R(t+x|t, Z(t))dt = \int_t^\infty R(x|t, Z(t))dt \quad (3.32)$$

### Aplicación

Para la correcta aplicación del modelo Markov, primero, se deben definir los estados de funcionamiento de acuerdo al caso de estudio, que van desde un buen funcionamiento a un mal funcionamiento, luego se realiza el cálculo de la matriz de transición de estados:

$$\check{\lambda}_{ij} = \frac{n_{ij}}{A_i} \quad (t), \quad i \neq j, \quad \check{\lambda}_{ij} = - \sum_{j \neq i} \lambda_{ij} \quad (3.33)$$

Donde  $\check{\lambda}_{ij}$  es la matriz de transición de estados,  $n_{ij}$  el contador de cambio de estado de la covariable  $Z(t)$  y  $A_i$  el contador de tiempo que permaneció un activo en el estado  $i$ .

A continuación, se determinan los parámetros necesarios para el cálculo de la confiabilidad condicional, como lo es el tiempo de inicio ( $k\Delta$ ), tiempo de fin ( $m\Delta$ ), la sensibilidad ( $\Delta$ ) y el salto temporal. Con esto es posible calcular la integral de la ecuación 3.29:

$$\mathcal{L}_Z[k] = \exp \left[ \left( \frac{\Delta}{\eta} \right)^\beta (k^\beta - (k+1)^\beta) \exp(\gamma * estado(i)) \right] \exp(\Lambda\Delta) \quad (3.34)$$

Donde  $\exp(\Lambda\Delta)$  es la matriz de probabilidades de transición de estados, que se calcula de la forma:

$$\exp(\Lambda\Delta)_{ij} = \check{\lambda}_{ij}\Delta - 1, \quad i \neq j, \quad \exp(\Lambda\Delta)_{ij} = \check{\lambda}_{ij}\Delta \quad (3.35)$$

Luego, se calcula la matriz de probabilidad condicional  $\mathcal{L}(k\Delta, m\Delta)$ , que al sumar cada fila se obtiene la confiabilidad condicional, donde la fila  $i$ -ésima representa la confiabilidad del estado  $i$ . Al realizar una integración numérica de la curva de confiabilidad condicional se obtiene la vida útil remanente.

Al graficar los valores de confiabilidad condicional se obtienen curvas como las que se ven en la figura 14. para los distintos estados donde el eje  $y$  es la probabilidad de supervivencia del activo que va disminuyendo con respecto al eje  $x$  correspondiente al historial de edad. Al graficar la vida útil remanente de los distintos estados de funcionamiento se obtienen curvas como los de la la figura 15., donde donde el eje  $y$  es la vida remanente del activo que va disminuyendo con respecto al eje  $x$ , que es el historial de edad.

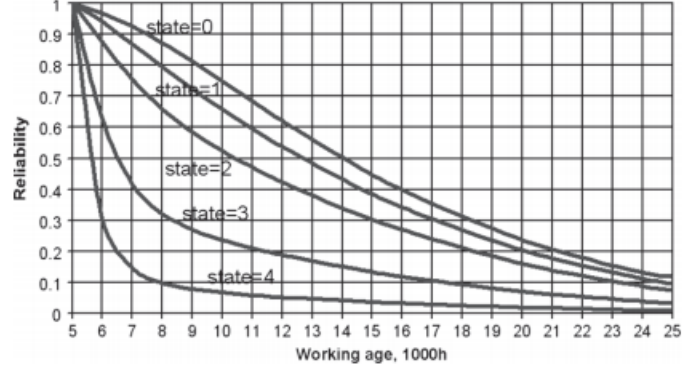


Fig. 14.: Ejemplo de curva confiabilidad condicional [19].

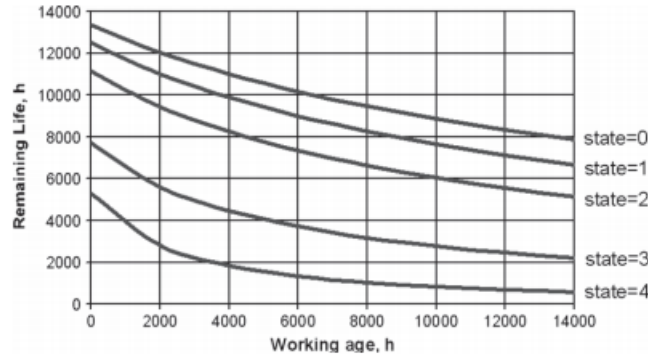


Fig. 15.: Ejemplo de curva vida útil remanente [19].

### 3.2.3 Estimación de parámetros PHM

En el modelo PHM hay  $(p + 2)$  parámetros desconocidos, exceptuando  $z(t)$ ,  $i$  y  $t$ . El método de estimación comúnmente utilizado es el método de estimación de máxima verosimilitud (MLE). En general, los pasos de este método son; 1) construir una función de verosimilitud; 2) tomar el logaritmo a ambos lados de la función de verosimilitud y clasificar la fórmula; 3) equiparar la derivada parcial de los parámetros desconocidos y obtener un conjunto de ecuaciones; 4) solución al conjunto de ecuaciones [11].

Para estimar los parámetros necesarios, se debe definir que modelo PHM utilizar. Un modelo PHM posee la siguiente estructura para la tasa de falla

$$\lambda(t, \mathbf{z}(t)) = h_0(t) \exp(\boldsymbol{\gamma} \cdot \mathbf{z}(t)) \quad (3.36)$$

Donde  $h_0(t)$  es la tasa base de falla, que depende únicamente del tiempo de funcionamiento del equipo,  $\boldsymbol{\gamma} = [\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_p]$  son los pesos de las covariables analizadas y  $\mathbf{z}(t) = [z_1(t), z_2(t), \dots, z_p(t)]$  son los valores instantáneos de las covariables analizadas.

Si la tasa de falla base tiene una distribución Weibull, la ecuación 3.36 se convierte en

$$\lambda(t, \mathbf{z}(t)) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} \exp(\boldsymbol{\gamma} \cdot \mathbf{z}(t)) \quad (3.37)$$

La confiabilidad del equipo  $i$  en el tiempo de falla  $T_i$  bajo la tasa de falla anterior está dada por

$$R(T_i, \mathbf{z}(T_i)) = \exp \left[ - \int_0^{T_i} \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} \exp(\boldsymbol{\gamma} \cdot \mathbf{z}(t)) dt \right] \quad (3.38)$$

La función densidad de probabilidad está dada por:

$$f(T_i, \mathbf{z}(T_i)) = \frac{\beta}{\eta} \left( \frac{T_i}{\eta} \right)^{\beta-1} \exp(\boldsymbol{\gamma} \cdot \mathbf{z}(T_i)) \exp \left[ - \int_0^{T_i} \frac{\beta}{\eta} \left( \frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} \exp(\boldsymbol{\gamma} \cdot \mathbf{z}(t)) dt \right] \quad (3.39)$$

Para estimar los parámetros  $\beta, \eta$  y  $\boldsymbol{\gamma}$  se utilizan estimadores de máxima verosimilitud o MLE. Para esto se define la función de verosimilitud, en la que se considera información proveniente de fallas e inspecciones

$$L(\beta, \eta, \boldsymbol{\gamma}) = \prod_{i=1}^n f(T_i, \mathbf{z}(T_i)) \prod_{j=1}^m R(T_j, \mathbf{z}(T_j)) = \prod_{i=1}^n \frac{\beta}{\eta} \left( \frac{T_i}{\eta} \right)^{\beta-1} \exp(\boldsymbol{\gamma} \cdot \mathbf{z}(T_i)) \prod_{k=1}^{m+n} \exp \left[ - \int_0^{T_k} \frac{\beta}{\eta} \left( \frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} \exp(\boldsymbol{\gamma} \cdot \mathbf{z}(t)) dt \right] \quad (3.40)$$

En vez de maximizar directamente la función de verosimilitud, se utiliza el logaritmo de esta, ya que es numéricamente más manejable que la ecuación (3.40).

$$\ln L(\beta, \eta, \boldsymbol{\gamma}) = n \ln \frac{\beta}{\eta} + (\beta - 1) \sum_{i=1}^n \ln \frac{T_i}{\eta} + \sum_{i=1}^n \boldsymbol{\gamma} \cdot \mathbf{z}(T_i) - \sum_{k=1}^{n+m} U_k \quad (3.41)$$

Por comodidad el término  $\int_0^{T_k} \frac{\beta}{\eta} \left( \frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} \exp(\boldsymbol{\gamma} \cdot \mathbf{z}(t)) dt$  es reemplazado por  $U_k$ .

En la expresión (3.41),  $n$  representa el total de muestras de equipos que presentaron falla,  $m$  la cantidad de equipos inspeccionados que no han fallado.

La expresión  $U_k$  puede ser aproximada por la siguiente expresión, en función del conocimiento de las covariables en los instantes de tiempo  $t_l$ , hasta el tiempo de falla  $T_k$ .

$$U_k \approx \left( \frac{t_0}{\eta} \right)^{\beta} \exp(\boldsymbol{\gamma} \cdot \mathbf{z}(0)) + \sum_{l=0}^q \exp(\boldsymbol{\gamma} \cdot \mathbf{z}(t_l)) \left[ \left( \frac{t_{l+1}}{\eta} \right)^{\beta} - \left( \frac{t_l}{\eta} \right)^{\beta} \right] \quad (3.42)$$

Donde  $0 < t_0 < t_1 < \dots < t_l < \dots < t_{q+1} = T_k$ .

Para obtener los parámetros se debe obtener el gradiente de la expresión (3.41) e igualarlo a 0, siendo las derivadas parciales las siguientes:

$$\frac{\partial \ln L(\beta, \eta, \boldsymbol{\gamma})}{\partial \beta} = \frac{n}{\beta} + \sum_{i=1}^n \ln \frac{T_i}{\eta} - \sum_{k=1}^{n+m} \frac{\partial U_k}{\partial \beta} = 0 \quad (3.43)$$

$$\frac{\partial \ln L(\beta, \eta, \boldsymbol{\gamma})}{\partial \eta} = -\frac{n}{\eta} - (\beta - 1) \frac{n}{\eta} + \frac{\beta}{\eta} \sum_{k=1}^{n+m} U_k = 0 \quad (3.44)$$

$$\frac{\partial \ln L(\beta, \eta, \boldsymbol{\gamma})}{\partial \gamma_h} = \sum_{i=1}^n z_h(T_i) - \sum_{k=1}^{n+m} \frac{\partial U_k}{\partial \gamma_h} = 0 \quad (3.45)$$

De la expresión (3.44) se obtiene la siguiente relación

$$\sum_{k=1}^{n+m} U_k = n \quad (3.46)$$

Es decir, la suma de todos los términos  $U_k$  es igual a la cantidad de fallas contabilizadas.

### 3.2.4 Log-Likelihood Ratio Test

Con el fin de elegir la mejor opción entre distintos modelos obtenidos en la estimación de parámetros se realiza la prueba de hipótesis Log-Likelihood Ratio Test, también llamado chi-cuadrado, donde el mejor modelo es aquel que hace que los datos sean más probables o maximiza la función de verosimilitud,  $f_n(X - 1, \dots, X_n | \theta)$  [20].

La prueba compara el ajuste de dos modelos. La hipótesis nula ( $H_0$ ) es que el modelo más pequeño es el "mejor" modelo, es decir, si las condiciones agregadas al modelo aportan cambios significativos en el modelo Log-Likelihood. En caso de conocer las funciones de probabilidad logarítmica para los dos modelos, el estadístico de prueba se calcula como la relación entre la probabilidad logarítmica de los modelos más simples y con el modelo con más parámetros ( $g$ ). De la forma [20]:

$$LRT = -2 \log_e \left( \frac{\mathcal{L}_S(\hat{\theta})}{\mathcal{L}_G(\hat{\theta})} \right) \quad (3.47)$$

Donde  $\mathcal{L}_S(\hat{\theta})$  es la probabilidad para un modelo sin condiciones y  $\mathcal{L}_G(\hat{\theta})$  un modelo con condiciones [20].

### 3.2.5 Agrupamiento K-means

La agrupación en clústeres es una forma de agrupar un conjunto de datos en conjuntos más pequeños. Las dos formas de agrupar un conjunto de datos son cuantitativamente (usando números) y cualitativamente (usando categorías). La agrupación en clústeres de K-Means es uno de los algoritmos que resuelve problemas de agrupación mediante un método cuantitativo: se predefinen las agrupaciones y emplea un algoritmo simple para ordenar sus datos. Se utiliza un software para la agrupación en clústeres de K-means, como MATLAB [21].

Los pasos generales detrás del algoritmo de agrupación K-means son [21]:

1. Definir los grupos  $k$ .
2. Definir los  $k$  puntos centrales en diferentes ubicaciones.
3. Tomar cada punto de datos y colocarlos cerca del punto central apropiado. Repetir hasta que se hayan asignado todos los puntos de datos.
4. Recalcular los  $k$  centroides.
5. Repetir la asignación de puntos de datos, esta vez al nuevo punto central (baricentro).
6. Repetir 4 y 5 hasta que la distancia entre puntos y centroides se encuentre minimizada.

En la agrupación K-means se categorizan  $n$  objetos en  $k$  grupos predefinidos ( $k < n$ ). El objetivo es minimizar la distancia desde cada punto de datos al clúster, es decir [21]:

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \|x_i^{(j)} - c_j\|^2 \quad (3.48)$$

Donde  $\|x_i^{(j)} - c_j\|^2$  es la distancia entre el punto  $x_i^{(j)}$  y el centroide del grupo  $c_j$ ,  $k$  es la cantidad de centroides y  $n$  la cantidad de puntos en el set de datos [21].

## 3.3 Curva de decisión

### 3.3.1 Curva de costos globales

Se calcula la curva de costos considerando el costo promedio de una intervención preventiva y correctiva, la confiabilidad, la probabilidad de falla y el MTBI para un  $T_p$  [22]. De esta forma, se obtiene la expresión de la ecuación 3.49.

$$C_g = \frac{C_p R(T_p) + C_c F(T_p)}{MTBI(T_p)} \quad (3.49)$$

En donde  $C_g$  es la función de costo,  $T_p$  es el tiempo preventivo,  $C_p$  son los costos al realizar una intervención preventiva,  $R(T_p)$  es la confiabilidad en el tiempo  $T_p$ ,  $C_c$  son los costos correctivos,  $F(T_p)$  es la probabilidad de fallar en el tiempo  $T_p$  y el  $MTBI(T_p)$  es el tiempo medio entre intervenciones para el tiempo  $T_p$  [22].

De esta forma, se hace relevante analizar la confiabilidad ( $R(T_p)$ ) y el MTBI ( $MTBI(T_p)$ ). Este último se expresa en la ecuación 3.50.

$$MTBI = \int_{t=0}^{t=T_p} R(t) \cdot dt = T_p R(T_s) + \int_{t=0}^{t=T_p} t f(t) \cdot dt \quad (3.50)$$

Finalmente se puede calcular y graficar la función de costos por hora [22].

### 3.3.2 Curva de decisión

El objetivo es calcular el nivel de umbral óptimo para la tasa de riesgo. Si la tasa de riesgo es una función creciente en  $t$ , entonces la política óptima en general sería un reemplazo preventivo. Si la tasa de riesgo no es una función creciente, entonces esta política no necesita ser óptima en general. El costo promedio esperado a largo plazo por unidad de tiempo es una función de riesgos de umbral ( $d$ ) [23],

$$\phi(d) = \frac{C + KQ(d)}{W(d)} \quad (3.51)$$

Donde  $\phi(d)$  es la función de costos en función al riesgo proporcional  $d$ ,  $C$  es el costo de reemplazo preventivo,  $C + K$  el costo de reemplazo correctivo,  $Q(d)$  es la probabilidad de que ocurra un reemplazo por falla y  $W(d)$  el tiempo esperado hasta el reemplazo [23].

Una vez que se determina el nivel de riesgo óptimo  $d^*$  que minimiza la función de costo  $\phi(d)$ , el artículo se reemplaza en el momento  $t$  cuando [23]:

$$\gamma z(t) \geq \varphi(t) = \delta^* - (\beta - 1) \ln(t) \quad (3.52)$$

Donde  $\gamma$  es el peso de las covariables  $z(t)$  y  $\beta$  el factor de forma. El activo es reemplazado cuando los valores  $\gamma z(t)$  son mayores o iguales a la curva de decisión  $\varphi(t)$ .

Donde  $\delta^* = \ln(d^* \eta^\beta / k\beta)$ , por lo que:

$$\gamma z(t) \geq \varphi(t) = \ln\left(\frac{d^* \eta^\beta}{K\beta}\right) - (\beta - 1) \ln(t) \quad (3.53)$$

La función  $\varphi(t)$  puede denominarse función "límite de advertencia" o curva de decisión en función del tiempo  $t$ ,  $d^*$  es el riesgo óptimo,  $\eta$  corresponde al factor de escala de la función de riesgos proporcionales [23].

Se obtiene un gráfico como el de la figura 16. donde el eje  $y$  corresponde a la composición de las covariables, y el eje  $x$  la edad. Si los valores de testeo se encuentran bajo la curva de decisión, el activo puede seguir operando otro periodo más, si se encuentran sobre la curva debe ser intervenido inmediatamente y en el caso de que se encuentra en el límite de ambas áreas el activo debe ser intervenido en el siguiente periodo de operación.

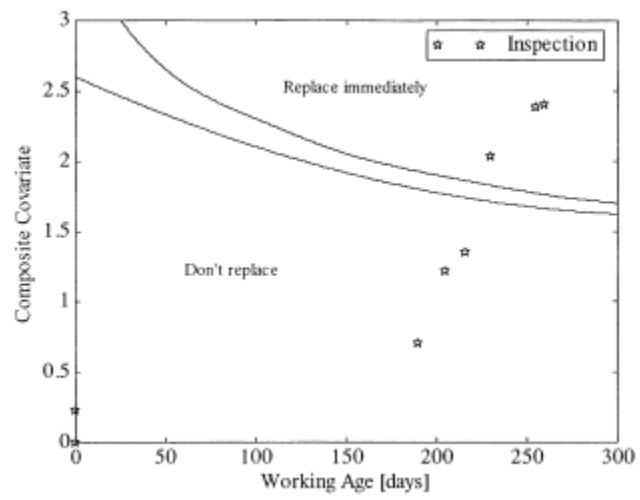


Fig. 16.: Ejemplo de curva de decisión[23].

# Capítulo 4

## Objetivos

### 4.1 Objetivo general

Desarrollar una política de intervención óptima para transformadores de poder, a través de un modelo Weibull PHM, para calcular y graficar la confiabilidad condicional, vida útil remanente y curva de decisión, mejorando la estimación de salud de los equipos.

### 4.2 Objetivos específicos

- Definir una metodología de investigación paso a paso que permita una correcta aplicación del modelo Weibull PHM para los datos de transformadores de poder.
- Calcular los parámetros de forma ( $\beta$ ), escala ( $\eta$ ) y pesos ponderados de las covariables ( $\gamma_i$ ) utilizando el método de estimadores de máxima verosimilitud (MLE) para aplicarlos un modelo Weibull PHM.
- Calcular la función de confiabilidad condicional y vida útil remanente de los transformadores de poder a partir de un modelo de cadena de Markov en un modelo Weibull PHM para definir el tiempo esperado hasta la falla, mejorando la estimación de salud del equipo.
- Determinar si es necesario intervenir los transformadores de poder a partir del cálculo de la curva de decisión.

# Capítulo 5

## Metodología

La metodología a utilizar en esta investigación se señala en la Figura 17. La cual consta de cuatro grandes etapas: Procesamiento y limpieza de datos, Estimación de parámetros, Cálculo y gráfico de función confiabilidad y vida útil remanente y Análisis de política de intervención.

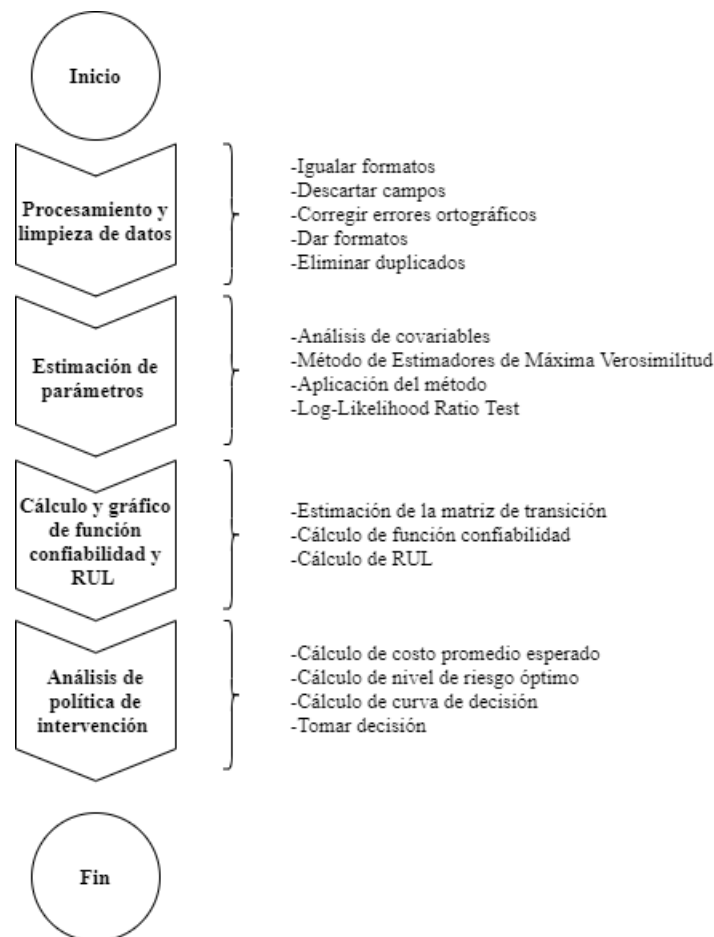


Fig. 17.: Diagrama metodología. Fuente: Elaboración propia.

A continuación se detallan los pasos cuatro de la metodología de trabajo para la investigación de política de mantenimiento preventivo:

## 5.1 Procesamiento y limpieza de datos

Se realiza la preparación de los datos de entrada para el modelo con el fin de que reflejen la realidad y no contengan errores, siendo una de las etapas más relevantes para el posterior análisis de los datos, donde cuentan con las condiciones adecuadas al eliminar duplicidades, igualar formatos, entre otros. Se debe contar con un formato estándar que permita realizar los pasos posteriores. Este formato incluye el identificador del transformador (número de trafo), historial de edad (tiempo de funcionamiento), tipo de intervención ( F para intervención correctiva y P para intervención preventiva) y los valores de las covariables monitoreadas, de la forma:

$N^\circ$ Trafo	Historial-edad (hr)	Intervención	$T_{int} (\gamma_1)$	$\Delta T (\gamma_2)$	% Carga ( $\gamma_3$ )
1	173688	P	37	-23	0.386
1	186768	P	43	-28	0.442
2	188232	P	38	-30	0.479
2	189792	P	38	-27	0.445
3	103583	F	46	-22	0.455
4	110952	P	45	-33	0.395
4	195192	P	37	-33	0.3

Tabla. 5.1: Formato de datos de entrada para el modelo. Fuente: Elaboración propia.

En este paso, también se deben separar los datos para realizar el entrenamiento del modelo Weibull PHM y su posterior testeo. Esto se realiza seleccionando al rededor de un 20% de los valores aleatoriamente para el entrenamiento, quedando el resto para el testeo en la etapa final del caso de estudio.

## 5.2 Estimación de parámetros

Para estimar los parámetros se utiliza el método de Estimadores de Máxima Verosimilitud (MLE) detallado anteriormente en el Capítulo 3. Con la tabla de datos anterior como entrada de este paso, para resolver el sistema de  $p + 2$  ecuaciones no lineales, se utiliza el software MATLAB en conjunto con su toolbox de optimización y un vector semilla para determinar los parámetros de forma ( $\beta$ ), escala ( $\eta$ ) y pesos ponderados de las covariables ( $\gamma_i$ ).

El código entrega un vector con los parámetros estimados, para su posterior uso en el modelo Weibull-PHM se deben definir aquellas covariables relevantes, por lo que se utiliza el Log-Likelihood Ratio Test, que permite realizar una comparación al dar a conocer el efecto estadístico de las covariables. Primero se realiza el análisis para cada covariable por separado y las distintas combinaciones de ellas con un intervalo de confianza de un 95%, así determinar las que resulten relevantes para el modelo, seleccionando aquella combinación de variables que tenga un mayor impacto, y continuar con esta selección para continuar con los siguientes pasos. La salida de este paso es como se muestra en la tabla 5.2, donde para las diferentes combinaciones de covariables en las primeras columnas se encuentran los pesos de las covariables, luego el valor LL y para finalizar los parámetros de forma y escala

$\gamma_1$	$\gamma_2$	<i>Log-Likelihood</i>	$\beta$	$\eta$
-	-	-111	1.9	100000
0.1	-	-110	1.9	100000
-	0.1	-109	1.9	100000
-0.1	0.1	-108	1.8	100000

Tabla. 5.2: Ejemplo de tabla con los parámetros obtenidos mediante MLE. Fuente: Elaboración propia.

### 5.3 Cálculo y gráfico de función de confiabilidad y vida útil remanente

Se programa el código en MATLAB para el cálculo de la confiabilidad y vida útil remanente, utilizando el modelo Markov para la implementación del modelo Weibull PHM. Primero se deben definir los estados de funcionamiento donde el estado 1 corresponde a un buen funcionamiento, el estado 2 a un funcionamiento regular y el estado 3 a un mal funcionamiento, en caso de que se este trabajando con múltiples covariables se utiliza el agrupamiento de datos K-means, detallado anteriormente en el Capítulo 3, donde se agrupan los datos estadísticamente y se determinan los centroides como límites de cada estado. A continuación se realiza el cálculo de la matriz de de transición de estados  $\tilde{\lambda}_{ij}$  mediante el modelo Markov. Teniendo esto se determinan los parámetros necesarios para el cálculo de la confiabilidad condicional, como lo es el tiempo de inicio, tiempo de fin, la sensibilidad y el salto temporal. Luego, se calcula la matriz de probabilidad parcial  $\tilde{\mathcal{L}}_Z[k]$ , que al ir sumando sus filas se obtiene confiabilidad condicional  $R(t)$ , la cual, al realizar una integración numérica de su curva se obtiene la vida útil remanente. Los detalles de estos cálculos se encuentran en el Capítulo 3. La salida de este paso son los gráficos y valores de la confiabilidad condicional y vida útil remanente de los distintos estados.

### 5.4 Análisis de política de intervención

Para calcular la curva de decisión se programa un código en MATLAB, donde es importante tener conocimiento acerca de los costos promedio de una intervención preventiva y correctiva, la probabilidad de que ocurra un reemplazo por falla ( $Q(d)$ ) y el tiempo esperado hasta el reemplazo ( $W(d)$ ) que permiten calcular el riesgo óptimo  $d^*$  que minimiza la función de costos en función al riesgo proporcional ( $\phi(d)$ ), posteriormente se calcula la curva de decisión ( $\varphi(t)$ ) y se gráfica en conjunto con los datos de testeo que permitan tomar la decisión óptima de reemplazar o seguir operando el activo. La salida de este paso es un gráfico que contenga la curva de decisión y los valores de testeo.

# Capítulo 6

## Caso de Estudio

En el presente caso de estudio se trabaja con los datos de 17 transformadores de poder del tipo step-down, con razón de transformación 110/12 kV y potencia entre los 22 y 25 MVA, pertenecientes a una empresa de la industria eléctrica de la quinta región. Los datos contienen información de temperatura interna, temperatura externa y grado de carga de los transformadores.

El formato de origen de los datos son de un sistema de supervisión SCADA, de donde se integran los datos de diferentes sensores y equipos en un solo lugar, estos datos se preparan realizando el procesamiento y limpieza en una hoja de calculo con las covariables de interés, donde para cada trafo se cuenta con el historial de edad en horas, el tipo de intervención (P o F) y los valores de las covariables de temperatura en grados celsius y el grado de carga en porcentaje. Se seleccionan de forma aleatoria 7 de los 17 transformadores para realizar el entrenamiento y el resto son utilizados para el testeo del modelo.

Siguiendo la metodología mencionada en el capítulo anterior, se comienza realizando la estimación de los parámetros utilizando el software MATLAB, los valores de los 7 transformadores son utilizados para obtener los parámetros mediante el método de estimadores de máxima verosimilitud, como vector inicial del proceso iterativo se utiliza el resultado de estimación MLE para una distribución Weibull de dos parámetros, sin covariables y a la covariable se le asigna un valor inicial. MATLAB proporciona los valores mostrados en la tabla 6.1 para  $\beta$ ,  $\eta$ ,  $\gamma_i$  y las magnitudes de la función objetivo, llamada *Log-Likelihood*, donde  $\Delta T$  es la variación entre la temperatura interna y externa del transformador.

$T_{int} (\gamma_1)$	$\Delta T (\gamma_2)$	% Carga ( $\gamma_3$ )	<i>Log-Likelihood</i>	$\beta$	$\eta$
-	-	-	-89.4209	1.946	177683
0.0055	-	-	-89.4231	1.947	205286
-	0.0082	-	-89.4004	1.937	208824
-	-	0.1892	-89.3814	1.917	180261
-0.0416	0.0633	-	-89.3167	1.869	211147
0.1100	-	-9.4824	-88.2442	1.974	191235
-	0.0816	-5.0711	-88.6787	1.851	202232
0.1149	-0.0047	-9.6056	-88.2335	1.980	190841

Tabla. 6.1: Valores de los parámetros obtenidos mediante MLE. Fuente: Elaboración propia.

Al observar los valores de los pesos de las covariables ( $\gamma_i$ ), es necesario mencionar que la diferencia de magnitudes entre la el peso  $\gamma_3$  y los pesos  $\gamma_1$  y  $\gamma_2$ , es debido a la diferencia de magnitudes, ya que los valores del grado de carga se encuentran en porcentajes (valores entre 0 y 1) y la temperatura en grados celsius ( $^{\circ}C$ ), cuyo rango de valores va entre 0 y 100 para los datos de los transformadores.

Para un análisis mas completo, se llevaran a cabo dos casos, el primero para un modelo con solo una covariable y el segundo para un modelo con más de una covariable, ya sean dos o tres. La selección de las covariables relevantes para el modelo se determinan de acuerdo al análisis del valor Log-Likelihood Ratio Test.

## 6.1 Caso 1

Primero, los calculos y análisis se realizan para un modelo con una covariable, para esto se debe seleccionar aquella que tenga un valor de Log-Likelihood Ratio Test mayor, es posible observar en la tabla anterior (Ver Tabla 6.1) que el % Carga ( $\gamma_3$ ) posee un valor de  $LL = -89,3814$  el cual tiene un mayor impacto en comparación con las otras dos covariables.

Se determinan los estados de funcionamiento (Tabla 6.2), donde el estado 1 corresponde a un buen funcionamiento, el estado 2 a un funcionamiento regular y el estado 3 a un mal funcionamiento.

Límites de estado	
Estado 1	$-\infty \leq Z(t) \leq 0.3$
Estado 2	$0.3 < Z(t) \leq 0.7$
Estado 3	$0.7 < Z(t) \leq +\infty$

Tabla. 6.2: Estados de funcionamiento para la covariable grado de carga (Caso 1). Fuente: Elaboración propia.

A partir de estos estados se calcula la matriz de transición de estados ( $\tilde{\lambda}_{ij}(t)$ ):

$$\tilde{\lambda}_{ij}(t) = \begin{bmatrix} -1.718E-04 & 1.718E-04 & 0 \\ 3.270E-05 & -4.905E-05 & 1.635E-05 \\ 0 & 2.022E-04 & -2.022E-04 \end{bmatrix}$$

Con esto se calculan las curvas de confiabilidad condicional y vida útil remanente (RUL), donde los parámetros utilizados son:

$$TiempoInicial = 0[h] \quad TiempoFinal = 300000[h] \quad \Delta = 10 \quad St = 1000$$

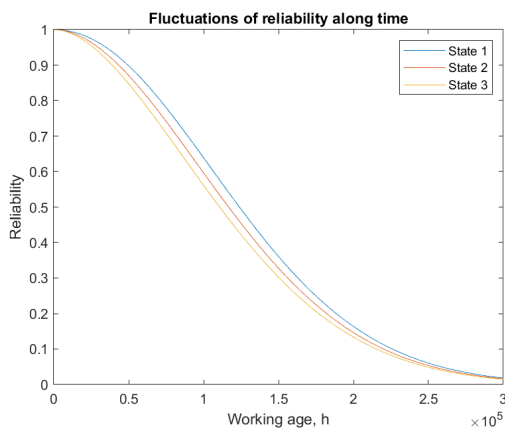


Fig. 18.: Confiabilidad condicional con la covariable grado de carga. Fuente: Elaboración propia.

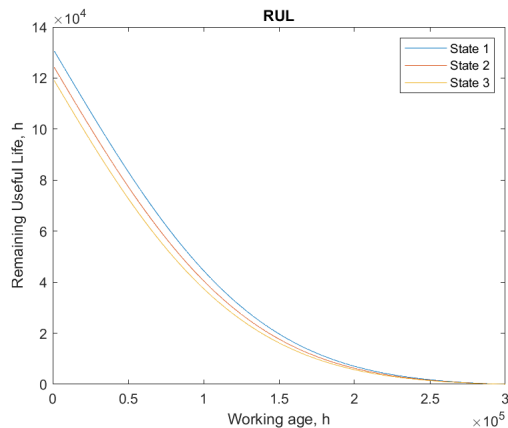


Fig. 19.: Vida útil remanente con la covariable grado de carga. Fuente: Elaboración propia.

Es posible apreciar en las figuras 18. y 19. que la confiabilidad alcanza un valor cero luego de las 300.000[h] de operación y una vida útil remanente inicial de aproximadamente 130.622[h] para el estado 1, 124.184[h] para el estado 2 y 119.038[h] para el estado 3. Además, se puede observar que no existe una diferencia significativa entre las curvas de los diferentes estados, debiéndose principalmente al término  $\exp(\gamma_i \cdot z(t))$  de la ecuación de confiabilidad condicional (Ver ecuación 3.34). Analizando a detalle cada parte

de este termino, los resultados obtenidos se deben principalmente a los limites de funcionamiento ( $z(t)$ ) que influyen significativamente en los resultados obtenidos, ya que los valores se encuentran muy cercanos debido a la naturaleza de los datos. Si bien, el peso de la covariable grado de carga ( $\gamma_3$ ) es significativo, es posible inferir que esta variable no trae efectos importantes en la confiabilidad de los transformadores de poder.

Con el fin de estudiar el comportamiento de las curvas, se realiza un análisis de sensibilidad para el cálculo de la confiabilidad condicional moviendo el límite superior de estados del termino  $\exp(\gamma_i \cdot z(t))$ , obteniendo así:

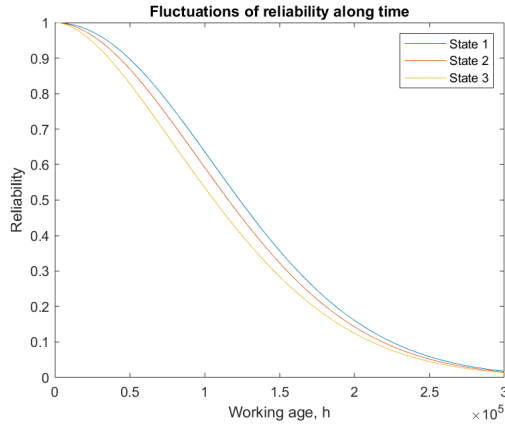


Fig. 20.: Confiabilidad condicional con la covariable grado de carga (Caso 1a). Fuente: Elaboración propia.

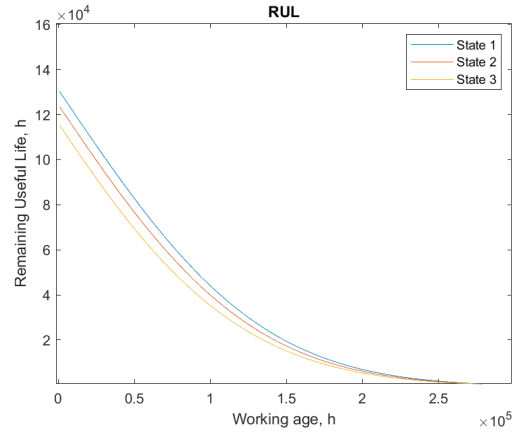


Fig. 21.: Vida útil remanente con la covariable grado de carga (Caso 1a). Fuente: Elaboración propia.

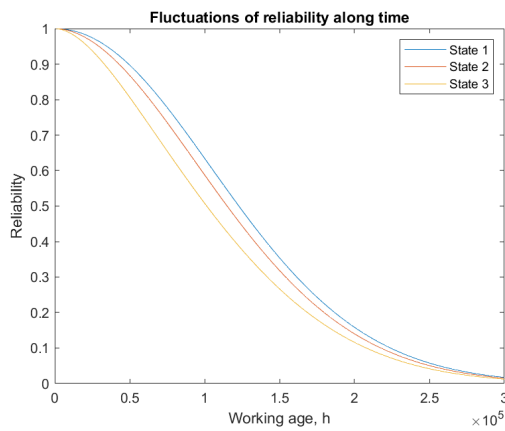


Fig. 22.: Confiabilidad condicional con la covariable grado de carga (Caso 1b). Fuente: Elaboración propia.

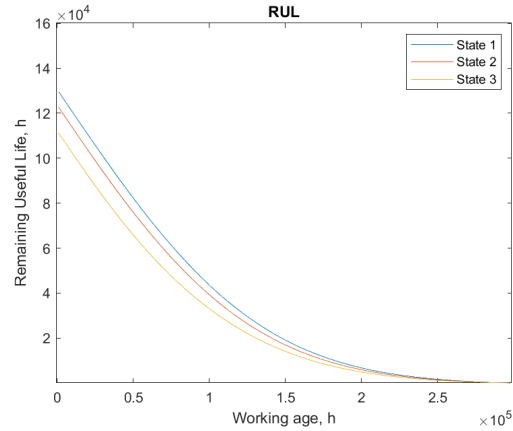


Fig. 23.: Vida útil remanente con la covariable grado de carga (Caso 1b). Fuente: Elaboración propia.

Es posible observar en las figuras anteriores que al ir moviendo el límite superior, las curvas de los diferentes estados se encuentran cada vez más diferenciadas para la confiabilidad y vida útil remanente en comparación a las obtenidas inicialmente. Cuantitativamente las variaciones de vida útil remanente inicial para cada estado al aumentar el límite superior en 0.2 unidades se tiene una disminución porcentual de 1%, 1% y 7% respectivamente, si el aumento del límite superior inicial es en 0.4 unidades la disminución porcentual son de 1%, 2% y 12% respectivamente.

Con el fin de cuantificar el impacto de la elección del límite superior de los estados de las covariables se gráfica la RUL para distintas variaciones de dicho valor, tal como se muestra en la figura 24.. Como indicador de sensibilidad se tiene el valor de la pendiente de dichas curvas, con el cual se puede observar en cuando

impacta una variación unitaria del límite superior en el valor de la RUL, para el estado 1 este impacto es de  $-4.418[h/un]$ , para el estado 2 es de  $-6.737[h/un]$  y para el estado 3 de  $-35.643[h/un]$ . Lo anterior da cuenta de la importancia a la hora de definir los límites de funcionamiento debido a la naturaleza de los datos, ya que aumentos en 0, 2 unidades denotan en variaciones significativas en los resultados, especialmente para el estado 3 donde la variación es mayor, influyendo directamente en la estimación de salud de los transformadores de poder.

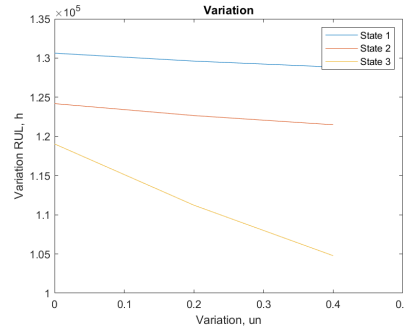


Fig. 24.: Variación de la vida útil remanente inicial al aumentar el límite superior. Fuente: Elaboración propia.

Considerando que un mantenimiento correctivo cuesta en promedio  $1600[USD]$  y un mantenimiento preventivo  $12150[USD]$ , se realiza la curva de costos (figura 25.) de la cual se obtiene el nivel de riesgo óptimo  $d^*$  a partir del cual se calcula la curva de decisión (figura 26.) , donde al graficar valores de testeo, estos se encuentran en su mayoría sobre el "límite de advertencia" o curva de decisión obtenida, por lo que el activo, debe ser intervenido inmediatamente, esto se puede deber principalmente a que los datos evaluados corresponden en su mayoría a fallas,.

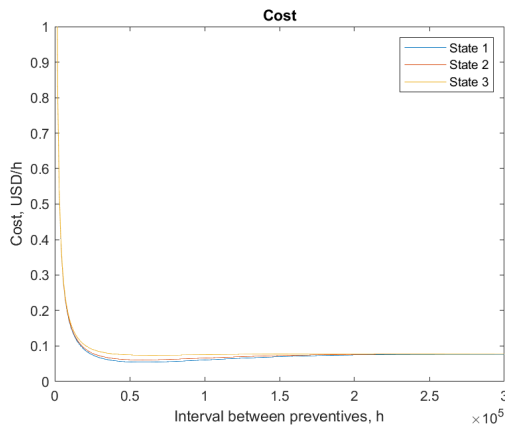


Fig. 25.: Curva de costos para la covariable grado de carga. Fuente: Elaboración propia.

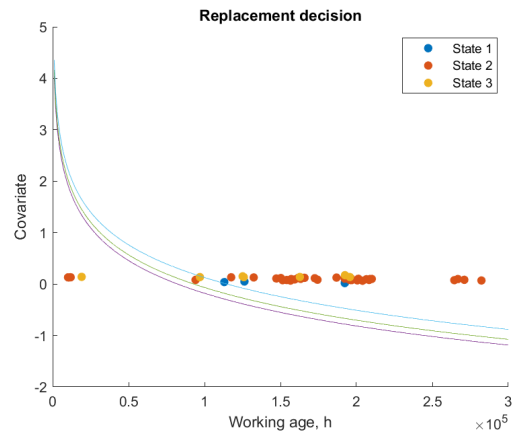


Fig. 26.: Curva de decisión para la covariable grado de carga.  $z=0.1892*z_3$ . Fuente: Elaboración propia.

## 6.2 Caso 2

Realizando los cálculos y análisis para un modelo con más de una covariable (Revisar Tabla 6.1). Se procede a trabajar un modelo con las covariables la  $T_{int}$  ( $\gamma_1$ ),  $\Delta T$  ( $\gamma_2$ ) y  $\%Carga$  ( $\gamma_3$ ), ya que se trata de la combinación con un mayor valor de Log-Likelihood Ratio Test, es decir, un mayor impacto. Para comenzar se determinaron los estados de funcionamiento a partir del método de agrupamiento K-means ( Ver Fig.27.), lo cuál requiere la normalización de las covariables a estudiar, realizándose de la forma:

$$Z(t)_{equivalente} = \sum_{i=0}^n \frac{z(t)_i \gamma_i}{Z(t)_{imax}} \quad (6.1)$$

Donde  $z(t)_i \gamma_i$  es la multiplicación de cada valor  $z(t)_i$  por su respectivo peso ponderado  $\gamma_i$  y  $Z(t)_{imax}$  el valor máximo de la condición. Con esto se logra obtener los centroides de cada cluster, lo que da origen a los estados a analizar (Tabla 6.3).

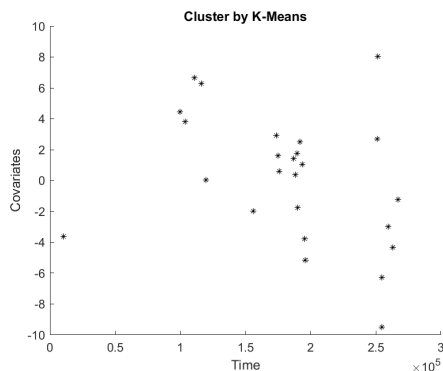


Fig. 27.: Clusters de estados para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga.

Límites de estado	
Estado 1	$-\infty \leq Z(t)_{eq} \leq -2.0804$
Estado 2	$-2.0804 < Z(t)_{eq} \leq 3.7102$
Estado 3	$3.7102 < Z(t)_{eq} \leq +\infty$

Tabla. 6.3: Estados de funcionamiento para las covariables temperatura interna, variación interna y grado de carga. Fuente: Elaboración propia.

A partir de estos estados se calcula así la matriz de transición de estados ( $\check{\lambda}_{ij}(t)$ ):

$$\check{\lambda}_{ij}(t) = \begin{bmatrix} -2.408E-04 & 2.408E-04 & 0 \\ 7.030E-05 & -1.172E-04 & 4.689E-05 \\ 4.418E-05 & 4.418E-05 & -8.837E-05 \end{bmatrix}$$

Se calcula la confiabilidad condicional y vida útil remanente con los siguientes parámetros:

$$TiempoInicial = 0[h], TiempoFinal = 300000[h], Delta = 10, St = 1000$$

Se obtiene la curva de confiabilidad condicional y vida útil remanente (RUL) (Ver Fig. 28. y 29.).

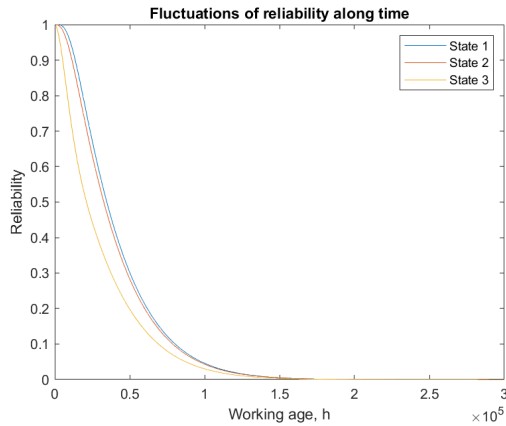


Fig. 28.: Confiabilidad condicional para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga. Fuente: Elaboración propia.

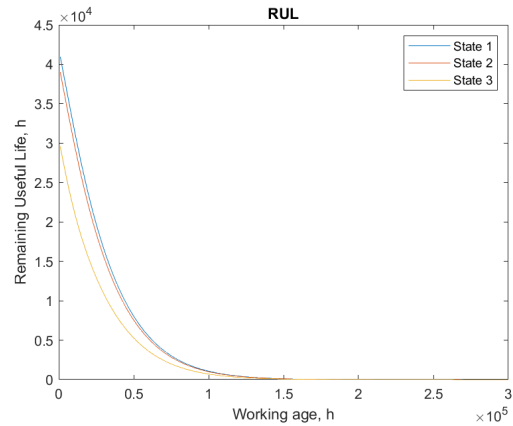


Fig. 29.: Vida útil remanente (RUL) para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga. Fuente: Elaboración propia.

Es posible observar en las figuras 28. y 29. que la confiabilidad alcanza un valor cero luego de las 150.000[h] de operación y la vida útil remanente inicial es de 40.969[h] para el estado 1, 39.006[h] para el estado 2 y 29.575[h] para el estado 3. Es posible apreciar que si bien existe una diferencia entre las curvas de los estados, esta no es clara entre los estados 1 y 2, ya que al igual que en el caso anterior, se deben a la naturaleza de los datos y los límites de funcionamiento determinados. Con el fin de estudiar el comportamiento de las curvas de mejor manera, se realiza un análisis de sensibilidad al ir aumentando el límite superior de los estados desde una a tres unidad, obteniendo los siguientes casos:

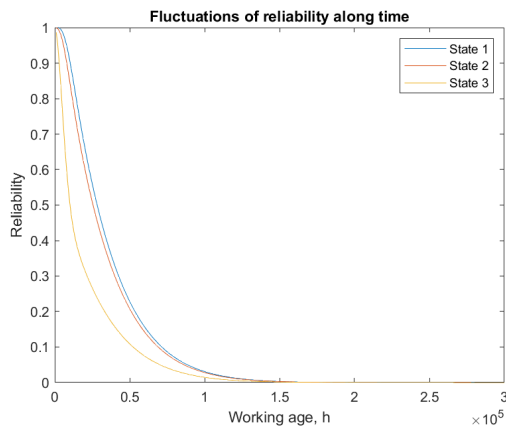


Fig. 30.: Confiabilidad condicional para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga (Caso 2a). Fuente: Elaboración propia.

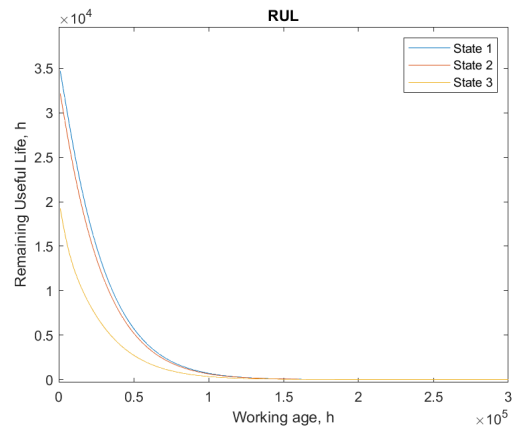


Fig. 31.: Vida útil remanente (RUL) para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga (Caso 2a). Fuente: Elaboración propia.

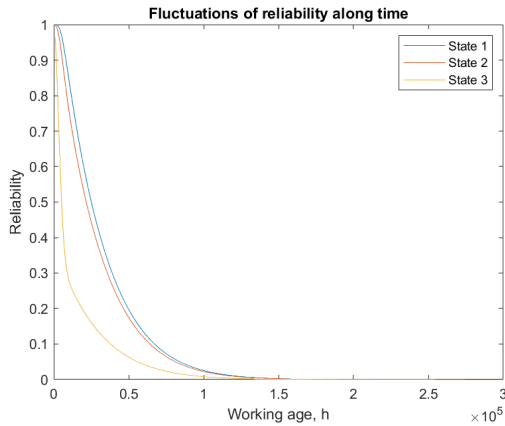


Fig. 32.: Confiabilidad condicional para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga (Caso 2b). Fuente: Elaboración propia.

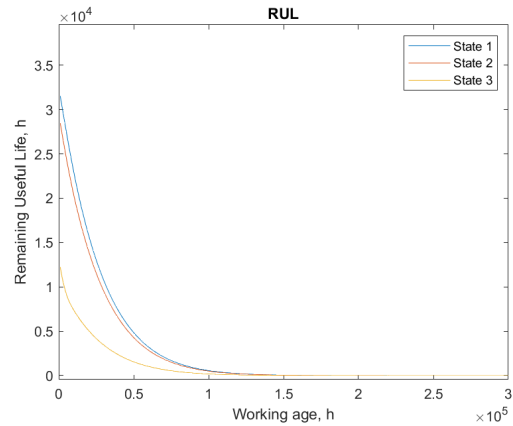


Fig. 33.: Vida útil remanente (RUL) para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga (Caso 2b). Fuente: Elaboración propia.

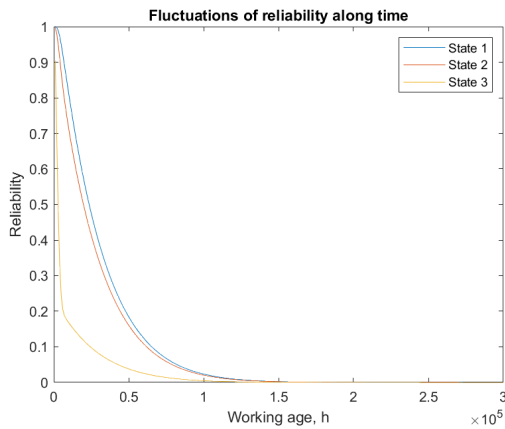


Fig. 34.: Confiabilidad condicional para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga (Caso 2c). Fuente: Elaboración propia.

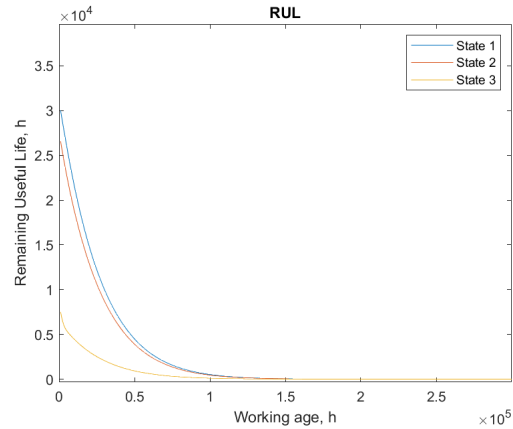


Fig. 35.: Vida útil remanente (RUL) para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga (Caso 2c). Fuente: Elaboración propia.

Al ir aumentando el límite superior, es posible observar que las curvas de los distintos estados se separaran cada vez más entre si, cuantitativamente las disminuciones porcentuales de horas en la RUL es posible observarla en la tabla 6.4, donde el estado 3 es el mas afectado, tiene una disminución de un 75% al aumentar en tres unidades el limite superior inicial, los estados 1 y 2 poseen una disminución máxima de 27% y 32% respectivamente.

Con el fin de cuantificar el impacto de la elección del límite superior de los estados de las covariables se gráfica la RUL para distintas variaciones de dicho valor, tal como se muestra en la figura 36.. Como indicador de sensibilidad se tiene el valor de la pendiente de dichas curvas, con el cual se puede observar en cuando impacta una variación unitaria del límite superior en el valor de la RUL, para el estado 1 este impacto es de  $-3.604[h/un]$ , para el estado 2 es de  $-4.095[h/un]$  y para el estado 3 de  $-7.328[h/un]$ . Esto da cuenta de la importancia a la hora de definir los estados de funcionamiento, ya que un estado mal definido significaría una disminución significativa en la vida útil remanente, influyendo en la estimación de la salud de los equipos.

-	$\gamma * Z(t) + 1$	$\gamma * Z(t) + 2$	$\gamma * Z(t) + 3$
Estado 1	15%	23%	27%
Estado 2	18%	27%	32%
Estado 3	35%	59%	75%

Tabla. 6.4: Variación porcentual de la vida útil remanente inicial con respecto a los estados iniciales.

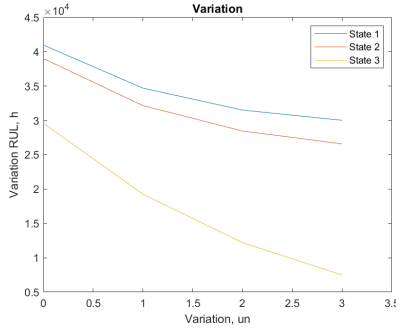


Fig. 36.: Variación de la vida útil remanente inicial al aumentar el límite superior. Fuente: Elaboración propia.

Considerando los costos de mantenimientos definidos anteriormente, se realiza la curva de costo (Ver Fig. fig:COST3V), de donde se determina un costo mínimo con el cual se obtiene el nivel de riesgo óptimo  $d^*$  para el cálculo de la curva de decisión de la figura 38. donde además se incluyen los valores de testeo que corresponden al estado 2 de funcionamiento y en su mayoría se encuentran sobre el "límite de advertencia", por lo que se concluye que se debe intervenir el activo.

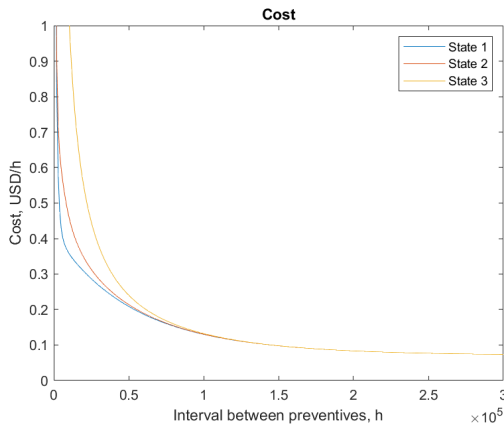


Fig. 37.: Curva de costos para condicional para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga. Fuente: Elaboración propia.

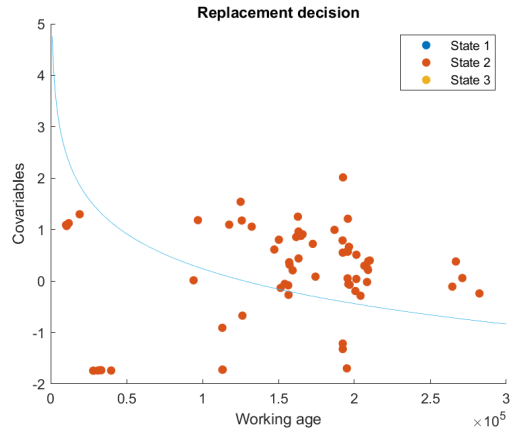


Fig. 38.: Curva de decisión para condicional para las variables temperatura interna, variación de temperatura y grado de carga.  $z=0.1149*z1-0.0047z2-9.6056z3$ . Fuente: Elaboración propia.

# Capítulo 7

## Conclusiones y Trabajos Futuros

### 7.1 Conclusiones

Las fallas en los transformadores de poder se deben a internas como externas, que pueden afectar la estimación en la salud de estos equipos, por lo que se estudia el efecto que provocan los datos de las covariables temperatura interna ( $T_{int}$ ), variación entre la temperatura interna y externa ( $\Delta T$ ) y grado de carga (% Carga) de 17 transformadores de poder de tipo step-down con potencia entre los 22 y 25 MVA y razón de transformación 110/12kV.

Se establece una metodología que permite el desarrollo paso a paso de una política de mantenimiento para estos transformadores de poder, que permite tomar los datos desde su origen y poder realizar la curva de decisión, a través de un modelo Weibull PHM para mejorar la estimación de salud de los equipos. Como primer paso se establece un formato para los datos de entrada para realizar los cálculos en MATLAB, donde se incluye el número de trafo, historial de edad (tiempo de funcionamiento), tipo de intervención ( F para intervenciones correctivas y P para intervenciones preventivas) y los valores de las covariables monitoreadas mencionadas anteriormente.

Es importante poseer un método que permita preprocesar los datos y determinar aquellos que resultan útiles, ya que al probar distintas combinaciones de transformadores, altera los valores de  $\beta$  y  $\eta$  lo que puede inducir a errores en los siguientes pasos y por lo tanto, un error en la política de mantenimiento óptima diseñada. Aún así, el método de estimación de parámetros de máxima verosimilitud es capaz de obtener valores razonables, aunque estos dependen directamente del vector semilla elegido, por lo que resulta útil utilizar valores representativos de estos, que sean encontrados en la literatura y comprobados por experiencia técnica que existe en la industria. Resulto interesante ver las diferencias de magnitudes entre los pesos de las covariables asociadas a la temperatura y el grado de carga, explicado principalmente por la inexistencia de una normalización de las covariables analizadas, lo que impide analizar directamente de estas la relevancia de estas en la confiabilidad. Existen algunas covariables que dependen del tiempo y otras que no y para aquellas que si dependen del tiempo, se necesita una historia lo más completa posible de estas, para que las aproximaciones realizadas sean lo más cercana a los valores reales que se debe obtener y por lo tanto, obtener una mejor estimación de los parámetros obtenidos mediante el método de estimadores de máxima verosimilitud.

Posteriormente, se calculan los parámetros de forma ( $\beta$ ), escala ( $\eta$ ) y pesos ponderados de las covariables ( $\gamma_i$ ) con los datos de 7 transformadores mediante el método de estimadores de máxima verosimilitud, con un vector inicial iterativo a partir del resultado de la estimación MLE para una distribución Weibull, obteniendo los valores mostrados en la tabla 6.1. Se concluye que el método de máxima verosimilitud, al requerir la resolución de un sistema de ecuaciones no lineales se vuelve muy complejo, debido a la inestabilidad que pueda presentar dicho sistema, de esta manera, el vector de inicio de iteración se vuelve muy importante para el cálculo de los parámetros.

Se llevan a cabo dos casos de estudio, el primero de un modelo de una covariable y el segundo para un modelo de mas de una covariable. En el primer caso de estudio al realizar un análisis *Log.Likelihood* se determina que al trabajar con una covariable, aquella con mayor impacto para el modelo es el grado de carga (%Carga( $\gamma_3$ )), por lo que se realiza el calculo de confiabilidad, vida útil remanente y curva de confiabilidad

que permiten posteriormente tomar la decisión de intervención. Primero se definen los límites de los estados de funcionamiento, siendo el estado 1 para un buen funcionamiento, el estado 2 un funcionamiento regular y el estado 3 un mal funcionamiento de los transformadores de poder, a partir de los cuales se grafican las curvas de confiabilidad y vida útil remanente, donde esta última tiene un valor de  $130.622[h]$ ,  $124.184[h]$  y  $119.038[h]$  para cada uno de los estados en el periodo inicial. También es posible apreciar que no existe diferencia clara entre las curvas de los diferentes estados, pudiendo deberse principalmente al término  $\exp(\gamma_1 \cdot z(t))$  en el cálculo de la función confiabilidad condicional, donde los límites de estado ( $z(t)$ ) seleccionados influyen significativamente en los resultados obtenidos debido a la naturaleza de los datos, a la cantidad de datos analizados, entre otras. Considerando los costos promedio de mantenimiento preventivo y correctivo se determina el nivel de riesgo óptimo  $d^*$  para el cálculo de la curva de decisión, que al incluir los valores de testeo, estos se encuentran en su mayoría sobre el "límite de advertencia", por lo que el activo debe ser intervenido de inmediato.

En el segundo caso de estudio, al trabajar con una combinación de covariables, donde aquella con mayor impacto según el análisis *Log-Likelihood* son la temperatura interna ( $T_{int}(\gamma_1)$ ), variación de temperatura ( $\Delta T(\gamma_2)$ ), y grado de carga ( $\%Carga(\gamma_3)$ ). Siguiendo los mismos pasos que en el caso anterior, donde al realizar las curvas de confiabilidad condicional esta alcanza un valor cero luego de los  $150.000[h]$  y la vida útil remanente inicial es de  $40.969[h]$ ,  $39.006[h]$  y  $29.575[h]$  para cada uno de los estados de funcionamiento, además es posible observar que no existe una gran diferencia entre las curvas principalmente entre los estados 1 y 2, que al igual al caso anterior se debe a los límites de estado  $z(t)$  debido a la naturaleza de los datos. Considerando los costos promedios de mantenimiento se obtiene el riesgo óptimo  $d^*$  para el cálculo de la curva de decisión, donde al graficar los valores de testeo los cuales pertenecen al estado 2, es decir un funcionamiento regular y se encuentran en su mayoría sobre el "límite de advertencia", por lo que el activo debe ser intervenido inmediatamente.

Es importante mencionar que la cantidad y la calidad de los datos son cruciales para el análisis, ya que una muestra muy pequeña puede no ser representativa o una muestra sucia, puede influir en el estudio, es por esto siempre debe existir una etapa de tratamiento y análisis de datos, siendo la más importante para posteriores cálculos.

Finalmente, se concluye sobre la importancia y la complejidad de implementar una política de mantenimiento óptima. El monitoreo de condiciones se hace vital, al igual que el punto de vista técnico del activo estudiado.

### 7.1.1 Conclusiones secundarias

Con el fin de estudiar el comportamiento de las curvas se realizó un análisis de sensibilidad al aumentar el límite superior de estados para ambos casos de estudios, las curvas de los distintos estados para confiabilidad y vida útil remanente se encuentran cada vez más separadas. Para un análisis cuantitativo se grafican las variaciones de vida útil remanente inicial, donde se utiliza la pendiente de dichas curvas como indicador de sensibilidad.

De los resultados obtenidos del primer caso, se puede observar que cuando existe una variación unitaria del límite superior se tiene un impacto en la RUL de  $-4.418[h/un]$  en el estado 1,  $-6.737[h/un]$  para el estado 2 y  $-35.643[h/un]$  para el estado 3. Para el segundo caso se puede observar que cuando existe una variación unitaria del límite superior se tiene un impacto en la RUL de  $-3.604[h/un]$  en el estado 1,  $-4.095[h/un]$  para el estado 2 y  $-7.328[h/un]$  para el estado 3. De esta manera, se puede concluir que el método para seleccionar los estados es muy relevante, y más aún en el sentido real y aplicado, ya que estos influyen directamente en la estimación de salud de los equipos.

## 7.2 Trabajos Futuros

Dentro del universo de ensayos realizables a los transformadores de poder, muchos de ellos son solo realizables de manera preventiva y no está disponible en el momento exacto de ocurrencia de falla, como es el caso del análisis de gases disueltos en el aceite del transformador o el análisis de la respuesta en frecuencia de este, por lo que es interesante analizar como extrapolar la información de estas pruebas al momento de ocurrir la falla, para analizar como afectan la concentración de gases, por ejemplo, en la confiabilidad de los transformadores.

Diseñar un método que permite preprocesar los datos, verificando la significancia de estos y eliminando aquellos que distorsione los resultados en pasos posteriores, también un método que permita normalizar las covariables medidas, permitiendo obtener una comparación rápida de la importancia de estos que después sea comparada con otros análisis estadísticos.

Uno de los beneficios de contar con una política de mantenimiento óptima, es que permite mantener la cantidad de repuestos óptimos almacenados y en el caso de los transformadores, debido a su alto costo y tamaño, resulta beneficioso analizar el ahorro estimado que se puede tener por concepto de inventario.

Uno de los costos más significantes respecto a las fallas de los transformadores de potencia, es que las empresas deben compensar a sus clientes por la energía no suministrada, equivalente al 200% del valor de la energía suministrada de manera regular, por lo es posible analizar los costos y beneficios de invertir en una política de mantenimiento óptimo, realizando un análisis de sensibilidad con las variables mencionadas.

Machine Learning, Big Data, son herramientas que pueden ser incluidas en el análisis de confiabilidad de un activo debido a la disminución de errores que estos algoritmos puedan significar y a la automatización completa del análisis.

# Referencias

- [1] C. N. de Energía. (). Capacidad total instalada, [Online]. Available: <http://energiaabierta.cl/visualizaciones/capacidad-instalada/>. (accessed: 24.08.2020).
- [2] Y. Agrizonis. (). Mejora en el proceso de atención al usuario en la distribución del servicio eléctrico, [Online]. Available: <https://www.monografias.com/trabajos100/mejora-proceso-atencion-al-usuario-distribucion-del-servicio-electrico/mejora-proceso-atencion-al-usuario-distribucion-del-servicio-electrico.shtml>. (accessed: 15.10.2020).
- [3] J. L. Kirtley, W. H. Hagman, B. C. Lesieutre, M. J. Boyd, E. P. Warren, H. P. Chou, and R. D. Tabors, “Monitoring the health of power transformers,” *IEEE Computer Applications in Power*, vol. 9, no. 1, pp. 18–23, 1996.
- [4] D. Arvind, S. Khushdeep, and K. Deepak, “Condition monitoring of power transformer: A review,” in *2008 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition*, 2008, pp. 1–6.
- [5] M. Wang, A. J. Vandermaar, and K. D. Srivastava, “Review of condition assessment of power transformers in service,” *IEEE Electrical Insulation Magazine*, vol. 18, no. 6, pp. 12–25, 2002.
- [6] N. U. A. Wardani, A. P. Purnomoadi, H. I. Septiani, I. Arifianto, and B. Cahyono, “Condition assessment of 500/150 kv power transformer based on condition based maintenance,” in *Proceedings of the 2011 International Conference on Electrical Engineering and Informatics*, 2011, pp. 1–4.
- [7] J. Haema and R. Phadungthin, “Development of condition evaluation for power transformer maintenance,” in *4th International Conference on Power Engineering, Energy and Electrical Drives*, 2013, pp. 620–623.
- [8] J. Bian, S. Yang, and X. Sun, “The optimal maintenance strategy of power transformers based on the life cycle cost,” in *2017 13th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC-FSKD)*, 2017, pp. 2354–2358.
- [9] D. Banjevic, A. Jardine, V. Makis, and M. Ennis, “A control-limit policy and software for condition-based maintenance optimization,” *INFOR*, vol. 39, pp. 32–50, Feb. 2001. DOI: 10.1080/03155986.2001.11732424.
- [10] A. Jardine, V. Makis, D. Banjevic, D. Braticevic, and M. Ennis, “A decision optimization model for condition-based maintenance,” *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 1998.
- [11] H. Ji, J. Zhang, Z. Liu, G. Liang, and H. Zhao, “Optimal maintenance decision of power transformers,” in *2010 International Conference on Electrical and Control Engineering*, 2010, pp. 3941–3944.
- [12] G. de Chile. (). Mercado eléctrico, [Online]. Available: <http://generadoras.cl/generacion-electrica-en-chile>. (accessed: 24.08.2020).
- [13] F. Endesa. (). Subestaciones eléctricas, [Online]. Available: <https://www.fundacionendesa.org/es/recursos/a201908-subestaciones-electricas>. (accessed: 1.10.2020).
- [14] J. Montiel. (). sabes explicar por qué... el suministro eléctrico se transporta mediante cables de alta tensión? [Online]. Available: <http://rincondelaciencia.educa.madrid.org/Sabes/sq-2/sq-2.html>. (accessed: 19.10.2020).
- [15] F. Endesa. (). El transformador eléctrico, [Online]. Available: <https://www.fundacionendesa.org/es/recursos/a201908-corrientes-alternas-con-un-transformador-electrico>. (accessed: 1.10.2020).

- [16] T. de Monterrey. (). Funcionamiento de un transformador, [Online]. Available: [https://repositorio.tec.mx/bitstream/handle/11285/632453/14\\_t1s3\\_c10\\_html\\_contex\\_2.pdf?sequence=1](https://repositorio.tec.mx/bitstream/handle/11285/632453/14_t1s3_c10_html_contex_2.pdf?sequence=1). (accessed: 23.08.2020).
- [17] J. Burgos, “Circuitos magnéticos y transformadores,” in *Universidad Carlos III de Madrid, Grado en ingeniería eléctrica*, pp. 21–22.
- [18] A. K. Kobbacy Murthy and D. Prabhakar, *Complex System Maintenance Handbook*. Springer, 2008, pp. 21–55.
- [19] D. Banjevic and A. Jardine, “Calculation of reliability function and remaining useful life for a markov failure time process,” *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 2006.
- [20] S. Glen. (). Likelihood-ratio tests (probability and mathematical statistics), [Online]. Available: <https://www.statisticshowto.com/likelihood-ratio-tests/>. (accessed: 10.09.2020).
- [21] S. Glen. (). Clustering and k means: Definition cluster analysis in excel, [Online]. Available: <https://www.statisticshowto.com/clustering/>. (accessed: 10.09.2020).
- [22] R. Pascual, “Costos preventivos,” in *Apuntes “El Arte de mantener”*, PUC, 2014.
- [23] P. Vlok, J. Coetzee, D. Banjevic, A. Jardine, and V. Makis, “Optimal component replacement decisions using vibration monitoring and the proportional-hazards model,” *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, vol. 53, no. 2, pp. 193–202, 2002.