



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA

SISTEMA DE PRONÓSTICO PARA REGENERACIÓN DE ACEITES PARA
TRANSFORMADORES BASADO EN ALGORITMOS FILTRO DE PARTÍCULAS

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAGÍSTER EN CIENCIAS DE LA
INGENIERÍA, MENCIÓN ELÉCTRICA

JORGE ANDRÉS CARRERA ORELLANA

PROFESOR GUÍA:
MARCOS ORCHARD CONCHA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
JORGE SILVA SANCHEZ
JUAN YUZ EISSMANN

SANTIAGO DE CHILE
2015

Resumen

Las estrategias de mantenimiento, ya sean correctivas, preventivas o predictivas, son fundamentales para extender el tiempo de vida de los equipos y maquinas en la industria. En particular, la monitorización y mantenimiento de la calidad de aceites en los transformadores está asociado al desarrollo de una serie de métodos tanto teóricos como aplicados. El más usado, tanto por costos como por los tiempos involucrados, es el tratamiento por regeneración de características químicas y dieléctricas.

La mayoría de estos métodos requieren una monitorización en línea para estimar el tiempo exacto en que un aceite se regenera y logra una calidad adecuada para asegurar una larga duración. Sin embargo, en muchos casos este tipo de enfoques no se aplica, dependiendo el análisis de resultados que son obtenidos en pruebas de laboratorio; con la consiguiente extensión de los tiempos y costos asociados a esquemas de mantenimiento planificado.

El presente trabajo plantea el diseño e implementación de un sistema para la estimación y pronóstico del proceso de regeneración del aceite en transformadores de media potencia. Dicho sistema se basa en una caracterización del estado del aceite calculada a través de un filtro de partículas (clase de algoritmos Bayesianos de procesamiento secuencial de información), debido a la capacidad que exhibe este algoritmo en el manejo de modelos no-lineales con fuentes de incertidumbre no-Gaussianas.

Con el fin de obtener los valores óptimos a utilizar en el proceso de pronóstico, se consideran datos de muestras de aceite tomadas en un período de tiempo bien establecido. Las condiciones iniciales se determinan por medio de algoritmos de enjambre de partículas (PSO por sus siglas en inglés). El resultado son los valores más apropiados para el número de partículas y realizaciones del filtro a ser utilizadas en una implementación general.

La validación del este trabajo se efectúa con datos obtenidos aplicados a otro transformador con similares características de potencia y voltaje.

Los resultados definidos demuestran que mejoran notablemente el pronóstico de regeneración de aceites en términos de exactitud y precisión, mostrando un margen de error de $\pm 0,0521$ en los valores pronosticados, este valor se obtiene, debido a mejores condiciones iniciales para el vector de estados que se usa en la implementación del filtro de partículas, permitiendo una planificación más efectiva en el mantenimiento.

Abstract

Maintenance strategies, both preventive and predictive are fundamental to extend the time life in industrial equipment and machines. Particularly, monitoring and maintenance of oil quality in transformers is associated to the development of theoretical and applied methods. The most used, for cost and operation time is the treatment for regeneration of chemical and dielectric characteristics.

Most of these methods require online monitoring to estimate the exact moment of oil regeneration and achieve adequate quality to ensure long duration. However, in some cases, this focus is not applied, it depends on results obtained in lab tests, with the consequent time delay and planned maintenance associated costs.

This work deals with the design and implementation of a system for the estimation and prognosis of oil regeneration in medium power transformers. This system is based on an oil state characterization computed through a particle filter (a class of Bayesian algorithms that processes sequential information), due to management of non-linear models with non-Gaussians uncertainties.

To obtain optimal values for the prognosis, we consider oil sample data taken in established periods of time. The initial conditions are determined through particle swarm optimization algorithms (PSO). The results are the most appropriate for the number of particles and filter realizations to be utilized in a general implementation.

The validation of this work is done with data applied another transformer with similar voltage and power characteristics.

The results significantly improve the prognosis of oil regeneration in terms of accuracy and precision, showing an error of $\pm 0,0521$ in the predicted values. This value is obtained, due to better initial conditions for state vector used in the particle filters implementation, allowing for a more effective maintenance planning.

Dedicatoria

“Nunca renuncies a tus sueños y a tus esperanzas, lucha con todo tu corazón que todo lo puedes lograr, si el camino está lleno de obstáculos..no desistas..atraviésalos todos y ve con fe, entusiasmo y nunca renuncies a lo que mas quieres”

Dedicarte a ti Señor, Generala y Coronela este trabajo es un honor para mi, agradecerte infinitamente por esta experiencia y esta meta alcanzada; !Sé fuerte y valiente y pon manos a la obra! No tengas miedo ni te desanimes, porque Dios el Señor mi Dios, estará contigo (1 Crónicas 28:20).

A mis padres Jorge y Sonia, mis Tíos Bolo y Rosi, mis Hermanas Paty y Samy, a mis primos Pedro e Isra, gracias por estar en esta gran etapa de mi vida y enseñarme que todo es posible, no lo hubiese logrado sin ustedes.

A mis amigos y colegas de Chile que fueron parte de mi vida en este proceso, gracias por su amistad y muestras de afecto. A mis tíos, primos, a mis abuelas, y abuelo que desde el cielo, siempre estuvieron pendientes de mi.

A mi Tutor Profe Marcos por sus enseñanzas, consejos y paciencia en este tiempo, sobre todo por la Fabula de los 3 hermanos, consejo que tendré presente siempre.

A los amigos de Ecuador que siempre me apoyaron y alentaron a concluir este proyecto.

A mi país Ecuador, mi gente que me inspiro a lograr esta meta.

Jorge Andrés

Tabla de contenido

| | |
|---|-----------|
| Introducción | 1 |
| 1. Fundamentos Generales | 3 |
| 1.1. Diagnóstico de Transformadores de Potencia | 3 |
| 1.1.1. Sistema dieléctrico | 3 |
| 1.1.2. Circuito Electromagnético | 4 |
| 1.1.3. Circuito Portador de Corriente | 4 |
| 1.1.4. Circuito Mecánico y de Control | 4 |
| 1.2. Envejecimiento de Transformadores | 4 |
| 1.3. Aceites para Transformadores | 5 |
| 1.3.1. Pruebas de Diagnóstico para Aceites de Transformadores | 5 |
| 1.3.2. Índice de Myers Asociado al Aceite del Transformador | 8 |
| 1.4. Tratamiento de Aceites para Transformadores y Descripción de Tecnología Utilizada para Regeneración | 9 |
| 1.4.1. Métodos Alternativos de Tratamientos de Regeneración Aceites | 10 |
| 1.4.2. Descripción Técnica de Tecnología Utilizada | 11 |
| 1.5. Estimación y Predicción para Tratamiento de Regeneración en Aceites para Transformadores | 12 |
| 1.6. Inferencia Bayesiana e Integración de Monte Carlo | 14 |
| 1.6.1. Inferencia Bayesiana | 15 |
| 1.6.2. Métodos de Monte Carlo: Filtros de Partículas | 16 |
| 1.6.3. Pronóstico de Regeneración de Aceites basado en Filtro Partículas para Sistemas Dinámicos No-lineales | 18 |
| 1.7. Optimización por Enjambre de Partículas(PSO) | 20 |
| 2. Modelación de Regeneración de Aceites aplicado a Transformadores | 23 |
| 2.1. Modelo basado en el comportamiento de Regeneración del Aceite | 23 |
| 2.2. Predicción de Estados | 26 |
| 3. Pronóstico de Regeneración Basado en Filtro Partículas para Lubricantes | 28 |
| 3.1. Módulo de Pronóstico en Filtro Partículas para la Regeneración de Aceites: Análisis de Desempeño | 29 |
| 4. Validación del Módulo de Pronóstico de Regeneración de Aceites para transformadores basado en Filtro Partículas | 33 |
| 4.0.1. Comprobación y Validación para el Pronóstico de Aceites para el Transformador Principal de Unidad 2 | 38 |

| | |
|--------------|----|
| Conclusión | 41 |
| Bibliografía | 43 |

Índice de tablas

| | |
|---|----|
| 1.1. Normas Utilizadas para el análisis Físico y Químico de Aceites | 6 |
| 1.2. Equipo de Tratamiento de Aceite [1] | 12 |
| 3.1. Efecto del número de realizaciones del algoritmo FP para el valor esperado de EoO | 31 |
| 4.1. Valores de pruebas y mediciones de índice de Myers y EoO con algoritmo de pronóstico con FP | 35 |
| 4.2. Valores de pruebas y mediciones de índice de Myers y EoO con algoritmo de pronostico con FP para transformador principal unidad 02 | 38 |

Índice de figuras

| | | |
|------|---|----|
| 1.1. | Relación entre el número de Neutralización y la Tensión Interfacial [2] | 8 |
| 1.2. | Índice de Myers según Estado del aceite para transformadores [2] | 9 |
| 2.1. | Modelación de la Regeneración de aceites por medio de una Función Tangente Hiperbólica | 24 |
| 2.2. | Proyección de posibles perfiles de regeneración , Datos medidos (línea roja), posibles trayectorias para cada partícula (línea azul), Zona de Operación (línea verde) | 27 |
| 3.1. | promedio de error cuadrático medio a 80 realizaciones entre valores reales y calculados respecto a numero de iteraciones mediante PSO | 30 |
| 3.2. | comparación de la desviación estándar respecto al numero de partículas para el algoritmo de pronostico | 31 |
| 3.3. | Desempeño del valor EoO en términos de la desviación estándar en función | 32 |
| 4.1. | Predicción de EoO e índice de Myers basado en el modelo planteado para regeneración de aceites en transformadores en un lapso de 10 días de datos, datos medidos (línea roja), predicción por FP (línea verde continua) | 34 |
| 4.2. | Predicción de índice de Myers y EoO basado en el modelo planteado para regeneración de aceites en transformadores en un lapso de 15 días de datos, datos medidos (línea roja), predicción por FP (línea verde continua) | 36 |
| 4.3. | Predicción de índice de Myers y EoO basado en el modelo planteado para regeneración de aceites en transformadores en un lapso de 20 días de datos, datos medidos(línea roja), predicción por FP (línea verde continua) | 36 |
| 4.4. | Predicción de índice de Myers y EoO basado en el modelo planteado para regeneración de aceites en transformadores en un lapso de 25 días de datos, datos medidos (línea roja), predicción por FP (línea verde continua) | 37 |
| 4.5. | Predicción de índice de Myers y EoO basado en el modelo planteado para regeneración de aceites en transformadores en un lapso de 30 días de datos, datos medidos (línea roja), predicción por FP (línea verde continua) | 37 |
| 4.6. | Predicción de índice de Myers y EoO basado en el modelo planteado para regeneración de aceites en transformadores en un lapso de 15 días de datos, datos medidos(línea roja), predicción por FP (línea verde continua) | 39 |
| 4.7. | Predicción de índice de Myers y EoO basado en el modelo planteado para regeneración de aceites en transformadores en un lapso de 25 días de datos, datos medidos (línea roja), predicción por FP (línea verde continua) | 39 |

Introducción

Descripción del Problema

En años recientes, el sostenido crecimiento industrial conlleva un significativo aumento en la demanda de recursos naturales y sus derivados. Los aceites lubricantes no están ajenos a esta creciente demanda: es impensable un crecimiento en el desarrollo industrial sin máquinas y a la vez el funcionamiento de máquinas sin aceites lubricantes.

La supervisión y mantenimiento de la calidad del aceite resulta esencial para asegurar el buen funcionamiento de los equipos eléctricos sumergidos en este. Al examinar las experiencias actuales se encuentra una gran diversidad de procedimientos y criterios para realizar tratamientos y ensayos que nos llevan a mantener su calidad óptima y características técnicas; una de ellas es el tratamiento del aceite por regeneración, que, a breves rasgos, tiene como objetivo recuperar las características químicas y dieléctricas de un aceite lubricante, mejorando el enfriamiento y aislamiento de los equipos o máquinas sometidos en este. Sin embargo, para el monitoreo, esta técnica empleada, requiere de la toma de muestras de aceite y se realiza experimentación fuera de línea en laboratorios, lo que dificulta el monitoreo de los aceites, que conlleva a no detectar a tiempo la degradación o contaminación de mismo o en su defecto, un sobre tratamiento. Por tanto, cualquier técnica de monitoreo o medición que conlleva a un mantenimiento preventivo es acertada en la medida que este orientada a cuidar y preservar el aceite, y por ende el equipo en el cual sera tratado, que en nuestro caso será un transformador de mediana potencia.

Una de las técnicas más empleadas para determinar una falla o realizar el monitoreo de un equipo en línea, es por medio de los algoritmos de Filtro de Partículas, debido a su capacidad para combinar la información de mediciones de sistemas y modelos analíticos/empíricos. En este trabajo se pretende utilizar esta técnica para pronóstico y monitoreo en línea de aceites en un transformador, para obtener una estimación del tiempo exacto en que un aceite se encuentra regenerado y a su vez, monitorear el comportamiento del aceite cuando se encuentra en tratamiento. Debido a que gran parte de estos equipos no tienen valores de mediciones de estos parámetros este trabajo se enfoca a los mismos, permitiendo abaratar costos y mejorar el mantenimiento de los transformadores y a su vez, volver a regenerar en un futuro sin perder las características del mismo.

Dentro del proceso de mantenimiento de transformadores por regeneración de aceites, se han tomado los datos de dos de los transformadores principales de las unidades de generación de la Central Gonzalo Zevallos ¹, el cual fue realizado durante los años 2011 y 2012 respectivamente con el equipo energizado, facilitándonos los valores para realizar este trabajo.

Objetivos

Objetivo Principal

Pronóstico del Tiempo Final de Operación (EoO) y el Índice de Myers (IM) ² considerando un modelo empírico que permita caracterizar el proceso de regeneración de un equipo de tratamiento de aceite; los parámetros adecuados en el modelo serán estimados por medio del algoritmo de Filtro de Partículas.

Objetivos Específicos

1. Generar un modelo empírico de la regeneración para el estudio en línea del tratamiento de aceites, el cual permita la adaptación de los estados del modelo en estudio mediante un método de aprendizaje (aplicado durante la etapa de estimación) y que a la vez tenga una rápida convergencia en sus resultados.
2. Determinar las directrices en el algoritmo de Filtro de Partículas (FP) para definir el número de partículas y el número de realizaciones adecuado para caracterizar la Función de Densidad de Probabilidad (PDF) del tiempo remanente hasta la regeneración del aceite en base a los datos técnicos obtenidos por estudio bibliográfico.

¹Central Térmica perteneciente a la CELEC EP. Ecuador Unidad de negocio Electroguayas Ubicada en la Ciudad de Guayaquil en el Kilómetro 7.5 de la vía a la costa

²Indicador establecido para determinar la calidad del aceite mediante la Tensión Interfacial y el Número de Neutralización, se profundiza en el Capítulo 2

Capítulo 1

Fundamentos Generales

1.1. Diagnóstico de Transformadores de Potencia

El funcionamiento óptimo de un transformador, en sistemas de generación, transmisión o sistemas mineros resulta imprescindible, por lo que la implementación de políticas de Mantenimiento Preventivo cobra suma importancia para garantizar: Funcionamiento, Durabilidad, Disponibilidad y Confiabilidad [2]. El diagnóstico de un transformador, se basa en un análisis que permita distinguir entre posibles defectos y fallas existentes. Ante esto, la importancia de revisar las fallas existentes, radica en que permite determinar su reparación en sitio o su traslado a fabrica, lo que implica una minuciosa revisión.

De modo general, los componentes principales en los que se puede dividir un transformador son [3]:

- Sistema Dieléctrico
- Circuito Electromagnético
- Circuito Portador de Corriente
- Sistema Mecánico y Circuito de control

1.1.1. Sistema dieléctrico

Por lo general, los transformadores de potencia, poseen un sistema constituido por aceite [3]-[4]. Según esto, el fluido aislante, permite diferenciar las características técnicas de cada transformador, sean fluidos en aire, aceite mineral dieléctrico, en casos modernos también se puede encontrar aceites de silicona líquida o aceite biodegradable, aceites verdes[5] e incluso se analizan efectos del aceite de extracto natural respecto a los minerales [6], estos, juegan un papel dinámico en el estado del transformador. Los principales Defectos del sistema dieléctrico son:

- Contaminación del aceite

- Envejecimiento
- Descargas Parciales

1.1.2. Circuito Electromagnético

Este conjunto está formado por: Devanados, Estructura aislante, Pantallas magnéticas, Circuitos de puesta a tierra. Por experiencia, se ha demostrado que las principales fallas se dan por el sobrecalentamiento, debido a la mala refrigeración o mal flujo de aceite, provocando: puntos calientes localizados, arcos, descargas y cortocircuitos entre espiras [3],[7].

1.1.3. Circuito Portador de Corriente

Constituido por cables y devanados, las principales fallas se dan por: calentamiento debido a malas conexiones, sobrecalentamiento de aceite, formación de carbono pirolítico, pérdida en la capacidad de intercambiador de calor, fusión de cobre o fallo de aceite debido a contaminación severa [3], [7].

1.1.4. Circuito Mecánico y de Control

Formada por: Partes externas del Transformador, Válvulas, Empaques, Instrumentos, Ventiladores de refrigeración. Entre los circuitos y sistemas de control, se encuentra: Válvulas, sellos de instrumentos y niveles, diafragma de conservación de aceite, protección de temperatura que permiten revisar el estado interno del transformador. Las principales fallas debido a los aceites de transformador se dan por empaquetaduras y sellos rotos o deteriorados debido a la influencia del aceite [3],[7].

1.2. Envejecimiento de Transformadores

La edad de los transformadores esta dada por la resistencia de sus componentes al deterioro cronológico en el tiempo de servicio y carga [8], debido a fallas internas o perturbaciones, y a su vez, la demanda máxima también es uno de los contribuyentes al deterioro del transformador [9],[3],[8]. Existen varios factores que son afectados por el tiempo (Aislamiento de Bobinados, Aceite, Bushings, Resistencia mecánica y conexiones eléctricas). Sin embargo, se considera principalmente el deterioro del aislamiento de Bobinados y Aceite para determinar la condición de un transformador.

Una de las razones para enfocarse en estos dos puntos consiste, primero, en que una falla del aislamiento del bobinado, no afectará la operación del transformador si fuese pequeña, pero si se prolonga y no se detectara, causaría un daño severo en el transformador. Por otra parte, se debe analizar cada cierto tiempo el aislamiento del aceite, ya que si está significativamente

degradado, puede ser reparado o reemplazado, lo cual, tiene un efecto muy positivo en la celulosa de aislamiento de las bobinas.

1.3. Aceites para Transformadores

La eficiencia de un transformador depende, no sólo de su diseño y la forma de operación, sino también de las características del aceite a usarse para su enfriamiento y aislamiento. Por tanto, los lubricantes para transformadores deben cumplir una variedad de funciones que incluyen:

1. Refrigeración:

Para cumplir de una forma eficaz con este propósito, el aceite debe tener una buena fluidez, también excelente estabilidad térmica y a la oxidación que le permita circular libremente sin dejar depósitos [2].

2. Aislamiento:

La función eléctrica de un aceite para transformador es prevenir la formación de arco entre dos conductores con una diferencia de potencial grande [2].

3. Lubricación:

El aceite debe proveer una película químicamente inerte que asegure la protección de las partes metálicas y de los otros materiales presentes en un transformador [2].

Existen, a su vez, dos tipos de Aceites: dieléctricos de origen mineral, obtenido por derivados del petróleo y usados en un 90 % en transformadores de potencia e interruptores; y los sintéticos en base de silicona, no muy empleados o en periodo de investigación y evaluación [10], [11].

1.3.1. Pruebas de Diagnóstico para Aceites de Transformadores

Es importante analizar los distintos parámetros descritos anteriormente, para lo cual en esta sección, se analizarán distintas pruebas realizadas en aceites de transformadores, siendo de gran importancia: la rigidez dieléctrica y el contenido del agua [3], [9], [12]. Para el tratamiento de aceite a realizarse en los transformadores de potencia, se debe satisfacer ciertas normas estandarizadas, como la ASTM (American Society for Testing and Materials) e IEEE C57.106-2002 [13]. De manera práctica, se consideran 9 pruebas ASTM importantes, 1 IEEE y 2 alternas para determinar la degradación y contaminación de los aceites, a su vez, estas pruebas permiten determinar el proceso de degradación de los aceites, la cantidad de ácidos y solventes en el mismo.

| | | |
|----|---|-------------|
| 1 | ASTM D-1500: Color | >1 |
| 2 | ASTM D-1298: Gravedad Especifica | 0.84 a 0.91 |
| 3 | ASTM D-1533: Contenido de Agua | <10 ppm |
| 4 | ASTM D-1816: Rigidez Dieléctrica | >40 KV |
| 5 | ASTM D-974: Número de Neutralización | max 0,015 |
| 6 | ASTM D-971: Tensión Interfacial | >38 |
| 7 | ASTM D-4768: Contenido de Inhibidor | 0.3 % |
| 8 | ASTM D-5837: Furanos | max 100 |
| 9 | ASTM D-1544-99: Examen Visual | - |
| 10 | Saturación relativa a obtener | <15 % |
| 11 | IEEE C57.104.2008: Cromatografía de gases | - |
| 12 | Contenido de Humedad del papel | <1.2 % |

Tabla 1.1: Normas Utilizadas para el análisis Físico y Químico de Aceites

A) Rigidez Dieléctrica:

Se conoce a la Rigidez Dieléctrica [3]-[4], [10] como la capacidad de un aislante a soportar un voltaje o tensión eléctrica sin fallar. La prueba de Rigidez da indicadores de contaminantes en el Aceite (agua y óxidos). El valor dado en la Tabla 1.1, nos entrega un estándar valido para esta prueba.

B) Numero de Neutralización:

También conocido como Prueba Acidez de un aceite dieléctrico [2], es una medida que ayuda a detectar la presencia de componentes ácidos en el aceite, así como las posibles formaciones de lodo en el Transformador [10].

C) Tensión Interfacial:

La tensión Interfacial [2] es una medida de las fuerzas de atracción entre las moléculas de dos fluidos inmiscibles (que no pueden ser mezclados) y está dada en (*dynas/cm*) o en (*mN/m*). Esta prueba es excelente para determinar productos de oxidación que no se detecta con el número de neutralización y la precipitación de lodos que comienza a detectarse cuando la tensión interfacial alcanza las 22 *dynas/cm*.

Por tanto, esta prueba permite detectar el inicio del proceso de oxidación y su avance antes de llegar a niveles críticos. Analizando esto, se sabe que una elevada Tensión Interfacial significa que el transformador está libre de lodo, de igual manera, si el aceite tiene un elevado Numero de Neutralización significa que está deteriorado, al dividir la Tensión Interfacial para el Número de Neutralización se obtiene un valor conocido como *Indice de Calidad* o *Indice de Myers*, más adelante de esta sección se hablará de ello.

D) Color:

Los aceites de transformadores deben tener un color claro (incolores los aceites nuevos), un cambio de color del mismo es indicador de una degradación, si existiera un oscurecimiento, sin variación en la acidez, significa que la contaminación proviene de una fuente externa

[2]. El color es medido o expresado con un número como se indica en la Figura 1.1.

E) Gravedad Específica:

Especifica la relación entre la masa de un volumen dado de aceite y la masa de agua para ese mismo volumen. Es una prueba rápida para detectar contaminantes.

F) Contenido Inhibidor:

Los aceites de transformadores contienen pequeñas cantidades de algunos compuestos químicos que actúan como retardadores en la oxidación del aceite, la cual, dependerá de la cantidad de oxígeno, contaminantes y temperatura existente en el aceite. A medida que la cantidad de inhibidor se reduce, la tasa de oxidación y deterioro incrementa. Sin embargo, al regenerar el aceite se pierden las características del inhibidor, para lo cual, se usan inhibidores artificiales¹ que mantengan las características del mismo en el aceite.

G) Contenido de agua:

La presencia de agua en un aceite puede presentarse en forma libre o de forma suspendida, lo cual se puede constatar, mediante una visualización de la muestra. La presencia de agua en forma disuelta se determina por medios químicos, el cual está dado en ppm (partes por millón). Uno de los métodos para determinar es el método de *Karl Fisher*, el valor establecido como normativo se muestra en la Tabla 1.1.

H) Inspección Visual:

Esta prueba indica el color y la suciedad que está presente en un aceite, lo que puede indicar la presencia de agua en estado libre o contaminantes sólidos.

I) Cromatografía de Gases:

La Cromatografía está basada en estudios para determinar fallas que comienzan a desarrollarse, fallas establecidas o dadas y gases asociados a las mismas.

J) Viscosidad:

Los aceites de transformadores deben tener baja viscosidad, para facilitar la refrigeración en operación del transformador.

K) Punto de Fluidez:

Definida como la temperatura a la cual, el aceite deja de fluir, mientras es sometido a un enfriamiento progresivo (por lo general para identificar pureza).

L) Punto de Inflamación:

Mínima temperatura por la cual el aceite emite gases que mezclados con el oxígeno puede ser explosivos.

¹los inhibidores artificiales aumentan la resistencia del aceite contra la oxidación.

M) Factor de potencia:

Mide las pérdidas de corriente que se dan en un transformador en operación.

1.3.2. Índice de Myers Asociado al Aceite del Transformador

El Índice de Myers (o Índice de calidad) es una relación muy importante para clasificar los aceites en operación y determinar la necesidad de mantenimiento, en este caso que tan severo y riguroso debe realizarse el tratamiento del aceite, se analiza relacionando el Número de Neutralización y la Tensión Interfacial estudiados en la sección anterior. El aceite debe cumplir dos criterios, el mínimo Número de Neutralización y la mayor Tensión Interfacial determinar un buen estado del aceite.

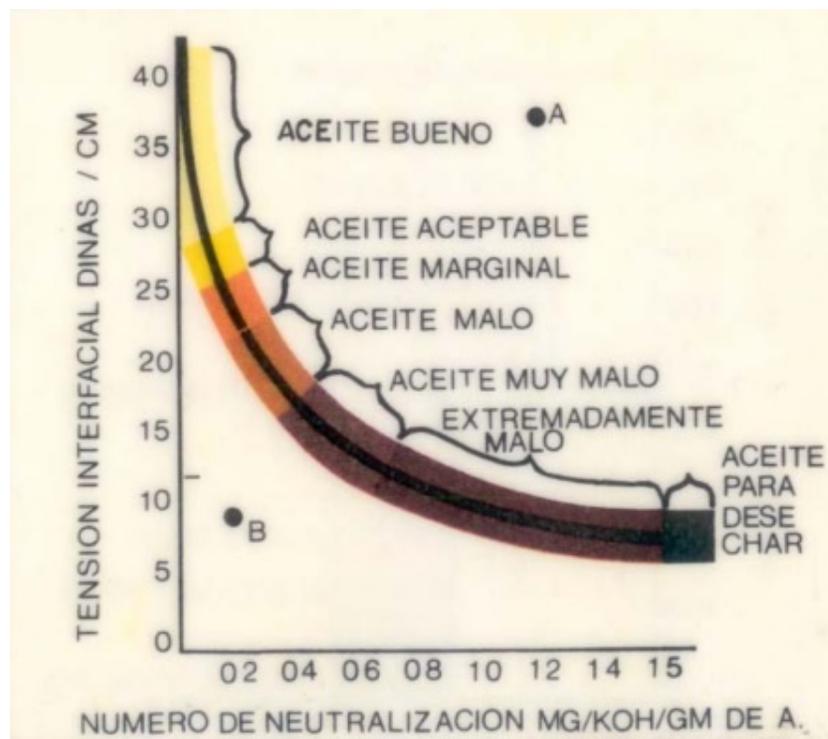


Figura 1.1: Relación entre el número de Neutralización y la Tensión Interfacial [2]

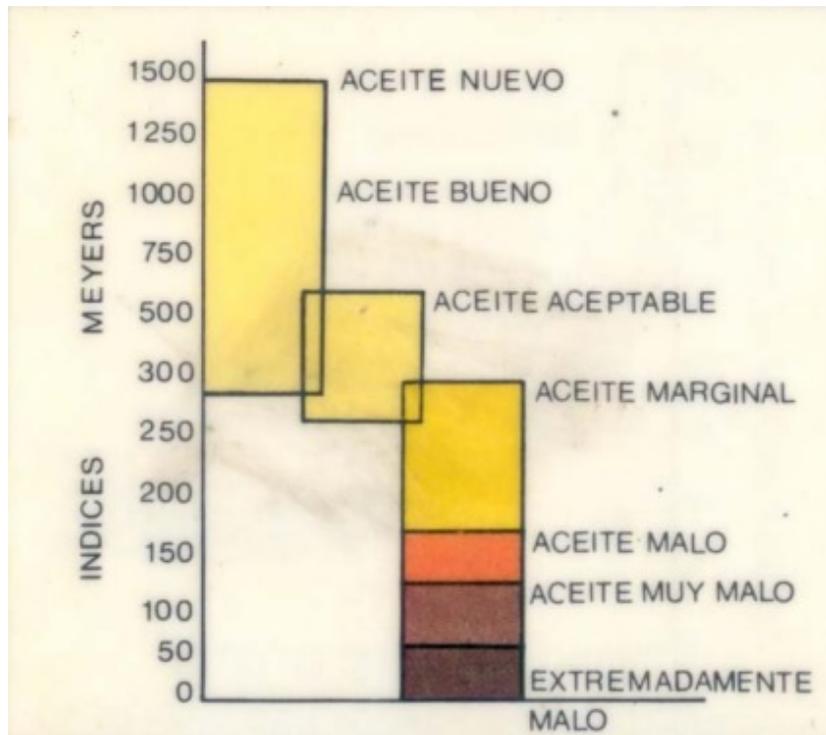


Figura 1.2: Índice de Myers según Estado del aceite para transformadores [2]

Como se puede observar en la Figura 1.1 se muestra los valores de Número de Neutralización y Tensión Interfacial, donde, si tomamos un valor de Tensión Interfacial entre 5-10 y un numero de Neutralización mayor a 15, se considera un aceite deficiente . De similar manera, si visualizamos el aceite y éste tiene un color oscuro se considera deficiente como lo indica la Figura 1.2

1.4. Tratamiento de Aceites para Transformadores y Descripción de Tecnología Utilizada para Regeneración

Una de las partes destacadas para que cualquier equipo eléctrico se desempeñe de modo correcto, es su mantenimiento, dando mayor prioridad a un mantenimiento preventivo que consiste en revisiones periódicas de las partes del transformador para la detección fallas que se pudiesen dar. Una de las claves para este tipo de mantenimiento es un análisis anual del aceite [2].

Es un hecho que los aceites sufren una degradación, por efectos de la temperatura y tiempos de uso, lo que lleva a un proceso de oxidación mas acelerado. Como se menciona en la sección anterior, uno de los indicadores para verificar la calidad del aceite y su degradación es el Índice de Myers, el cual establece si el aceite esta en buenas condiciones libre de óxidos y lodos y bajo estas circunstancias determinar si el aceite debe ser cambiado o tratado. Debido a los costos asociados al cambio del aceite se convierte en un último recurso utilizado tanto en

empresas de distribución, como en la industria. Dicho esto, el tratamiento por regeneración de aceite es un método efectivo de Mantenimiento Preventivo, donde el volumen total del aceite es circulado de manera constante por una planta de regeneración un “Efecto de Lavado” alcanzando una regeneración total en todos sus componentes [10]. Este método tiene una ventaja importante, ya que se realiza en el sitio, sin necesidad de trasladar al transformador a la fabrica u otro lugar.

El mantenimiento de Transformadores envuelve 3 distintas formas para el tratamiento de aceites detallados a continuación:

- **Filtrado:**

El proceso de filtrado se realiza a $40^{\circ}C$ y envuelve un filtrado desde la más gruesa hasta la más fina partícula de contaminación que se encuentra en el aceite con la ayuda de un fino filtro.

- **Purificación con proceso de secado:**

Se calienta el aceite a $90^{\circ}C$ como máximo de temperatura, el proceso inicia con un mínimo de $65^{\circ}C$. Un filtro especial remueve ácidos y componentes polares del aceite, luego el aceite es desgasificado bajo un proceso de aspiración [10].

- **Regeneración por degasificación:**

Es una combinación del método anterior con una mezcla de aditivos oxidantes. La regeneración es realizada cuando la purificación no recupera totalmente las características de aislamiento por ácidos y lodos existentes en el aceite.

En conclusión, la regeneración es una buena herramienta de ayuda para mejorar la calidad del aceite con perfeccionamiento de cada uno de sus parámetros y a su vez, para extender el tiempo de vida del transformador.

1.4.1. Métodos Alternativos de Tratamientos de Regeneración Aceites

En la sección anterior, la regeneración de aceites por costos y tiempo, es uno de los métodos mas empleados. Sin embargo, cuenta con algunas desventajas, un ejemplo de ellas, es que al realizar un mal filtrado de impurezas en el tratamiento, no se limpia los ácidos y lodos dentro de las bobinas o núcleos del mismo, lo que puede causar daños mayores.

Un método alternativo de tratamiento es filtrar por pulsaciones que permitan remover las partículas sólidas que han estado suspendidas y libres de agua; sin embargo no se considera que este método sea óptimo [10]. Otra alternativa consiste en vaciar el aceite de la unidad, limpiar y aspirar el transformador, desechar el aceite y colocar uno nuevo, sin embargo significa des-energizar el transformador y enviar a fábrica, lo que aumenta los costos notablemente.

Un novedoso método también a utilizarse es calefacción a baja frecuencia, el cual opera en interacción con el proceso de regeneración, el balance de agua y regeneración depende de la calefacción y a su vez las características aislantes depende de ello [10].

Otro método de regeneración de aceites es la aplicación de absorción molecular, la cual se produce por una síntesis química compleja para permitir la regeneración, por lo general, este método es usado para una regeneración rápida, pero sus grandes desventajas consisten en que requiere un aceite con alta calidad y altas características dieléctricas y a su vez es empleada para transformadores con valores de voltajes mayores a $110kV$ [11], [12].

Otro método es el uso de carbón activado, como absorbente de material contaminante del aceite, el cual regenera el aceite con altos niveles de viscosidad, densidad, tensión interfacial que permiten un buen desempeño [14].

Tradicionalmente y de modo general, las condiciones de los aceites se revisan tomando muestras y llevándolas a laboratorios. Esta es una estrategia no muy fiable debido a que ocasionan pérdidas de tiempo (que no permiten tomar resoluciones técnicas inmediatas respecto a cada transformador), significando grandes costos de mantenimiento. Debido a esto se plantea un monitoreo en línea conjuntamente ayudado con un sistema de sensores que recopilen los datos del aceite, uno de ellos el sensor por opto fluidos de tensión interfacial.

Uno de los métodos de monitoreo y que se desarrolla mediante un amplio rango de frecuencias, conocidas como impedancia electro química espectroscópica (EIS sus siglas en Inglés) estos sensores obtienen la medición de muchos parámetros del aceite y refleja mejor el aislamiento del aceite [15]. El SOS (sensor de aceite pequeño en sus siglas en Inglés) es capaz de detectar y rastrear niveles de contaminación de aceite debido a óxidos y lodos, a su vez, utiliza modelos electro químicos para representar la respuesta de aislamiento del aceite y un modelo de estimación de parámetros para identificar los elementos o datos medidos. Su diseño, esta seleccionado según su geometría para maximizar la muestra en la superficie mientras minimiza la impedancia para el flujo del fluido.

Existen otro tipo de sensores muy usados para detectar los óxidos y lodos existentes en los aceites, son los sensores de viscosidad, por medio de micro acústica, caracteriza los valores de índice de viscosidad asociados a oxidantes, lodos y corrosivos [16], los cuales se pueden relacionar a su pérdida con cambios de temperatura del aceite [17].

1.4.2. Descripción Técnica de Tecnología Utilizada

Como se vio en las secciones anteriores, existen varios métodos de regeneración de aceites para transformadores, siendo algunos muy utilizados, otros solamente experimentados, pero cada uno de ellos expresado en sus ventajas y desventajas.

El método utilizado para la regeneración del aceite en este particular caso es un sistema de disminución de cantidad de agua (deshidratar) del aceite y del aislamiento solido (celulosa), el mismo que se desarrolla sobre un transformador energizado y en continua operación. El sistema disminuye la cantidad de agua del aceite dieléctrico mediante utilización de filtros especiales de tecnología *SuperDri*². La unidad es capaz de disminuir el total de agua contenido en el aceite del transformador a niveles de 10 ppm (partes por millón) o menos en una sola

²filtros que permiten la eliminación del agua contenida en el aceite aislante sin la necesidad de procesamiento del mismo en calor y vacío

pasada con un flujo de 5 galones por minuto.

La unidad reduce el contenido de humedad en el aislamiento sólido utilizando el calor generado por el transformador en operación mediante la transferencia de humedad del aislamiento sólido húmedo hacia el aceite que se encuentra en proceso de secado. El procedimiento utilizado no requiere de calentamiento, ni bomba de vacío externo.

El sistema puede disminuir ácidos, gomas, barnices, componentes polares y productos de oxidación del aceite aislamiento mediante la utilización de filtros de alumina activada (recomendado), hasta un valor del 50 % para el caso del número de neutralización [1].

| | |
|--------------------|---|
| Marca | Velcon Transformer Dryout System, 120 VAC, |
| Motor | Single Phase, 60 Hz, with 25 Foot Cord Extension, Hz, |
| Medidor de Flujo | 1/2 hp, TEFC, 1750 RPM |
| Ventilador | Electronic Flow Meter: 0-30 gpm, indicates flow rate, resettable atch totalizer, and cumulative gallons pumped, battery powered, 6" (15.24 cm) for enclosure ventilation, with thermostat and filtered louver |
| Bomba de Aceite | 5 gpm positive displacement gear pump with mechanical seal and internal pressure bypass |
| Bomba de Vacío | 3 CFM displacement, close coupled motor and wired to main electrical control box for power source |
| Filtros a utilizar | LB-1107B SD-1107 |

Tabla 1.2: Equipo de Tratamiento de Aceite [1]

Como se ve en la Tabla 1.2, se indica las características generales del equipo de regeneración (la implementación de un sistema de monitoreo constante de la condición del aceite nos permite tomar las medidas correctivas adecuadas y a su vez la optimización del equipo en Horas/Uso).

1.5. Estimación y Predicción para Tratamiento de Regeneración en Aceites para Transformadores

Como se mencionó con anterioridad, una de las más importantes consultas asociadas al monitoreo de los aceites de transformadores es determinar el proceso de regeneración que se esta dando a medida que pasa por el equipo de filtrado y purificación del mismo [1], y cuantos ciclos mas de operación se dar hasta llegar a un umbral deseado. Estos conceptos son analizados en términos de tiempo de operación final del equipo de tratamiento y el Índice de Myers establecido hasta dicho tiempo. Así un buen algoritmo de pronóstico para el EoO y el Índice de Myers, nos ayuda a determinar el tiempo de operación y la calidad del aceite para futuros tiempos de tratamiento, con una adecuada exactitud (una aproximación entre el tiempo de regeneración real y el valor esperado del Índice de Myers) [18], [19]-[20].

Los procesos de tratamiento por regeneración de aceites son complejos, debido a que la mayoría de transformadores son afectados por oxidación, lodos y contaminantes que causan la degradación del mismo y por ende, perder sus características de refrigeración, aislamiento y lubricación [3], [21], además que el tratamiento del mismo se ve afectado por costos y tiempo empleado en ellos debido a que la mayor parte de soluciones comerciales son limitadas a monitoreo por laboratorios a medida que el proceso vaya transcurriendo en el tiempo. Es importante tener un absoluto conocimiento acerca del perfil de uso futuro para predecir la evolución del estado de regeneración de una manera exacta, asegurando que las mediciones deben ser calibradas a un punto de referencia que en este caso es el Índice de Calidad establecido, orientándonos a tener los mejores resultados posibles, cabe considerar que el éxito de los algoritmos de pronóstico basado en filtros de partículas esta determinado por una modelación correcta de perfil de uso. En comparación con las técnicas tradicionalmente usadas (monitoreo por vibración, visual y toma de muestras de laboratorios), el monitoreo constante de la condición y en su defecto, el tratamiento por regeneración de aceites proporciona 10 veces mas rápido los posibles fallos que se puedan dar y agiliza el mantenimiento del mismo abaratando costos y preservando las características técnicas para futuros tratamiento y alargar la vida útil del equipo.

Investigaciones previas relacionados al monitoreo de aceites, han desarrollado el uso de modelos en base a medidas obtenidas por sensores, por ejemplo, en sistemas hidráulicos para turbinas eólicas, el contenido de agua puede ser medido por sensores de capacitancia, sensores de viscosidad, y sensores de agua en el aceite con el cual se determina un modelo de constante dieléctrica de agua en el aceite a cierta temperatura [21]-[22]. El análisis de los procesos de regeneración del aceite, se requiere la incorporación de modelos predictivos para la implementación de un esquema capaz de filtrar (análisis del estado actual) y pronosticar (análisis del comportamiento a futuro) del aceite. Estos modelos predictivos deben permitir la rápida adaptación de parámetros para minimizar el efecto de mediciones inexactas y condiciones iniciales erróneas, así como incorporar cambios en las condiciones a largo plazo[23]. En este sentido se utiliza un modelo empírico para generar una curva de predicción que incorpora información de las medidas del Índice de Myers del aceite en tratamiento.

A su vez, considerando otros enfoques de monitoreo, se cuenta con métodos capaces de trabajar con parámetros del aceite y modelos a partir de las mediciones de sensores, por ejemplo en [15] utiliza un sensor de aceite para medir contaminantes sólidos para generar un modelo Bayesiano. Sin embargo, por la cantidad de datos necesitan una clasificación mas precisa y el incremento el costo computacional, otro método en [24] utiliza la lógica difusa para generar modelos complejos y no lineales a partir de los datos obtenidos a partir de un sistema de adquisición de datos (DAQ en sus siglas en Ingles), sin necesidad de modelos matemáticos explícitos. Estos resultados muestran poca adaptación en la predicción de los parámetros cuando los datos son escasos y presentan una señal muy ruidosa [18]-[19], [25]. Por otra parte, las redes neuronales, permiten modelar empíricamente la regeneración del aceite, por lo que es necesario tener datos para entrenamiento y prueba, con lo cual se generan modelos no-lineales y poder ajustar sus parámetros, con este modelo generado es posible realizar estimaciones como predicciones, pero sus desventajas están asociados con la adquisición de datos ya que son necesarios muchos datos para entrenamiento y pruebas, también con el sobre-ajuste del modelo a los datos de entrenamiento [26].

Debido a que el proceso de tratamiento por regeneración de los aceites son señales no-lineales y sujetas a incertidumbre, resulta común implementar una técnica sub-óptima Bayesiana como es el filtro extendido de Kalman [18], [27]-[28] el cual intenta aproximar la matriz de error de covarianza asociada a la estimación de estado, utilizando una linealización de los sistemas dinámicos que representan la regeneración del aceite. Sin embargo, un problema se da cuando se debe propagar esa estimación a n -pasos y los errores de aproximación son muy grandes. En este sentido, los métodos secuenciales de Monte Carlo (SMC), conocidos también como Filtro Partículas (FP), han demostrado ser muy útiles cuando se trata de representar incertidumbre en los procesos de degradación [19]-[20], [23], [29]. Un ejemplo explicado en [21] utiliza dos variables técnicas como la Viscosidad y constante dieléctrica para identificar el modelo, el FP se utiliza para la estimación de estado, ajuste de parámetros y representar la predicción del EoO e Índice de Myers en forma de la función de densidad de probabilidad.

1.6. Inferencia Bayesiana e Integración de Monte Carlo

En distintos campos de la investigación se involucra el uso de un conjunto de observaciones para estimar cantidades desconocidas. En este caso en particular, estas observaciones corresponden a la regeneración del aceite en un periodo de días establecido. Desde este punto de vista, esta información se puede utilizar para realizar una estimación *a priori* de la evolución de cantidades desconocidas y funciones de verosimilitudes para relacionar con esas observaciones. En este contexto, la inferencia sobre las variables actuales del sistema se basa en la distribución *a posteriori* obtenida mediante el Teorema de Bayes. De modo adicional, para obtener la estimaciones en línea es necesario actualizar la distribución *a posteriori* de manera secuencial a medida que son obtenidas las nuevas observaciones.

Si la relación existente entre el proceso de observación y ecuaciones de estados son lineales describen un proceso lineal y Gaussiano, se puede obtener una expresión óptima para la estimación *a posteriori*, conocida como el filtro de Kalman [30]-[31]. Sin embargo, los procesos reales son por lo general, involucran no-linealidades, ruidos multiplicativos, no-Gaussianos y amplia dimensión, por lo que estimar las sucesiones de las densidades *a posteriori* a estimar son integrales multidimensionales no-lineales sin una forma explícita para el caso general. Por tanto, este problema se conoce por distintos nombres citando algunos como filtro óptimo no-lineal e inferencia en línea [18], [32]-[33]. Una de las técnicas mas usada para resolver este problema de estimación de señales y sistemas no-lineales es el Filtro Partículas, que permite modelar procesos estocásticos con funciones de densidad de probabilidad arbitrarias (no necesariamente gaussianos) por aproximación numérica a estas. El filtro partículas permite considerar la influencia de diferentes fuentes de incertidumbre, y en este caso en particular, los aceites de transformadores. el FP ha demostrado ser una mejor alternativa al Filtro extendido de Kalman (EKF, sus siglas en Inglés) y Unscented de Kalman (UKF, sus siglas en Inglés), para sistemas no lineales y no gaussianos fundamentalmente por que los FP pueden representar densidades *multi-modales* complejas, empleando una gran cantidad de partículas aleatoriamente muestreadas [18], [19], [29]. La aplicaciones de FP se puede ver en múltiples ámbitos de la industria como seguimiento de trayectorias de vehículos no tripulados [34], pronóstico de eventos catastróficos [35], [36], economía [37], estado de salud y carga de bate-

rías de ion-litio [33], [18],[38], degradación de aceites para turbinas de Aerogeneradores [23] y de modo particular, en el desarrollo de este documento para determinar la regeneración de aceites para transformadores.

1.6.1. Inferencia Bayesiana

El filtrado Bayesiano está definido como el proceso de usar observaciones ruidosas para estimar la densidad de probabilidad *a posteriori* del estado de un sistema dinámico no-lineal y no necesariamente Gaussiano [33],[37], [39]. Aunque en principio el procedimiento de estimación puede ser implementado en sistemas de tiempo continuo, la mayoría de los sistemas que se implementan en la industria consideran señales en tiempo discreto, para lo cual, se pondrá énfasis en dichos sistemas.

Un enfoque matemático, expresa $X = \{X_k, t \in \mathbb{R}\}$ para un proceso de Markov \mathbb{R}^{n_x} caracterizado tanto por su distribución inicial $p(x_0)$ y la probabilidad de transición $p(x_k|x_{k-1})$ puede ser definida por la Ecuación (1.1), donde $\{w_k\}_{k \geq 0}$ es una secuencia de variables aleatorias independientes, no necesariamente Gaussianas.

$$x_k = f_k(x_{k-1}, w_k). \quad (1.1)$$

Las observaciones $Y = \{Y_k, t \in \mathbb{N}\}$, se suponen condicionalmente independientes, dado $X = \{X_k, k \in \mathbb{N}\}$. La Ecuación (1.2) define una distribución marginal $p(y_k|x_k)$, donde $\{v_k\}_{t \geq 0}$ es una secuencia de variables aleatorias e independientes.

$$y_k = g_k(x_k, v_k) \quad (1.2)$$

Si $x_{0:k} \triangleq \{x_0, \dots, x_k\}$ y $y_{1:k} \triangleq \{y_1, \dots, y_k\}$, son respectivamente, la señal y la observación hasta un instante k . Es de gran interés para estimar la distribución *a posteriori* $p(x_{0:k}|y_{1:k})$, la distribución marginal $p(x_k|y_{1:k})$ y la expectativa en la Ecuación (1.3) para cualquier función $f_k : \mathbb{R}^{n_x} \rightarrow \mathbb{R}^{n_{f_k}}$ integrable respecto a $p(x_{0:k}|y_{1:k})$, [40].

$$I(f_k) = E_{p(x_{0:k}|y_{1:k})} [f_k(x_{0:k})] \triangleq \int f_k(x_{0:k}) p(x_{0:k}|y_{1:k}) dx_{0:k}. \quad (1.3)$$

El problema principal en el filtrado consiste en la estimación del vector de estado en el instante k . En un entorno Bayesiano, este problema se puede formalizar como el cálculo de la distribución $p(x_k|y_{1:k})$, la cual puede ser resuelta en dos pasos [30] [41]. En la etapa de *predicción*, el valor $p(x_k|y_{1:k})$, es calculado a partir de la distribución de filtrado $p(x_{k-1}|y_{k-1})$ en el instante $k - 1$. El estado de predicción implica el uso del sistema (1.1) para obtener la PDF del estado *a priori* vía la ecuación Chapman-Kolmogorov:

$$p(x_k|y_{1:k-1}) = \int p(x_k|x_{k-1}) p(x_{k-1}|y_{1:k-1}) dx_{k-1}, \quad (1.4)$$

donde $p(x_{k-1}|y_{1:k-1})$ se asume conocido debido a la recursión y $p(x_k|x_{k-1})$ esta dado por (1.1). La distribución $p(x_{k-1}|y_{1:k-1})$ puede ser considerado antes de recibir la observación mas reciente y_k . En la etapa de actualización la distribución $p(x_k|y_{k-1})$ se actualiza por nuevas observaciones y_k usando la Regla de Bayes para obtener la distribución *a posteriori* sobre x_k :

$$p(x_k|y_{1:k}) = \frac{p(y_k|x_k)p(x_k|y_{1:k-1})}{p(y_k|y_{1:k})}, \quad (1.5)$$

donde la constante de normalización:

$$p(y_k|y_{1:k-1}) = \int p(y_k|x_k)p(x_{k-1}|y_{1:k-1}) dx_k, \quad (1.6)$$

depende de la función de probabilidad $p(y_k|x_k)$ definida por la Ecuación (1.2) y la estadística conocida de v_k . En el estado de actualización de la ecuación (1.5), la observación y_k es usado para modificar la densidad *a priori* para obtener una densidad *a posteriori* requerida para el estado actual.

En general, los cálculos para los pasos de predicción y actualización (1.4)-(1.5), no pueden ser llevados a cabo de modo analítico, por lo cual, surge la necesidad de nuevos métodos de aproximación, tales como el método de Monte Carlo que se indica a continuación.

1.6.2. Métodos de Monte Carlo: Filtros de Partículas

El Método de Monte Carlo da solución a una gran variedad de problemas matemáticos posibilitando la realización de experimentos con muestreos estadísticos en una computadora [42]. Sin embargo su uso en el problema de inferencia Bayesiana no es directo, debido a que involucra una secuencia de PDFs variantes en el tiempo, por otro lado, los Métodos de Monte Carlo asume que la densidad objetivo es invariante, por tal motivo, es necesario contar con una versión secuencial que permita mejorar las estimaciones realizadas en forma recursiva [18].

El filtro de partículas es un método secuencial de Monte Carlo aplicable a cualquier variante de estados o modelo de medición. La densidad requerida del vector de estados, esta representada como un conjunto de muestras aleatorias, las mismas que se actualizan y se propagan por el algoritmo [18]. El FP supone una nueva manera de representar y generar recursivamente una aproximación del estado de la PDF, la idea, consiste en representar la PDF como un conjunto de muestras aleatorias, mas que como una función sobre el espacio de estados [43]. El filtro de Partículas representa la densidad *a posteriori* mediante una distribución de partículas en el espacio de estados. Las partículas son estados posibles del proceso, que se pueden representar como puntos en el espacio de estados de dicho proceso.

Suponiendo que la secuencia de densidades que se desea aproximar es $\{\pi_k(x_{0:k})\}_{k \geq 1}$, donde

$\pi_k(x_{0:k})$ puede ser evaluada punto a punto salvo una constante de normalización, la implementación del filtro de partículas consiste en generar una colección de $N \gg 1$ muestras aleatorias ponderadas $\left\{w_k^{(i)}, x_{0:k}^{(i)}\right\}_{i=1, \dots, N}$, $w_k^{(i)} \geq 0, \forall k \geq 1$, que permitan aproximar $\pi_k(x_{0:k})$, $\forall k$ por la distribución empírica:

$$\pi_k^N(x_{0:k}) = \sum_{i=1}^N w_k^{(i)} \delta_{x_{0:k}^{(i)}}(x_{0:k}), \quad (1.7)$$

donde $\delta_\alpha(\cdot)$ es el delta de Dirac centrada en α .

Para resolver el problema de aproximación en el contexto de inferencia Bayesiana, se debe considerar que la distribución objetivo $\pi_k(x_{0:k}) = p(x_{0:k}|y_{1:k})$ es la PDF *a posteriori* de $x_{0:k}$ y reemplazar la distribución empírica (1.7) en (1.3). Con esta sustitución, las esperanzas pueden ser aproximadas mediante [19], [40]:

$$\begin{aligned} \int_{\mathcal{X}^{k+1}} \phi_k(x_{0:k}) \pi_k(x_{0:k}) dx_{0:k} &\simeq \int_{\mathcal{X}^{k+1}} \phi_k(x_{0:k}) \pi_k^N(x_{0:k}) dx_{0:k} \\ &= \int_{\mathcal{X}^{k+1}} \phi_k(x_{0:k}) \sum_{i=1}^N w_k^{(i)} \delta_{x_{0:k}^{(i)}}(x_{0:k}) dx_{0:k} \\ &= \sum_{i=1}^N w_k^{(i)} \phi_k(x_{0:k}^{(i)}) \end{aligned} \quad (1.8)$$

Con estas relaciones, el problema de inferencia Bayesiana se reduce a la selección secuencial de las muestras y sus respectivos pesos tal que la sumatoria en (1.8) converja a la integral en (1.3) El algoritmo basado en PF más básico que resuelve este problema es el remuestreo secuencial de importancia (SIS sus siglas en Inglés).

Además, una ventaja importante de los enfoques basados en FP, es su alta flexibilidad de implementación permitiendo la incorporación de diversas técnicas para mejorar su funcionamiento en problemas específicos, por ejemplo, lazos de corrección externa.

Muestreo Secuencial de Importancia

Cuando las medidas de predicción y actualización del filtrado no son analíticamente tratable, o no son óptimas, es necesario recurrir a métodos aproximados, como el Muestreo de Monte Carlo. El muestreo Secuencial de Importancia (SIS en sus siglas en Inglés) es el método de Monte Carlo más básico para este propósito [30],[41]. Con la necesidad de una solución analítica para la Ecuación (1.5), filtro partículas por muestreo secuencial de importancia (SIS) se aproxima a un PDF *a posteriori* con un conjunto discreto de partículas o muestras $\{x_k^i\}_{i=1}^N$ extraído de una forma fácil para comprobar la distribución propuesta $q(x_k|x_{k-1}, y_k)$ con sus pesos asociados $\{w_k^i\}_{i=1}^N$ adecuadamente normalizados de manera que $\sum_{i=1}^N w_k^i = 1$.

La aproximación de la densidad a posteriori, esta dado por [30]:

$$p(x_k|y_k) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(x_k - x_k^i), \quad (1.9)$$

donde $\delta(\cdot)$ es una función delta dirac y w_k^i es el peso de importancia dado por:

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(y_k|x_k^i) p(x_k^i|x_{k-1}^i)}{p(x_k^i|x_{k-1}^i, y_k)}. \quad (1.10)$$

El filtrado SIS consiste en la propagación recursiva del un conjunto de partículas $S_t = \{x_k^i, w_k^i\}_{i=1}^N$ en un instante k , a partir del conjunto S_{t-1} al instante anterior $k-1$. El conjunto inicial de partículas S_0 se obtiene a partir de las muestras extraídas de la densidad *a priori* $p(x_0)$.

El mayor problema del algoritmo SIS es que después de un cierto número de iteraciones, se empieza a vislumbrar una degeneración de pesos. En otras palabras un pequeño número de pesos de gran importancia tienden a uno, mientras que los pesos restantes son insignificantes. Este no es un fenómeno deseable y solamente un cierto grupo de partículas contribuye en la aproximación de la densidad *a posteriori* y se produce un alto costo computacional con las partículas de masa despreciable. Una medida común de la degeneración del algoritmo consiste en el tamaño efectivo de la muestra N_{eff} dado por:

$$N_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_k^i)^2}. \quad (1.11)$$

El problema de degeneración se puede reducir mediante el uso de un valor muy grande de N muestras, pero, puesto que es un enfoque no muy práctico, otras alternativas se utilizan comúnmente que incluyen el uso de una óptima densidad de importancia y un remuestreo. La elección óptima de la densidad de importancia se considera con la densidad *a priori*. En el remuestreo, las partículas se remuestran N veces con el reemplazo de la aproximación discreta de la densidad *a posteriori*. En este proceso las partículas de menor peso se eliminan y las partículas con alto peso se multiplica, este proceso se realiza mientras N_{eff} cae por debajo de cierto umbral predefinido N_T , existen ciertos métodos para realizar este paso, que se detallan a continuación de este capítulo, la inclusión de la etapa de remuestreo en los resultados del algoritmo SIS resulta en la formulación del FP genérico.

1.6.3. Pronóstico de Regeneración de Aceites basado en Filtro Partículas para Sistemas Dinámicos No-lineales

El pronóstico puede ser entendido esencialmente como el proceso donde se generan predicciones a largo plazo describiendo la evolución en el tiempo de la regeneración de aceites, a partir de las condiciones iniciales determinadas en la etapa de estimación [19].

La predicción de eventos vinculados como la regeneración de aceites requiere de al menos dos características de mediciones de la señal a ser estudiada, de esta manera se puede describir la evolución en el tiempo de la regeneración del aceite, la cual es asociada a la observación del componente analizado por medio de ecuaciones no-lineales.

Para ilustrar lo anterior, se considera la predicción condicional de la PDF de los estados $\hat{p}\left(x_{k+\tau}^{(i)}|x_{k+\tau-1}^{(i)}\right)$ la cual describe la distribución de los estados en los instantes futuros $k + \tau$, ($\tau = 1, \dots, m$) cuando la partícula $\hat{x}_{k+\tau-1}^{(i)}$ es usada como condición inicial. Asumiendo que los pesos actuales $\left\{w_k^{(i)}\right\}_{i=1,\dots,N}$ son buena representación de la PDF de los estados en el instante k , entonces es posible aproximar la predicción de la PDF en el tiempo $k + \tau$, usando la ley de probabilidades totales [19] y el peso de las partículas en el instante $k + \tau - 1$, como se muestra en la Ecuación (1.12)

$$\hat{p}\left(x_{k+\tau}|\hat{x}_{1:k+\tau-1}\right) \approx \sum_{i=1}^N w_{k+\tau-1}^{(i)} \cdot \hat{p}\left(x_{k+\tau}^{(i)}|\hat{x}_{k+\tau-1}^{(i)}\right); \quad \tau = 1, \dots, m \quad (1.12)$$

Para evaluar (1.12), los pesos de cada partícula deben ser modificados (en cada instante de predicción) para tener en cuenta el hecho de que las no-linealidades y el ruido del proceso podrían cambiar la forma de la PDF de los estados con el tiempo. Sin embargo, puesto que para el procedimiento de actualización de los pesos es necesaria la adquisición de nuevas mediciones, parte del problema de predicción es buscar aproximaciones confiables en los esquemas de pronóstico que no dependan de nuevos datos.

Para superar la mayor parte de estas dificultades, se presenta una aproximación desarrollada y probada anteriormente [19], para abordar el problema de regeneración de aceites. Esta aproximación consiste en la generación de predicciones a *m-pasos*, y en la definición de umbrales críticos para la estimación de la PDF del EoO y el Índice de Myers a establecerse, incluyendo en el procedimiento de propagación de partículas la existencia de fuentes de incertidumbre.

• Generación de Predicciones a Largo Plazo

Considerando lo mencionado anteriormente, se presenta un enfoque de pronóstico basado en el algoritmo de filtro de partículas regularizado [20],[23], [44], [45], que, propone una representación de la incertidumbre en los instantes futuros mediante una aproximación discreta (1.13) que representa la evolución de la distribución de los estados en el tiempo, analizando el comportamiento de regeneración del aceite, lo cual es especialmente útil si el horizonte de tiempo de predicción es amplio.

$$\hat{p}\left(\hat{x}_{k+\tau}|\hat{x}_{k+\tau-1}\right) \approx \sum_{i=1}^N w_{k+\tau-1}^{(i)} K_h\left(\hat{x}_{k+\tau} - E\left[\hat{x}_{k+\tau}^{(i)}|\hat{x}_{k+\tau-1}\right]\right), \quad (1.13)$$

con

$$K_h = \frac{1}{h^{n_x}} K\left(\frac{x}{h}\right), \quad h_{opt} = A \cdot N^{-\frac{1}{n_x+4}}, \quad A = \left(8c_{n_x}^{-1} \cdot (n_x + 4) \cdot (2\sqrt{\pi})^{n_x}\right)^{\frac{1}{n_x+4}}, \quad (1.14)$$

Donde $K(\cdot)$ es una una versión del kernel de Epanechnikov [20] y c_{n_x} es el volumen de una esfera unitaria en \mathbb{R}^{n_x} .

Dado esto, el método propone una solución asequible computacionalmente para representar la incertidumbre en la reconstrucción de la PDF de los estados. El procedimiento para lograr esta tarea consiste en generar una nueva población de partículas (de igual ponderación) en el instante de tiempo $k + \tau$, ($\tau = 1, \dots, m$). Así, la información acerca de la distribución del estado para los instantes futuros está dada sólo por la posición de las partículas, independientemente del valor de los pesos. La aplicación de esta metodología, basada en el supuesto que los ruidos del proceso no estén correlacionados (matriz de covarianza $\hat{S}_{k+\tau}$ diagonal para los ruidos del proceso $w(k)$), asegura que la población remuestreada sea representativa de (1.12) evitando la pérdida de la diversidad entre las partículas [18], [20].

Es de importancia destacar que los ruidos del proceso no se encuentran correlacionados con el objetivo de reducir el esfuerzo computacional del remuestreo. El pronóstico de regeneración de aceites, caracterizado por la PDF del EoO, depende tanto de las predicciones a largo plazo, como del conocimiento empírico acerca de las condiciones operacionales o de tratamiento del aceite a ser regenerado. Este conocimiento crítico es usualmente incorporado en la forma de umbrales para indicadores de operatividad. Con esto, la probabilidad de regeneración en cualquier instante futuro $k = EoO$ está dado por:

$$Pr \{EoO = eoO\} = \sum_{i=1}^N Pr \left(Regeneracion | X = \hat{x}_{eoO}^{(i)} \right) w_{eoO}^{(i)} \quad (1.16)$$

La probabilidad condicional de evento crítico en (1.16) puede ser definida vía la determinación de la zona de operatividad, o usando la data histórica o el conocimiento del proceso de los operadores. El caso más simple es cuando el factor de la regeneración cruza un umbral dado. Y en particular, para efectos de este estudio, se considera el fin de la operación del equipo de regeneración cuando el aceite alcanza la recuperación del 90 % de sus características técnicas.

1.7. Optimización por Enjambre de Partículas(PSO)

La inteligencia de enjambres (SI, sus siglas en Inglés), se ha convertido en un nuevo paradigma de la inteligencia computacional distribuida para resolver problemas de optimización, inspirados en comportamientos de enjambres, especialmente aves o peces [46] [47]. La optimización por enjambre de partículas (PSO, su siglas en Inglés) es un algoritmo basado en el comportamiento de los enjambres mencionados anteriormente que puede ser aplicada de un modo sencillo para resolver variados problemas de optimización de función objetivo. Las principales fortalezas como algoritmo, es su rápida convergencia comparada respecto a otros algoritmos de optimización global, un ejemplo por citar los Algoritmos Genéticos. PSO, utiliza un mecanismo de búsqueda basado en poblaciones, donde las partículas tienden a seguir

al individuo mas fuerte (el que prevalece o encontró la mejor solución). De acuerdo algunos estudios [48], [49], [50], el comportamiento del algoritmo PSO puede catalogarse como el de un algoritmo evolutivo, y a su vez, puede aplicarse en optimización de una red neuronal, el control de sistemas difusos y muchos otros sistemas [49].

El modelo del algoritmo PSO consiste en un enjambre de partículas, que representa una población de soluciones candidatas al problema de optimización. Las partículas de dimensión d se mueven de manera iterativa por el espacio de solución del problema, buscando nuevas soluciones, guiados por el fitness f de cada partícula. Cada partícula i tiene una posición representada por un vector x_i , que representa la solución candidata al problema de optimización, y una velocidad representada por el vector v_i . las dimensiones de cada vector j son respectivamente x_{ij} y v_{ij} . Cada partícula recuerda su mejor posición en la historia de la búsqueda en el vector $pbest_i$ (mejor partícula), y a su vez, cada partícula conoce la mejor posición de cualquier partícula en el historial de búsqueda que se guarda en el vector $gbest$ (mejor solución general). En la iteración t , se actualiza la velocidad de cada partícula de acuerdo a la ecuación (1.17), posterior a eso, la nueva posición se calcula como la suma de la posición previa con la nueva velocidad (1.17)

$$\begin{aligned} v_{ij}(t+1) &= w \cdot v_{ij}(t) + c_1 \cdot \varphi_1 \cdot (pbest_i(t) - x_{ij}(t)) + c_2 \cdot \varphi_2 \cdot (gbest(t) - x_{ij}(t)) \\ x_{ij}(t+1) &= x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1), \end{aligned} \quad (1.17)$$

donde w es el factor de inercia, c_1 es la constante cognitiva y c_2 es la constante social ($w, c_1, c_2 > 0$ son factores de sensibilidad del algoritmo). El comportamiento cognitivo significa que cada partícula del enjambre tiende a irse hacia su mejor posición conocida, y el comportamiento social significa que cada partícula tiende a irse a la mejor posición conocida por cualquier miembro del enjambre. Además, φ_1 y φ_2 son números aleatorios uniformemente distribuidos entre 0 y 1 que ayudan a mantener la diversidad del enjambre. La nueva velocidad de cada partícula es entonces actualizada de acuerdo a su inercia, y a correcciones debidas a sus comportamientos social y cognitivo. Luego su nueva posición es la posición actual más la velocidad.

En el modelo PSO las partículas buscan las soluciones en un espacio con un rango $[-s, s]$. Para guiar efectivamente las partículas en el espacio de búsqueda, el movimiento máximo (velocidad máxima) durante una iteración debe encontrarse limitado por un rango $[-v_{max}, v_{max}]$. el valor de v_{max} por lo general se escoge como 1. A continuación se dan los parámetros en general para PSO.

- **Factor de inercia:** en un rango de $w = [0,9, 1,2]$ para obtener mejores resultados.
- **Valores cognitivos y sociales:** Usualmente son $c_1 = c_2 = 2$.
- **Número de Partículas:** El rango típico es entre 20 y 40. Sin embargo, para algunos problemas más complicados, se puede intentar con números mayores como 100 o 200.
- **Número de iteraciones:** No existe una regla general para este número. Para aplicaciones complejas lo habitual es utilizar al menos unas 500 iteraciones.

En aplicaciones prácticas, el tamaño del conjunto de muestras en el Filtro Partículas no puede ser muy grande, por lo cual a menudo se produce un empobrecimiento de partículas,

debido a que al realizar un remuestreo el algoritmo de FP suele descartar las partículas en cola de la distribución, es por esto que una de las aplicaciones mas prácticas consiste en introducir el concepto de PSO en FP [50]-[51], mediante la incorporación de observaciones en el proceso de toma de muestras y optimizando la distribución de partículas se mejora este empobrecimiento los resultados se pueden ver en [52]-[53] el cual compara los valores de un PF respecto a un PSOPF en error cuadrático medio obteniendo gran ventaja el PSOPF. Sin embargo cuenta con una desventaja que debe ser evaluada para algoritmos en linea es su tiempo de ejecución lo cual no lo hace muy viable de ser implementado en nuestro sistema.

Otra ventaja y muy usada en este trabajo, consiste en la determinación de los parámetros iniciales de los estados, lo que permite la estimación y optimización del estado con menos partículas en un rango establecido, sin realizar varias ejecuciones del algoritmo.

Capítulo 2

Modelación de Regeneración de Aceites aplicado a Transformadores

El tratamiento por regeneración de aceites, evaluadas en el capítulo anterior, involucra técnicas influenciadas por procesos químicos, secado y limpieza, sin embargo, la mayoría de los procesos se realiza un monitoreo fuera de línea, que consiste en tomar muestras de aceite y llevarlas a laboratorios para su respectivo análisis, este proceso conlleva pérdidas de tiempo y costos.

El propósito de este trabajo, es desarrollar un monitoreo en línea de las condiciones de regeneración del aceite usando una técnica de predicción basada en algoritmo de FP hasta alcanzar un índice de Myers adecuado dado por la literatura [3], que comprende el un umbral de operatividad del orden de 950 partes por unidad y una tolerancia de $\pm 10\%$ del valor de operatividad.

La modelación del tratamiento del aceite, involucra analizar el comportamiento del aceite al regenerarse, que aborda la predicción del EoO y el Índice de Myers adecuado cuando el proceso se encuentre completo.

2.1. Modelo basado en el comportamiento de Regeneración del Aceite

Para considerar el tratamiento de los aceites por regeneración, se abarcan varios parámetros vistos en en la Sección 1.3.1, sin embargo uno muy práctico y eficaz consiste en relacionar el Número de Neutralización del aceite respecto a su Tensión Interfacial y cuya relación se conoce como Índice de Myers, indicado a continuación:

$$\text{Índice Myers (IM)} = \frac{\text{Tension Interfacial}}{\text{Numero de Neutralizacion}}. \quad (2.1)$$

Se procede, entonces, a modelar la regeneración por medio de un modelo empírico basado en un vector de estados, donde cada uno de los estados representa un parámetro desconocido del modelo que se desea estimar pero que se asemeje o aproxime al comportamiento medido en la señal de Índice de Myers. Se considera un modelo empírico-matemático, inspirado en la función *Tangente Hiperbólica* como se ve en la Figura 2.1, la cual asemeja sus características, a la señal medida la cual se establece como:

$$f(k, t) = C + x_1(k) \cdot \tanh\left(\frac{t - x_2(k)}{x_3(k)}\right). \quad (2.2)$$

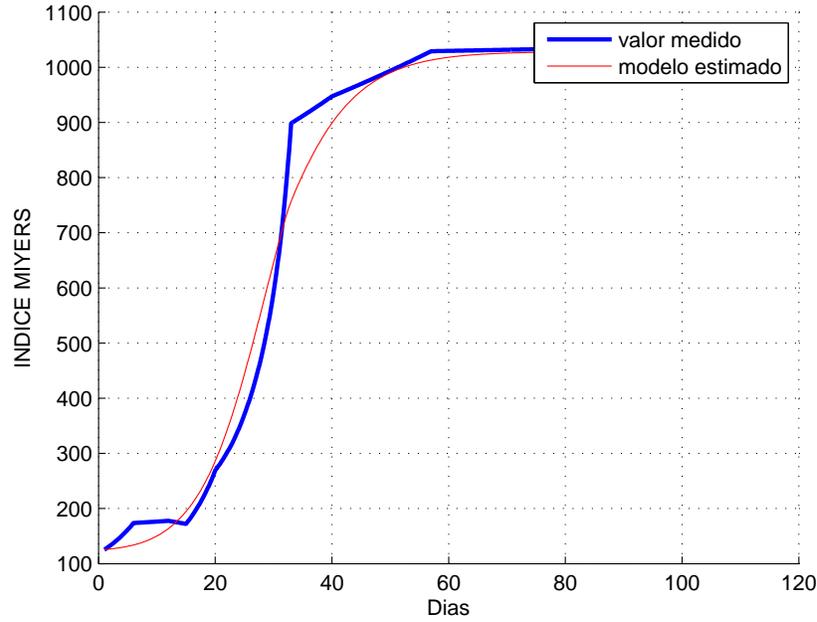


Figura 2.1: Modelación de la Regeneración de aceites por medio de una Función Tangente Hiperbólica

Los estados asociados en la Ecuación (2.2), corresponden a x_1 como el estado asociado a la amplitud de la señal, que estiman el Índice de Myers asociado a la regeneración del aceite, el estado x_2 esta asociado al la estimación de valor de tiempo de operación en días que el equipo realiza el tratamiento de aceites, y el estado x_3 , esta asociado a un parámetro desconocido del modelo que se requiere para explicar las diferencias menores respecto al comportamiento deseado de la regeneración; el valor k representa la cantidad de muestras analizadas hasta el valor actual y t representa un momento arbitrario dentro del eje del tiempo, la función $f(t, k)$ define la modelación del Índice de Myers.

Sin embargo, en la Ecuación (2.2) el termino C es una constante desconocida. Para evitar el problema de estimación del parámetro C se puede ajustar el modelo con los tres estados mencionados anteriormente derivando la Ecuación (2.2) y obteniendo la expresión:

$$\frac{df(t, k)}{dt} = \frac{- \left(x_1(k) \cdot \tanh\left(\frac{t-x_2(k)}{x_3(k)}\right)^2 - 1 \right)}{x_3(k)} \quad (2.3)$$

La Ecuación (2.3), puede ser incluido en un modelo dinámico no-lineal que describe la evolución del aceite en el tiempo, como se indica a continuación:

Ecuación de Estados:

$$\begin{aligned} x_1(k+1) &= x_1(k) + w_1(k) \\ x_2(k+1) &= x_2(k) + w_2(k) \\ x_3(k+1) &= x_3(k) + w_3(k) \end{aligned} \quad (2.4)$$

Ecuación de Observación:

$$y(k) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^N e(i, k)^2, \quad (2.5)$$

k es el instante de operación en el tiempo, $x_1(k), x_2(k), x_3(k)$ son los estados asociado al modelo de regeneración de aceites, cuyos valores están asociados a la Ecuación (2.3) y los valores w_1, w_2, w_3 ,son ruidos Gaussianos independientes con media cero y varianza $\sigma_{w_1}^2, \sigma_{w_2}^2, \sigma_{w_3}^2$ respectivamente.

El valor de $e(i, k)$ corresponde al error asociado a la diferencia el Índice de Myers medido y el Índice de Myers estimado, condicional al valor del estado del tiempo k . Se calcula de la siguiente manera:

$$e(i) = IM(i) - \hat{IM}(i).$$

Considerando lo anterior, el Índice de Myers estimado para el instante k , está dado por:

$$\hat{IM}(k) = \hat{IM}(k-1) + \left(\frac{d(f(k, t))}{dt} \Big|_{\hat{x}_1(k), \hat{x}_2(k), \hat{x}_3(k), t} \right) \cdot \Delta t, \quad (2.6)$$

donde el valor $\hat{IM}(k)$ depende directamente del valor estimado *a priori* $\hat{IM}(k-1)$ y de $\hat{x}_1(k), \hat{x}_2(k), \hat{x}_3(k)$.

Uno de los supuestos para el modelo y a su vez también para la estimación de algoritmo de Filtro Partículas, consiste en que el primer valor estimado, es igual al primer valor medido del Índice de Myers es decir $\hat{IM}(1) = IM(1)$.

Una de las partes mas complejas del algoritmo involucra analizar la sensibilidad a condiciones iniciales y al ruido del proceso que se utiliza en la etapa del filtrado, para lo cual se utiliza el método de *Enjambre de Partículas* (PSO, sus siglas en Inglés) [52]-[53], con los cuales se establecen los valores iniciales óptimos para el algoritmo del filtrado. Con este

fin, se ha desarrollado un algoritmo de Enjambre de Partículas por medio de la plataforma MATLAB R2013a.

Para el calculo de las varianzas $\sigma_{w1}^2, \sigma_{w2}^2, \sigma_{w3}^2$, asociada a los estados x_1, x_2, x_3 se determina, de igual manera para las condiciones iniciales, mediante un algoritmo de Enjambre de Partículas (PSO), el cual se determina de acuerdo a las características fenomenológicas de la señal medida y la adaptabilidad del Filtro de Partículas, desarrollado por el algoritmo de MATLAB R2013a.

En este trabajo se considera la implementación de algoritmos Bayesianos, denominados Filtro de Partículas, la misma que cuenta con una gran habilidad de adaptarse a sistemas dinámicos en especial no-lineales, y sistemas no Gaussianos (lo cual descarta una gran cantidad de métodos sub-óptimos alternativos para la estimación de estados de sistemas dinámicos), lo que permite usar la estructura del modelo de la regeneración del aceite analizando la evolución de sus parámetros, capturando todas sus características para su estudio. Esto se logra, gracias a la ventaja de estimación en línea que tiene el FP, lo que permite un ajuste (o corrección) y actualización constante de los parámetros del modelo, lo que se ve reflejado en un aumento en la exactitud y precisión de las estimaciones, obteniendo así un aprendizaje del sistema.

2.2. Predicción de Estados

El paso siguiente a la estimación de estados consiste en utilizar la misma para efectos de predicción del proceso de regeneración del aceite para transformadores. Para lo cual, se implementa un marco de pronóstico basado en algoritmo de Filtro de Partículas, considerando el primer dato medido como condición inicial. Una de las principales ventajas de los métodos de predicción basados en Filtro de Partículas, es que puede realizarse en tiempo real, mediante la caracterización de posibles trayectorias $\hat{x}_k^{(i)}$ (dependientes de realizaciones de perfiles de operaciones a futuro) y un conjunto de pesos $\hat{w}_k^{(i)}$ que representan la probabilidad de seguir a esa trayectoria, tal como se ve en la Figura 2.2.

Además, al tener ya definida una “zona de operación” asociado a la condición de regeneración del aceite, es posible calcular la distribución de probabilidad de tiempo de operación, que permite no sólo entregar información respecto al valor esperado de la predicción, sino además, entrega estadísticos que describen de manera apropiada la distribución de probabilidad asociado al momento en que el evento de interés (regeneración del aceite) ocurre como: intervalos de confianza, varianza, entre otros.

Para lo cual, es necesario contar con la información de mediciones tomadas por el equipo de aceites y así determinar posibles perfiles de regeneración que se puedan obtener, como se ve en la Figura 2.2.

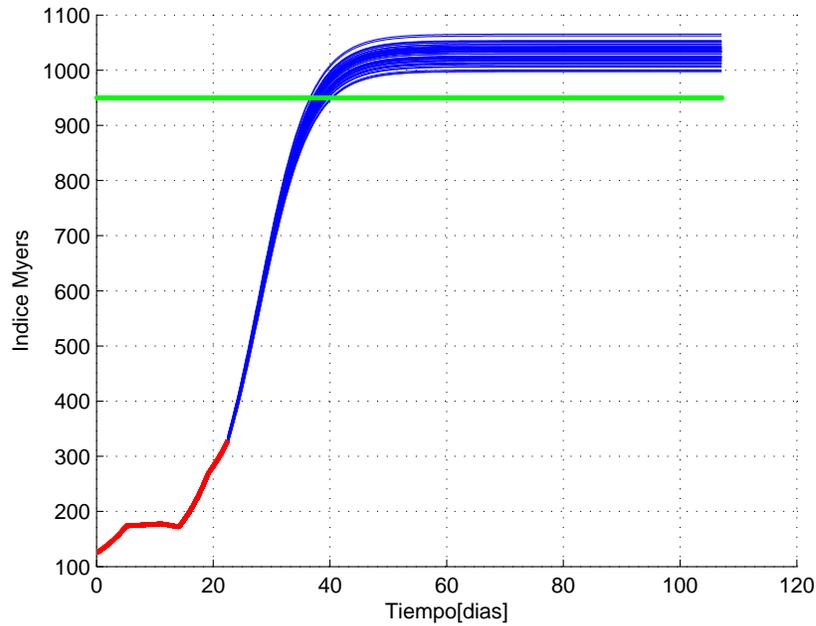


Figura 2.2: Proyección de posibles perfiles de regeneración , Datos medidos (línea roja), posibles trayectorias para cada partícula (línea azul), Zona de Operación (línea verde)

Los perfiles de aceites para regeneración pueden variar notablemente dependiendo de la potencia y tamaño del transformador, o a su vez factores ambientales de operación, por tanto, es de suma importancia caracterizar durante la etapa de filtrado, y así, predecir de manera óptima la regeneración del aceite para su normal funcionamiento en el transformador de potencia.

Los algoritmos de pronósticos basados en Filtro de Partículas permiten trabajar con la caracterización estadística de perfiles de uso futuros del aceite [35]. Sin embargo, es fundamental, determinar cuantas iteraciones del FP y cuantas partículas son necesarias para lograr un nivel de desempeño determinado. En este sentido, en el siguiente capítulo se permite desarrollar estas características que nos dan una mejor exactitud del algoritmo de Pronóstico.

Capítulo 3

Pronóstico de Regeneración Basado en Filtro Partículas para Lubricantes

El manejo de incertidumbre en rutinas de pronóstico de eventos catastróficos es un concepto fundamental para caracterizar la vida útil remanente (RUL) en aplicaciones industriales. Además, en el pronóstico de fallas, y a su vez, en la regeneración de aceites, muchos enfoques han intentado resolver el manejo de incertidumbre, en particular, métodos estocásticos, computacionales derivan de la teoría de *Dempster-Shafer* (teoría de la evidencia), que ha sido estudiados con el fin de resolver el problema de incertidumbre en predicción [20]. Por una parte, los métodos estocásticos son matemáticamente muy rigurosos, y asumen que una base de datos adecuada es usada para estimar las distribuciones requeridas [19]. Elementos de lógica difusa, en tanto, ofrecen una alternativa cuando los datos son escasos, incompletos o incluso contradictorios. Finalmente, algunas propuestas teóricas de esquemas Bayesianos de corrección externa/interna también han sido usados para ajustar hiper-parámetros en procedimientos de estimación (dado un conjunto de observaciones), pero sin proveer una solución factible de ser implementada en tiempo real en sistemas no-lineales, no-Gaussianos.

El filtro de partículas (FP) es considerado, de facto, el estado del arte en pronóstico de fallas, representación de incertidumbre [19], [21], [36], [54] los algoritmos basados en FP, entregan estimaciones de variables de interés mediante la estimación Bayesiana para predicción no lineal. El resultado, un estimador de la función densidad de probabilidad (PDF), cual permite, en línea, el cálculo de los valores esperados, intervalos de confianza y tiempo de operatividad (ToO).

Este mismo principio puede a su vez, ser utilizado para la caracterización de regeneración de aceites mediante el tiempo final de operación (EoO) del equipo de tratamiento de aceites. Mediante la operatividad del equipo de tratamiento de aceite, podemos predecir el valor óptimo de funcionamiento y detener el equipo antes mencionado. Particularmente, la solución entregada, es comparada, con la exactitud de los valores esperado del aceite mediante el índice de Myers (IM) [3], [10].

Cuando se define pronóstico, estrictamente se refiere a predecir el tiempo de vida útil de un equipo o en este caso usando esta similar filosofía, la regeneración del aceite. Esta predic-

ción es relacionado con el comportamiento regenerativo hacia un umbral. El valor obtenido se caracteriza como el procedimiento de reparación bajo la influencia del equipo regenerativo como se indico en el Capitulo 2. En este ámbito, el pronóstico estima el tiempo en que ocurrirá el proceso de regeneración en el umbral establecido y determinado mediante estándares internacionales establecidos en la bibliografía, que permitirá tomar la mejor acción para realizar un mantenimiento, evitando costos de reparación que suelen ser excesivos. Los métodos de pronóstico a utilizarse, están basados en desarrollo de modelos en conjunto con mediciones obtenidas *a priori* para determinar la incertidumbre en un uso a futuro, principalmente, en aproximar el EoO y comparar con el verdadero valor de término de la regeneración.

3.1. Módulo de Pronóstico en Filtro Partículas para la Regeneración de Aceites: Análisis de Desempeño

La aproximación de pronóstico basado en FP ha sido ampliamente analizado en este trabajo [54]-[55], [20]-[21]. Sin embargo, es importante determinar, los mejores parámetros a ser utilizados en aplicaciones de pronóstico orientadas al monitoreo de la regeneración de aceites, por tanto este trabajo enfoca los siguientes aspectos: (i) el número mínimo de partículas que se necesita considerar para representar la PDF de los estados en cada realización del modelo predictivo, (ii) el numero de realizaciones del algoritmo, requerido para asegurar los términos de exactitud de la predicción del valor (EoO).

Para cumplir con este cometido, se realizaron varias iteraciones para el algoritmo de pronóstico basado en el modelo establecido en (2.4)-(2.5) por medio de la plataforma de simulación MATLAB R2013a. Cada experimento, considera una combinación de partículas usadas en la implementación del algoritmo (10 como mínimo, y 100 como máximo), el número de realizaciones (1 a 80 realizaciones). Los resultados obtenidos, son analizados y comparados con el valor esperado de IM y EoO.

A su vez, el modelo de pronóstico involucra analizar la sensibilidad a condiciones iniciales y a ruido del proceso que se utiliza en la etapa de filtrado. Particularmente, en este trabajo se asume una distribución Uniforme para caracterizar la condición inicial del vector de estados:

$$\begin{aligned} x_1(k) &\sim U(x_{1a}, x_{1b}) \\ x_2(k) &\sim U(x_{2a}, x_{2b}) \\ x_3(k) &\sim U(x_{3a}, x_{3b}) \end{aligned} \tag{3.1}$$

Donde los valores de $x_{1a}, x_{1b}, x_{2a}, x_{2b}, x_{3a}, x_{3b}$ son los estados a determinarse, para lo cual se utiliza el método de *Enjambre de Partículas*(PSO) [52]-[53], con los cuales se establecen los valores de las distribuciones óptimas para el filtrado. Determinando en el algoritmo PSO, un valor de 600 épocas y una población de 40, se realizan varias iteraciones iniciales determinando los valores mas relevantes, para lo cual, se realizaron varias pruebas de simulación (80 iteraciones en total), y se determinaron según el ajuste del modelo (pruebas de ajuste em-

píricas), los valores más adecuados para definir las condiciones iniciales de vector de estados aproximados para: $x_1(k) \sim U(65, 75)$; $x_2(k) \sim U(220, 225)$; $x_3(k) \sim U(67, 75)$.

Para las distribuciones uniformes de cada uno de los estados en la Ecuación (3.1) se realizaron pruebas en el algoritmo de PSO y se determinó la mejor condición inicial, se realizaron varias iteraciones y se comprobaron los resultados mediante la medición del error cuadrático medio (RMS, en sus siglas en Inglés) entre los valores medidos y los calculados, determinando el menor valor como se indica en la figura:

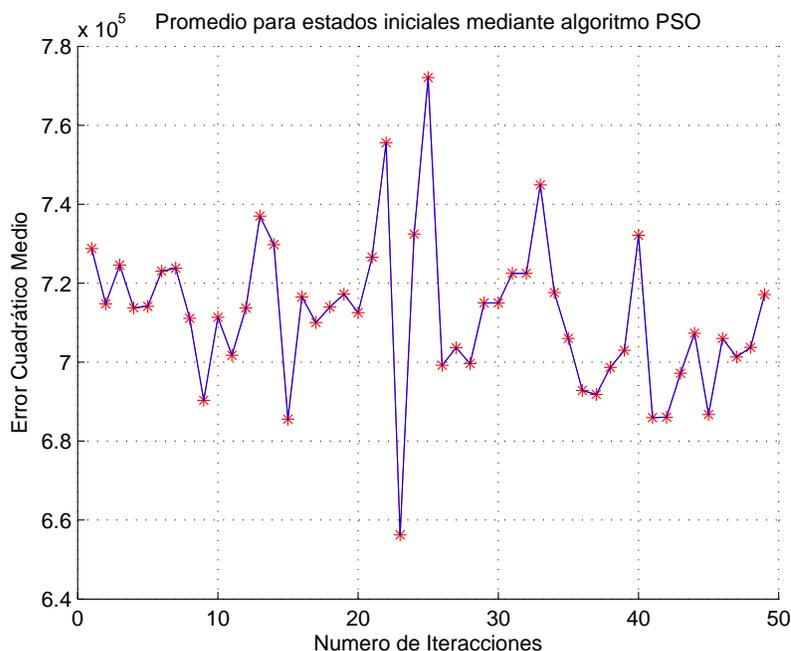


Figura 3.1: promedio de error cuadrático medio a 80 realizaciones entre valores reales y calculados respecto a numero de iteraciones mediante PSO

(i) Número mínimo de Partículas

El experimento para determinar el número mínimo de partículas en el diseño del filtro, se basa en el comportamiento, para un rango de 10 a 100 partículas. El análisis de los resultados obtenidos, mostrado en la Figura 3.2 ilustra el comportamiento del algoritmo, en función del número de partículas evaluando su desempeño a través de la desviación estándar (STD en sus siglas en Inglés) de valor predicho para el estado x_1 . Donde se aprecia que a partir de 50 partículas existe una mejora en la STD y una variación a partir de este dato, muy insignificante. Sin embargo, cabe reconsiderar que el aumento de número de partículas tiene influencia directa con el costo computacional de ejecución, lo que no justifica usar un numero superior a las 50 partículas. Los experimentos se realizaron con los valores iniciales establecidos por el algoritmo PSO y la ejecución del algoritmo de FP, al tener menos partículas la predicción es mas pobre y deficiente, al contrario si existe una población de partículas más grande.

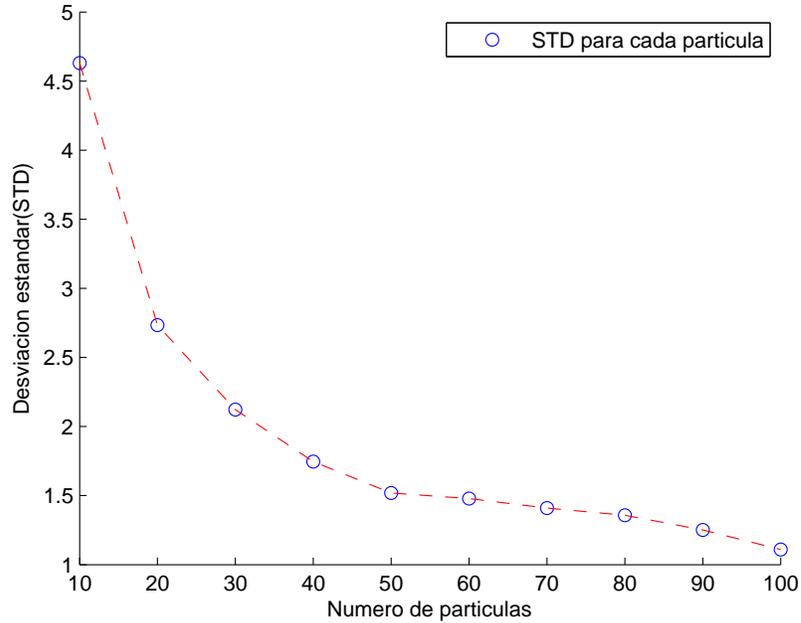


Figura 3.2: comparación de la desviación estándar respecto al numero de partículas para el algoritmo de pronostico

(i) **Número de Realizaciones del Filtro**

De manera similar, después de un exhaustivo análisis de resultados, respecto a las realizaciones del algoritmo de FP, se determina que para un marco de 35 realizaciones caracteriza correctamente el valor esperado de EoO del modelo predicho, se compara con el valor real de convergencia, dado el umbral de regeneración (fijado en 950 cuya tolerancia es aceptada por SD Myers).

| $E\hat{o}O$ | Solución Simulada Teórica | Pronóstico Regeneración basado en FP |
|------------------|---------------------------|--------------------------------------|
| 35 Realizaciones | Ciclo 39,875 | Ciclo 38,250 |

Tabla 3.1: Efecto del número de realizaciones del algoritmo FP para el valor esperado de EoO

En la Figura 3.3 se muestra los resultados obtenidos para distintas simulaciones en términos de la desviación estándar(STD) del EoO relacionado con el número de ejecuciones del algoritmo de filtro partículas, cual muestra una estabilización sobre las 35 realizaciones. el valor inicial en cero, se debe a que existe un sólo valor.

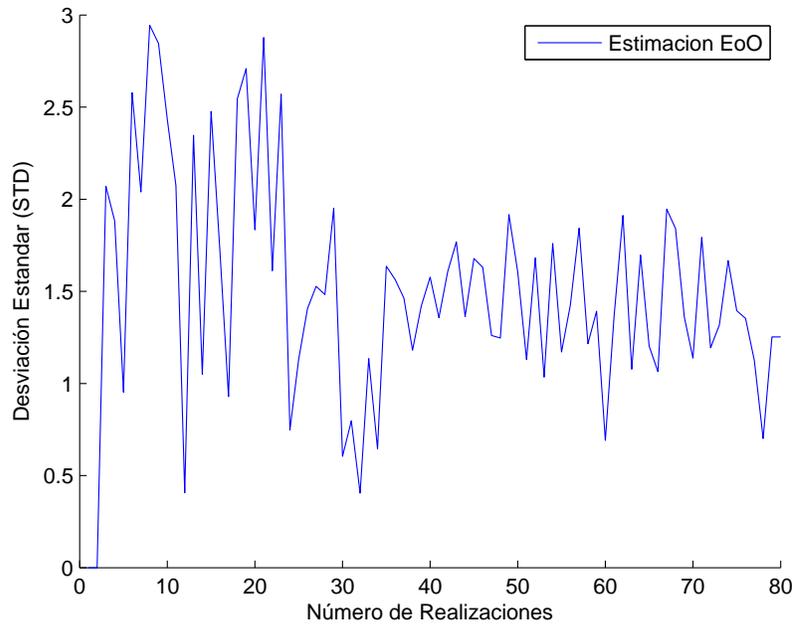


Figura 3.3: Desempeño del valor EoO en términos de la desviación estándar en función

Los parámetros determinados en este capítulo; (i) el número mínimo de partículas a considerar, (ii) el número de realizaciones del FP, han probado ser los más adecuados para la implementación y análisis del módulo de pronóstico de regeneración de aceites para transformadores en base al modelo planteado, entregando los valores de referencia para la implementación de un esquema de pronóstico propuesto en el estudio de un conjunto de mediciones, particularmente cuando al considerar las no-linealidades en el proceso de regeneración hace imposible replicar un estudio similar.

Este valor de referencia, no solo ayuda a la confiabilidad y sensibilidad del sistema en la estimación, sino también en el costo computacional, asociado a la solución de pronóstico propuesta.

Capítulo 4

Validación del Módulo de Pronóstico de Regeneración de Aceites para transformadores basado en Filtro Partículas

Este capítulo, se presenta la implementación de un módulo para pronóstico de aceites basado en FP, utilizando el modelo implementado en la Ecuación (2.4) y la Ecuación (2.5). Los aportes de esta investigación están relacionados en los resultados obtenidos mediante el modelo aplicado el algoritmo de FP [29], [35] los cuales se comparan con los valores dados en la literatura (índice Myers) [2]-[3]. Las Ecuaciones (2.2) y (2.6), ayudan a representar la evolución de los estados que describen el proceso de regeneración, para detectar el punto adecuado donde se debe dejar de hacer el tratamiento con el equipo, mejorando las condiciones iniciales de predicción a largo plazo.

La configuración de algoritmo de estimación y pronóstico de regeneración de aceites, se representa de acuerdo al capítulo anterior, donde se determino un total de: (i) 50 partículas, (ii) 35 realizaciones del algoritmo de FP. Los datos considerados para la validación del módulo propuesto son resultado del tratamiento de aceites para transformadores cuyos datos se obtienen, a partir del análisis físico-químico de un transformador de mediana potencia, Mitsubishi de 86 MVA, una tensión de 69/13.2 kilovoltios (KV) con un funcionamiento en un 90 % de su capacidad. Específicamente, con un conjunto de datos es considerado para la determinación del conocimiento *a priori* y un set de datos para la validación. Cada conjunto de datos contiene registros de dos perfiles, el número de acidez que se expresa como el número de miligramos de hidróxido de potasio (KOH) y la tensión interfacial expresado en *dynas/cm* y la relación expresada en (2.1) establece la señal para el análisis mencionado. la cantidad de datos corresponde a 108 días, tiempo en el cual, se efectúa la regeneración y se estabiliza en un valor de 1055 partes por unidad (p.u) a partir del día 55. El criterio considerado para el (EoO) es considerado cuando el aceite alcanza el 90 % del valor de estabilización, este criterio cumple el valor de índice de Myers estimado en la teoría [3]. Las figuras presentadas

a continuación ilustran los resultados usando 2 conjuntos de datos en particular, similares resultados pueden ser obtenidos (en términos de exactitud y precisión del estimador EoO) independientes de los datos ocupados para este propósito.

El filtro de partículas es usado para obtener una versión muestreada de la PDFs de los estados en las etapas de filtrado y predicción. Además se utiliza para encontrar el instante donde cada trayectoria alcanza el umbral de regeneración, el cual, depende de los estados del modelo que describen el proceso de regeneración.

Por medio de mediciones de distancia entre los estados generados por las 50 partículas, se genera una distribución de probabilidad acumulada (CDF, en sus siglas en Inglés), para los valores que se aproximen hacia el umbral de regeneración, siendo el valor más predominante (donde ocurre el mayor cruce con el umbral), el valor del índice de Myers pronosticado para la regeneración del lubricante. En la Figura 4.1 se muestra la medidas de los datos de regeneración del aceite (línea roja continua) para una prueba de regeneración actual, y la predicción basada en FP a partir de los 10 días. Esta predicción incluye el valor esperado, y los límites superior e inferior del 94 % para la predicción de regeneración. La Figura 4.1 muestra el valor calculado de la PDF de aceite (área color amarillo), así como el intervalo de confianza (línea discontinua negra), el valor predicho del EoO (línea magenta discontinua) y el EoO real (línea verde discontinua).

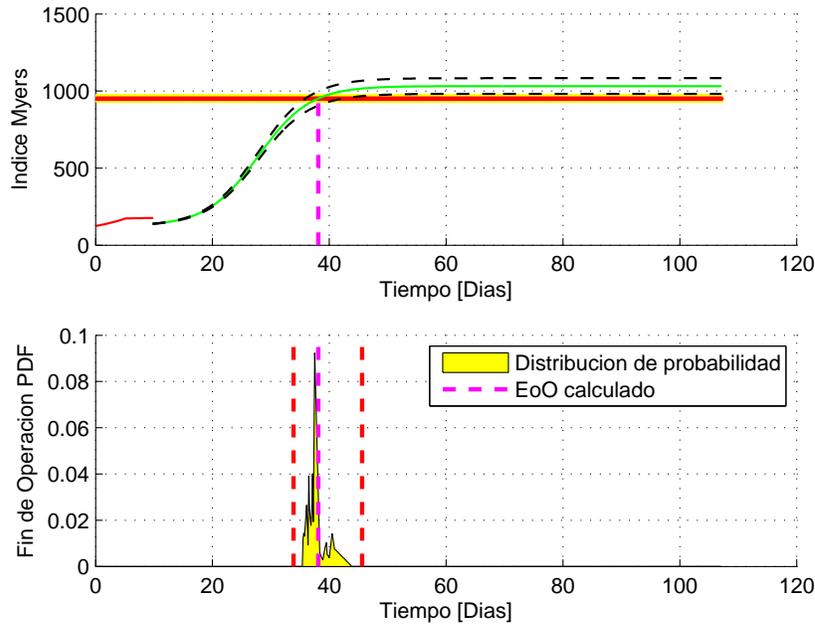


Figura 4.1: Predicción de EoO e índice de Myers basado en el modelo planteado para regeneración de aceites en transformadores en un lapso de 10 días de datos, datos medidos (línea roja), predicción por FP (línea verde continua)

En la Figura 4.1 se aprecian los resultados de la predicción de regeneración del lubricante. Los resultados de la PDF muestran una gran exactitud en el valor esperado del EoO, por tanto, se puede apreciar un leve aumento en la varianza de la PDF del EoO, debido a que el

pronóstico de la regeneración de aceites existe una mayor propagación de partículas lo cual lleva a tener una mayor dispersión de la PDF, y por ende, un mayor intervalo de confianza.

Desde el punto de vista de la implementación, la complejidad de ejecución y cálculo del algoritmo para la EoO es aproximadamente 7.58 segundos, utilizando la plataforma de programación MATLAB R2013a según los parámetros seleccionados en la configuración del algoritmo de pronóstico de regeneración del aceite dados en el capítulo anterior. Un similar análisis, para valores de 20 y 30 días, muestran los resultados obtenidos mediante el siguiente cuadro y los gráficos para cada uno de los distintos tiempos.

| Tiempo (Dias) | Indice Myers Estimado | Indice Myers Pronóstico | Valor Promedio RMS | Tiempo Simulación (Segundos) | EoO Pronostico (dias) | EoO Medido (dias) |
|---------------|-----------------------|-------------------------|--------------------|------------------------------|-----------------------|-------------------|
| 10 | 921,55 | 950,01 | 28,46 | 7,58 | 38,125 | 39,88 |
| 15 | 929,35 | 950,01 | 20,67 | 7,83 | 38,125 | 39,88 |
| 20 | 933,66 | 950,01 | 16,35 | 7,66 | 38,125 | 39,88 |
| 25 | 939,63 | 950,01 | 10,38 | 7,66 | 38,25 | 39,88 |
| 30 | 942,82 | 950,01 | 7,19 | 7,79 | 38,25 | 39,88 |
| 35 | 946,57 | 950,01 | 3,44 | 7,91 | 38,25 | 39,88 |
| 39 | 948,76 | 950,01 | 1,25 | 7,47 | 38,25 | 39,88 |

Tabla 4.1: Valores de pruebas y mediciones de indice de Myers y EoO con algoritmo de pronóstico con FP

Como se puede observar en la Tabla 4.1, para varios valores de índice de Myers a mayores mediciones se establece un mejor parámetro de índice de Myers, sin embargo, el EoO ofrece una variación constante de 2 días promedio (redondeado entre 1.625 a 1.75 días) que se consideran unos valores aceptables para este trabajo.

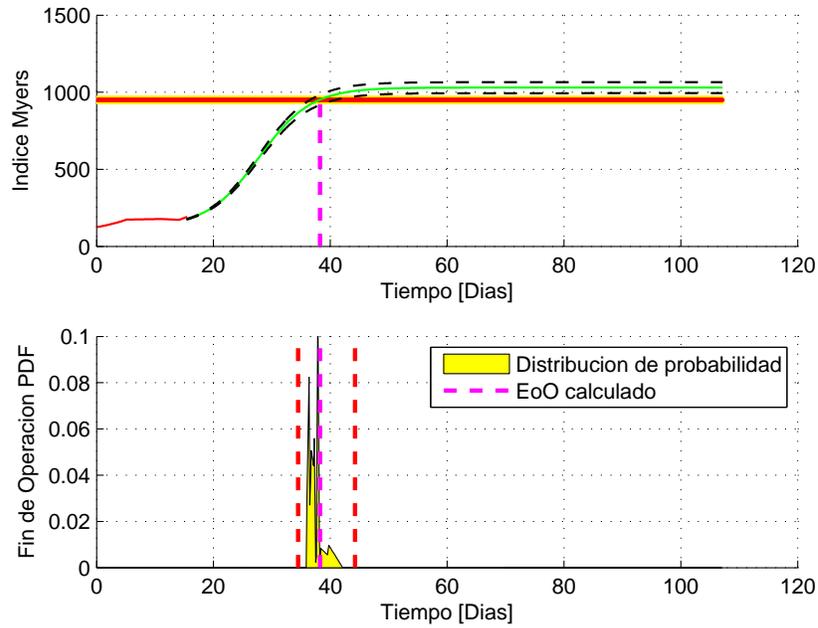


Figura 4.2: Predicción de índice de Myers y EoO basado en el modelo planteado para regeneración de aceites en transformadores en un lapso de 15 días de datos, datos medidos (línea roja), predicción por FP (línea verde continua)

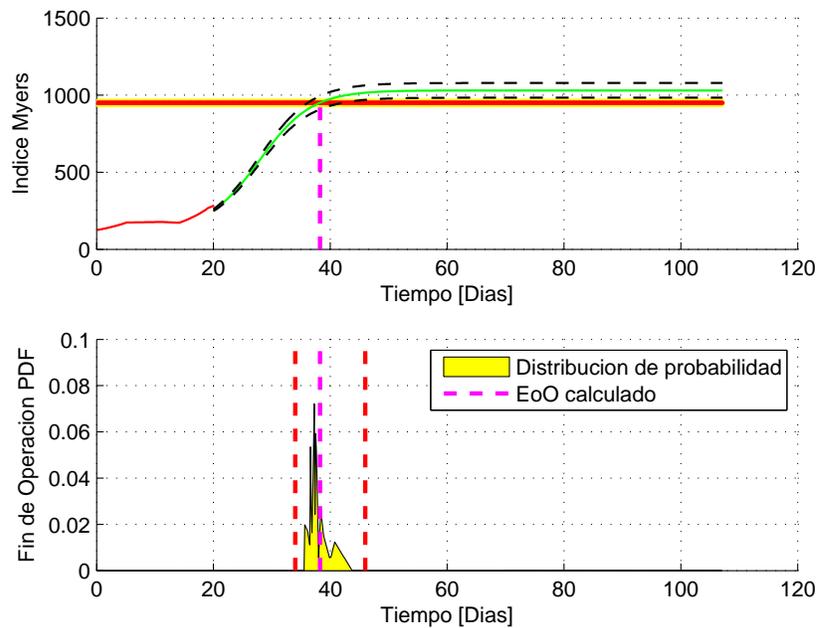


Figura 4.3: Predicción de índice de Myers y EoO basado en el modelo planteado para regeneración de aceites en transformadores en un lapso de 20 días de datos, datos medidos(línea roja), predicción por FP (línea verde continua)

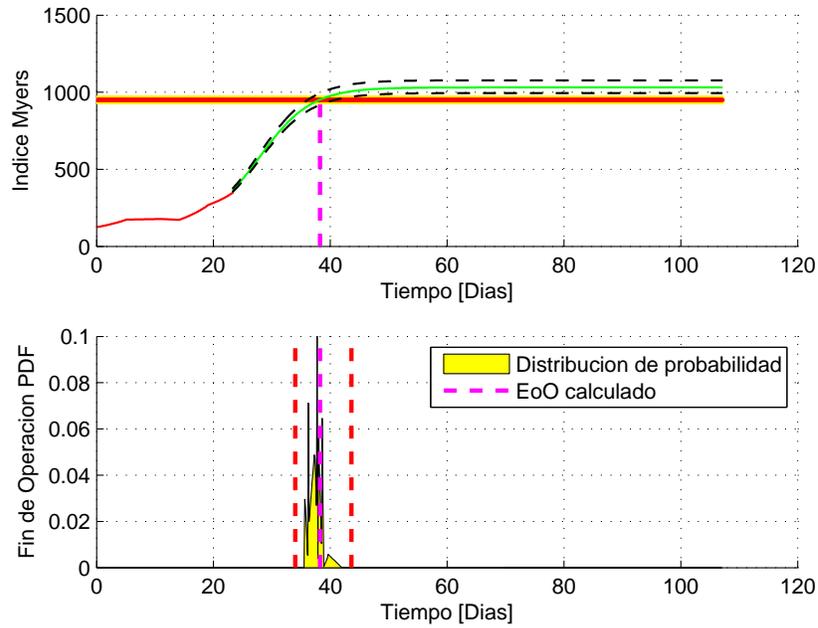


Figura 4.4: Predicción de índice de Myers y EoO basado en el modelo planteado para regeneración de aceites en transformadores en un lapso de 25 días de datos, datos medidos (línea roja), predicción por FP (línea verde continua)

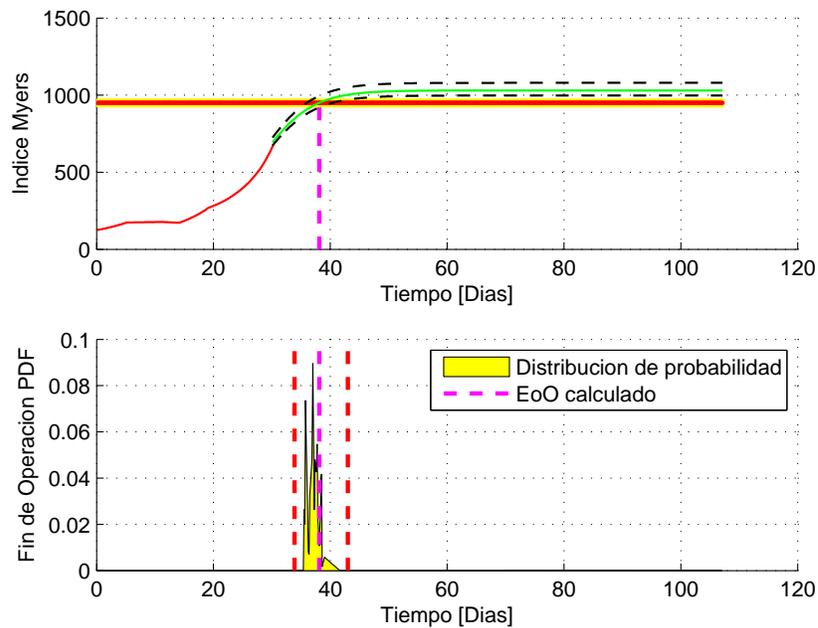


Figura 4.5: Predicción de índice de Myers y EoO basado en el modelo planteado para regeneración de aceites en transformadores en un lapso de 30 días de datos, datos medidos (línea roja), predicción por FP (línea verde continua)

Como se puede observar en las Figuras 4.2-4.5 la caracterización del EoO, se evidencia una aproximación de uso del modelo para aceites de transformadores, entregando a mayor datos, mas precisión y exactitud en la estimación del Índice de Myers.

4.0.1. Comprobación y Validación para el Pronóstico de Aceites para el Transformador Principal de Unidad 2

En esta sección, se evalúa el modelo para las mediciones de un Transformador principal, de similares características que el de la Unidad 3 empleado para el desarrollo del pronóstico de regeneración de aceites por FP, el objetivo es demostrar que los datos calculados y comprobados en la sección anterior. Para lo cual, los valores iniciales establecidos en el capítulo anterior, son usados, con el objetivo de corroborar el aprendizaje de FP para distintas mediciones. Cabe recalcar en la parte de modelación y estimación se mantienen los parámetros iniciales de los estados calculados en el capítulo anterior. Dicho esto, se aplican estas condiciones para determinar un pronóstico de regeneración a distintos días, obteniendo los siguientes resultados:

| Tiempo (Dias) | Índice Myers Estimado | Índice Myers Prónostico | Valor Promedio RMS | Tiempo Simulación (Segundos) | EoO Pronóstico (días) | EoO Medido (días) |
|---------------|-----------------------|-------------------------|--------------------|------------------------------|-----------------------|-------------------|
| 10 | 911,68 | 950,18 | 38,50 | 7,51 | 39,50 | 46,63 |
| 15 | 918,56 | 950,18 | 31,61 | 7,49 | 40,250 | 46,63 |
| 20 | 929,82 | 950,18 | 20,36 | 7,49 | 40,250 | 46,63 |
| 25 | 934,88 | 950,18 | 15,30 | 7,58 | 40,250 | 46,63 |
| 30 | 938,28 | 950,18 | 11,89 | 7,64 | 40,50 | 46,63 |
| 35 | 943,75 | 950,18 | 6,43 | 7,67 | 40,50 | 46,63 |
| 39 | 946,31 | 950,18 | 3,87 | 7,68 | 40,50 | 46,63 |

Tabla 4.2: Valores de pruebas y mediciones de índice de Myers y EoO con algoritmo de pronóstico con FP para transformador principal unidad 02

Como se puede ver en la Tabla 4.2 los valores de índice de Myers estimado se aproximan respecto al umbral establecido, lo cual se puede medir o corroborar con el valor de error cuadrático medio (RMS en sus siglas en inglés) entre el valor pronosticado y el umbral establecido, obteniendo valores aceptables a medida que se tienen mas mediciones y días. A su vez, se puede observar en la Figuras 4.6-4.7 la PDF de la EoO registra una leve dispersión o varianza respecto a los valores predichos en el capítulo anterior, lo que nos entrega un intervalo de confianza mayor para el EoO de los aceites.

Por lo general esta dispersión de partículas se da por las nuevas mediciones del transformador 2, ya que si bien son similares en comportamiento, este necesita un tiempo mas para alcanzar el umbral establecido, lo que modifica levemente la PDF y entregando valores de índice de Myers distintos, que se puede constatar al comparar las Tablas 4.1-4.2, pero dentro del rango establecido para un aceite “Bueno”.

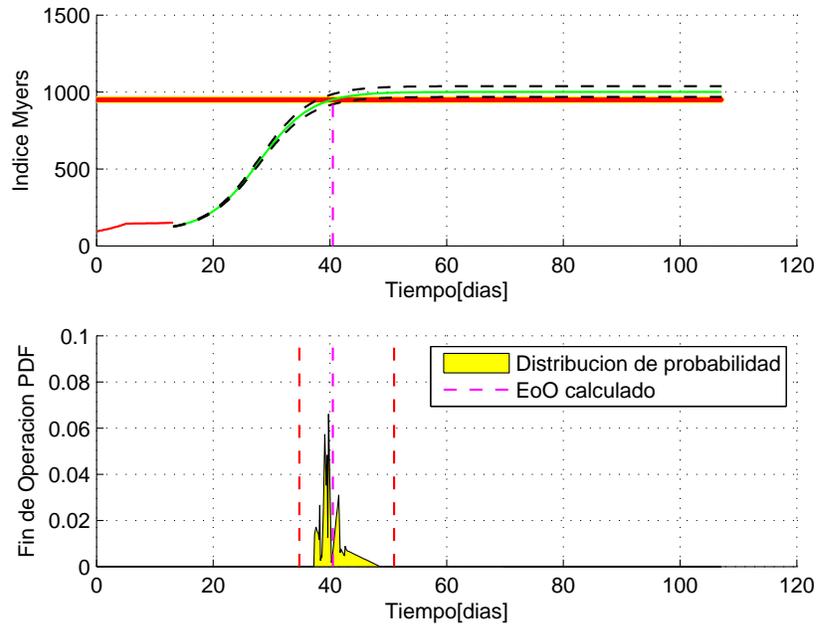


Figura 4.6: Predicción de índice de Myers y EoO basado en el modelo planteado para regeneración de aceites en transformadores en un lapso de 15 días de datos, datos medidos (línea roja), predicción por FP (línea verde continua)

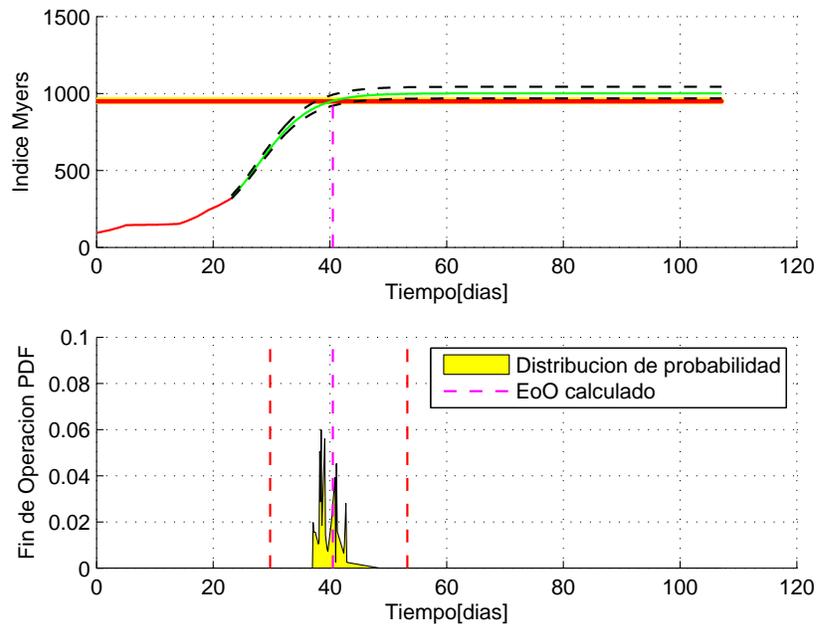


Figura 4.7: Predicción de índice de Myers y EoO basado en el modelo planteado para regeneración de aceites en transformadores en un lapso de 25 días de datos, datos medidos (línea roja), predicción por FP (línea verde continua)

Analizando la implementación, la complejidad del algoritmo ejecutado en la plataforma MATLAB R2103a permite el cálculo de la PDF de EoO en un rango de 8 segundos aproximadamente, de acuerdo a esta información, este algoritmo puede ser anexado al equipo de tratamiento de aceite como una solución integral para sistemas de administración y monitoreo de aceites, entregando mayor exactitud y precisión en la estimación de regeneración de aceites para transformadores. En este sentido, la sobrestimación de la regeneración tiene un impacto en la logística (ya que se sabe con mayor precisión en que punto se tiene un aceite bueno y por ende apagarse el equipo de tratamiento de aceites), orientado a un futuro tratamiento o posible reciclaje del aceite par ser utilizado en transformadores.

Adicional a esto, para un análisis de la precisión o margen de error del pronóstico dado en el sistema, se pueden expresar como: $L(X_1, X_2, \dots, X_N) = T_s(X_1, X_2, \dots, X_N) - T_i(X_1, X_2, \dots, X_N)$, donde L es el margen de error del pronóstico, T_s son los valores medidos y T_i corresponde a los valores de pronóstico dado por el modelo establecido. Otra medida para determinar L , se expresa como:

$$L = 2 \cdot z_{\alpha/2} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \quad (4.1)$$

donde $z_{\alpha/2}$ corresponde a un valor de 1,65 para un 90 %, el valor de la varianza corresponde a la frecuencia con la que se toma las muestras, es decir 0,125, el valor de n corresponde al total de muestras tomadas hasta el día establecido.

Para la Comprobación de los resultados en el transformador dos, aplicando la Ecuación (4.1), se obtiene un margen de error de $\pm 0,0521$, para los 25 días medidos en el transformador dos.

Conclusión

Este trabajo de tesis presenta, evalúa y valida un novedoso modelo de monitoreo de aceites para transformadores, que permite la implementación de un esquema de pronóstico basado en filtro de partículas, para determinar el índice de Myers respecto a un umbral de operación y el tiempo de operación en el que se ejecuta. Por medio de un modelo que asemeje a una posible regeneración de aceite en tratamiento, se provee un enfoque genérico que permite combinar el conocimiento *a priori* e información en tiempo real, ayudando a reducir las fuentes de incertidumbre en los perfiles de tratamiento de aceites a futuro y causando un impacto positivo en el rendimiento de algoritmos de predicción de niveles de autonomía.

El módulo de pronóstico propuesto, se ha analizado en varias partes. Primero, para determinar los valores de los estados iniciales se ejecuta un algoritmo por Enjambre de Partículas, el cual, por medio del Error cuadrático medio entre el valor medido (datos obtenidos por el transformador 3) y los datos obtenidos por el algoritmo de estimación, se determina las mejores condiciones con la que se inician los estados.

Para determinar el número mínimo de de partículas se ejecuta en el algoritmo de Estimación del FP una realización de 10 a 100 partículas obteniendo en las primeras 3 ejecuciones, es decir 10, 20 ,30 partículas valores muy pobres y por debajo del umbral de operación planteado. A partir de las 50 partículas, se ajusta el modelo planteado de mejor manera a la señal medida y a su vez, cumple con los valores a obtenerse en el umbral de operación planteado.

Al implementar el módulo de pronóstico en el caso real, permite entregar al usuario mayor información para la toma de decisiones en el tratamiento y monitoreo de aceites que permiten obtener una regeneración muy buena para el óptimo funcionamiento del transformador en un tiempo corto y a su vez, asegurar un eficiente cronograma de mantenimiento del transformador.

Cabe recalcar que la función del algoritmo PSO consiste en determinar el set de parámetros óptimo para definir la distribución de probabilidad asociado a las condiciones iniciales de los estados según el modelo y la señales medidas, debido a su tiempo de ejecución no es recomendable usarse para un proceso en línea, se considera a futuro y como recomendación el uso en combinado del algoritmo PSO-FP ya que se ha demostrado ser mas eficiente en el remuestreo de FP, sin embargo, para pronóstico no se ha realizado investigación alguna.

Con los parámetros obtenidos en estimación y pronóstico, se valida los resultados al ser comparados con un transformador de similar potencia pero perteneciente a otra unidad generadora, con un calidad de aceite por debajo de lo normal y con mayor degradación, para

lo cual, se establecen las mismas condiciones tanto de partículas, realizaciones y condiciones iniciales de estados y ruidos que se considera importante para el aprendizaje del algoritmo, obteniendo resultados importantes e incluso mejores en tiempos de operación que el Transformador 3.

Una parte importante de considerar, es que si la potencia del transformador es menor o mayor, los valores de las condiciones iniciales deben ser distintos, debido a una pronta respuesta de regeneración en transformadores de baja potencia, por lo que es necesario considerar que estos parámetros aplican para transformadores de similar potencia y comportamiento.

En cuanto al impacto del algoritmo de filtro de partículas en el equipo de tratamiento de aceites, mejora notablemente su rendimiento de operación, ya que permite medir las características regeneradas en línea y a su vez, pronosticar una posible solución del tratamiento de aceites en función del índice de Myers y el tiempo final de operación del equipo, a su vez, que permite adaptarse a cambios bruscos y repentinos en el perfil de regeneración del aceite.

Como trabajo a futuro se propone incluir en el estudio de regeneración de aceites para transformadores, aspectos asociados como los factores climáticos (temperatura y humedad), ya que para procesos de regeneración es requerido mantener una temperatura constante, sin embargo debido a variaciones de la carga esto no se puede dar, a su vez, se propone también incluir un análisis de contenido de metales que a futuro pueden causar lodos y daños irreparables en el aceite.

Bibliografía

- [1] Systems Velcom, “Transformer Dry-out System Manual Equipment,” Tech. Rep., 2009.
- [2] J. N. n. Forestieri, “Guia para el Mantenimiento de Transformadores de Potencia,” Engineering dissertation, Escuela Superior Politécnica del Litoral, 2004.
- [3] E. Gallo, *Diagnóstico y Mantenimiento Transformadores de Campo*, 2nd ed., Bogota, 2005.
- [4] I. Gray, “A guide to transformer oil analysis,” pp. 1–12, 2009. [Online]. Available: <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:A+guide+to+transformer+oil+analysis#4>
- [5] Y. Biçen, Y. Çilliyüz, F. Aras, and G. Aydugan, “Aging of Paper Insulation in Natural Ester & Mineral Oil,” *Electrical and Electronic Engineering*, vol. 2, no. 3, pp. 141–146, Aug. 2012. [Online]. Available: <http://article.sapub.org/10.5923.j.eee.20120203.06.html>
- [6] B. Matharage and M. Bandara, “Aging effect of coconut oil as transformer liquid insulation Comparison with mineral oil,” vol. 7, pp. 1–8, 2012. [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6304770
- [7] M. Ibarra, “Programa Mantenciones Equipos Electricos,” *Mantenciones de equipos mineros*, no. 56 2, pp. 1–37, 2009.
- [8] S. Okabe, G. Ueta, and T. Tsuboi, “Investigation of aging degradation status of insulating elements in oil-immersed transformer and its diagnostic method based on field measurement data,” *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, vol. 20, no. 1, pp. 346–355, Feb. 2013. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6451376>
- [9] J. Cabral, Martin; Fernandez, “Técnicas de mantenimiento preventivo de transformadores y equipamiento de subestaciones,” *Sociedad Instrumentación y medida*, pp. 1–8, 2007.
- [10] G. Gavrilovs and O. Borscevskis, “Insulation Oil Treatment and its’ Necessity in Power Transformers,” pp. 23–27, 2002. [Online]. Available: http://egdk.ttu.ee/files/sf2011/CPE2011_Student_Forum_023-027.pdf
- [11] J. Wada and G. Ueta, “Techniques to inhibit transformer insulating oil degradation-

- Effectiveness evaluation of the removal of degradation products using adsorbents,” *Dielectrics and Electrical Insulation*, vol. 20, no. 6, pp. 2307–2316, 2013. [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6678884
- [12] D. Karaulic, M. Kotlioa, and B. Karaulic, “Treating oil-paper insulation in high-voltage devices using molecular adsorption method,” Ohio, pp. 317–321, 1999. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=826231>http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=826231
- [13] IEEE, *IEEE Std C57.12.91-2011, IEEE Standard Test Code for Dry-Type Distribution and Power Transformers*, New Jersey, 2012.
- [14] S. Al-Zuhair, H. Noura, and A. Fardoun, “Using Activated Carbon from waste date-pits as an adsorbent for transformer oil regeneration,” . . . *Technologies (WCST), 2011 . . .*, pp. 69–72, 2011. [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6114241
- [15] C. Byington, R. Brewer, V. Nair, and A. Mort, “EXPERIENCES AND TESTING OF AN AUTONOMOUS ON-LINE OIL QUALITY MONITOR FOR DIESEL ENGINES,” *Journal of Synthetic Lubrication*, pp. 1–23, 2008. [Online]. Available: <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/jsl.52/full>
- [16] B. Jakoby, S. Member, M. Scherer, M. Buskies, and H. Eisenschmid, “An Automotive Engine Oil Viscosity Sensor,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 3, no. 5, pp. 562–568, 2003.
- [17] a. Agoston, C. Ötsch, and B. Jakoby, “Viscosity sensors for engine oil condition monitoring, Application and interpretation of results,” *Sensors and Actuators A: Physical*, vol. 121, no. 2, pp. 327–332, Jun. 2005. [Online]. Available: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S092442470500097X>
- [18] B. Olivares, “Sistema de Pronóstico para el Estado de Salud De Acumuladores de energía Basado en Filtro Partículas y Caraterización Estadística de Fenomenos de Regeneración,” Ms.C. dissertation, Universidad de Chile, 2012.
- [19] M. E. Orchard and G. J. Vachtsevanos, “A particle-filtering approach for on-line fault diagnosis and failure prognosis,” *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, vol. 31, no. 3-4, pp. 221–246, Jun. 2009. [Online]. Available: <http://tim.sagepub.com/cgi/doi/10.1177/0142331208092026>
- [20] M. Orchard, G. Kacprzynski, K. Goebel, B. Saha, and G. Vachtsevanos, “Advances in uncertainty representation and management for particle filtering applied to prognostics,” *International Conference on Prognostics and Health Management*, pp. 1–6, Oct. 2008. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=4711433>
- [21] J. Zhu, D. He, Y. Qu, and E. Bechhoefer, “Lubrication oil condition monitoring and remaining useful life prediction with particle filtering,” *Internacional Journal of Prognosis and Health Management*, no. 2153-2648, pp. 1–15, 2012. [Online]. Available: https://www.phmsociety.org/sites/phmsociety.org/files/phm_submission/

- [22] B. Jakoby and M. J. Vellekoop, "Physical sensors for water-in-oil emulsions," *Sensors and Actuators A: Physical*, vol. 110, no. 1-3, pp. 28–32, Feb. 2004. [Online]. Available: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0924424703004199>
- [23] J. Zhu, J. Yoon, D. He, B. Qiu, and E. Bechhoefer, "Online Condition Monitoring and Remaining Useful Life Prediction of Particle Contaminated Lubrication Oil," pp. 1–14, 2013.
- [24] M. Idros, S. Ali, and M. S. Islam, "Design of Intelligent SoC Controller for Engine Oil Sensing and Monitoring System," *Asian Journal of Scientific Research*, pp. 70–77, 2012.
- [25] R. Isermann, "MODEL-BASED FAULT DETECTION AND DIAGNOSIS - STATUS AND APPLICATIONS - Rolf Isermann," pp. 1–12, 2004.
- [26] S. Jagannathan and G. Raju, "Remaining useful life prediction of automotive engine oils using MEMS technologies," *Proceedings of the American Control Conference*, pp. 1–2, 2000. [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=879222
- [27] Y. Chinniah, R. Burton, and S. Habibi, "Identification of the nonlinear friction characteristics in a hydraulic actuator using the extended Kalman filter," *Transactions of the Canadian Society for Mechanical Engineering*, vol. 32, no. 2, pp. 121–136, 2008. [Online]. Available: <http://www.tcsme.org/Vol32-No2.html>
- [28] A. Peirce and F. Rochinha, "An integrated extended Kalman filter implicit level set algorithm for monitoring planar hydraulic fractures," pp. 1–10, 2011.
- [29] J. Zhu, "Online Industrial Lubrication Oil Health Condition Monitoring , Diagnosis and Prognostics," Ph.D. dissertation, University of Illinois at Chicago, 2013.
- [30] M. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon, and T. Clapp, "A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 50, no. 2, pp. 174–188, 2002. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=978374>
- [31] R. E. Kalman, "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems," *Transactions of the ASME-Journal of Basic Engineering*, vol. 82, no. Series D, pp. 35–45, 1960. [Online]. Available: <http://fluidsengineering.asmedigitalcollection.asme.org/article.aspx?articleid=1430402>
- [32] B. Anderson and J. Moore, *Optimal Filtering*, 1st ed., P. Hall, Ed. New Jersey: Prentice Hall, 1979.
- [33] M. Cerda, "ESTIMACIÓN EN LÍNEA DEL TIEMPO DE DESCARGA DE BATERÍAS DE ION-LITIO UTILIZANDO CARACTERIZACIÓN DEL PERFIL DE UTILIZACIÓN Y MÉTODOS SECUENCIALES DE MONTE CARLO," Ms.C. disserta-

tion, Universidad de Chile, 2012.

- [34] R. Conde, J. A. Cobano, and A. Ollero, “Método basado en el filtro de partículas para el tratamiento de la incertidumbre en la predicción de trayectorias de UAVs.” *Escuela Superior de Ingenieros de Sevilla*, pp. 1–6, 2011.
- [35] M. Orchard, F. Tobar, and G. Vachtsevanos, “Outer feedback correction loops in particle filtering-based prognostic algorithms: Statistical performance comparison,” *Studies in Informatics and Control*, vol. 18, no. 4, 2009. [Online]. Available: http://www.sic.ici.ro/sic2009_4/sart01.pdf
- [36] M. E. Orchard and G. J. Vachtsevanos, “A Particle Filtering-based Framework for Real-time Fault Diagnosis and Failure Prognosis in a Turbine Engine,” *Mediterranean Conference on Control and Automation*, pp. 1–6, 2007.
- [37] F. Tobar, “Inferencia de la Volatilidad de retornos Financieros usando Filtro de Partículas,” Ms.C. dissertation, Universidad de Chile, 2010.
- [38] B. Saha, E. Koshimoto, C. C. Quach, E. F. Hogge, T. H. Strom, B. L. Hill, S. L. Vazquez, and K. Goebel, “Battery health management system for electric UAVs,” *IEEE Aerospace Conference Proceedings*, pp. 1–9, 2011.
- [39] J. Haug, “A Tutorial on Bayesian Estimation and Tracking Techniques Applicable to Nonlinear and Non-Gaussian Processes,” MITRE corporate Headquarters, Virginia, Tech. Rep., 2005. [Online]. Available: http://mitre.org/work/tech_papers/tech_papers_05/05_0211/05_0211.pdf
- [40] A. Doucet, S. Godsill, and C. Andrieu, “On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering,” *Statistics and Computing*, vol. 10, pp. 197–208, 2000.
- [41] E. Orhan, “Particle Filtering,” 2012.
- [42] E. Burgueño, “Aplicación del filtro de partículas al seguimiento de objetos en secuencias de imágenes.” Engineering dissertation, Universidad Rey Juan Carlos, 2003.
- [43] J. Candy, *BAYESIAN SIGNAL PROCESSING Classical, Modern, and Particle Filtering Methods*, John Wiley ed., New Jersey, 2009. [Online]. Available: <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:No+Title#0>
- [44] N. Oudjane and C. Musso, “Progressive correction for regularized particle filters,” pp. 10–17, 2000. [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=859873
- [45] B. Sileshi, C. Ferrer, and J. Oliver, “Particle filters and resampling techniques: Importance in computational complexity analysis,” 2013. [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6661562
- [46] H. J. Escalante, M. Montes, and L. E. Sucar, “Particle Swarm Model Selection,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 10, pp. 405–440, 2009. [Online]. Available:

<http://portal.acm.org/citation.cfm?id=1577084>

- [47] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," *Neural Networks, 1995. Proceedings., IEEE International Conference on*, vol. 4, pp. 1942–1948, 1995.
- [48] A. Abraham, H. Guo, and H. Liu, "Swarm intelligence: Foundations, perspectives and applications," *Studies in Computational Intelligence*, vol. 26, pp. 3–25, 2006.
- [49] N. Nedjah and L. d. M. Mourelle, *Swarm Intelligent Systems*, 26th ed., Springer, Ed. Studies in Computational Intelligence, 2006.
- [50] Q. Wang, Q. Wang, L. Xie, L. Xie, J. Liu, J. Liu, Z. X. Department, Z. X. Department, E. Engineering, and E. Engineering, "Enhancing Particle Swarm Optimization Based Particle Filter Tracker," *International Conference on Intelligent Computation*, pp. 1216 – 1221, 2006.
- [51] M. Li, B. Pang, Y. He, and F. Nian, "Particle filter improved by genetic algorithm and particle swarm optimization algorithm," *Journal of Software*, vol. 8, no. 3, pp. 666–672, 2013.
- [52] G. Tong, Z. Fang, and X. Xu, "A Particle Swarm Optimized Particle Filter for Nonlinear System State Estimation," *IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, vol. 1, no. 1, pp. 438–442, 2006. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=1688342>
- [53] G. Zhang, Y. Cheng, F. Yang, and Q. Pan, "Particle Filter Based on PSO," *International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA)*, no. 5, pp. 121–124, Oct. 2008. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=4659455>
- [54] G. Vachtsevanos and M. Orchard, "Machine Condition Prediction Based on Adaptive Neuro Fuzzy and High Order Particle Filtering," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 58, no. 9, pp. 4353–4364, Sep. 2011. [Online]. Available: <http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-80051722734&partnerID=tZOtx3y1>
- [55] M. Orchard, B. Wu, and G. Vachtsevanos, "A particle Filtering Framework for Failure Prognosis," *World Tribology Congress*, vol. III, pp. 1–2, 2005.
- [56] V. Macian, B. Tornos, A. Sala, and J. Ramirez, "Fuzzy logic based experts Systemn for diesel engine oil analysis diagnosis," *British Institute of Non Destructive Testing*, 2006.
- [57] J. Dahlin and F. Lindsten, "Particle filter-based Gaussian process optimisation for parameter inference," pp. 1–16, 2014.
- [58] J. Zhu, D. He, and E. Bechhofer, "Survey of Lubrication Oil Condition Monitoring , Diagnostics , and Prognostics Techniques and Systems," *Chemical Science and Technology*, vol. 2, no. 3, pp. 100–115, 2013.
- [59] G. Welch and G. Bishop, "An Introduction to the Kalman Filter," *UNC-Chapel Hill*,

- vol. 7, no. 1, pp. 1–16, 2006. [Online]. Available: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.79.6578&rep=rep1&type=pdf>
- [60] C. Berzuini, N. G. Best, W. R. Gilks, and C. Larizza, “DYNAMIC CONDITIONAL INDEPENDENCE MODELS AND MARKOV CHAIN MONTE CARLO METHODS,” *MRC Biostatistics Unit*, pp. 1–24.
- [61] M. G. Briones and G. Bermúdez, “ANÁLISIS TÉCNICO Y ECONÓMICO DE LA RECUPERACIÓN DE LOS ACEITES DIELECTRICOS CON TIERRA FULLER Y DESLODIFICACIÓN DE BOBINADOS EN TRANSFORMADORES,” pp. 1–11, 2005.
- [62] S. Martin, R. Cernosek, and J. Spates, “Sensing Liquid Properties With Shear-mode Resonator Sensors,” *Proceedings of the International Solid-State Sensors and Actuators*, vol. 2, pp. 712–715, 1995. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=721931>
- [63] J. Srivastava, Ashok, Han, *Machine Learning and Knowledge Discovery For Engineering Systems Health Management*, T. . F. Group, Ed. New York: CRC press, 2012.
- [64] R. Casarin and J.-m. Marin, “Online data processing : comparison of Bayesian regularized particle filters Online data processing : comparison of Bayesian regularized particle filters,” pp. 1–20, 2008.
- [65] Pierre del Moral, *Genealogical and interacting particle approximations*, Springer, Ed., New York, 2004.
- [66] N. T. Nguyen, S. Lassemono, F. A. Chollet, and C. Yang, “Interfacial tension measurement with an optofluidic sensor,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 7, no. 5, pp. 692–697, 2007.
- [67] S. a. Imtiaz, K. Roy, B. Huang, S. L. Shah, and P. Jampana, “Estimation of States of Nonlinear Systems using a Particle Filter,” *IEEE International Conference on Industrial Technology*, no. 5, pp. 2432–2437, 2006. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=4238009>
- [68] L. Guan, X. Feng, G. Xiong, and J. Xie, “Application of dielectric spectroscopy for engine lubricating oil degradation monitoring,” *Sensors and Actuators A: Physical*, vol. 168, no. 1, pp. 22–29, Jul. 2011. [Online]. Available: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0924424711001622>
- [69] M. Idros, S. Ali, and M. S. Islam, “Quantitative Analysis of Spectroscopy’s Study for Engine Oil Degradation Monitoring Due to Temperature Effect,” *Third International Conference on Intelligent Systems Modelling and Simulation*, pp. 278–282, Feb. 2012. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6169713>
- [70] N. Gordon, D. Salmond, and A. Smith, “Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation,” *IEEE Proceedings*, vol. 140, pp. 107–113, 1993.

- [71] Krishnan Venkatarama, *Nonlinear Filtering and Smoothing An Introduction to Martingales, Stochastic Integrals and Estimation*, 2005.
- [72] V. V. Ostrikov, G. D. Matytsin, S. A. Nagornov, T. A.-r. Scientific-research, and P. Products, "REGENERATION OF USED LUBRICATING OILS," *Chemical and Petroleum Engineering*, vol. 38, no. 3-4, pp. 19–21, 2002.
- [73] D. An, J.-h. Choi, and N. H. Kim, "A Tutorial for Model-based Prognostics Algorithms based on Matlab Code," *Annual Conference of Prognostics and Health Management*, pp. 1–9, 2012.
- [74] D. B. Rubin, *Bayesian Statistics*, 3rd ed., Oxford University, Ed., 1988.
- [75] L. Nasrat, N. Kassem, and N. Shukry, "Aging Effect on Characteristics of Oil Impregnated Insulation Paper for Power Transformers," *Scientific Research*, pp. 1–7, 2013. [Online]. Available: <http://www.scirp.org/journal/PaperInformation.aspx?paperID=26392>
- [76] A. Doucet, N. de Freitas, and N. Gordon, "An Introduction to Sequential Monte Carlo Methods," *Sequential; Monte Carlo Methods in Practice*, pp. 3–14, 2001. [Online]. Available: http://link.springer.com/chapter/10.1007/978-1-4757-3437-9_1
- [77] E. Beran, M. Los, and A. Kmiecik, "Influence of thermo-oxidative degradation on the biodegradability of lubricant base oils," *Synthetic Lubrication*, vol. 25, pp. 75–83, 2008.
- [78] J. S. Liu, "Metrolized Independet Sampling with Comparisons to Rejection Sampling and Importance Sampling," Stanford, California, pp. 1–29, 2005.
- [79] T. S. R. I. Astm, D. G. Gc, T. Gc, and S. R. I. T. Support, "ASTM 3612 / TOGA / Dissolved Gas GC ASTM 3612 / TOGA / Dissolved Gas GC," 2013.
- [80] B. Saha and K. Goebel, "Model adaptation for prognostics in a particle filtering framework," *Prognosis and Health Management*, vol. 6, pp. 1–10, 2011. [Online]. Available: <http://ntrs.nasa.gov/search.jsp?R=20110016536>
- [81] R. Van Der Merwe, A. Doucet, N. De Freitas, and E. Wan, "The Unscented Particle Filter [C]," pp. 584–590, 2000.
- [82] M. E. Orchard, G. J. Vachtsevanos, and S. Member, "A Particle Filtering-based Framework for Real-time Fault Diagnosis and Failure Prognosis in a Turbine Engine," *proceedings of the 15th Mediterranean Conference on Control & Automation*, pp. 1–6, 2007.
- [83] K. P. Valavanis, *Applications of Intelligent Control to Engineering Systems*, Kimon P. Valavanis, Ed. New York: Springer Science, 2009. [Online]. Available: <http://link.springer.com/10.1007/978-90-481-3018-4>
- [84] Z. Zhiqiang, H. Yongling, L. Lifang, and L. Yang, "Research of plateau compatibility test and evaluation on vehicle engine," *2008 IEEE Vehicle Power*

- and Propulsion Conference*, pp. 1–5, Sep. 2008. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=4677719>
- [85] C. O. Connor, “Ageing transformers , from Liability to Reliability,” pp. 8–14, 2012.
- [86] H.-B. Jun, D. Kiritsis, M. Gambera, and P. Xirouchakis, “Predictive algorithm to determine the suitable time to change automotive engine oil,” *Computers & Industrial Engineering*, vol. 51, no. 4, pp. 671–683, Dec. 2006. [Online]. Available: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360835206001161>
- [87] H. a. A. El-halym, I. I. Mahmoud, and a. Abdeltawab, “Particle Filter versus Particle Swarm Optimization for Object,” *Electronics and Communications*, pp. 1–12, 2009.
- [88] John Geweke, “Bayesian inference in econometric models using monte carlo integration,” *Econometric Society*, vol. vol. 57, no. issue 6, pp. 1317–1339, 1989.
- [89] M. Idros, S. Ali, and S. Islam, “Optical analysis for condition based monitoring of oxidation degradation in lubricant oil,” *4th International Conference on Intelligent and Advanced Systems (ICIAS2012)*, pp. 735–740, Jun. 2012. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6306110>
- [90] R. Kurz and J. Leedy, “Stabilization of Transformer Oil Against Oxidation-Old Practice with Renewed Interes for Preventive Maintenance,” pp. 1–8, 1998.
- [91] C. A. B. Sc, D. R. Schrader, and P. U. Klingauf, “Unscented Kalman Filter with Gaussian Process Degradation Model for Bearing Fault Prognosis,” 2009.
- [92] A. Basu, A. Berndorfer, C. Buelna, J. Campbell, K. Ismail, Y. Lin, L. Rodriguez, and S. S. Wang, “SAE TECHNICAL â€”IJ Smart sensing â€” of Oil Degradation and Oil Level Measurements in Gasoline Engines,” *Society of Automotive Engineers*, no. 724, pp. 1–9, 2000.
- [93] P. Wang and R. X. Gao, “Particle Filtering Based System Degradation Prediction Applied to Jet Engines,” *ANNUAL CONFERENCE OF THE PROGNOSTICS AND HEALTH MANAGEMENT SOCIETY.*, pp. 1–6, 2014.
- [94] M. Orchard, “A particle filtering-based framework for on-line fault diagnosis and failure prognosis,” Ph.D. dissertation, Georgia Institute of Technology, 2007. [Online]. Available: <http://smartech.gatech.edu/handle/1853/19752>
- [95] B. Su, S. Yonggang, G. Haifeng, and M. Lin, “Plateau Field Test of Diesel Engine Oils with Different Viscosity Grades,” *International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation*, pp. 869–872, Jan. 2011. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5721326>
- [96] J. Carpenter and P. Clifford, “An Improved Particle Filter for Non-linear Problems,” pp. 1–14.
- [97] A. Kong and J. S. Liu, “Sequential Imputations and Bayesian Missing Data Problems,”

Journal of the American Statistical Association, vol. 89, no. 425, pp. 278–288, 1994. [Online]. Available: <http://prx.library.gatech.edu/login?url=https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=bth&AN=9501130749&site=eds-live&scope=site>

- [98] A. Soto, “Self Adaptive Particle Filter,” Santiago de Chile, pp. 1–6, 2010.
- [99] S. Wang, “Road tests of oil condition sensor and sensing technique,” *Sensors and Actuators B: Chemical*, vol. 73, no. September 2000, pp. 106–111, 2001. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925400500006602>
- [100] X. Hui, D. Shulin, and W. Zhanhua, “Bearing Lubrication Optimization for Diesel Engine Based on Orthogonal Design Method,” *Third International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation*, pp. 633–636, Jan. 2011. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5720864>
- [101] M. Dong and D. He, “Hidden semi-Markov model-based methodology for multi-sensor equipment health diagnosis and prognosis,” *European Journal of Operational Research*, vol. 178, no. 3, pp. 858–878, May 2007. [Online]. Available: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0377221706001421>
- [102] C. McShane and J. Corkran, “Aging of paper insulation retrofilled with natural ester dielectric fluid,” *Electrical Insulation and Dielectric Phenomena*, pp. 124–127, 2003. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=1254810>http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1254810
- [103] B. Orlande, M. Colaço, G. Dulikravich, F. Vianna, W. da Silva, H. da Fonseca, and O. Fudym, “Tutorial 10 Kalman and Particle filters,” Rio de Janeiro, pp. 4–9.
- [104] L. Trailovic and L. Pao, “Variance estimation and ranking of Gaussian mixture distributions in target tracking applications,” *Proceedings of the 41st IEEE Conference on Decision and Control*, vol. 2, no. 5, 2002.
- [105] I. Morgan and H. Liu, “Detection and diagnosis of incipient faults in heavy-duty diesel engines,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 57, no. 10, pp. 3522–3532, 2010. [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=5371850