



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

ANÁLISIS DE LA FACTIBILIDAD TÉCNICA DE LA IMPLEMENTACIÓN DE
ALGORITMOS DE DIAGNÓSTICO DE FALLAS EN ALTERNADORES DE
CAMIONES MINEROS DE LA MINA ANGLO AMERICAN, DIVISIÓN LOS BRONCES

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL ELÉCTRICO

SAMUEL GUSTAVO JARAMILLO EGAÑA

PROFESOR GUÍA:
MARCOS ORCHARD CONCHA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
JORGE SILVA SÁNCHEZ
HERNANDO REYES CARVAJAL

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por Anglo American Chile Ltda.

SANTIAGO DE CHILE
DICIEMBRE 2019

RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR
AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL ELÉCTRICO
POR: SAMUEL GUSTAVO JARAMILLO EGAÑA
FECHA: DICIEMBRE 2019
PROF. GUÍA: MARCOS ORCHARD CONCHA

ANÁLISIS DE LA FACTIBILIDAD TÉCNICA DE LA IMPLEMENTACIÓN DE
ALGORITMOS DE DIAGNÓSTICO DE FALLAS EN ALTERNADORES DE
CAMIONES MINEROS DE LA MINA ANGLO AMERICAN, DIVISIÓN LOS BRONCES

Para una empresa es vital el poder predecir situaciones de riesgo, y anteponerse a ellas. Por lo general, dichas situaciones de peligro pueden producir grandes costos económicos. Tal es el caso de la industria minera, que posee variadas situaciones de riesgo asociadas a las fallas de sus equipos, en particular sus camiones. La industria minera se ha propuesto elaborar metodologías que optimicen el mantenimiento a los diversos equipos que poseen, con el objetivo de disminuir la probabilidad de falla en ellos, disminuir los costos de mantención, que estos se deterioren, y con la intención de que aumenten su vida útil. De no ser así, se podrían generar grandes costos por mantenciones no programadas, pérdidas operacionales, fallas imprevistas, además de tener pérdidas gravísimas de activos altamente costosos de la empresa. En particular, Anglo American, se ha propuesto desarrollar diversos modelos predictivos en sus equipos principales: palas y camiones. El presente trabajo de título tiene por objetivo establecer un modelo de estimación para determinar el estado de daño de componentes principales de la minera Anglo American, con la finalidad de poder gestionar de manera más rentable el activo, por ejemplo, realizar un cambio programado del componente sin que este sufra una falla catastrófica. El componente a estudiar es el alternador principal del camión CAEX 930-E4 y el modo de falla es el cortocircuito Turn-to-Turn en las bobinas de su estator.

Los objetivos específicos son: seleccionar el equipo a estudiar, determinar el modo de falla que sea más costoso y catastrófico para el equipo, determinar los parámetros para la creación del modelo, crear el modelo, caracterizar los esfuerzos del alternador, proponer un modelo matemático de acumulación del daño, filtrar los datos utilizando un filtro de partículas y de esta manera realizar la estimación del daño acumulado del componente. El presente trabajo no se ocupará de validar el modelo con los datos reales, dado que la empresa no cuenta con datos de los sensores actualmente. La metodología incluye: El conocimiento de la empresa, investigación de lo que es la predicción de fallas, estado del arte, adquisición y filtrado de datos, extracción de características, Clustering, Gestión de datos faltantes, simulaciones y determinación del estado de daño de la aislación.

Al modelar el equipo y su evolución del daño, fue necesario implementar un filtro de partículas cuyo objetivo fuese comparar, los datos ruidosos medidos con la modelación de la evolución del estado de daño. De esta manera, el filtro es capaz de entregar una medida del daño más cercano a la realidad, al tomar una decisión en cada medición de si otorgarle más credibilidad a los datos ruidosos medidos que al modelo matemático. Esto generará una p.d.f. que se irá actualizando en cada medición, y que logrará hacer más exactas estas decisiones. Gracias al filtro de partículas y la modelación, se pudo concluir que es factible estimar dicho estado de daño, para distintos momentos de medición y grado de convergencia razonable.

*A mi familia, por toda la ayuda y paciencia en esta carrera.
A mi amado Padre, y al Señor Jesucristo,
para quienes son toda la gloria por los siglos de los siglos.*

Carta de compromiso de Anglo American

La información que esta memoria recoge y contiene respecto de las operaciones y actividades de Anglo American Chile Ltda. y/o de cualquiera de las divisiones mineras e industriales operativas, así como la integridad e interpretación de la información, los análisis y conclusiones derivadas de ella, sólo corresponden a su autor y, en consecuencia, son de su exclusiva responsabilidad, por lo que no comprometen en forma alguna a Anglo American Chile Ltda., sus divisiones operativas o empresas propietarias, como tampoco sus ejecutivos, profesionales o técnicos. Anglo American Chile Ltda. únicamente ha colaborado con el autor en facilitarle acceso a sus instalaciones e información para la realización de esta tesis y no tiene opinión ni participación alguna en su contenido.



Tabla de Contenido

1. Introducción	1
1.1. Objetivos	2
1.2. Hipótesis	2
1.3. Metodología	3
1.4. Organización del texto	4
2. Contexto y Antecedentes	5
2.1. Minera Anglo American, División Los Bronces	5
2.1.1. Proceso Minero	6
2.1.2. Equipos de explotación	6
2.1.3. Equipo de Transporte	8
2.2. Estado del Arte: Diagnóstico y Pronóstico de Fallas	9
2.2.1. Enfoques de análisis de fallas	11
2.2.2. Análisis de Vibraciones	12
2.2.3. Análisis de aceites	13
2.2.4. Análisis de señales eléctricas	14
2.3. Marco Teórico: Modelamiento del Alternador de Inducción y el modo de falla	15
2.3.1. Estudio FMECA	15
2.3.2. Modelo circuital	16
2.3.3. Modelo de la falla	18
2.4. Desgaste de la aislación	20
2.5. Daño acumulado por ciclo	21
2.6. Fórmula de Haversine	22
2.7. Estimación	22
2.7.1. Filtro de Partículas	23
2.8. Datos obtenidos de los sensores	28
3. Desarrollo	31
3.1. Comportamiento del Camión	31
3.1.1. Modelación del alternador	31
3.1.2. Clustering: Circuitos de corriente del camión	32
3.1.3. Daño acumulado por ciclo de trabajo	34
3.1.4. Descarte de la falla monofásica	37
3.2. Estimación del daño acumulado	38
3.2.1. Datos de entrada al filtro de partículas	38

4. Resultados y Análisis	43
4.0.1. Estimación del daño	43
4.0.2. Variación de la exigencia del camión	44
4.0.3. Estimación del daño desde distintos ciclos de medición iniciales	45
4.0.4. Tiempo de convergencia de la señal	46
4.0.5. Predicción de la falla	47
5. Conclusión	50
Bibliografía	52

Índice de Tablas

2.1. Fallas en alternadores registrado	15
2.2. FMECA para alternador [11]	16
3.1. Datos del generador	31
3.2. Caracterización de las corrientes para el circuito 1	35
3.3. Caracterización de las corrientes para el circuito 2	35
3.4. Caracterización de las corrientes para el circuito 3	36
3.5. Distribución de circuitos por día	36
4.1. Esfuerzos distintos del camión dadas cuatro combinaciones para los tres circuitos	44
4.2. Cinco combinaciones futuras de rutas del camión	48
4.3. Vida útil remanente para cinco ocupaciones futuras del camión	49

Índice de Ilustraciones

2.1. Perforadora [17]	7
2.2. Pala, perteneciente al carguío[17]	7
2.3. Camión de transporte Minero, perteneciente al transporte[17]	7
2.4. Motoniveladora[17]	8
2.5. Camión 930 E [17]	8
2.6. En rojo, el alternador principal[17]	9
2.7. Alternador principal[17]	9
2.8. Esquema de CBM para sistemas genéricos[9]	11
2.9. Métodos de diagnóstico de fallas[31]	12
2.10. Estrategia de control para la aeronave, a distintos niveles de jerarquía [7]	14
2.11. Modelo circuital del alternador [11]	17
2.12. Modelo de falla del cortocircuito turn to turn [11]	19
2.13. Modelo esquemático de falla en aislación[11]	19
2.14. Equivalente de thevenin del modelo [14]	19
2.15. Esquema simplificado del modelo termal [12]	20
2.16. Áreas de corriente sobre corriente nominal	21
2.17. Ejemplo de forma de onda de la corriente en el alternador	29
2.18. Acercamiento de ejemplo de forma de onda de la corriente en el alternador	30
3.1. Alternador en simulink para una falla trifásica	32
3.2. Comparación simulación vs modelo	32
3.3. Amplitud de corriente de salida para distintos valores de ω^f	33
3.4. Posición del camión y sus respectivos valores de corriente en los terminales del estator del alternado	33
3.5. Tres diferentes circuitos del camión	34
3.6. Comparación valores de fn	37
3.7. Evolución estado de daño para falla monofásica con mayor esfuerzo de corriente	38
3.8. Función $f(\hat{\omega}_k^f, circuito_k)$ para falla trifásica en los 3 circuitos del camión	39
3.9. Función $f(\hat{\omega}_k^f, circuito_k)$ para falla bif[asica en los 3 circuitos del camión	40
3.10. Proceso de evolución del filtro de partículas [4]	41
3.11. Corriente real vs voltaje censado [15]	42
3.12. Implementación de ruido en Simulink	42
4.1. Estimación del estado de daño usando filtro de partículas, falla trifásica	43
4.2. Estado de daño para diversas exigencias del camión. Falla Trifásica	44

4.3.	Estado de daño para diversas exigencias del camión. Falla Bifásica	45
4.4.	Estado de daño para distintos ciclos iniciales de medida. Falla Trifásica . . .	46
4.5.	Estado de daño para distintos ciclos iniciales de medida. Falla Bifásica	46
4.6.	Tiempo de convergencia en falla trifásica	47
4.7.	Estimación y predicción con información exacta del comportamiento futuro .	48

Capítulo 1

Introducción

Este trabajo de memoria, consiste en analizar la factibilidad de la implementación de algoritmos de diagnóstico de fallas en alternadores principales, que son generadores de inducción ubicados en camiones de transporte minero, ocupados actualmente en la mina Anglo American, División Los Bronces. Para cualquier empresa, la idea de poder estimar el estado de daño de sus componentes resulta de mucha utilidad.

En primer lugar, cuando se habla de equipos complejos y costosos, la ocurrencia de una falla en ellos produce costos económicos elevados para una empresa, en particular la empresa minera. Estos costos económicos están asociados al cambio del componente, a la interrupción operacional, y por ende, a su cadena de valor que es dejar de producir. La peor condición de falla de un camión ocurre en el chancado (interrupción de alimentación de mineral a planta) o la frente de carguío de una pala (interrupción total o parcial de carguío). De manera que el camión afecta fuertemente la producción en caso de detenerse. Uno de las causas de su detención es una falla producida en su alternador principal. Son millones de dólares los que pueden verse comprometidos si, debido a la falla de un alternador, el camión queda detenido esperando la mantención, bajo las dos condiciones anteriores. Es así que se hace muy deseable contar con una metodología que permita decidir óptimamente cuando realizar una determinada mantención, las frecuencias de estas, y por tanto, tener algún método de poder estimar dicho daño acumulado. Este es el trabajo del diagnóstico, que justamente se propone estimar el daño mediante diferentes recursos del procesamiento de señales, de manera de poder ajustar diversos parámetros en un determinado sistema, con el objetivo de ya sea, minimizar los impactos de la falla, o bien, evitar que se produzca la falla al saber que tipo de modificaciones realizar a determinado sistema en base a conocer el grado de daño actual del componente.

La metodología de este trabajo, se construye a partir del planteamiento de una hipótesis, que tiene como objetivo extraer una característica especial del sistema estudiado, que entregue una medida del deterioro que sufre un determinado componente. Esta característica se utilizará para determinar las variables que son necesarias monitorear en el alternador del camión estudiado, y para ejecutar simulaciones que permitan visualizar señales de salida que den un indicio de una falla incipiente, y con la ayuda de técnicas de procesamiento de

señales, determinar el estado de daño actual que posee la variable monitoreada. Sabiendo el comportamiento futuro de la variable, y caracterizando la evolución del estado de daño, se podrá tener una medida del estado de daño del componente y de la vida útil remanente (VUR), con el objetivo de predecir el momento más probable de ocurrir la falla; permitiendo poder hacer una mantención antes de tiempo y evitando los costos económicos de paralizar la operación del camión por causa de una falla.

El modo de falla estudiado corresponde al desgaste de las aislaciones de las bobinas del estator de alternadores principales, que son generadores de inducción. Este desgaste puede producir diversos tipos de cortocircuitos, dañando gravemente al alternador, y por tanto, generar pérdidas productivas, gastos por pérdidas imprevistas y la dificultad de la prolongación de la vida útil del equipo. Para ello, se modelará circuitalmente el alternador junto con el desgaste de la aislación, en base a su falla, que se plantea cómo la variación de uno de los parámetros circuitales del modelo del alternador. Teniendo esto, se podrá obtener una medida del tipo de señales de corriente y voltaje a observar en la salida del alternador, cuando se está acumulando el daño que llevaría a una falla.

1.1. Objetivos

El objetivo de este trabajo es analizar si es factible, estimar el estado de daño de un componente, asociado cortocircuito en las bobinas del estator de un generador de inducción de un camión minero, a través de la implementación de una metodología de trabajo basada en el uso de estrategias planteadas en literatura de diagnóstico de fallas, tomando en cuenta la adquisición de datos y su posterior filtrado con técnicas de procesamiento de señales, tal que, al modelar el desempeño del equipo estudiado, saber si es posible estimar dicho estado de daño, y eventualmente, estimar la Vida útil Remanente del equipo.

Dado que existen diversas metodologías para estimar el daño en equipos de camiones mineros, como en análisis de vibraciones y aceites, es de interés poder comprender si es aplicable generar una predicción de fallas mediante el seguimiento de variables eléctricas, esto es, corriente y voltaje de salidas. De esta manera, sería posible desarrollar la misma metodología para los diversos equipos del mismo camión y para múltiples modos de falla.

1.2. Hipótesis

La hipótesis planteada en el presente trabajo, es que la falla que se produce en las bobinas del estator del generador de inducción, ocurre cuando se ha alcanzado un valor denominado "daño acumulado", que es un valor que se calcula en función de las variables monitoreadas por los sensores del sistema, y que además es una variable aleatoria. Este daño acumulado representa la sumatoria de los sucesivos desgastes temporales que sufren las aislaciones debido a perturbaciones, tales como la temperatura y contaminación. De esta manera, el desgaste de la aislación se caracteriza por una distribución de probabilidad normal sobre el daño acumulado.

Para que se produzca la falla, se debe alcanzar un punto de alta probabilidad en que la aislación se desgaste tal que se produzca un corto circuito. Cuando esta probabilidad es máxima, el valor correspondiente del daño acumulado asociado a esta probabilidad se denomina umbral de falla (UDF). Este valor es estimado usando historiales de fallas pasadas asociadas al modo de falla escogido, junto con la implementación de un modelo que simule el comportamiento del equipo en estados.

Para validar esta hipótesis, va a ser necesario comparar historiales de falla de equipos similares al estudiado, y comparar los tiempos de falla que indican las simulaciones.

Los principales supuestos consideran: que la aislación se degrada principalmente por la temperatura, y esta se produce cuando los valores de corriente del estator, suben por encima del valor nominal. Luego estas variaciones de temperatura sobre el nominal, producirán un daño acumulado que llevará a obtener el umbral de falla asociado.

1.3. Metodología

Para dar cumplimiento a los objetivos del presente trabajo, se plantea la siguiente metodología:

1. Lo primero es procurar comprender el contexto de la empresa, la maquinaria minera de estudio y los diversos modos de fallas asociados al equipo de interés.
2. Luego se procederá a estudiar el concepto de estimación del daño del componente, donde se analizarán las principales formas de estimar el estado de daño y la escogida para el trabajo.
3. Se realizará un estudio de antecedentes, donde se comprenderán los modos de falla más relevantes que afectan al componente y se escogerá el modo de falla más "doloroso" para la empresa.
4. Se revisará el estado del arte del modo de falla, los procedimientos para el diagnóstico y pronóstico de fallas como marco de trabajo y técnicas de procesamiento de datos.
5. Se modelará circuital y computacionalmente al alternador, que es el componente asociado, y su correspondiente modo de falla.
6. Se procede a realizar la adquisición y filtrado de datos, en donde se obtienen los datos del alternador que posee la empresa, eliminando datos anómalos que no aporten a la simulación del comportamiento del equipo en estados.
7. Gracias al clustering, se clasifica el comportamiento del camión que lleva a penalizar el estado de salud del equipo.
8. Se realiza la extracción de características a partir de los datos que arroja el sensor y se define la métrica de acumulación del daño, de manera de determinar como evoluciona el estado de salud de componente.
9. Posteriormente, se gestionan los datos faltantes, proponiendo datos razonables de no tenerse algunos.
10. Luego de lo anterior, se programa el algoritmo de estimación escogido, y se realiza el diagnóstico del estado de daño del componente.

11. Ya con la estimación lista, se simula y proyecta el comportamiento futuro del camión, de manera de realizar la predicción de la falla.
12. Finalmente, se realiza la determinación de la Vida Útil Remanente del equipo para diferentes regímenes de operación del camión.

1.4. Organización del texto

En el **Captulo I** titulado “Introducción”, se presenta la motivación, objetivos y toda la información relevante para comprender el trabajo de título. Además se informa sobre los pasos a seguir que se han planificado para resolver el desafío planteado.

En el **Captulo II** titulado “Contexto y Antecedentes”, se procura obtener la información teórica existente en la literatura, que ayuda a resolver el problema planteado junto con contextualizar el problema en la empresa interesada en resolver el problema.

En el **Captulo III** titulado “Desarrollo”, se procura aplicar la teoría estudiada en los antecedentes, a la situación de estudio.

En el **Captulo IV** titulado “Resultados y Análisis”, se muestran los resultados de aplicar la teoría al problema planteado, mediante diversas simulaciones realizadas; además de entregar un análisis de dichos resultados.

En el **Captulo V** titulado “Conclusión”, se explica si la tesis fue respondida satisfactoriamente o no, y los principales aprendizajes obtenidos.

Capítulo 2

Contexto y Antecedentes

2.1. Minera Anglo American, División Los Bronces

La minería es una de las industrias más importantes del país, aportando actualmente el 9% del PIB nacional, y es el área con mayor inversión extranjera con un 33,3% del total. Dicha industria otorga empleo a parte importante de la población chilena y extranjera, concentrándose en el norte del país, en general, en las ciudades de Calama y Antofagasta. La minería involucra el trabajo interdisciplinario de muchas especialidades de la ingeniería. En primer lugar, los Ingenieros en Minas se preocupan que estrategia de extracción es la mejor, los geólogos muestran donde se debe extraer el mineral, los ingenieros mecánicos atienden los asuntos relacionados con la maquinaria que permite la extracción y el procesamiento, los ingenieros químicos se encarga de los procesos metalúrgicos para lograr la mayor pureza del mineral deseado, los ingenieros eléctricos se preocupan del suministro eléctrico de la planta, la confiabilidad de las diversas redes eléctricas, los asuntos relacionados con la maquinaria eléctrica que tenga la planta; y los ingenieros industriales, de la administración de los procesos económicos de la empresa, a modo de ejemplo. Por tanto, el aprendizaje que se tiene al trabajar con un grupo tan diverso de personas es muy grande; y en particular, la ingeniería eléctrica tiene gran cabida en la mayoría de los procesos, con grandes desafíos técnicos y profesionales, siendo una industria donde constantemente se está aprendiendo y creciendo

Anglo American, Sur es una compañía minera internacional con sede en Londres, que posee operaciones en África, Oceanía y América. Los principales minerales que son extraídos son el carbón, platino, cobre y diamante. Su visión es clara y es la de "Ser la compañía minera líder en el mundo, lo que implica convertirnos en la inversión, el socio y el empleador preferido. Para cumplir esta meta promovemos los más altos estándares de excelencia operacional, seguridad y sustentabilidad en todas nuestras operaciones desde las primeras etapas de exploraciones hasta el cierre de las faenas".

En Chile, Anglo American, desde ahora AAS (Anglo American Sur), tiene 4 faenas de explotación llamadas "divisiones", que son [26]:

- Collahuasi: Donde se trabaja cobre y molibdeno a rajo abierto, en la Región de Tarapacá. Anglo American es dueña de un 44% de Collahuasi.

- Los Bronces: Mina de cobre y molibdeno a rajo abierto, ubicada en la Región Metropolitana de Santiago, en la Comuna de Lo Barnechea, en Camino a Farellones a 65 kilómetros de Santiago, y a aproximadamente 3500 metros sobre el nivel del mar. Esta incluye la planta de flotación Las Tórtolas.
- El Soldado: Mina de cobre a rajo abierto, ubicada en la región de Valparaíso.
- Chagres: Fundición de concentrados de cobre ubicada en la Región de Valparaíso.

El presente año 2019, AAS ha comenzado las gestiones para expandir sus horizontes mineros y hacer de ella una mina subterránea y no solo a rajo abierto, proyecto denominado “Los Bronces Underground” [17].

2.1.1. Proceso Minero

La división Los Bronces posee la mina de explotación, la planta de molienda y cuenta con dos plantas de cátodos. Se tiene, además, la planta de flotación (Las Tórtolas) ubicada en la comuna de Colina en la Región Metropolitana.

El mineral que es obtenido mediante la inserción de explosivos en los cerros y que posteriormente cae en forma de escombros, es cargado a los camiones de transporte y llevado a las centrales de molienda para ser molido y, luego, ser transportado por un mineroducto de 56 kilómetros a la planta Las Tórtolas, en donde se produce cobre y molibdeno contenido en concentrados. Además, en la división se producen cátodos de cobre mediante proceso hidrometalúrgico.

El proceso productivo puede subdividirse en las siguientes etapas: etapa mina (perforación, tronadura, extracción de mineral, y transporte), etapa planta de molienda (chancado y molienda), etapa planta de flotación (proceso de flotación del mineral de alta ley), etapa de planta de cátodos (proceso de lixiviación de mineral de baja ley, extracción por solventes y electro obtención)[26].

2.1.2. Equipos de explotación

Existen cuatro tipos de equipos que se ocupan para realizar las diversas labores de explotación, que son los equipos de : Perforación (Figura 2.1), Carguío(Figura 2.2), Transporte (Figura 2.3) y Servicio(Figura 2.4). Los equipos de perforación, son aquellas máquinas que tienen como objetivo perforar el suelo para poner explosivos en este, desarrollándose posteriormente la explosión o Tronadura.

Los equipos de carguío, son aquellas máquinas denominadas palas, que toman el mineral proveniente de la tronadura, y lo cargan en los camiones mineros.

Por otro lado, los equipos de transporte, son aquellos camiones mineros que llevan el

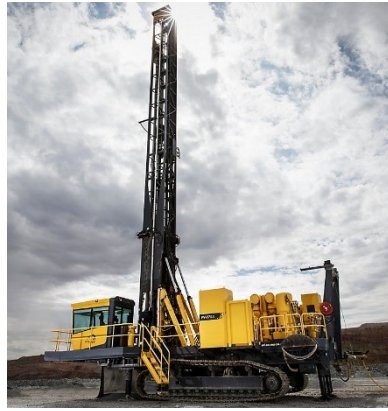


Figura 2.1: Perforadora [17]



Figura 2.2: Pala, perteneciente al carguío[17]

mineral hasta los centros de chancado.



Figura 2.3: Camión de transporte Minero, perteneciente al transporte[17]

A su vez, los equipos de servicio, son aquellas máquinas encargadas de prestar servicios paralelos a cada uno de las máquinas anteriores. Por ejemplo, un equipo de servicio llamada wheeldozer toma muchos restos de mineral y crea pequeños cerros de mineral que tomará fácilmente la pala. Otro ejemplo son las motoniveladoras, que nivelan el camino por donde pasarán camiones de transporte, para que no presenten impedimentos en el viaje.



Figura 2.4: Motoniveladora[17]

2.1.3. Equipo de Transporte

En este trabajo se utilizará este equipo, constituido de variados elementos, uno de ellos es el alternador principal, que es un generador de inducción, tal que las bobinas de su estator será el objeto de estudio. El tren de fuerza del camión se compone por un motor diesel de 16 cilindros, un inversor de potencia, un generador/alternador, y dos motores eléctricos. Para el levantamiento de la tolva, utiliza un sistema hidráulico. Los modelos utilizados en Los Bronces son Caterpillar 795F y Komatsu 930E, 930E4 y 960, con una flota total de 56 camiones Komatsu y 11 camiones Caterpillar. Los motores Diesel más utilizados por los camiones Komatsu son Cummin QSK60 HI, Common Rail, y Detroit MTU C11, C65.

El modelo específico del camión estudiado es el KOMATSU 930 E, como muestra la Figura 2.5, que es un camión tolva para uso fuera de carretera con mando eléctrico DC. El peso bruto del vehículo es de 501,68[TON]. El motor es un Cummins QSK.60 P2700 con capacidad nominal 2700 hp, y 1900 r.p.m.

El motor diesel acciona un alternador en línea a velocidad del motor. El alternador produce corriente AC que es rectificadora a DC dentro del gabinete de control principal. La corriente DC rectificadora se vuelve a convertir en AC por inversores, que están dentro del gabinete de control principal. Cada inversor consta de seis "módulos de fase" bajo el control de una unidad de accionamiento de compuerta"(GDU). La GDU controla la operación de cada módulo de fase. Cada módulo de fase contiene un interruptor de estado sólido enfriado por aire, denominado

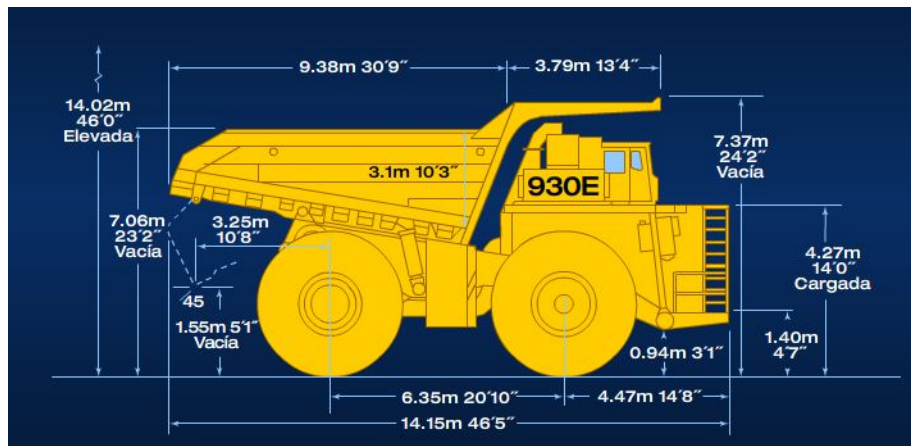


Figura 2.5: Camión 930 E [17]

"tiristor de desconexión de compuerta"(GTO). El GTO activa y desactiva un ciclo a diversas frecuencias para crear una señal de energía AC desde el suministro DC. Posteriormente, la señal AC producida por cada inversor es una señal de voltaje alterno y secuencia variable (VWF). La frecuencia y el voltaje se cambian para ajustarse a las condiciones de operación. El aire enfriado para el grupo de control/potencia y motores de rueda, así como también pdel mismo alternador, es proporcionado por ventiladores duales ubicados en el eje del alternador. El alternador es un GEK-91678B modelo 5GTA34, y su ubicación y forma se muestran en las Figuras 2.6 y 2.7, respectivamente.



Figura 2.6: En rojo, el alternador principal[17]



Figura 2.7: Alternador principal[17]

2.2. Estado del Arte: Diagnóstico y Pronóstico de Fallas

En Anglo American, existe un área encargada de analizar el mantenimiento de las cuatro flotas anteriormente mencionadas, es la denominada área sintomática. Esta área pertenece a la Superintendencia de Confiabilidad, que depende de la Gerencia de Mantenimiento. El propósito de dicha área, es poder abaratar los costos por mantenimiento de la empresa, al observar y analizar los diferentes tipos de síntomas que presenta un equipo, para posteriormente realizar un diagnóstico y de ser necesario, un plan de trabajo de mantenimiento. Se propone entonces detectar posibles fallas de los componentes en sus etapas tempranas, mediante diferentes

técnicas predictivas, para evitar las mantenencias no programadas, que resultan en tiempo perdido de producción, altos costos de mantención o reemplazo, y lo que finalmente radica en una disminución en la producción.

Hacer una mantención anteponiéndose a la falla, y conociendo el momento en que es más probable que ocurra dicha falla, es de gran interés para una empresa de estas características. Los diversos métodos existentes permiten detectar una anomalía tempranamente, lo que da tiempo para poder programar una mantención correctiva que minimice los tiempos muertos, aumente la disponibilidad y mejore el desempeño de las reparaciones pues se sabrá específicamente que reparar.

La Mantención Basada en la Condición (CBM del inglés Condition Based Maintenance) y los pronósticos y gestión de la salud (PHM del inglés prognostics and health management) han surgido en los últimos años como tecnologías importantes que están teniendo un impacto en las prácticas de mantenimiento tanto militares como industriales. De hecho, estamos presenciando un verdadero cambio de paradigma en la forma en que se diseñan, monitorean y mantienen los sistemas dinámicos complejos (aeronaves y naves espaciales, procesos industriales y de fabricación, etc.). El diagnóstico de fallas y el pronóstico de la vida útil remanente (VUR) del componente defectuoso, así como las actividades de apoyo logístico necesarias para mantener, reparar o revisar dichos sistemas críticos, requieren la contribución activa de múltiples disciplinas de la ingeniería, ciencias de la computación, ingeniería de confiabilidad, comunicaciones, administración, etc. [29]. La Mantención Basada en la Condición es una metodología de mantenimiento, cuyo objetivo es monitorear (de forma constante o variable) las diversas condiciones que presenta algún componente crítico determinado de un activo. Estas condiciones deben ser medibles y cuantificables a través de técnicas predictivas, como análisis de vibraciones, monitoreo termográfico, manométrico, análisis de aceites, de ultrasonido, de medidas de corriente y voltaje, etc. Las principales técnicas utilizadas en Los Bronces por el Área Sintomática son: análisis de vibraciones, análisis de ultrasonido, análisis de aceites (tribología), análisis termográfico, monitoreo de salud estructural, y ensayos no destructivos [26].

En la Figura 2.8 se aprecia un diagrama de bloques del proceso para realizar el diagnóstico y eventualmente, el pronóstico de una falla. Todo comienza teniendo un sistema de monitoreo/sensor de una variable en particular del sistema a analizar. Los datos monitoreados, ruidosos por efecto del error natural del sensor son procesados por algún sistema y almacenados consecutivamente en algún sistema computacional; además de que en el preprocesamiento, comunmente utilizan herramientas para quitar datos anómalos, hacer diferentes tipos de filtrado de datos, cambiar la estructura de los datos a una forma más conveniente para el análisis, etc.

Posteriormente, es necesario extraer características de los datos que den cuenta de la forma en que el daño se va acumulando. Para ello, es necesario hacer un análisis teórico para descubrir la manera en la causa raíz de la falla, y su evolución, se manifiesta en los datos. Por tanto, si la tendencia del sistema es a decaer en su estado de salud, es deseable construir una característica que siga aquella tendencia, que generalmente representa una expresión matemática que a partir de una característica de los datos censados, va a acumulando el daño y

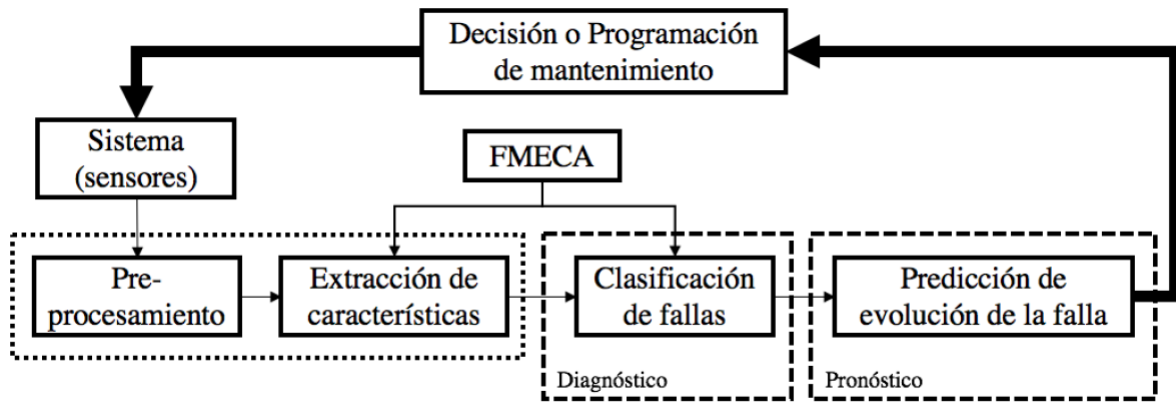


Figura 2.8: Esquema de CBM para sistemas genéricos[9]

expresa, en definitiva, el deterioro del estado de salud del componente. Lo anterior se engloba en el llamado estudio FMECA (Failure Modes and Effects Criticality Analysis), el cual es un proceso de estudio que caracteriza los modos de falla y la combinación de estos que afectan al sistema. Contando con la capacidad de extraer características de daño en las mediciones, se procede a evaluar el estado de daño actual del componente en base a los datos del sensor; esto es lo que se denomina diagnóstico, debido a que, como un médico, el proceso es capaz de evaluar cuán *enfermo* está el componente y el tipo de falla que eventualmente se desencadenará asociado a los datos censados.

Finalmente, conociendo el estado de daño actual del componente, se procede a predecir el comportamiento futuro del componente en base al conocimiento de cómo se ocupará o bien, haciendo uso de algoritmos como la cadena de Markov, donde a pesar de que se desconoce exactamente el comportamiento futuro del equipo, es posible modelar su comportamiento en base a las probabilidades de transición de estados de componente provenientes de las frecuencias que tenga cada estado. De esta forma se modela artificialmente el comportamiento futuro más probable del equipo y con ello, es posible predecir el estado de daño más probable que tendría el equipo en un instante de tiempo futuro dado.

2.2.1. Enfoques de análisis de fallas

Existen diversos indicadores de condiciones de falla que son de utilidad para estimar el estado de daño de los componentes eléctricos como motores o alternadores, cada uno de ellos son obtenidos mediante diferentes métodos de análisis. Según [19] los diversos métodos de análisis, se clasifican en cuatro grupos bien definidos como lo son: eléctricos, mecánicos, químicos y térmicos, los que se presentan en la Figura 2.9.

Se presentarán las técnicas usadas actualmente por la empresa Anglo American.

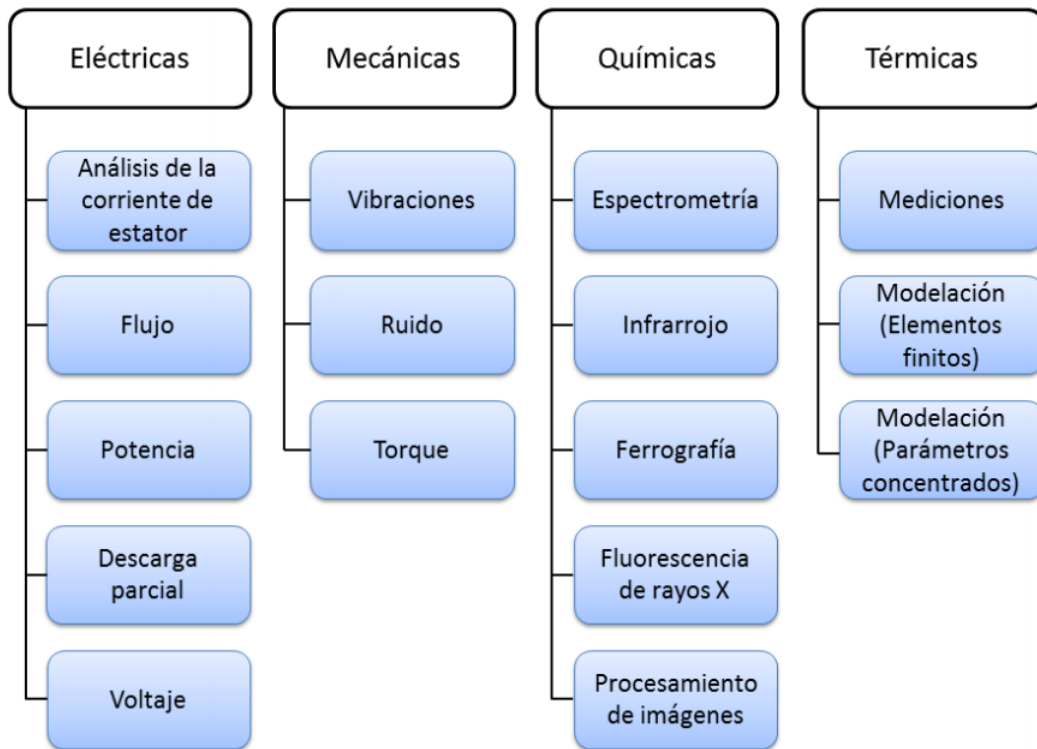


Figura 2.9: Métodos de diagnóstico de fallas[31]

2.2.2. Análisis de Vibraciones

En estricto rigor, las vibraciones son el movimiento oscilatorio de una máquina alrededor de su posición de equilibrio, producidas por una fuerza que varía en el tiempo. El análisis de las vibraciones estudia el estado de un activo en funcionamiento.

Se observan distintas fuentes vibratorias para las máquinas, como por ejemplo [13]:

- Vibraciones propias al funcionamiento: Estas vibraciones corresponden al movimiento normal de la máquina en funcionamiento nominal. Cabe señalar que la máquina entendida como un global que se compone de distintos elementos, puede identificar distintas vibraciones correspondientes a cada uno de los elementos que la componen.
- Vibraciones generadas por condiciones inapropiadas de funcionamiento.
- Vibraciones provenientes de otras máquinas.
- Vibraciones generadas por fallas en la máquina. El análisis de vibraciones debería ser capaz de visualizar si ocurre alguna anomalía vibratoria, y poder identificar la componente que falla.

El análisis de vibraciones depende exclusivamente de los datos de vibraciones que se tengan disponibles. La medición y adquisición de datos vibratorios se componen de las siguientes etapas: etapa transductora, etapa de acondicionamiento, etapa de procesamiento y etapa de registro. La etapa transductora es la que transforma la vibración mecánica en una señal eléctrica, mediante un sensor. La etapa de acondicionamiento consiste en preparar la señal para luego ser procesada. La etapa de procesamiento rescata toda la información de la señal, pu-

diéndose observar en el dominio del tiempo o de frecuencias. Finalmente, la etapa de registro es en la que se almacena la señal. Los sensores comúnmente utilizados para transformar el movimiento mecánico en una señal eléctrica son los acelerómetros, pese a que existen distintos dispositivos para distintas aplicaciones, como velocímetros o sensores de desplazamiento. Los acelerómetros piezoeléctricos son los más utilizados para medir vibraciones.

Existen distintos métodos de análisis de vibraciones dependiendo de la máquina que se está analizando. Una técnica utilizada en Los Bronces que destaca sobre las otras es el análisis de vibraciones en máquinas de velocidad variable, o también llamada Order Tracking Analysis, utilizada principalmente en máquinas rotatorias. Esta técnica es análoga a la obtención de la transformada de Fourier para máquinas que rotan a velocidad constante, pero utilizando un filtro seguidor o tracking filter, permite obtener una frecuencia (llamada “orden”) correspondiente a cada componente vibratorio de la máquina, incluso cuando el tacómetro aumenta de velocidad. Esta técnica facilita el análisis en particular para las palas eléctricas, que trabajan en un régimen transiente, con grandes cambios de velocidad y de carga.

2.2.3. Análisis de aceites

La lubricación en sistemas mecánicos es una de las variables fundamentales para tener en consideración cuando se requiere determinar la razón de por qué falla un componente determinado. Al tener una lubricación correcta se pueden obtener múltiples beneficios además de lubricar, como por ejemplo, el limpiar, sellar, amortiguar o enfriar. La principal función que tiene la lubricación de sistemas es evitar la fricción y el desgaste existente entre los materiales que posee el activo. La ciencia que engloba el estudio del desgaste, fricción y lubricación es la tribología.

El análisis de aceites tiene dos objetivos principales [14]:

- **Control de la degradación del lubricante:** con el uso el lubricante presenta degradación, y ésto puede provocar fallas en los diversos sistemas mecánicos del equipo. Es posible observar su degradación mediante las propiedades mecánicas que posee, como viscosidad, contenido de agua, oxidación, nivel de acidez, sulfatación, corrosión y agotamiento de aditivos. La viscosidad de los aceites se mide a través de un viscosímetro, a su vez que la lectura de componentes aditivos en ppm (partículas por millón) es realizada por FTIR (espectrometría de transmisión de infrarrojo con transformada de Fourier). En motores Diesel de camiones, es común encontrar los siguientes elementos como aditivos: potasio, molibdeno, fósforo, bario, magnesio, calcio, zinc y boro[26].
- **Monitoreo del daño mecánico de componentes:** a partir de este monitoreo es posible encontrar evidencia de múltiples fallas. Mediante un espectrómetro se pueden medir las concentraciones de elementos resultantes de diversos contaminantes, que pueden clasificarse en elementos de desgaste interno o elementos de contaminación externa. Los elementos de desgaste interno resultan de una lubricación defectuosa, lo que implica que exista fricción entre los materiales y finalmente desgaste. En motores Diesel de camiones, es común encontrar los siguientes elementos de desgaste interno: fierro, níquel, cobre, cromo, aluminio y plomo. Los elementos de contaminación externa resultan de un sellado defectuoso del sistema de lubricación. Es común encontrar como elementos

de contaminación externa en motores Diesel: el sodio, que usualmente significa una filtración del fluido refrigerante, o sílice, que comúnmente significa una filtración de polvo al sistema de lubricación[26].

2.2.4. Análisis de señales eléctricas

Recientemente, otra metodología de predicción utilizada consiste en analizar las señales eléctricas provenientes de equipos, tal que los valores de dichas señales eléctricas arrojen anomalías que den cuenta de una falla inicial que pudiera llevar a una falla total. Todo inicia modelando la condición de falla como un cambio en los parámetros del sistema. Inclusive se puede diseñar un controlador adaptativo para monitorear los cambios y cambiar constantemente la ley de control [32][18], y de esta manera, corregir rápidamente la falla o bien, cambiar las condiciones para que esta se produzca.

Inicialmente, este enfoque fue utilizado en la industria aeronáutica, donde era necesario analizar el estado de salud de los motores, con el objetivo de completar una determinada misión. Se procedía jerarquizando cada estrategia de control, asignándole un supervisor a cada área, tal como se muestra en la Figura 2.10.

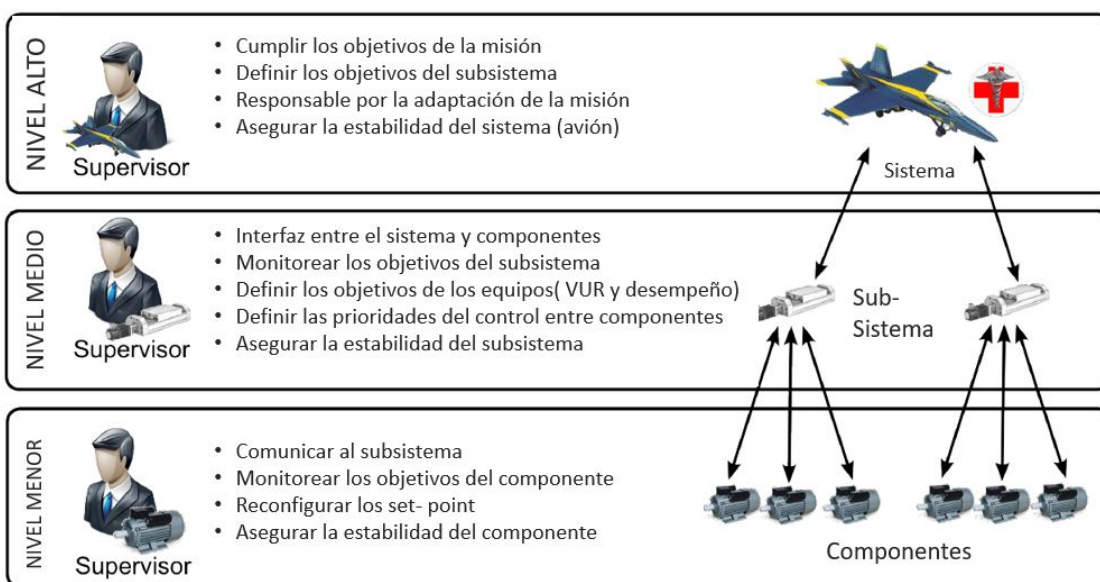


Figura 2.10: Estrategia de control para la aeronave, a distintos niveles de jerarquía [7]

Al analizar el estado de los motores estudiados en las aeronaves, los sistemas de control cursaban los diversos caminos jerárquicos, hasta llegar al nivel más alto, advirtiendo al supervisor que debía corregirse una determinada variable. Este tipo de enfoque es el que se analizará en la siguiente sección, puesto que es el que se utilizará para el desarrollo de la memoria. Específicamente, el trabajo se enfoca en analizar el nivel menor, es decir, donde está ubicado el alternador síncrono.

2.3. Marco Teórico: Modelamiento del Alternador de Inducción y el modo de falla

2.3.1. Estudio FMECA

Es necesario comenzar el trabajo de estimación y diagnóstico con un estudio FMECA (del inglés Fault modes and effects criticality analysis), que básicamente intenta relacionar los eventos de falla con sus causas raíz. Para ello, aborda los problemas de identificación de los modos de falla, su gravedad, la frecuencia de ocurrencia y la capacidad de prueba; los síntomas de falla que sugieren el comportamiento del sistema en condiciones de falla, y los sensores / aparatos de monitoreo necesarios para monitorear y rastrear los comportamientos sintomáticos de fallas del sistema. Además, los estudios avanzados de FMECA pueden recomendar algoritmos para extraer características de falla o indicadores de condición óptimos, detectar y aislar fallas incipientes y predecir la vida útil remanente de los componentes críticos. Tales estudios generan la plantilla para algoritmos de diagnóstico. El estudio FMECA puede integrarse en el control y la adquisición de datos (SCADA) u otros centros de control y gestión de datos apropiados para proporcionar al operador un acceso conveniente a la información sobre eventos de falla y sus causas principales.

Para el presente trabajo, se hace necesario verificar cuáles son los modos de falla más comunes en el alternador principal, y de entre todos esos, elegir el modo de falla más catastrófico con el objetivo de estudiarlo a profundidad, y proceder a su modelación.

Para ello, se procede a obtener los datos de fallas de los camiones en estudio, que es el CDH 52, cuyas fallas son:

Tabla 2.1: Fallas en alternadores registrado

Modo de Falla	Frecuencia
Pérdida de función de termocuplas	18
Desconexión de Pines	7
Pérdida de función de sensores	1
Resistencia Centinel	1
EMC (sensor presión aceite)	3

Las fallas anteriormente mencionadas, no son de gran relevancia, sino que son menores. Es por esto, que se decide analizar a modo general, cuáles son los tipos de modos de fallas más comunes en estos equipos según la literatura. La literatura sugiere que los modos principales de falla en alternadores están asociados con los rodamientos [27][33][5], sensores de retroalimentación de posición [20][6], componentes electrónicos [3] y motores eléctricos [6].

Entre los modos de falla más recurrente, se encuentran:

De donde se da prioridad a los modos de falla según su gravedad, tal que los grados de

Tabla 2.2: FMECA para alternador [11]

Componente	Taza de falla[1/hr]	Modo de falla
Rodamientos	1.78E-05	-Desgaste del rodamiento -Abrasión
Posición del sensor	1.70E-05	-Señal de retorno incorrecta -Corco circuito en el sensor -Circuito abierto en el sensor
Embobinados	1.03E-05	Rotura de la aislación del rotor debido a cortocircuitos en embobinados: -Fase fase -Fase tierra -Cortocircuito abierto -Cortocircuito sobre el mismo embobinado (turn to turn)
Conexiones	6.64E-07	Soltura de un pin

severidad son [11]:

- Falla que podría causar que el motor varíe su posición, o se desconecte por completo.
- Falla que podría causar que el moto quede atascado
- Falla que produzca degradación marginal del desempeño.
- Falla que no tiene efecto en el desempeño del motor

Debido a que el modo de falla más severo, según la descripción anterior es la del cortocircuito en el estator, es que se estudiará el cortocircuito "turn – to – turn" en el estator del alternador.

Según[16][21][28], el aislamiento del estator puede fallar debido a varias razones. como por ejemplo, la alta temperatura del núcleo del estator o bobina; contaminación por hidrocarburos, humedad y suciedad. Sin embargo, la temperatura del devanado es el mecanismo de falla dominante que produce desgaste en la aislación.

2.3.2. Modelo circuital

El modelamiento del alternador se realiza en base al sistema circuital del alternador de inducción, mostrado en la Figura 2.11

Usando las leyes de Kirchoff, y el set de ecuaciones diferenciales asociadas al modelo del alternador, se obtiene la siguiente expresión:

$$\frac{d}{dt}i_{abcs} = L_{abc}^{-1} \left(-U_{abcs} - R_{abc} \cdot i_{abcs} + \frac{d}{dt}\Psi_{abcs} \right), \quad (2.1)$$

donde los términos abcs corresponden a las variables asociadas al estator. $U_{abcs} = i_{abcs} * Z$ corresponde al voltaje en los terminales del alternador, que tendrá asociada una impedancia

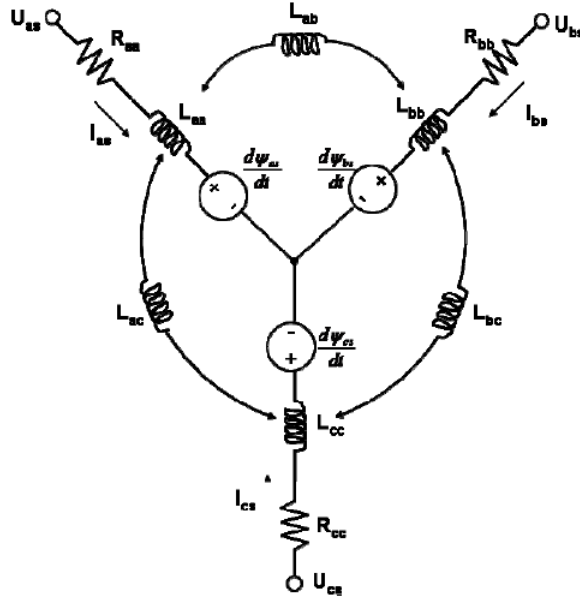


Figura 2.11: Modelo circuital del alternador [11]

Z a la que estará conectada al alternador. Ψ_{abcs} corresponde al flujo magnético inducido en el estator, considerando al rotor otorgando un flujo magnético variable Ψ_m ; y L_{abc}^{-1} corresponde a la matriz de inductancias de las bobinas del estator considerando los valores propios y mutuos. Para el flujo magnético inducido se tiene [11]:

$$\Psi_{abcs} = L_{abcs} \cdot i_{abcs} + \Psi_m \quad (2.2)$$

El flujo magnético variable proveniente del rotor, se expresa según la ecuación, donde la posición del rotor y la magnitud del flujo, se expresan con los símbolos θ y Ψ_m [30]:

$$\Psi_m = \Psi_m \left[\sin(\theta) \quad \sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \quad \sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \right]^T \quad (2.3)$$

Adicionalmente, la matriz de inductancias se compone por:

$$L_{abcs} = \begin{bmatrix} L_{aa} & L_{ab} & L_{ac} \\ L_{ba} & L_{bb} & L_{bc} \\ L_{ca} & L_{cb} & L_{cc} \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

Por otro lado, la matriz de resistencias queda:

$$R_{abcs} = \begin{bmatrix} R_{aa} & 0 & 0 \\ 0 & R_{bb} & 0 \\ 0 & 0 & R_{cc} \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

De acuerdo a [11], se utiliza la aproximación que desprecia las variaciones de la inductancia

respecto a la posición del rotor, y por tanto:

$$\frac{d}{d\theta} L_{abc} \approx 0 \quad (2.6)$$

2.3.3. Modelo de la falla

Los efectos principales de un cortocircuito por falla en la aislación del devanado del estator (turn to turn), dan como resultado un desequilibrio de la impedancia trifásica en los devanados del estator [8], lo que resulta en una un aumento de la amplitud de la señal de corriente y voltaje en la salida del alternador [25].

Para ello, se procede a modelar el equivalente thevenin de una de las tres fases del estator, y las tres fases juntas, del sistema trifásico. Donde k de N vueltas de devanado experimentan un corto, y el parámetro determinante se modela mediante una resistencia de cortocircuito R_f . Cuando R_f se aproxima a cero, las k vueltas de bobinado están completamente en cortocircuito. Cuando R_f se aproxima al infinito, los k devanados no tienen ningún corto. Al aplicar el modelo de equivalente de thevenin, se incorporan las variables N y k en un solo parámetro que es ω^f , donde ω^f (entre 0 y 1) representa la dimensión de esta falla en el devanado "turn to turn". Es decir, $\omega^f = 1$ no representa ningún corto en el devanado, mientras que $\omega^f = 0$ representa que el devanado completo está completamente en cortocircuito.

ω^f resulta ser:

$$\omega^f = 1 - \frac{k}{N} \left(1 - \left[1 + \frac{k}{N} \left(\frac{R_s}{R_f} \right) \right]^{-2} \right). \quad (2.7)$$

Esta modelación se muestra en la Figura 2.12

En la Figura 2.13 se proporciona un esquema que representa una falla de devanado para cualquier devanado único.

Los símbolos L_s , R_s y U_s representan la inductancia total del devanado, la resistencia y la tensión en la entrada del devanado por fase (fuerza electromotriz) en condiciones normales (R_f está abierto). Los símbolos N , k y R_f representan el número de vueltas totales del devanado, el número de espiras en falla y la resistencia de la falla de aislamiento, respectivamente. Luego, al aplicar el equivalente de thevenin sobre el esquema de la Figura 2.13, se obtiene un circuito como el de la Figura 2.14

Como muestra la Figura 2.12, ω^f multiplica a la resistencia, inductancia y flujo magnético del estator en todo momento. Teniendo este modelo, basta reemplazar los valores por los datos reales del equipo bajo estudio.

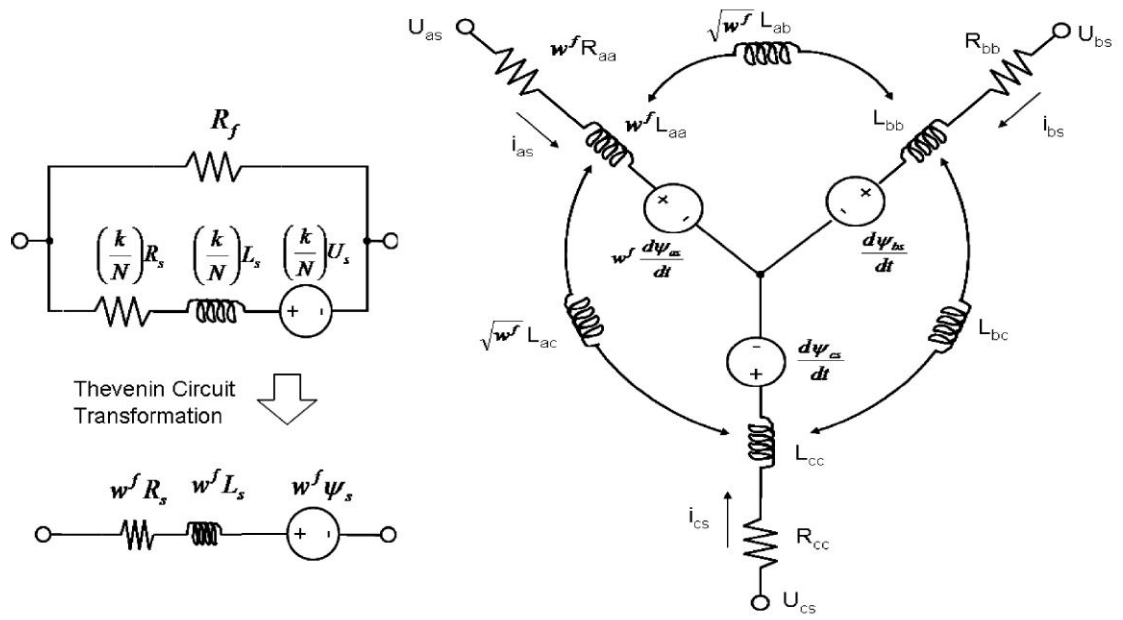


Figura 2.12: Modelo de falla del cortocircuito turn to turn [11]

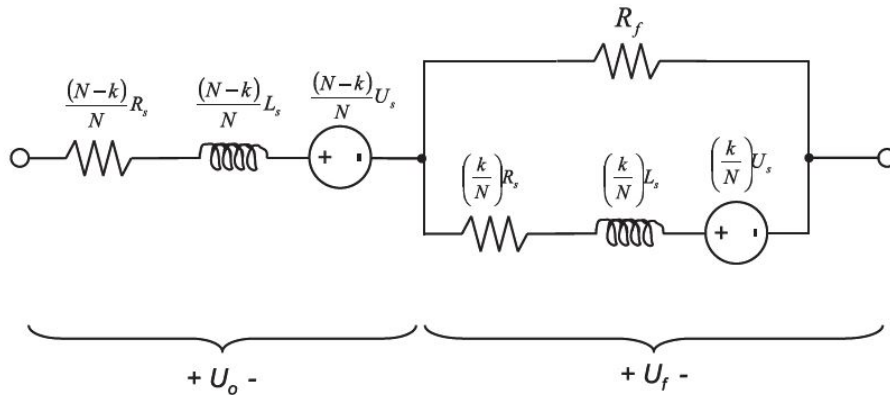


Figura 2.13: Modelo esquemático de falla en aislación[11]

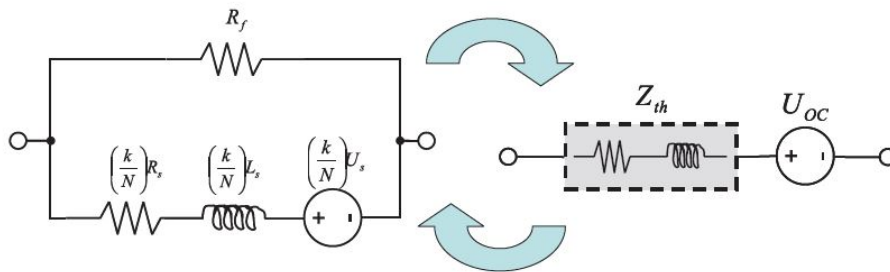


Figura 2.14: Equivalente de thevenin del modelo [14]

2.4. Desgaste de la aislación

El desgaste de la aislación está relacionado con la temperatura, en este caso, con la temperatura del estator. Históricamente, el desgaste de la aislación sigue la ley de Arrhenius[12]:

$$\dot{L} \propto \exp\left(-\frac{E_a}{k_B T_w}\right), \quad (2.8)$$

donde los símbolos E_a y k_B se refieren a la energía de activación y la constante de Boltzmann, respectivamente. Sin embargo, esta expresión no considera el estado actual de la falla. Por lo tanto, al incorporar conceptos de la ley de Paris[24], la tasa de degradación de la falla de aislamiento del bobinado se modela como sigue:

$$\dot{L} \propto \beta_0 \exp\left(-\frac{E_a}{k_B T_w}\right) L, \quad (2.9)$$

donde $\beta_0 > 0$. Esto sugiere que la tasa de degradación es proporcional a la dimensión de falla en sí misma, donde la constante de proporcionalidad sigue una relación con la temperatura del devanado según la ley de Arrhenius.

Sabiendo ya que la pérdida de aislación depende de la temperatura, pero la temperatura depende, a su vez, de las pérdidas de potencia en el devanado, esto es, de la corriente en última instancia. Para ello se construye un modelo circuital como lo muestra la Figura 2.15:

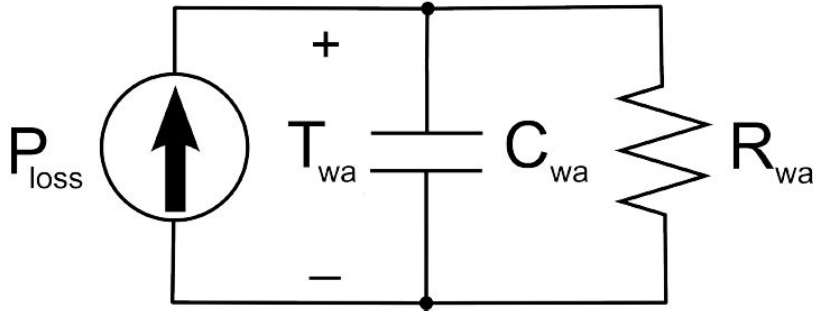


Figura 2.15: Esquema simplificado del modelo termal [12]

En la Figura 2.15 se muestra un modelo que describe la relación entre la pérdida de potencia y la temperatura del devanado a temperatura ambiente, T_{wa} , como se define en continuación, donde T_a , C_{wa} y R_{wa} corresponden a la temperatura ambiente, la capacitancia térmica y a la resistencia térmica de los devanados, respectivamente:

$$T_{wa} = T_w - T_a \quad (2.10)$$

Las pérdidas de potencia, se definen como sigue:

$$P_{Loss} = \sum_{k=1}^3 R_k i_k^2, \quad (2.11)$$

donde i_k y R_k se refieren a la corriente del motor y la resistencia de cada fase del embobinado ($k = 1, 2, 3$), respectivamente.

Dado que es necesario obtener una representación de estados, se define la tasa de variación de la temperatura, como:

$$\dot{T}_{wa} = \frac{P_{Loss} R_{wa} - T_{wa}}{R_{wa} C_{wa}} \quad (2.12)$$

Por tanto, es claro que la degradación de la aislación, es decir, la función L, estará en dependencia de la corriente. Sin embargo, se asumirá que los valores de corriente que son el dominio de esta función de degradación L, serán sólo aquellos valores que superen el valor nominal de corriente del alternador, que se sustenta en el hecho de que la corriente nominal consiste en la máxima corriente que soporta el alternador de forma continua. Se hará necesario hacer un filtrado de datos de los valores de corriente del sensor, con el objetivo de trabajar sólo aquellos en que se cumpla que:

$$i(t) - i_{nominal} > 0 \quad (2.13)$$

y serán todos estos valores los que produzcan degradación en el aislante.

2.5. Daño acumulado por ciclo

El daño acumulado por ciclo de trabajo, es la suma de los módulos de la áreas sobre (o bajo para la parte negativa) la corriente nominal, como se aprecia en la Figura 2.15 :

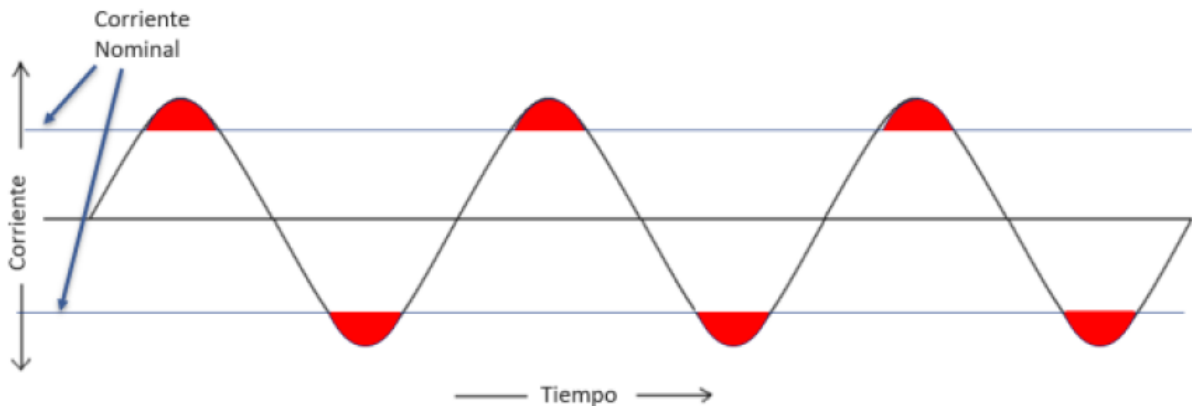


Figura 2.16: Áreas de corriente sobre corriente nominal

Al terminar un ciclo de trabajo, ω_k^f debe ir disminuyendo de valor para ejemplificar que dado los esfuerzos del ciclo, la penalización de las corrientes sobre el valor nominal desgasta a la aislación. El modelo de desgaste queda como:

$$\omega_k^f = \omega_{k-1}^f - \frac{\int_{\text{ciclo}} (i_{\text{sobre}}(t) - i_{\text{nominal}}(t)) dt}{fn}, \quad (2.14)$$

donde fn corresponde a un factor de normalización determinado por la forma de utilización del camión que llevó a una falla. Este valor se determinará más adelante.

2.6. Fórmula de Haversine

Por lo general, los sensores puestos en los camiones mineros entregan la posición del camión en coordenadas longitudinales, es decir, latitud y longitud. Con el fin de calcular la distancia recorrida por el camión en kilómetros, se aplica la fórmula de Haversine o de semiverenos. Dado el radio de la tierra R , se calcula la variación de latitud y longitud entre dos puntos $\Delta\text{Latitud} = \text{Latitud}_2 - \text{Latitud}_1$ y $\Delta\text{Longitud} = \text{longitud}_2 - \text{Longitud}_1$, respectivamente. Posteriormente, se calcula el coeficiente a :

$$a = \sin^2\left(\frac{\Delta\text{Latitud}}{2}\right) + \cos(\text{Latitud}_1) \cdot \cos(\text{Latitud}_2) \cdot \sin^2\left(\frac{\Delta\text{Longitud}}{2}\right) \quad (2.15)$$

Finalmente, la distancia en kilómetros se calcula como:

$$d = 2 \cdot R \cdot \arctan\left(\frac{\sqrt{a}}{\sqrt{1-a}}\right) \quad (2.16)$$

2.7. Estimación

Dado un modelo dinámico no lineal y no Gaussiano en el espacio de estados, se define el proceso de filtraje no lineal como la estimación, en base a observaciones ruidosas, de al menos los dos primeros momentos de la distribución de probabilidad del vector de estados del modelo[22].

Con el fin de estimar el estado de daño de la aislación del alternador, es necesario tener un sistema que permita tomar los datos ruidosos del sensor y compararlos con los datos estimados según el modelo matemático de la Ecuación 2.14, y decidir en base a las mediciones pasadas, cual es el valor de ω^f más verosímil al finalizar un determinado ciclo de trabajo. Para ello, se utilizará un algoritmo de estimación bayesiano llamado filtro de partículas, que

se basa en los métodos de Monte Carlo.

La definición matemática es la siguiente [23]: sea $X = \{X_k, k \in \mathbb{N}\}$ un proceso estocástico discreto no observable, caracterizado por una cadena de Markov de primer orden en \mathbb{R}^{n_x} , con condición inicial $p(x_0)$ y probabilidad de transición $p(x_k|x_{k+1})$. Si $\{\omega_k\}_{k \geq 0}$ es una secuencia de variables aleatorias independientes, entonces $p(x_k|x_{k+1})$ se puede describir como:

$$x_k = f_k(x_{k-1}, \omega_k) \quad (2.17)$$

Además, si las observaciones con ruido $X = \{Y_k, k \in \mathbb{N}\}$ son obtenibles y condicionalmente independientes dado X, $p(y_k|x_k)$ queda descrita por la Ecuación 2.18 donde $\{\nu_k\}_{k \geq 0}$ es una secuencia de variables aleatorias independientes[23]:

$$y_k = h_k(x_k, \nu_k) \quad (2.18)$$

Teniendo las Ecuaciones 2.17 y 2.18, el problema consiste en calcular x_k (el estado en el instante de tiempo k) ya que, se conoce $y_{1:k}$ (las mediciones hasta dicho instante de tiempo k). Puesto que dicho problema no es determinístico, para lograr lo anterior se debe estimar $p(x_{0:k}|y_{1:k})$ (pdf posterior), lo que desde el enfoque Bayesiano representa, el problema de filtraje. La estimación de $p(x_{0:k}|y_{1:k})$ se desarrolla recursivamente en dos pasos: predicción y actualización [2]. Para este propósito, se considera que $p(x_0|y_0) = p(x_0)$ y se asumirá que $p(x_{k-1}|y_{1:k-1})$ que es la función de densidad de probabilidad, deseada en el instante de tiempo $k - 1$, se encuentra disponible.

2.7.1. Filtro de Partículas

El filtro de partículas genera una serie de puntos llamados partículas (muestras del espacio de incógnitas), con diversos pesos asociados a cada una de ellas, que representan cuan verosímil es cada una de ellas [29]. Con el objetivo de estimar la señal sensada, los pesos mencionados anteriormente son actualizados (para cada una de las partículas) basándose en un modelo de sistema y en una medición desde el sensor.

En un caso real, el modelo de la planta puede ser impreciso y las mediciones pueden estar sujetas a ruido y a contratiempos en la calibración y precisión de los instrumentos, de modo que es necesario introducir incertidumbre en la descripción del problema, tal como se hizo en las Ecuaciones 2.17 y 2.18.

La incertidumbre provoca que se estimen densidades de probabilidad en vez de valores determinísticos para los estados. El procedimiento consiste en proponer una pdf candidata, buscando aproximar la pdf posterior. Para ello, se actualizan los pesos y posiciones de un conjunto de partículas (muestras del espacio de incógnitas) en cada instante de tiempo. El propósito es que en cada actualización, estas partículas sean capaces de describir con la ma-

por exactitud posible, la pdf de los estados.

Se debe tener presente que, al utilizar un filtro de partículas, en cada iteración, el conjunto de partículas degenera¹, disminuyendo ampliamente la calidad de la estimación. Lo anterior es resultado de que la varianza de los pesos sólo crecer con el tiempo [22]. De esta manera, al pasar una cantidad (que puede ser variable) de ciclos del algoritmo, las partículas y sus pesos deben ser intervenidos mediante un proceso denominado “remuestreo” (“resampling” en inglés), cuyo objetivo es hacerse cargo de esta indeseable característica del filtro.

En cuanto al planteamiento matemático del problema de seguimiento de una trayectoria haciendo uso de un filtro de partículas, este se puede expresar de la siguiente forma [23]. Sea $\{\pi_k(x_{0:k})\}_{k \geq 1}$ una secuencia de distribuciones de probabilidad, donde $\pi_k(x_{0:k})$ se evalúa punto a punto hasta una constante de normalización. El objetivo del filtro es generar $N \geq 1$ partículas $\{\omega_k^{(i)}, x_{0:k}^{(i)}\}_{i=1:N}$, $\omega_k^{(i)} \geq 0, \forall t \geq 1$ que satisfacen la Ecuación 2.19[1], expresión en la que φ_k es cualquier función π_k -integrable. Lo anterior hace posible obtener, aproximadamente, muestras secuenciales de $\{\pi_k\}$ [23] :

$$\sum_N^{i=1} \omega_k^{(i)} \varphi_k(x_{0:k}^{(i)}) \xrightarrow{N \rightarrow \infty} \int \varphi_k(x_{0:k}) \pi_k(x_{0:k}) dx_{0:k} \quad (2.19)$$

En caso particular de un filtro bayesiano, $\pi_k(x_{0:k}) = p(x_{0:k} | y_{1:k})$ (pdf posterior). Luego, en base a las Ecuaciones 2.17 y 2.18, $\pi_k(x_{0:k})$ se puede escribir como la Ecuación 2.20 [10]:

$$\pi_k(x_{0:k}) = p(x_0) \prod_{j=1}^k f_j(x_j | x_{j-1}) h_j(y_j | x_j) \quad (2.20)$$

A continuación, se presentará uno de los métodos para resolver el problema presentado en la Ecuación 2.19, denominado “Esquema de muestreo por importancia”, así como la estrategia para hacer resolver el problema de la degeneración de las partículas, llamado “remuestreo”.

Esquema de muestreo por importancia

Para aproximar $\pi_k(x_{0:k})$, la pdf posterior en el instante k, se utiliza la información disponible en el anterior instante de tiempo. Luego, si $\{x_{0:k-1}^{(i)}\}_{i=1:N}$ corresponde al conjunto de las N partículas en $k-1$, que distribuyen de acuerdo a $\pi_{k-1}(x_{0:k-1})$, entonces la pdf posterior deseada puede ser aproximada por la Ecuación 2.21.

¹Que la población de partículas degenera quiere decir que su capacidad para aproximar la distribución buscada decae progresivamente. De no contar con una estrategia que enfrente este problema, todos los pesos colapsarán en una sola partícula.

$$\pi_k^N(x_{0:k-1}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_{0:k-1} - x_{0:k-1}^{(i)}) \quad (2.21)$$

Sin embargo, lo que en verdad se desea obtener, no es una aproximación de la pdf posterior con las partículas del instante $k - 1$, sino que estimarla a través un nuevo conjunto de N partículas $\{\tilde{x}_{0:k}^{(i)}\}_{i=1:N}$ que distribuyan aproximadamente de acuerdo a $\pi_k(\tilde{x}_{0:k}^{(i)})$ que se obtiene mediante un kernel q_k propuesto [23]. Cuando se ha generado el nuevo conjunto de partículas, entonces es posible aproximar $\pi_k(x_{0:k})$ por medio de la Ecuación 2.22 [1], donde $\{\omega_{0:k}^{(i)}\}_{i=1:N}$ tal que $\omega_{0:k}^{(i)} \propto \omega_{0:k}(\tilde{x}_{0:k}^{(i)})$ y $\sum_{i=1}^N \omega_{0:k}^{(i)} = 1$ corresponden a los pesos que denotan la importancia que tiene cada partícula en la estimación [23].

$$\pi_k^N(x_{0:k}) = \sum_{i=1}^N \omega_{0:k}^{(i)} \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^{(i)}) \quad (2.22)$$

La generación de nuevas partículas se realiza haciendo uso de una función de densidad propuesta, que se denota q_k , denominada “función de densidad de importancia” (“Importance density function”). Utilizando esta función de densidad es posible extender $x_{0:k-1}$ para generar el nuevo conjunto de partículas por medio de $q_k(\tilde{x}_{0:k}|x_{0:k-1})$. Lo deseable, es que la nueva población de partículas se aproximase fielmente a $\pi_k(\tilde{x}_{0:k})$, pero esto no resulta de esta manera [23]. Es más, la nueva población distribuye de acuerdo a la Ecuación 2.23 [1].

$$q_k(\tilde{x}_{0:k}) = \int_{X^k} q_k(\tilde{x}_{0:k}|x_{0:k-1}) \pi_{k-1}(x_{0:k-1}) dx_{0:k-1} \quad (2.23)$$

El inconveniente que surge debido a las diferencias existentes entre $\pi_k(\tilde{x}_{0:k})$ y $q_k(\tilde{x}_{0:k})$ es solucionado por el muestreo por importancia, que asigna el valor de los N pesos de las partículas en base a la Ecuación 2.24 [23].

$$\omega(\tilde{x}_{0:k}) = \frac{\pi_k(\tilde{x}_{0:k})}{q_k(\tilde{x}_{0:k})} \quad (2.24)$$

Por otro lado, en muchos casos se hace imposible evaluar la Ecuación 2.23 de forma directa, es por eso que se sugiere utilizar otra expresión para ella. De esta manera, si se asume que la función de densidad de importancia se puede describir según la Ecuación 2.25, entonces la actualización que reciben cada uno de los pesos del filtro, puede quedar descrita mediante la Ecuación 2.26 [23].

$$q_k(\tilde{x}_{0:k}|x_{0:k-1}) = \delta(\tilde{x}_{0:k-1} - x_{0:k-1}) q_k(\tilde{x}_k|x_{0:k-1}) \quad (2.25)$$

$$\begin{aligned}
\omega(\tilde{x}_{0:k}) &= \frac{\pi_k(\tilde{x}_{0:k})}{q_k(\tilde{x}_{0:k})} = \frac{\pi_k(\tilde{x}_{0:k})}{\pi_{k-1}(x_{0:k-1})q_k(\tilde{x}_k|x_{0:k-1})} \\
&\propto \frac{\pi_{k-1}(x_{0:k-1})p(y_k|\tilde{x}_k)p(\tilde{x}_k|x_{0:k-1})}{\pi_{k-1}(x_{0:k-1})q_k(\tilde{x}_k|x_{0:k-1})} \\
&\propto \frac{p(y_k|\tilde{x}_k)p(\tilde{x}_k|x_{0:k-1})}{q_k(\tilde{x}_k|x_{0:k-1})}
\end{aligned} \tag{2.26}$$

En base a la Ecuación 2.26, es importante notar que si se impone $q_k(\tilde{x}_k|x_{0:k-1}) = p(\tilde{x}_k|x_{0:k-1}) = f_k(\tilde{x}_k|x_{k-1})$, entonces la actualización de los pesos se puede calcular haciendo uso de la Ecuación 2.27, originando el filtro de partículas denominado “secuencial por muestreo de importancia” (SIS² por sus siglas en inglés), que es realmente simple en su forma, sin embargo, es de un de mal desempeño si no se implementa de forma paralela con una estrategia de “remuestreo” [23].

$$\omega(\tilde{x}_{0:k}) \propto p(y_k|\tilde{x}_k) = h_k(y_k|\tilde{x}_k) \tag{2.27}$$

Por otro lado, si además de que se cumpla la Ecuación 2.25 se impone que q_k satisfaga la Ecuación 2.28, esto es, que acepte a $q_{k-1}(x_{0:k-1})$ como distribución marginal en $k - 1$, entonces es posible reescribir la Ecuación 2.24 de tal manera que sea igual a la Ecuación 2.29 [23].

$$q_k(\tilde{x}_{0:k}) = q_{k-1}(x_{0:k-1})q_k(\tilde{x}_k|x_{0:k-1}) \tag{2.28}$$

$$\begin{aligned}
\omega(\tilde{x}_{0:k}) &= \frac{\pi_k(\tilde{x}_{0:k})}{q_k(\tilde{x}_{0:k})} = \frac{\pi_k(\tilde{x}_{0:k})}{q_{k-1}(x_{0:k-1})q_k(\tilde{x}_k|x_{0:k-1})} \\
&\propto \frac{\pi_{k-1}(x_{0:k-1})}{q_{k-1}(x_{0:k-1})} \cdot \frac{p(y_k|\tilde{x}_k)p(\tilde{x}_k|x_{0:k-1})}{q_k(\tilde{x}_k|x_{0:k-1})} \\
&\propto \omega(x_{0:k-1}) \cdot \frac{p(y_k|\tilde{x}_k)p(\tilde{x}_k|x_{0:k-1})}{q_k(\tilde{x}_k|x_{0:k-1})}
\end{aligned} \tag{2.29}$$

La Ecuación 2.29 resulta muy útil a la hora de implementar el filtro, puesto que provee una expresión recursiva que es capaz de realizar la ansiada actualización de los pesos de las N partículas. Es importante mencionar que, para lograr obtener la igualdad, basta con normalizar todos los pesos.

Es importante notar que, en una línea similar a la del filtro secuencial por muestreo de importancia, si $q_k(\tilde{x}_{0:k}|x_{0:k-1}) = p(\tilde{x}_k|x_{0:k-1}) = f_k(\tilde{x}_k|x_{k-1})$ entonces se cumple la Ecuación 2.30

²Sequential Importance Sampling.

y por tanto, es posible calcular la actualización de los pesos haciendo uso de la Ecuación 2.31 [23].

$$\omega(\tilde{x}_{0:k}) \propto \omega(x_{0:k-1})p(y_k|\tilde{x}_k) = \omega(x_{0:k-1})h_k(y_k|\tilde{x}_k) \quad (2.30)$$

$$\omega(\tilde{x}_k^{(i)}) = \omega_{k-1}^{(i)}k_k(y_k|\tilde{x}_k^{(i)}), \omega_k^{(i)} = \frac{\omega(\tilde{x}_k^{(i)})}{\sum_{i=1}^N \omega(\tilde{x}_k^{(i)})} \quad (2.31)$$

Además, si al tipo de filtro de partículas anteriormente expuesto se le añade un proceso de remuestreo, entonces se dará origen a lo que es conocido en la literatura especializada como “filtro de partículas SIR” (Sequential Importance Sampling Resampling Particle Filter). Por último, es importante notar la forma en que la elección de la función de densidad de importancia q_k es relevante en el rendimiento del filtro de partículas, al ser capaz de afectar directamente a cómo se actualizan los pesos de las partículas.

Remuestreo

Tal como se mencionó en la sección anterior, los filtros de partículas presentan un inconveniente propio que, de no ser abordado de la manera correcta, se estará atentando considerablemente contra el desempeño del algoritmo. Este inconveniente se denominada degeneración, y básicamente radica en que, después de ocurridas algunas iteraciones sólo una de las partículas concentrará un peso de importancia real, mientras que el de todas las demás será despreciable [2]. La degeneración es un problema que no es posible evitar dada la naturaleza y características inherentes del algoritmo, puesto que la varianza de los pesos de las partículas aumenta con el paso del tiempo [10]. Al no ocuparse de este problema, se estará desperdiciando cálculo computacional en partículas cuyo aporte es despreciable e innecesario en la estimación [2], por lo que es vital ser capaces de implementar estrategias que evalúen satisfactoriamente el problema para minimizarlo.

Dado lo anterior, el propósito del remuestreo es el de reemplazar las partículas que carecen de importancia en la muestra, procurando mantener aquellas que sí son relevantes [23]. Este proceso se realiza cada vez que se cumple con un criterio de nivel de degeneración en la muestra de partículas. Este nivel de degeneración es posible de evaluar al observar el incremento de la varianza de los pesos de acuerdo a la Ecuación 2.32 [23], donde N es el número de partículas utilizadas.

$$N_{eff} = \frac{N}{1 + Var_{\pi(\cdot|y_{0:k})}(\omega_{0:k})} \quad (2.32)$$

Dado que la Ecuación 2.32 no se puede evaluar directamente [2], en la práctica se utiliza un estimador, \hat{N}_{eff} Ecuación 2.33, que entrega un valor aproximado del deseado[23] :

$$\hat{N}_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (\omega_k^{(i)})^2} \quad (2.33)$$

Para analizar la necesidad de realizar un remuestreo, se compara \hat{N}_{eff} con N_T , que es una constante escogida previamente. De esta manera, cada vez que $\hat{N}_{eff} \leq N_T$ se procederá a ejecutar el remuestreo. El valor de N_T puede variar dependiendo del problema, pero basta con asignarle un valor $N_T = 0,85N$ o $N_T = 0,9N$ para ser capaces de analizar el desempeño del filtro, de forma inicial.

Tal como se describe en [23], el remuestreo soluciona la degeneración a través de la generación de un nuevo conjunto de partícula $\{\check{x}_{0:k}^{(i)}\}_{i=1:N}$ a partir de la Ecuación 2.22. Para ello, se procede a muestrear N veces (con reemplazo) tal que $\mathbb{P}(\check{x}_{0:k}^{(i)} = x_{0:k}^{(j)}) = \omega_k^j$. La muestra que resulta es i.i.d.³ tal que se igualan todos los pesos a $\frac{1}{N}$. De esta manera la Ecuación 2.22 se puede reescribir como la Ecuación 2.34.

$$\check{\pi}_k^N(x_{0:k}) = \sum_{i=1}^N \omega_{0:k}^{(i)} \delta(x_{0:k} - \check{x}_{0:k}^{(i)}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_{0:k} - \check{x}_{0:k}^{(i)}) \quad (2.34)$$

El remuestreo también conlleva un precio, y produce ciertas desventajas en el algoritmo. Entre estas desventajas introducidas se destaca el “empobrecimiento de la muestra”. Dado que se privilegia la permanencia de las partículas con alto peso, es posible que esto produzca un conjunto poco diverso. El caso extremo se produce cuando el ruido del proceso es pequeño, provocando que todas las partículas existentes colapsen a un solo punto en pocas iteraciones [2], no obteniéndose ninguna pdf en el camino.

2.8. Datos obtenidos de los sensores

Los sensores extraen datos capturados con el sistema de Monitoreo ESA instalado en los camiones CDH90 y CDH52 de Anglo American Los Bronces. El Sistema de Monitoreo ESA consiste en un grupo de sensores que permiten medir la corriente instantánea de cada máquina eléctrica (alternador, motores de tracción y sopladores de parrilla). Además, el sistema lee las señales de los sensores de velocidad. Luego del proceso de digitalización de las señales capturadas, un programa realiza el análisis de estas y permite detectar el momento en que la máquina se encuentra operando a una velocidad relativamente constante, dentro de un rango especificado por los ingenieros a cargo. Al cumplirse esta condición, el programa inicia una grabación de 15 segundos, de los datos de corriente y velocidad instantánea, a una frecuencia de muestreo de 50 kHz (configurable). Al terminar este proceso, el software empaqueta los datos y los envía a un servidor a través de una red de comunicaciones 3G/4G.

³Independiente e idénticamente distribuida.

Fueron definidos los siguientes criterios de descarte de capturas:

- Las capturas con valor efectivo de corriente menor a 50 A rms, en cualquiera de sus fases. En general, se observó que las capturas con esta característica no contenían información relevante.
- Las capturas con valores de velocidad iguales a cero. Este caso inusual indica que la captura no fue correctamente almacenada, por lo que es descartada toda su información.

A continuación, en la Figura 2.17 se muestra la forma de onda de corriente, que grafica la corriente instantánea de las tres fases del alternador. La forma de la señal depende del modo de operación y de la electrónica de potencia.

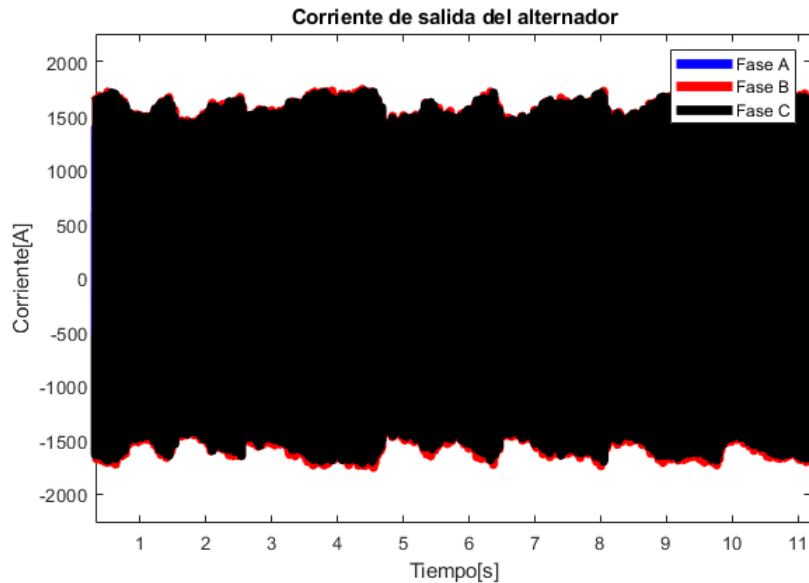


Figura 2.17: Ejemplo de forma de onda de la corriente en el alternador

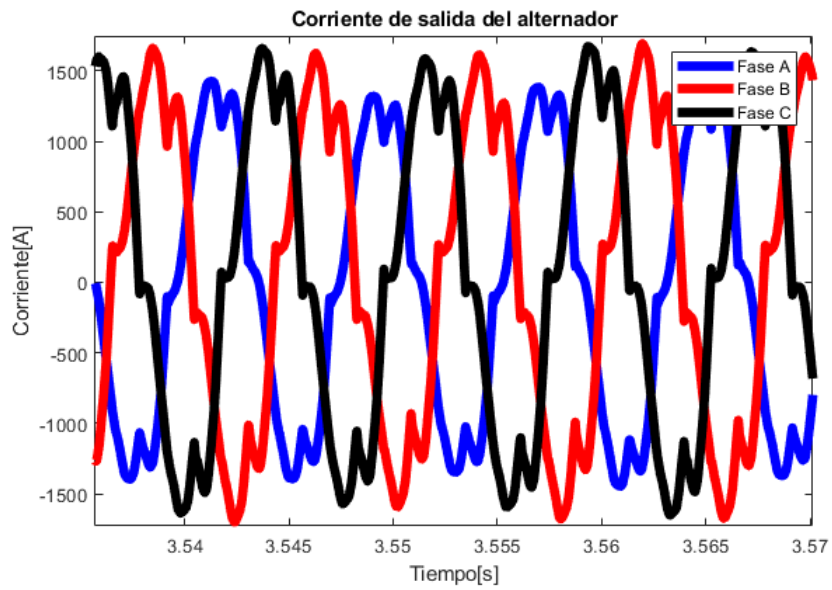


Figura 2.18: Acercamiento de ejemplo de forma de onda de la corriente en el alternador

Capítulo 3

Desarrollo

3.1. Comportamiento del Camión

3.1.1. Modelación del alternador

Dadas las Ecuaciones 2.2, 2.3, 2.4, 2.5 y 2.6 asociadas al alternador de inducción, se procede a modelar el alternador con sus datos de placa que se muestran en la Tabla 3.1:

Tabla 3.1: Datos del generador

Elemento	Valor
Resistencia	0.00774[Ω]
Inductancia propia	0.0964[H]
Inductancia Mutua	0.02268 [H]
Polos	8 [Unidades]
Velocidad	1900 [RPM]

Además, se considerará que el alternador en su salida posee una resistencia de $0,9673\Omega$, equilibrada en cada fase. El modelo se realiza en simulink de matlab, y en el caso de la Figura 3.1, se muestra el caso para un desgaste simultáneo en las aislaciones de las tres fases, que le llamaremos falla trifásica. Esta es la situación más común, dado que en todo momento se espera que las amplitudes de corriente sean iguales en cada una de las fases, y por tanto, es natural que cada fase se desgaste de forma conjunta y simultanea. La manera en que se expresa esta falla en el modelo, como se vio en la ecuación, es multiplicando el factor ω en cada una e las componentes de la fase de la falla.

Para las fallas bifásica y monofásica, basta con ubicar la variable ω multiplicando a los valores de las fases correspondientes. Luego, para verificar si el motor está siendo correctamente simulado, se procede a simular una forma de onda dada por el sensor, y efectivamente, como muestra la Figura 3.2 ambas señales terminan con la misma magnitud y misma frecuencia de salida, que corresponde a 126.7 [Hz]. La clara diferencia se manifiesta en la componente armónica de la señal original dada por la electrónica de potencia del camión en su sistema

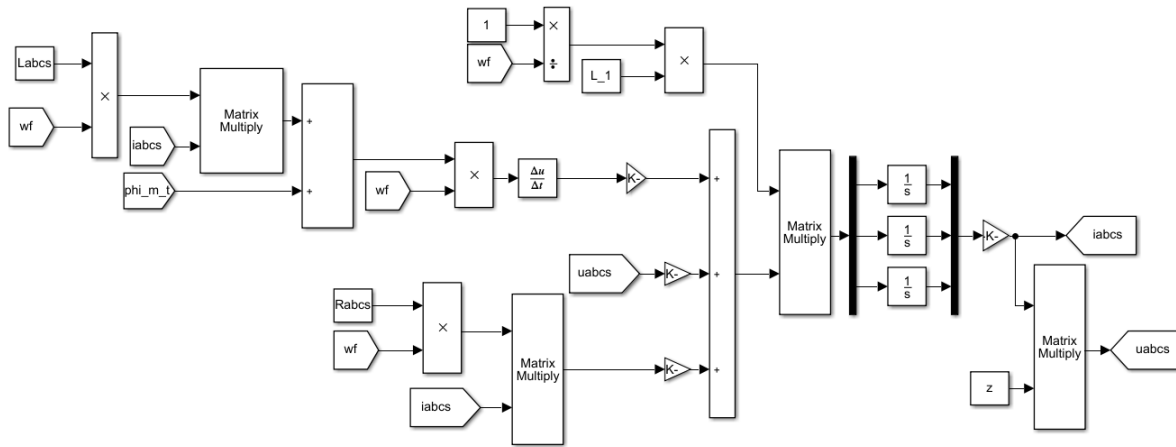


Figura 3.1: Alternador en simulink para una falla trifásica

de control, sin embargo, para todos los efectos la simulación es correcta, y esta componente se considerará despreciable para esta investigación. Mismo caso sucede para el valor de los voltajes.

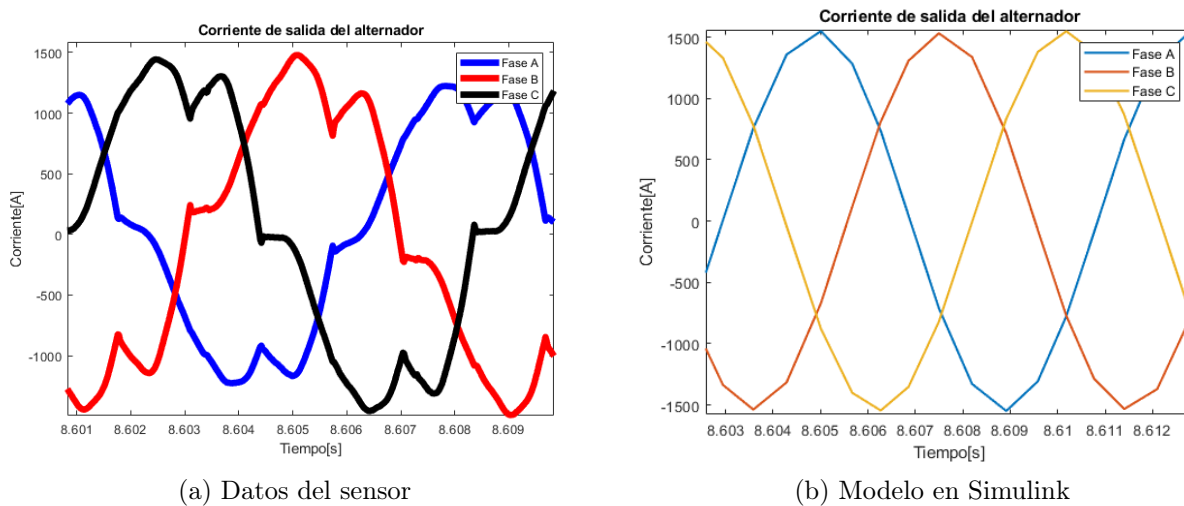


Figura 3.2: Comparación simulación vs modelo

Además, es posible visualizar que, efectivamente para valores de ω^f menores, la amplitud de la corriente aumenta como lo muestra la Figura 3.3:

3.1.2. Clustering: Circuitos de corriente del camión

Como se mencionó anteriormente, el sensor almacena la corriente medida en una parte determinada de la mina, al tener un sistema GPS incorporado. La Figura 3.4 muestra en color rojo, todas la veces en que el camión supera la corriente nominal, mientras que en color negro, las veces en las que no sucede esto.

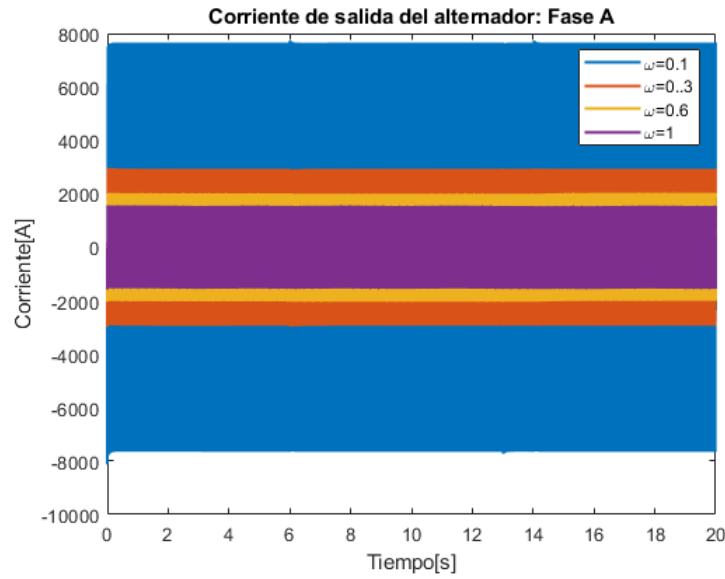


Figura 3.3: Amplitud de corriente de salida para distintos valores de ω^f

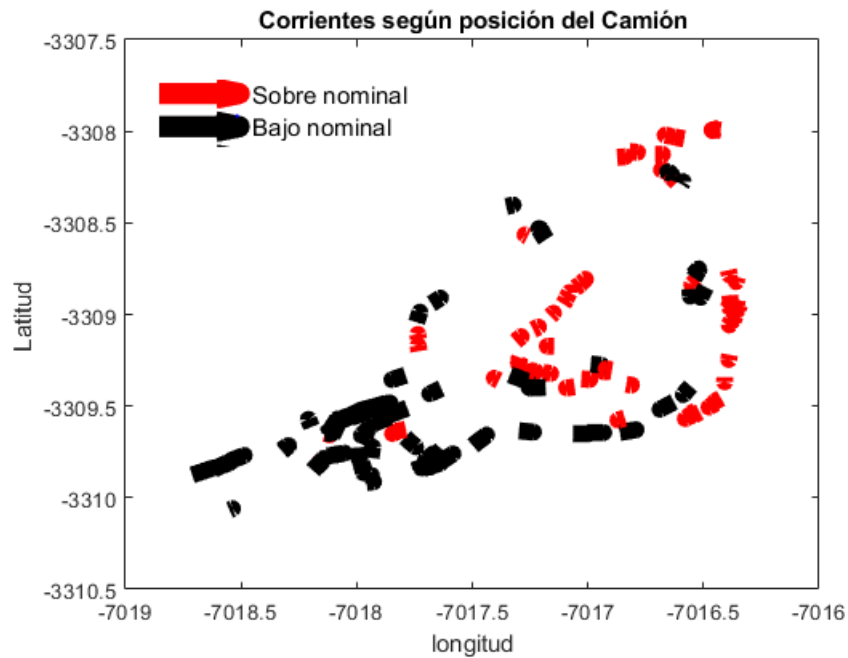


Figura 3.4: Posición del camión y sus respectivos valores de corriente en los terminales del estator del alternado

De acuerdo con los datos de la mina, dichos valores de corriente se pueden dividir en tres diferentes recorridos que hace el camión, desde los centros de recogida del mineral hasta los botaderos (lugar donde se encuentran los molinos). Por lo tanto, dados los datos de la Figura 3.4, se procede a caracterizar cada uno de estos circuitos, tanto de ida y vuelta, determinando el tiempo en que cada corriente sobre el valor nominal tiene presencia. Esto corresponde a la etapa del clustering.

La Figura 3.5 muestra los tres circuitos caracterizados. Lo que es de interés, es el tiempo

en que la corriente supere el valor nominal en cada momento, y de esta manera, caracterizar cada circuito como un arreglo de corrientes en el tiempo. El sensor entrega la posición donde

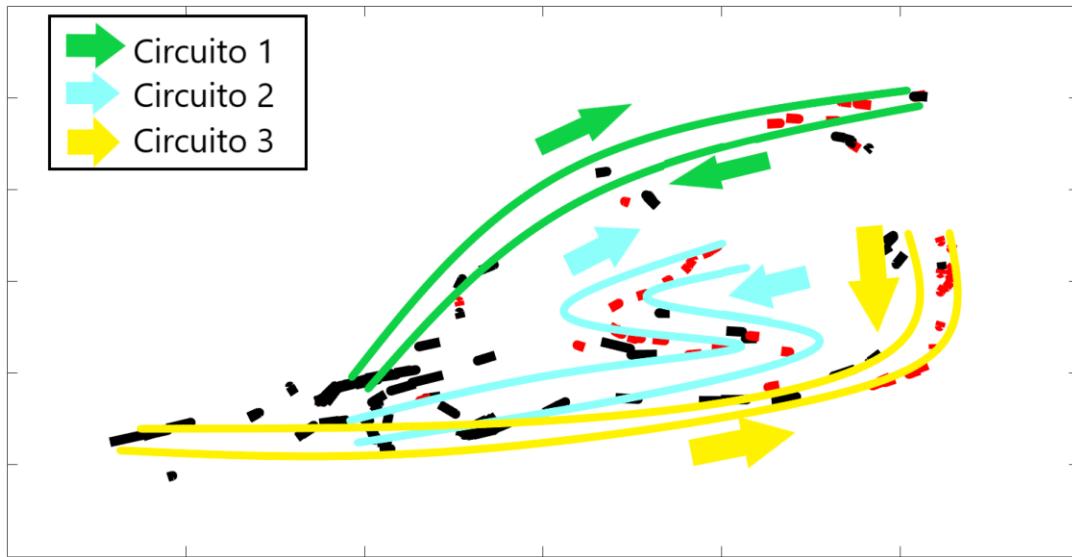


Figura 3.5: Tres diferentes circuitos del camión

inicialmente se comenzó a tomar una muestra de corriente, y posteriormente, la posición donde se finalizó la toma de datos. De esta manera, con la fórmula de Haversine, se procede a calcular la distancia en kilómetros que recorre el camión en esta medida de corriente. Dado que el camión se mueve a 20[km/hr], es posible calcular el tiempo de duración de cada medida de corriente. Con ello, se logró caracterizar las corrientes en cada uno de los circuitos, como se muestra en la Tablas 3.2, 3.3 y 3.4. Además, dados los valores de corriente medidos y los valores de corriente sensados, es sencillo determinar el valor de la amplitud del campo magnético giratorio para cada medida de corriente, y esto se hace definiendo un valor amplitud de campo magnético en la simulación y observando la corriente de salida. Con ello, cada una de las tablas mencionadas anteriormente, cuenta con una tercera columna que corresponde a la medida de campo magnético descubierta que corresponde a una sola medida de corriente. Es importante destacar que dado que el camión tiene una velocidad del rotor constante en todo momento, que son 1900 [rpm], el valor de la potencia es regulado por la amplitud del campo magnético del rotor, manipulado por la excitatriz, que será la entrada del modelo en simulink.

De ahora en adelante, un ciclo de trabajo será definido como un circuito recorrido por el camión.

3.1.3. Daño acumulado por ciclo de trabajo

Tal como menciona la Ecuación 2.14, el daño acumulado se caracteriza por el parámetro ω^f . La condición sana corresponde a un valor 1, y la condición de daño completo de la aislación, a un valor 0. Por lo tanto, cada ciclo de trabajo debe penalizar a este valor ω^f haciéndolo disminuir. La Ecuación 2.14 posee un valor fn , que es el parámetro de normali-

Tabla 3.2: Caracterización de las corrientes para el circuito 1

Circuito 1		
Corriente [A]	Duración[s]	Ψ_m [Wb]
1512	13	222.76
1427	1	210.24
1454	27	214.22
1399	76	206.12
1463	50	215.54
1521	23	224.09
1540	18	226.89
1507	11	222.02

Tabla 3.3: Caracterización de las corrientes para el circuito 2

Circuito 2		
Corriente [A]	Duración[s]	Ψ_m [Wb]
1540	49	226.89
1454	35	214.22
1499	19	220.85
1465	16	215.84
1512	7	222.76
1504	11	221.58
1485	7	218.78
1540	7	226.89
1532	18	225.71
1451	24	213.78
1482	9	218.35
1463	27	215.54
1540	9	226.89
1515	2	223.2
1546	14	227.77
1551	6	228.51
1490	4	219.52

zación, que corresponde a la suma de las áreas bajo la corriente nominal que llevó a una falla.

De acuerdo con los datos de la empresa¹, el presente modo de falla surgió después de 18000 horas de operación que corresponden a 750 días, o bien 30000 ciclos de trabajo. El camión recorre 40 ciclos por día, en la siguiente distribución sucesiva (Tabla 3.5):

Para determinar el valor fn , es necesario correr el modelo y luego de cada circuito recorrido, calcular la integral sobre la corriente nominal e ir acumulándola. En la realidad, el valor de cada integral del ciclo de trabajo va aumentando, dado que después de cada ciclo ω^f es

¹Excel interno de la compañía

Tabla 3.4: Caracterización de las corrientes para el circuito 3

Circuito 3		
Corriente [A]	Duración[s]	Ψ_m [Wb]
1540	6	226.89
1537	23	226.45
1479	25	217.9
1543	9	227.33
1537	15	226.45
1535	5	226.15
1526	38	224.82
1526	57	224.82
1482	35	218.35
1507	117	222.02
1543	22	227.33
1465	6	215.84
1518	15	223.65
1540	3	226.89
1529	4	225.27
1415	3	208.47

Tabla 3.5: Distribución de circuitos por día

Circuito	Frecuencia
Circuito 1	20
Circuito 2	11
Circuito 3	9

menor, por lo que, las amplitudes de la corriente aumentan después de cada ciclo lo que hace aumentar la integral. Sin embargo, dado que justamente no conocemos de forma inicial como evoluciona ω^f pues desconocemos fn , simularemos la acumulación de áreas para ω^f igual a 1. Calculado este valor, se procederá a simular el camión pero con la Ecuación 2.14 completa. Claramente el circuito no fallará a las 18000 horas, y por tanto, es ahí donde se procederá a ajustar el valor de fn para que efectivamente falle a las 18000 horas. De esta manera se tendrá el valor exacto de fn que se está buscando.

Se procede entonces a iterar el camión con los recorridos de la Tabla 3.5 750 veces (que corresponden a las 18000 horas de frecuencia de falla). Se calcula el área total sobre la nominal de cada circuito, y luego ese valor se va sumando al área del siguiente circuito. Con ello, se obtiene el valor de $3,2229 \cdot 10^8$ [Ampere-segundo]. Se define este valor como el fn candidato.

Luego, se simula nuevamente el camión con los datos de la Tabla 3.5. Sin embargo, al finalizar cada ciclo de trabajo (circuito recorrido) el valor de ω^f se actualiza según la Ecuación 2.14, y por tanto el valor de ω^f que entra al modelo de Simulink en cada circuito será menor que es lo que sucede en la realidad. Con ello se obtiene, como lo muestra la Figura 3.6, que

con el fn candidato, el camión falla a los 10000 ciclos de trabajo, lo que es incorrecto. Sin embargo, ajustando el valor de fn a $9,59811849 \cdot 10^8$ se consigue que el camión falle a los 30000 ciclos de trabajo que es justamente lo que sucede según los datos de falla de la empresa. De esta manera entonces se logra obtener con precisión el valor de normalización esperado.

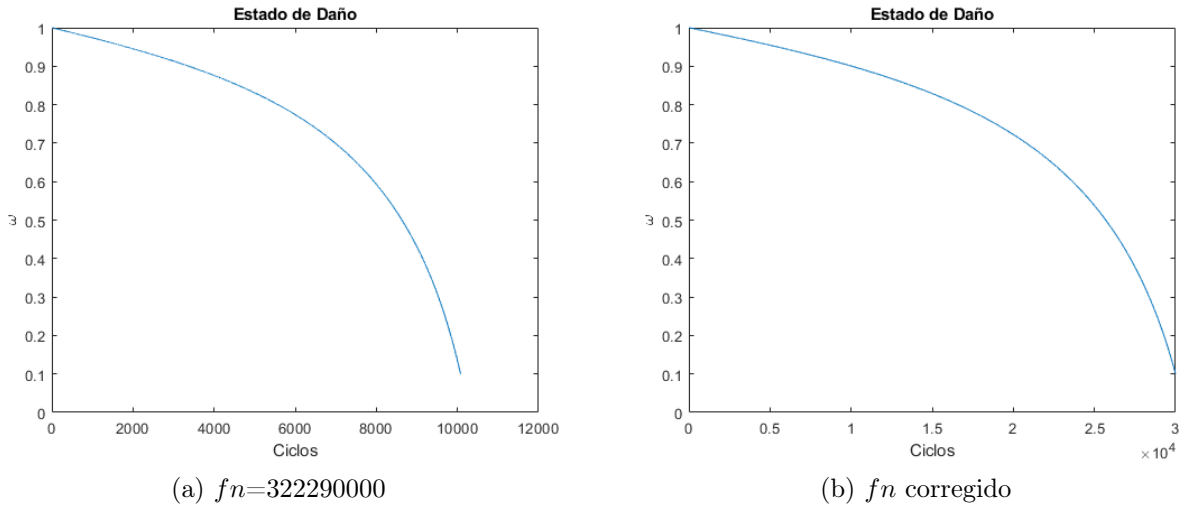


Figura 3.6: Comparación valores de fn

Es importante destacar que este valor de normalización es independiente para el tipo de falla, debido a que uno de los supuestos de la memoria es que, lo que lleva a desgastar la aislación al punto de producirse un cortocircuito, es cuando se ha alcanzado un valor de daño acumulado sobre la aislación. Este valor de daño acumulado debe ser constante pues debe guardar relación con las características físicas de la aislación. De esta manera, el valor de fn , que es justamente el valor de ese daño acumulado total que lleva a la falla, debe ser constante para cada una de las diversas fallas que se simulará, esto es, monofásica, bifásica y trifásica.

3.1.4. Descarte de la falla monofásica

Al implementar la falla monofásica en Simulink y posteriormente proponer un circuito de trabajo de alta exigencia para el camión, el estado de daño decae muy lentamente. De hecho, tan sólo al llegar a un $\omega = 0,6$ tarda 500 mil ciclos de trabajo, que serían 34 años aproximadamente, como muestra la Figura 3.7, y por lo tanto es de interés privilegiar las fallas que ocurran en tiempos similares como las bifásicas y trifásicas. La razón es que esta falla introduce un aumento en la corriente inducida sólo en esta fase y no hay otra fase que introduzca corrientes inducidas a otra fase, de manera que la penalización sea más grande. Por ejemplo, en la falla trifásica, son las corrientes inducidas de las fases B y C las que también penalizan la aislación de la fase A, y por tanto el desgaste es más acelerado, mismo caso que en la falla bifásica pero con menor intensidad.

Además de ser lenta, esta falla es improbable de suceder, dado que en general la corriente

pasa por las tres fases con la misma magnitud, y por lo tanto, es poco probable que sólo una de las fases de la aislación se desgaste y las otras no. Por estos motivos, se descartará del análisis la falla monofásica para el resto del trabajo.

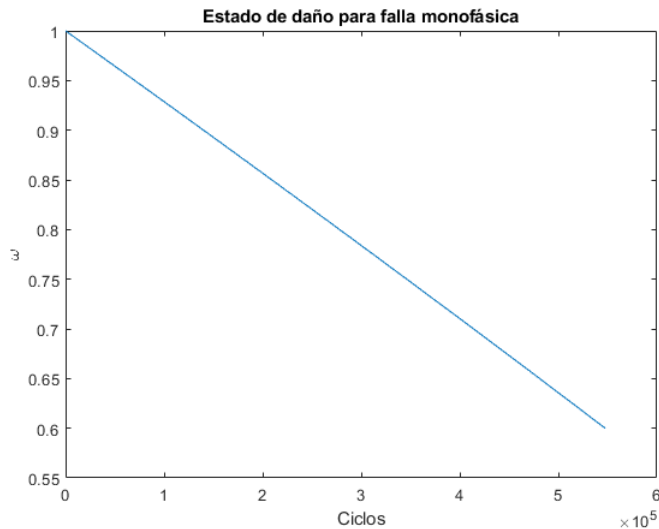


Figura 3.7: Evolución estado de daño para falla monofásica con mayor esfuerzo de corriente

3.2. Estimación del daño acumulado

La empresa actualmente no cuenta con datos históricos de corriente censada, debido a que el sensor se ha puesto recientemente y ha tenido algunas fallas que han requerido su extracción y arreglo. Debido a esto, se procederá a asumir circuitos diarios definidos para el camión, y por tanto, a estas señales simuladas se le añadirá el ruido de proceso y ruido de sensor, en base a los manuales del sensor. Estos datos con ruido añadido serán asumidos como los valores reales que mediría el sensor en cualquier momento. Estos valores reales serán incorporados en el filtro de partículas

3.2.1. Datos de entrada al filtro de partículas

En primer lugar, es necesario definir las variables del filtro de partículas para medir el estado de daño. Se tomarán como mediciones y_k (k es el ciclo de trabajo), al valor de la integral de corriente sobre la corriente nominal para un ciclo de trabajo. Esto es, debido a que cuando el valor de ω^f disminuye, la amplitud de la corriente aumenta y por tanto, dicha integral también aumenta. Como valor de entrada al filtro de partículas u , será la integral por segundo del ciclo de trabajo, es decir $u = \frac{Y}{\Delta T_{ciclo}}$, que es el valor que entrará a la Ecuación de proceso 2.14.

El filtro de partículas requiere una función del estilo de la Ecuación 3.1 tal que sea capaz de entregar una salida a partir de un valor de estado de daño supuesto $\hat{\omega}_k^f$:

$$\hat{y}_k = f\left(\hat{\omega}_k^f, \text{circuito}_k\right) \quad (3.1)$$

Esta función es posible de calcular dependiendo del tipo de falla a partir de las simulaciones. Para ello basta con simular los tres circuitos del camión para cada valor de ω^f y luego con la función polyfit de Matlab, acceder a un polinomio que aproxime dicha curva. De esta manera se tendrá analíticamente dicha función. Con ello, fue posible llegar a las curvas de la Figura 3.8, que representan las funciones del estilo de 3.1 para fallas trifásicas; y la Figura 3.9, para las fallas bifásicas, recordando que las fallas monofásicas no representan peligro alguno por la tardanza de producirse una falla.

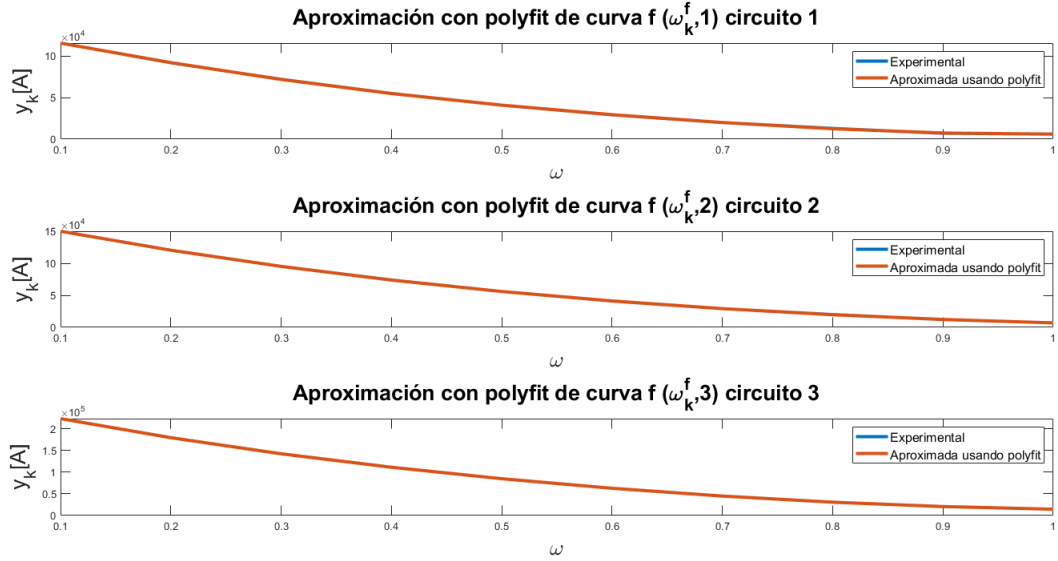


Figura 3.8: Función $f\left(\hat{\omega}_k^f, \text{circuito}_k\right)$ para falla trifásica en los 3 circuitos del camión

Teniendo estas funciones, el filtro de partículas comienza a trabajar, de modo que a partir de una condición inicial supuesta de ω^f , se plantea una pdf para ω^f , donde cada valor de esta distribución será una partícula determinada. A cada partícula de esta distribución se le aplica la Ecuación 3.1 (conociendo claramente el circuito y el tipo de falla supuesta), lo que dará como resultado diferentes valores de salida \hat{y}_k para un ciclo de trabajo k , como se muestra en la Figura 3.10; donde (a) representa a la pdf inicial de las partículas. En (b) se utiliza la Ecuación 3.1 para evaluar la pdf anterior y obtener las partículas más cercanas a los valores de las mediciones reales. En (c) se otorga más peso a las partículas más cercanas a los valores de las mediciones reales, para en (d) realizar el resampling correspondiente dejando a las partículas más relevantes. Finalmente, se tendrá un nuevo set de partículas que en la iteración anterior, lo que corresponde a (e).

EL filtro compara el valor medido del sensor con los diferentes valores \hat{y}_k obtenidos anteriormente. De esta manera, a las partículas que dieron como resultado valores de \hat{y}_k más

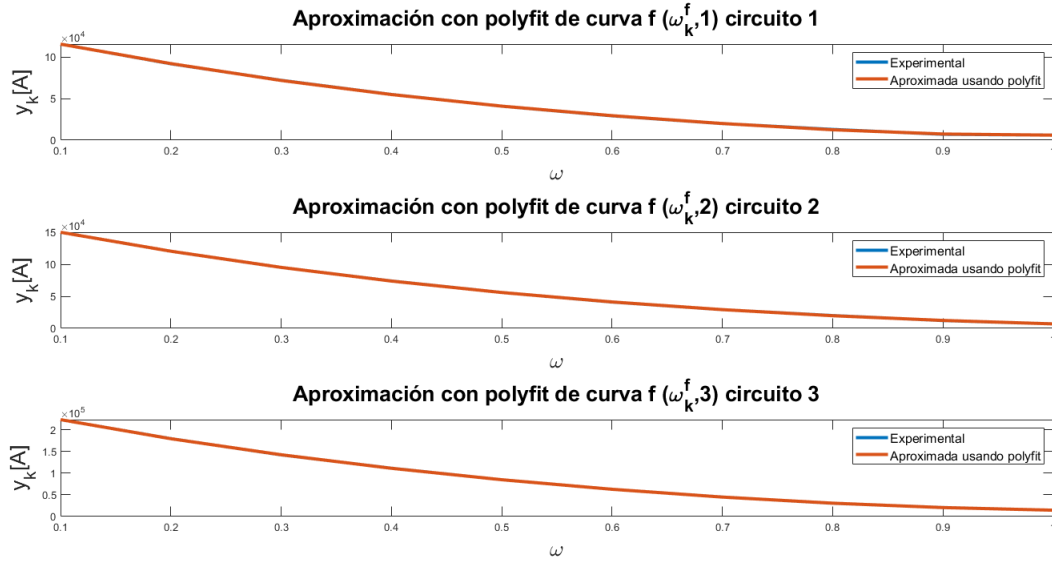


Figura 3.9: Función $f(\hat{\omega}_k^f, \text{circuito}_k)$ para falla bifásica en los 3 circuitos del camión

cercanos al y_k medido del sensor, le otorgará más peso y relevancia; es decir, los hará más verosímiles. Por otro lado, el filtro toma esta condición inicial supuesta de ω^f y las mediciones u_k de manera de obtener con la Ecuación de proceso 2.14 el valor de ω^f al finalizar el ciclo k analizado.

Con estos dos tipos de valores de ω^f obtenidos (los de las partículas y los de la ecuación de proceso), el filtro toma una decisión en base al historial de decisiones anteriores. La decisión consiste en otorgarle más credibilidad al modelo matemático de la ecuación de proceso o bien a los datos censados y obtenidos con 3.1 a partir de las simulaciones; con ello ofrece como resultado la solución más verosímil del valor de ω^f para dicho ciclo de trabajo. Además, como se explicó en el marco teórico, pasados una determinada cantidad de ciclos de trabajo el filtro realiza un remuestreo de manera de optimizar la ocupación de las partículas. En la presente memoria se ocuparon 110 partículas.

Ruido de mediciones

Dado que no se tienen datos continuos de los sensores, se procede a agregarle ruido a las mediciones. Para ello, se simula el comportamiento del camión según la Tabla 3.5, y se agrega el ruido según los datos del sensor.

El sensor analógico es un RAZFL-105FQKG, que mide la corriente entregando muestras de voltaje en [mV], midiendo un tercio de la corriente real. La curva asociada a este sensor es la que se muestra en la figura 3.11.

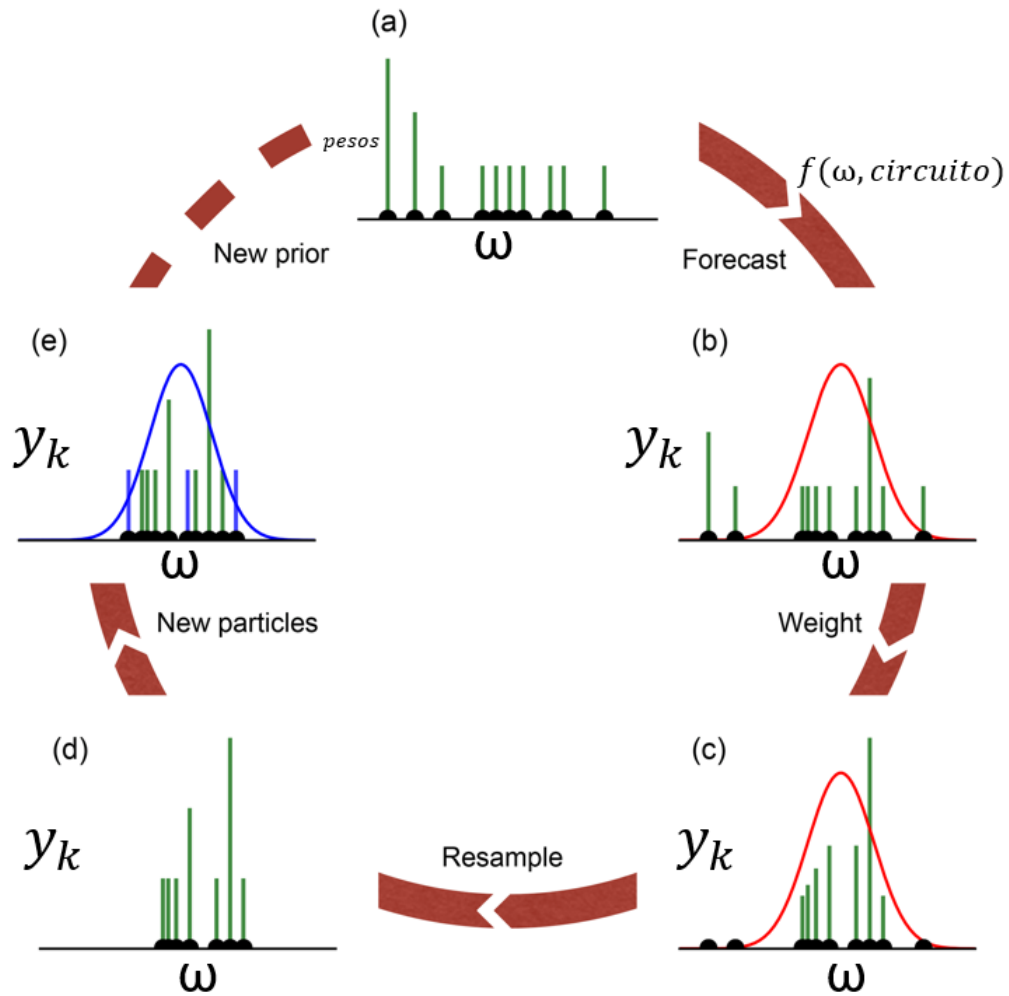


Figura 3.10: Proceso de evolución del filtro de partículas [4]

El manual[15] menciona que el voltaje de medición tiene un 1% de error, que es un ruido bajo. De esta manera es necesario determinar el error que tendrán las mediciones. La adhección de ruido se hace mediante un ruido gaussiano con media cero y desviación estándar σ . Notando que la pendiente de la curva ideal del sensor de la Figura 3.11 es $m = \frac{2500}{1250} = 2$, es claro que cuando el voltaje tiene un error de 1% entonces se tiene que la corriente tiene un erro del 1%. El sensor GPS por otro lado, tiene un error mínimo, que se incorporará como un error global de 1,05% para el conjunto sensor. De esta manera, la desviación estándar quedará tal como indica 3.2:

$$\sigma = \frac{1,05\%}{2} \cdot 500[A] \cdot 3 = 7,5[A] \quad (3.2)$$

Luego, basta incorporar a la corriente un ruido en simulink. La Figura 3.12 muestra la adhección de ruido gaussiano de la señal en simulink.

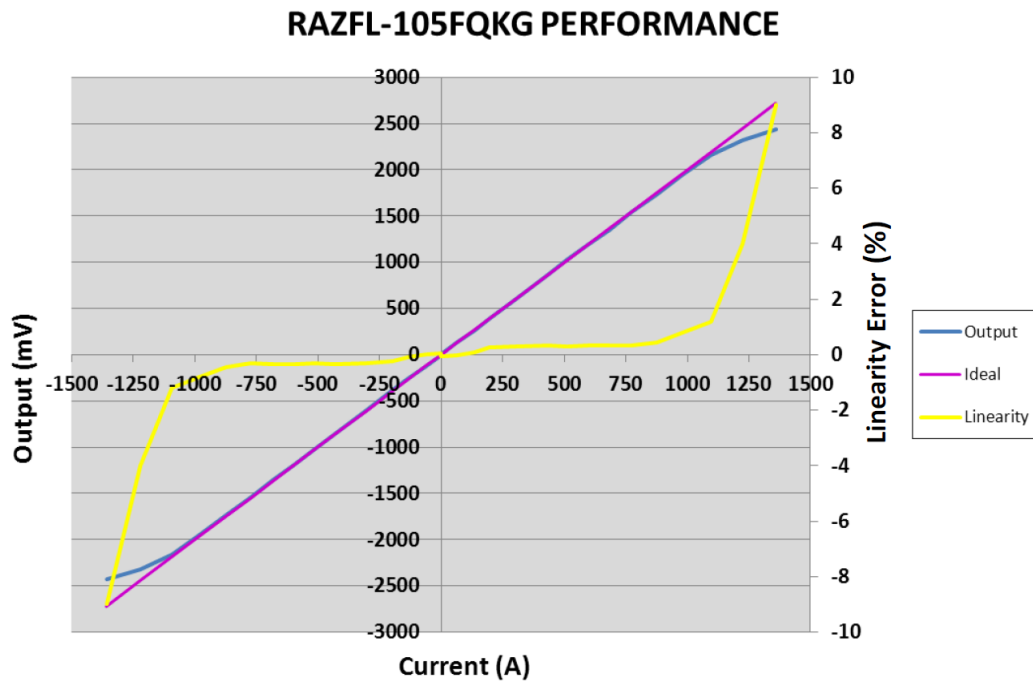


Figura 3.11: Corriente real vs voltaje censado [15]

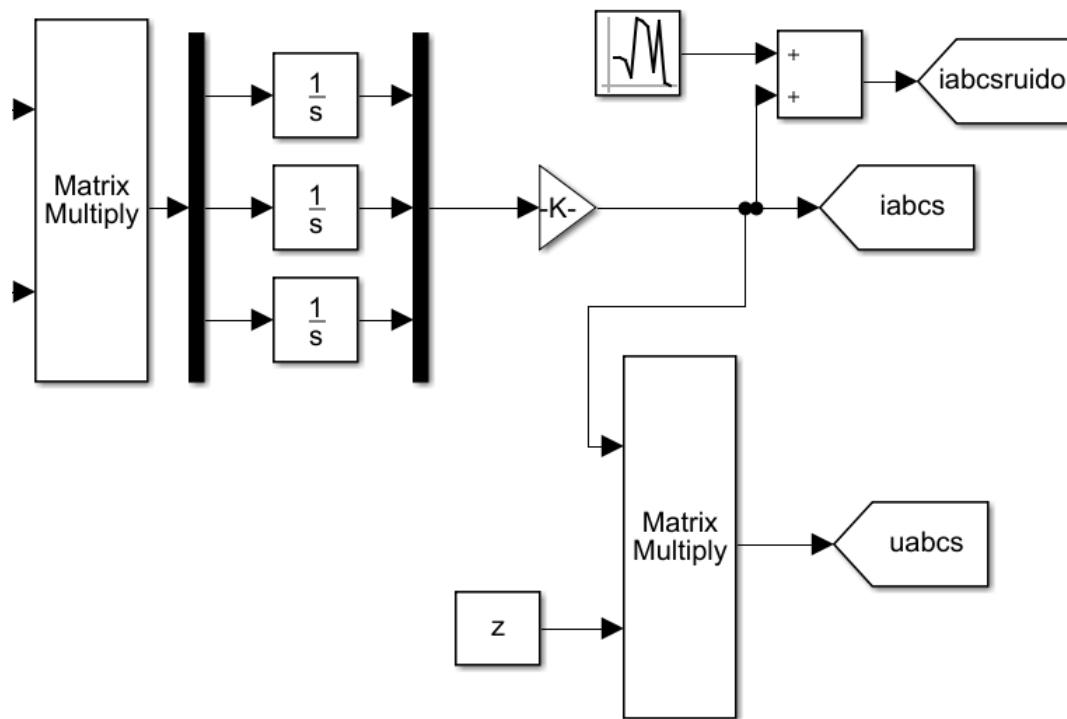


Figura 3.12: Implementación de ruido en Simulink

Capítulo 4

Resultados y Análisis

Al implementar el filtro de partículas, es necesario agregar un ruido a la Ecuación de proceso 2.14 de magnitud 10^{-4} , dado que para este valor el ruido era aceptable pese a que la convergencia del modelo tardaba un poco más.

4.0.1. Estimación del daño

Al incorporar una condición inicial de $\omega = 0,7$ al filtro, como muestra la Figura 4.1, el filtro de partículas funciona correctamente tomando las mediciones ruidosas y comprendiendo que el estado sigue una tendencia determinada. La curva en azul representa las medidas sin ruido y propuestas para el camión. La curva en verde, representa el resultado de la modelación matemática del estado de daño, sin tomar en cuenta el filtro de partículas. Claramente, se aprecia que con el filtro, el algoritmo es capaz de aprender y seguir la tendencia correcta.

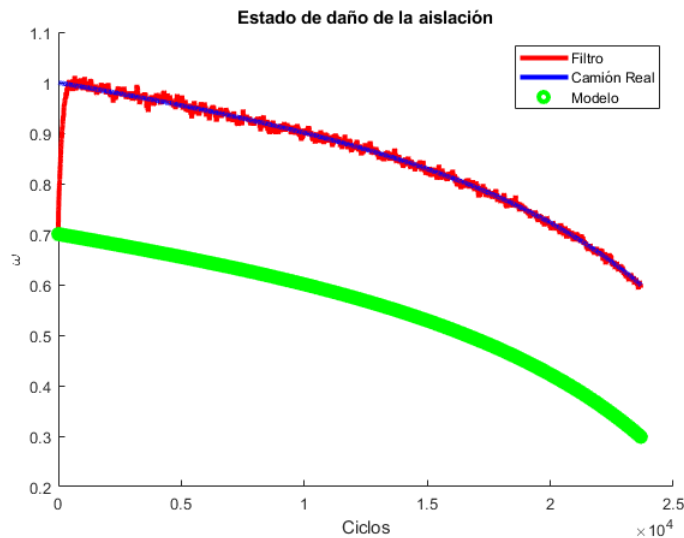


Figura 4.1: Estimación del estado de daño usando filtro de partículas, falla trifásica

De no existir filtro de partículas se tendría una estimación incorrecta del estado de daño, lo que llevaría a realizar mantenencias antes de tiempo, haciendo mal uso de las utilidades de la empresa.

4.0.2. Variación de la exigencia del camión

Si la planificación minera lo requiere así, el camión puede ser utilizado a diferentes frecuencias respecto a las de la Tabla 3.5. Se espera que si al camión se le ocupa en circuitos de mayor esfuerzo de potencia para el alternador, es natural que el daño sea acumule más rápidamente y, eventualmente, la falla se origine antes de tiempo.

Para modelar este comportamiento, se escogen cuatro maneras de ocupación del camión para los tres circuitos definidos anteriormente. Las cuatro maneras escogidas son las de la Tabla 4.1

Tabla 4.1: Esfuerzos distintos del camión dadas cuatro combinaciones para los tres circuitos

Tipo de Esfuerzo	Circuitos (ciclos por día)		
	Circuito 1	Circuito 2	Circuito 3
Muy Bajo	20	11	9
Bajo	10	21	9
Alto	1	11	28
Muy Alto	1	1	38

Con ello, tal como lo muestra la Figura 4.2, cuando los esfuerzos del camión son muy altos, el camión presenta un daño mucho antes que para esfuerzos menores, para una falla trifásica. La simulación se ejecutó para una condición inicial de $\omega = 0,85$ y para un estado final de daño de $\omega = 0,6$ para todos los tipos de esfuerzo.

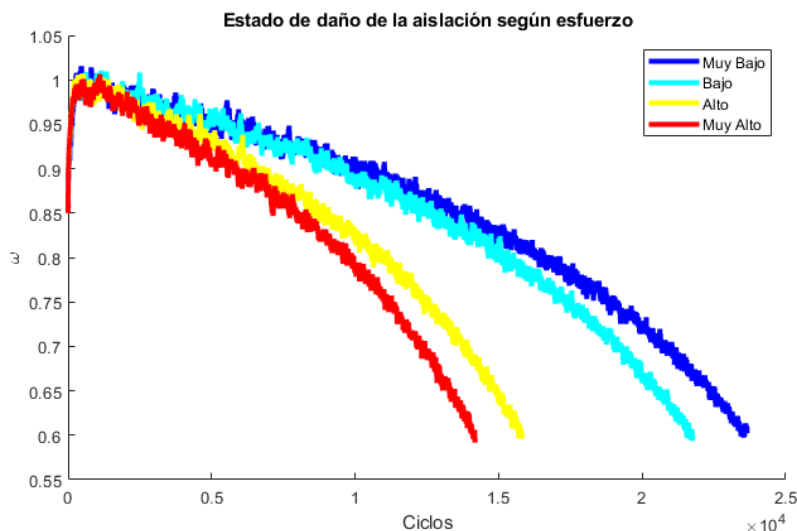


Figura 4.2: Estado de daño para diversas exigencias del camión. Falla Trifásica

Para la falla bifásica se tiene el mismo comportamiento como se muestra en la Figura 4.3.

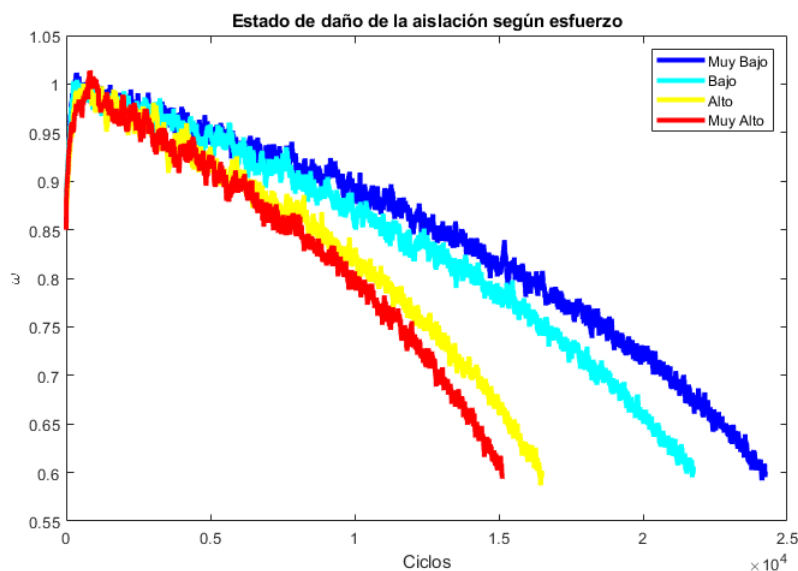


Figura 4.3: Estado de daño para diversas exigencias del camión. Falla Bifásica

Conociendo la manera en que los distintos circuitos afectan a la rapidez de convergencia de la falla, es posible tomar medidas concernientes a disminuir la penalización del desgaste de la aislación. Por ejemplo, suponiendo que un camión presenta un estado de daño alto para este modo de falla, es posible decidir ocuparlo solo en rutas de baja exigencia de corriente, con el objetivo de aumentar la VUR del componente en caso de que no se pueda realizar una detención por mantenimiento para corregir la falla, debido a que para realizar un mantenimiento se debe sacar el camión de la faena, lo que implica un costo económico altísimo. Otra estrategia interesante, sería analizar cuales son las causas de por qué existen circuitos que son más exigentes que otros. Por ejemplo, pudiese ocurrir que existan circuitos que tengan desniveles importantes en el suelo, de manera que fueren al camión a atravesar pendientes muy pronunciadas de subida, lo que exige claramente más corriente en el alternador. Por tanto, haciendo el catastro de los desniveles en dichos circuitos es posible solicitar a la empresa realizar diversos tipos de obras civiles en las rutas de los camiones para aminorar estas exigencias.

4.0.3. Estimación del daño desde distintos ciclos de medición iniciales

El camión no necesariamente será medido con una condición inicial real de $\omega = 1$, es decir, completamente sano, sino que el sensor medirá los datos con cierto estado de daño a un ciclo de trabajo determinado, desde que el alternador se encontraba nuevo. El filtro debe ser capaz de tomar datos desde cualquier ciclo inicial de medición y aún así converger al estado de daño más probable. Para ello, se procede a tomar datos desde diferentes ciclos de trabajo; de manera que como muestra la Figura 4.4, para cuatro diversos puntos iniciales de medición con condiciones iniciales propuestas como $\omega = 0,85$ se logra, en cada caso, converger al estado

de daño real en una falla trifásica. Los ciclos iniciales son 0, 4700, 9500 y 14000.

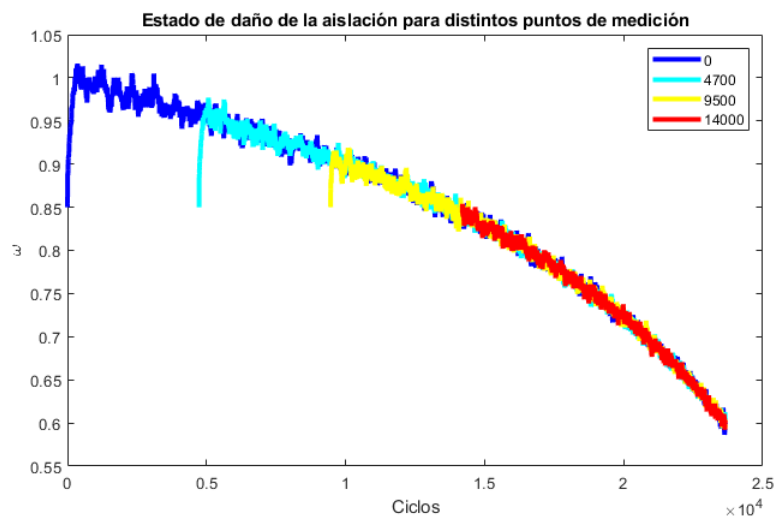


Figura 4.4: Estado de daño para distintos ciclos iniciales de medida. Falla Trifásica

Del mismo modo, como muestra la Figura 4.5, se tiene el mismo tipo de comportamiento descrito anteriormente para una falla bifásica.

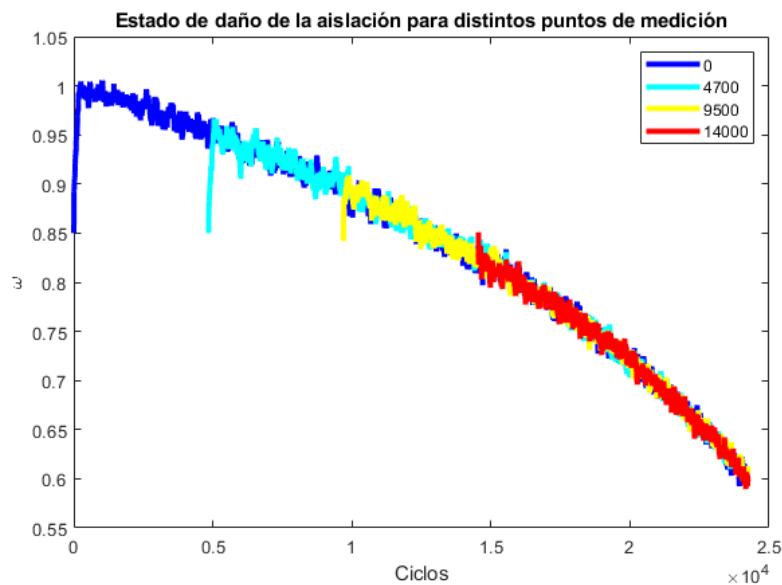


Figura 4.5: Estado de daño para distintos ciclos iniciales de medida. Falla Bifásica

4.0.4. Tiempo de convergencia de la señal

Para una empresa es fundamental contar con convergencias rápidas, y por tanto, es necesario conocer el tiempo en que es posible tener un valor del estado de daño razonable, desde que se han comenzado a tomar las mediciones.

Como muestra la Figura 4.6, se ha trazado una línea segmentada negra que indica la convergencia de la curva de estado de daño (celeste). La curva demora en converger 259 ciclos, que son aproximadamente 6 días de funcionamiento del camión. Por lo tanto, se necesitará al menos 6 días de captura de datos para obtener un valor correcto estimado del estado de daño, en la aislación, si la condición inicial es $\omega = 0,85$ para ese caso en particular.

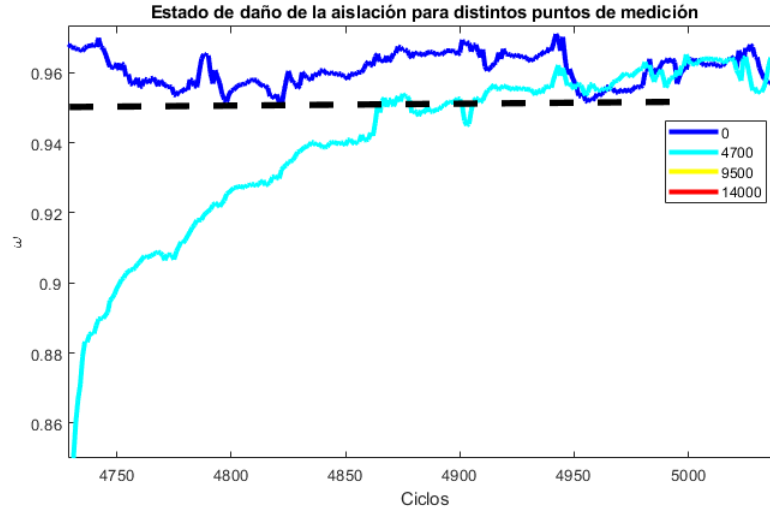


Figura 4.6: Tiempo de convergencia en falla trifásica

Es muy importante destacar, que tal como lo muestra la Figura 4.4, los ciclos que tarda en converger el filtro de partículas guarda relación con la condición inicial propuesta. Por tanto, si la condición inicial elegida como '*adivinanza*' resulta estar muy cerca del valor real del estado de daño de la aislación, la convergencia será muy rápida, tal como lo muestra la curva roja de la Figura 4.4, que para medidas desde los 14000 ciclos de trabajo del camión y con dicha condición inicial dada, la convergencia es prácticamente instantánea. Sucederá lo opuesto si la adivinanza de la condición inicial del estado de daño está muy alejada de la condición real de esta de daño, como lo muestra la curva azul de la Figura 4.4.

Con el fin de tener buenas condiciones iniciales adivinadas, es posible recurrir al historial de ocupación del camión y de esta manera realizar las simulaciones sin ruido, de manera de tener una primera aproximación al estado de daño del componente, como se realizó en la Figura 3.6b.

4.0.5. Predicción de la falla

Para poder efectuar una predicción de la falla, basta con conocer la forma en se ocupará el camión en el futuro (que circuitos recorrerá el camión) y de esta manera se puede obtener mediante simulaciones, los ciclos en que fallará el camión.

Para ello, se simula una condición hipotética donde se ha estimado el estado de daño en

base a mediciones, para una falla bifásica hasta llegar a un daño acumulado de 0.6; y posterior a ello, se suponen cinco maneras diferentes en que se ocupará el camión de forma diaria, en base a la Tabla de frecuencias 4.2

Tabla 4.2: Cinco combinaciones futuras de rutas del camión

Comportamiento Futuro	Circuitos		
	Circuito 1	Circuito 2	Circuito 3
Futuro 1	20	11	9
Futuro 2	10	10	20
Futuro 3	10	5	25
Futuro 4	1	9	30
Futuro 5	1	1	38

Realizando las simulaciones para esta situación planteada, la Figura 4.7 muestra el avance del estado de daño de la aislación, cuando se ha estimado el daño hasta un valor de $\omega = 0,6$, y para las 5 formas en que pudiese ocuparse el camión en el futuro.

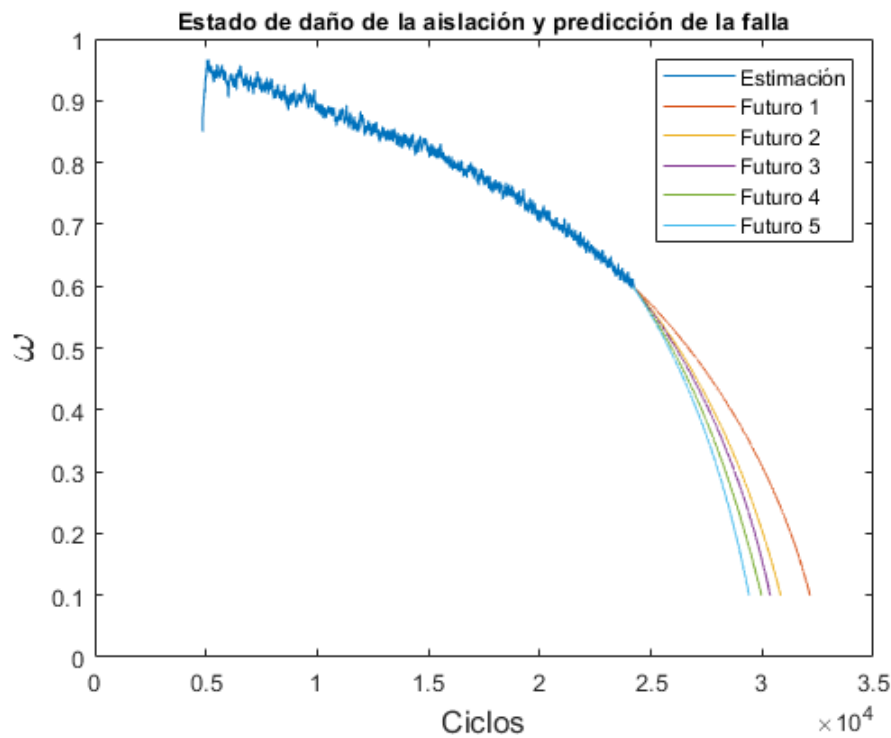


Figura 4.7: Estimación y predicción con información exacta del comportamiento futuro

Dado que las 5 ocupaciones futuras del camión convergen a diferentes ciclos, es posible conocer la vida útil remanente (VUR) del equipo, considerando que cada día el camión realiza 40 ciclos de trabajo. Para cada una de las ocupaciones futuras del equipo, en esta situación planteada, se llegan a diferentes valores de VUR que se explicitan en la Tabla 4.3, en meses restantes.

Tabla 4.3: Vida útil remanente para cinco ocupaciones futuras del camión

Tipo de Esfuerzo	VUR (meses)
Futuro 1	4.2177
Futuro 2	4.6694
Futuro 3	4.9839
Futuro 4	5.3629
Futuro 5	6.4194

Es importante notar que este método de predicción es el más simple, dado que se asume que se conocerá la ocupación del camión en el futuro. Sin embargo, en las faenas mineras no siempre se conoce con exactitud dichos recorridos dado que las decisiones sobre dónde se ocupará el camión son realizadas de forma semanal.

Una forma de incorporar este grado de incertidumbre es implementando una cadena de Markov que sea capaz de modelar la ocupación del camión más probable en base al historial de ocupación del camión. De esta forma se construye un histograma de frecuencias de cada ruta, de manera de otorgarle probabilidades de transición de estados a cada ruta, obteniendo una aproximación de las rutas más probables por donde circularía el camión y la manera en que se irían sucediendo cada uno de los circuitos. Con ello es posible proyectar el comportamiento futuro y explorar la predicción del desgaste de la aislación en el tiempo y la posterior Vida útil Remanente de dicha aislación.

Capítulo 5

Conclusión

El título de la presente memoria es respondido satisfactoriamente, pues, como se ha demostrado en los resultados, es factible utilizar algoritmos de diagnóstico para el modo de falla escogido, y de esta manera, estimar el estado de daño del alternador principal. Para lograr este objetivo se realizó una modelación matemática del alternador utilizado y modelando además la falla del alternador. De esta manera, se comprendió que dicha falla se asocia a una variable que multiplica a parámetros circuitales del modelo del alternador, provocando un aumento en la amplitud de la señal de corriente de salida del estator. Esta medida de la amplitud, es posible incorporarla como una medida del área de dicha corriente sobre la corriente nominal; pues son las corrientes sobre la corriente nominal las que finalmente influyen en el desgaste de la aislación, al provocar aumentos de temperatura que penalizan a la aislación.

Se realizó la estimación del daño mediante un filtro de partículas, y conociendo el modelo de avance de la aislación, se pudo predecir en un análisis sencillo, la vida útil Remanente del equipo para una situación particular. Para poder lograr realizar una estimación satisfactoria, es necesario contar con datos tomados constantemente por los sensores, que midan corriente, voltaje y posición GPS del camión, de forma continua al menos durante dos días completos, de manera de estimar los esfuerzos de corriente de cada circuito, y caracterizar la ocupación del camión. Además, es muy importante conocer la planificación de los camiones, esto es, tener conocimiento acerca de qué circuitos serán los que utilizará el camión y las frecuencias de cada uno; para de esta manera, realizar predicciones para el desgaste de la aislación de las bobinas del estator del alternador estudiado, debido a que se cuenta con un modelo de degradación razonable y que acumula satisfactoriamente el estado de daño en la medida que van sucediendo los ciclos de trabajo.

Por otro lado, la estimación depende fuertemente del tipo de ruido que posean los datos (debido al sensor que claramente no es perfecto), de la condición inicial propuesta para el estado de daño y la cantidad de ciclos censados. Por tanto, es necesario contar con el compromiso de la empresa para mantener un sensor en óptimas condiciones con el fin de no ralentizar las mediciones.

Dependiendo de la condición inicial que se tome como adivinanza, es que se podrá tener una medida aproximada de los ciclos que demorará en converger la señal hasta el estado de daño más verosímil del componente. Para lograr este objetivo, fue de mucha utilidad la implementación del filtro de partículas, que es capaz de enseñarle al algoritmo a tomar la decisión de tomar como valor cierto de estado de daño, el modelo matemático propuesto o bien considerar más fuertemente a las mediciones. Fue demostrado que, calibrando convenientemente a los ruidos de proceso del estado presente, es posible lograr una convergencia en un tiempo razonable, y con la menor cantidad de ruido asociado. Los resultados fueron capaces de demostrar la conveniencia real que hay en utilizar el filtro de partículas, como lo muestra la Figura 4.1. El filtro es capaz, también, de detectar el estado de daño y converger, independiente de la condición inicial que se tome y del ciclo en el cual se comenzó a tomar las mediciones, por lo tanto, es muy útil para estimar el estado de daño

Otro punto significativo, es que el filtro puede comprender que, en la medida en que el camión tenga una ocupación más exigente en términos de corriente, entonces el la aislación se desgastará más rápidamente. Esto último es muy relevante, pues esta información serviría eventualmente para desarrollar estrategias de ocupación del camión más óptimas, por ejemplo, si se conoce que se tiene un camión con un estado de daño de aislación alto, entonces sería conveniente extender la vida útil del alternador, llevándolo por circuitos menos exigentes; o bien, mejorar los diversos caminos y rutas que recorra el camión, pues es posible que a raíz de desniveles altos, se tenga una exigencia alta del camión en términos de subidas.

Si bien el proceso de predicción no era parte formal del presente trabajo de título, fue posible realizar una proyección futura del estado de daño dada la caracterización de la ocupación del camión para diversas frecuencias en las tres rutas posibles. De esta manera, haciendo uso de una condición inicial estimada por el filtro de partículas, y conociendo la forma de ocupación del camión, es posible proyectar dicho desgaste y realizar mantenencias programadas que resultarán en un ahorro económico enorme para la empresa.

Es ahí donde este trabajo cobra real sentido y utilidad, puesto que el interés de la empresa, más allá de estimar el estado de daño de sus equipos, es realmente ser capaces de bajar los costos por mantenimiento y detenciones no programada de los camiones que resultan en pérdidas productivas millonarias. Por este motivo, es que un trabajo futuro propuesto es el de realizar un análisis económico acerca de como influirá en el flujo de caja del mantenimiento, el tener este tipo de herramientas de diagnóstico y pronóstico. Otro desafío es el de realizar más formalmente, mediante un filtro de partículas, la predicción de las fallas; elaborando un software que sea capaz de tomar los datos de entrada de los sensores y entregar resultados de manera más amigable y sencilla para el usuario.

Bibliografía

- [1] Christophe Andrieu, Arnaud Doucet, and Elena Puskaya. Sequential monte carlo methods for optimal filtering. In *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*, pages 79–95. Springer, 2001.
- [2] M Sanjeev Arulampalam, Simon Maskell, Neil Gordon, and Tim Clapp. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking. *IEEE Transactions on signal processing*, 50(2):174–188, 2002.
- [3] Mark Baybutt, Sashank Nanduri, Patrick W Kalgren, David S Bodden, N Scott Clements, and Saeed Alipour. Seeded fault testing and in-situ analysis of critical electronic components in ema power circuitry. In *2008 IEEE Aerospace Conference*, pages 1–12. IEEE, 2008.
- [4] Daniel Berg, Hannes H Bauser, and Kurt Roth. Covariance resampling for particle filter–state and parameter estimation for soil hydrology. *Hydrology and Earth System Sciences*, 23(2):1163–1178, 2019.
- [5] David S Bodden, N Scott Clements, Bill Schley, and Gavin Jenney. Seeded failure testing and analysis of an electro-mechanical actuator. In *2007 IEEE Aerospace Conference*, pages 1–8. IEEE, 2007.
- [6] Douglas W Brown, Derek L Edwards, George Georgoulas, Bin B Zhang, and George J Vachtsevanos. Real-time fault detection and accommodation for cots resolver position sensors. In *2008 International Conference on Prognostics and Health Management*, pages 1–6. IEEE, 2008.
- [7] Douglas W Brown, George Georgoulas, Brian Bole, Hai-Long Pei, M Orchard, L Tang, B Saha, A Saxena, K Goebel, and G Vachtsevanos. Prognostics enhanced reconfigurable control of electro-mechanical actuators. In *Annual conference of the prognostics and health management society*, pages 1–17. PHM Society Rochester, NY, 2009.
- [8] Xianrong Chang, Vincent Cocquempot, and Cyrille Christophe. A model of asynchronous machines for stator fault detection and isolation. *IEEE transactions on industrial electronics*, 50(3):578–584, 2003.
- [9] Leo H Chiang, Evan L Russell, and Richard D Braatz. *Fault detection and diagnosis in industrial systems*. Springer Science & Business Media, 2000.

- [10] Arnaud Doucet, Simon Godsill, and Christophe Andrieu. On sequential monte carlo sampling methods for bayesian filtering. *Statistics and computing*, 10(3):197–208, 2000.
- [11] Vachtsevanos G. Goebel, K. and “ ” Ed. Jennions I. Orchard, M. Integrated vehicle management, the technology. In *Chapter Title:“Prognosis”*, pages 40–70. SAE International, United States, 2013.
- [12] Lvent U Gokdere, Alexander Bogdanov, Stephen L Chiu, Kirby J Keller, and John Vian. Adaptive control of actuator lifetime. In *2006 IEEE Aerospace Conference*, pages 11–pp. IEEE, 2006.
- [13] Carlos Román Ledermann. *Mantenimiento predictivo en palas electromecánicas de la minería*. PhD thesis, Universidad de Concepción, 2000.
- [14] Carlos Román Ledermann. *Mantenimiento predictivo en palas electromecánicas de la minería*. Universidad de Concepción. PhD thesis, 2000.
- [15] Raztec (NZ) Ltd. *Manual RAZTEC MOULDED CURRENT SENSOR*
. www.raztec.co.nz, 2004.
- [16] Nazar Hussain Malik, AA Al-Arainy, and Mohammad Iqbal Qureshi. *Electrical insulation in power systems*. Marcel Dekker, 1998.
- [17] MINERÍA CHILENA MCH. <<http://www.mch.cl/2018/11/28/anglo-american-iniciara-2019-tramitacion-proyecto-expansion-los-bronces/>>. (6), 2019.
- [18] Jeffrey Monaco, David Ward, and Alec Bateman. A retrofit architecture for model-based adaptive flight control. In *AIAA 1st intelligent systems technical conference*, page 6281, 2004.
- [19] SA Mortazavizadeh and SMG Mousavi. A review on condition monitoring and diagnostic techniques of rotating electrical machines. *Physical Science International Journal*, 4(3):310, 2014.
- [20] Aengus Murray, Bruce Hare, and Akihiro Hirao. Resolver position sensing system with integrated fault detection for automotive applications. In *SENSORS, 2002 IEEE*, volume 2, pages 864–869. IEEE, 2002.
- [21] Subhasis Nandi, Hamid A Toliyat, and Xiaodong Li. Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors—a review. *IEEE transactions on energy conversion*, 20(4):719–729, 2005.
- [22] Daniel. NEIRA BRAVO. *Aplicación de Métodos Secuenciales de Monte Carlo Sensibles al Riesgo en la Estimación de Vida Útil de Componentes*. Tesis. Universidad de Chile - Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, 2011.
- [23] Marcos Eduardo Orchard. *A particle filtering-based framework for on-line fault diagnosis and failure prognosis*. Georgia Institute of Technology. PhD thesis, 2007.

- [24] Paul C Paris. A rational analytic theory of fatigue. *The trend in engineering*, 13:9, 1961.
- [25] J Penman, HG Sedding, BA Lloyd, and WT Fink. Detection and location of interturn short circuits in the stator windings of operating motors. *IEEE transactions on Energy conversion*, 9(4):652–658, 1994.
- [26] MARÍA IGNACIA. REVECO DÍAZ. *Análisis predictivo de activos mineros, para obtención de intervalo de falla mediante algoritmos de Machine Learning*. Universidad de Chile - Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas. 2019.
- [27] Randy R Schoen, Thomas G Habetler, Farrukh Kamran, and RG Bartfield. Motor bearing damage detection using stator current monitoring. *IEEE transactions on industry applications*, 31(6):1274–1279, 1995.
- [28] Peter J Tavner and James Penman. *Condition monitoring of electrical machines*, volume 1. John Wiley & Sons Incorporated, 1987.
- [29] George J Vachtsevanos, Frank Lewis, Andrew Hess, and Biqing Wu. *Intelligent fault diagnosis and prognosis for engineering systems*, volume 456. Wiley Hoboken, 2006.
- [30] K.P. Valavanis. *Applications of Intelligent Control to Engineering Systems: In Honour of Dr. G. J. Vachtsevanos*. Intelligent Systems, Control and Automation: Science and Engineering. Springer Netherlands, 2009.
- [31] Mauricio. VALDÉS ORTIZ. *Diseño de un algoritmo de diagnóstico de fallas monofásicas en máquinas sincrónicas de polos salientes usando la máquina de soporte vectorial*. Universidad de Chile - Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas. 2014.
- [32] David G Ward, Jeffrey F Monaco, Roger L Barron, and Rebecca A Bird. System for improved receding-horizon adaptive and reconfigurable control, March 27 2001. US Patent 6,208,914.
- [33] Bin Zhang, Georgios Georgoulas, Marcos Orchard, Abhinav Saxena, Douglas Brown, George Vachtsevanos, and Steven Liang. Rolling element bearing feature extraction and anomaly detection based on vibration monitoring. In *2008 16th Mediterranean Conference on Control and Automation*, pages 1792–1797. IEEE, 2008.