

MODELO DE DETECCIÓN DE FALLAS EN MOTORES CATERPILLAR 3508B
USANDO MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL (SVM) Y ANÁLISIS DE
COMPONENTES PRINCIPALES (PCA) EN MUESTRAS DE ACEITE

OSCAR IVÁN AROCA FRAGOZO

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO MECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA MECÁNICA
MAESTRÍA EN GERENCIA DE MANTENIMIENTO
BUCARAMANGA

2019

MODELO DE DETECCIÓN DE FALLAS EN MOTORES CATERPILLAR 3508B
USANDO MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL (SVM) Y ANÁLISIS DE
COMPONENTES PRINCIPALES (PCA) EN MUESTRAS DE ACEITE

OSCAR IVÁN AROCA FRAGOZO

Trabajo de grado presentado como requisito para optar el título de
Magíster en Gerencia de Mantenimiento

Director

CARLOS BORRÁS PINILLA

Ph. D. Ingeniería Mecánica

Codirectores

PEDRO JOSÉ DÍAZ GUERRERO

M. Sc. Ingeniería Mecánica

OSCAR ENRIQUE GALINDO GÁMEZ

M. Sc. en Ingeniería

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO MECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA MECÁNICA
MAESTRÍA EN GERENCIA DE MANTENIMIENTO
BUCARAMANGA

2019

AGRADECIMIENTOS

A Dios, a mi Padre y mi Madre por darme el don de la Vida.

A la Universidad Industrial de Santander, al Ing. Carlos Borrás y todos los profesores de la Maestría por los conocimientos aprendidos.

El Autor

TABLA DE CONTENIDO

	pág.
INTRODUCCIÓN	14
1. GENERALIDADES DEL PROYECTO	16
1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	16
1.2 JUSTIFICACIÓN DEL PLAN PROPUESTO	17
1.3 OBJETIVOS	19
1.3.1 Objetivo general	19
1.3.2 Objetivos específicos.	19
2. MARCO CONCEPTUAL	21
2.1 MANTENIMIENTO	21
2.1.1 Definición de Mantenimiento	21
2.1.2 Historia de Mantenimiento	21
2.1.3 La Evolución del Mantenimiento	22
2.1.4 Tipos y Niveles de Mantenimiento	23
2.1.4.1 Mantenimiento correctivo	24
2.1.4.2 Mantenimiento preventivo	24
2.1.4.3 Mantenimiento predictivo	24
2.1.4.4 Mantenimiento periódico	24
2.2 TRIBOLOGÍA	25
2.2.1 Desarrollo de la tribología	26
2.2.2 Tribología de las máquinas	27
2.3 LUBRICANTE	28
2.3.1 Las funciones de un lubricante	28
2.3.2 Los aditivos y sus funciones	29

2.3.3 Análisis de aceite y Mantenimiento Basado en Condición	30
2.3.4 Importancia del análisis de lubricante	32
2.4 TÉCNICA DE INTERPRETACIÓN SISTEMÁTICA “SACODE”	33
2.4.1 Definición	33
2.4.2 El diagrama SACODE y sus pasos.	34
2.5 DESGASTE	36
2.5.1 Definición del Modo de Desgaste	36
2.5.2 Rangos comunes de metales de desgaste	38
2.6 FUENTES POTENCIALES DE ELEMENTOS	40
2.6.1 El número básico (BN)	40
2.6.2 La Oxidación ABS/cm	42
2.6.3 La viscosidad	43
2.6.4 La Nitración.....	44
2.6.5 La sulfatación.....	45
2.6.6 El Silicio	46
2.6.7 El Sodio (Na).....	46
2.6.8 El Hollín (ST).....	48
2.7 DIFERENTES MODO DE FALLAS	48
2.7.1 Combustión incorrecta en motores de combustión interna	50
2.7.2 Fuga del Sistema de Refrigeración	51
2.7.3 Paso de gases al cárter en motores de combustión interna	52
2.7.4 Ingreso de partículas del medio ambiente	52
2.8 MOTORES CATERPILLAR 3518B	53
2.8.1 Características del Motor CAT 3518B.....	54
2.9 ANALISIS DE COMPONENTE PRINCIPAL PCA	56
2.10 MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL SVM	59
2.10.1 Caso linealmente separable.....	61
2.10.2 Caso linealmente no separable.....	63
2.10.3 Clasificadores multiclase.....	66
2.10.3.1 One against all OVA (uno contra todos).....	67

2.10.3.2 One against one OAO (uno contra uno).....	68
2.10.3.3 Directed Acyclic Graph (grafo acíclico dirigido).....	68
3. DESARROLLO DEL ALGORITMO PARA LA DETECCIÓN Y CLACIFICACIÓN DE FALLAS EN MOTORES CAT 3508B	70
3.1 ADQUISICIÓN Y ALMACENAMIENTO DE DATOS CON DIFERENTES MODOS DE FALLA EN LAS MUESTRAS DE ACEITE	70
3.1.1 El Microlab 40	70
3.1.2 Adquisición y almacenamiento de datos	75
3.1.3 Extracción de características	77
3.1.4 Selección de características	78
3.2 VALIDACIÓN DE LAS CARACTERISTICAS CON PCA.....	79
3.3 ADAPTACIÓN DEL ALGORITMO CLASIFICADOR	84
4. PRUEBAS Y RESULTADOS	85
4.1 PRUEBA Y RESULTADO 1	87
4.2 PRUEBA Y RESULTADO 2	88
4.3 PRUEBA Y RESULTADO 3	88
4.4 PRUEBA Y RESULTADO 4	89
4.6 PRUEBA Y RESULTADO 6	91
4.7 ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	92
5. EVALUACIÓN DE LA HERRAMIENTA	94
6. CONCLUSIONES	95
7. RECOMENDACIONES	96
BIBLIOGRAFÍA.....	97

LISTA DE FIGURAS

	pág.
Figura 1. Cambio en las Técnicas de Mantenimiento.	22
Figura 2. Expectativas y Evolución del Mantenimiento.	23
Figura 3. Expectativas y Evolución del Mantenimiento.	25
Figura 4. Degradación de la superficie en forma de desgaste.	28
Figura 5. Mantenimiento Basado en Condición.	30
Figura 6. Pasos de interpretación SACODE.	35
Figura 7. Elementos en Motores a Diésel.	37
Figura 8. Elementos comunes encontrados en el análisis de aceite.	38
Figura 9. Rangos Comunes de Metales de Desgaste.	39
Figura 10. Fuentes potenciales de elementos - lista condensada.	41
Figura 11. Motor CAT 3518B	54
Figura 12. Tiempos del motor Diésel.	55
Figura 13. Datos normalizados y datos transformados.	57
Figura 14. Hiperplano separador.	60
Figura 15. Caso linealmente separable.	62
Figura 16. Caso linealmente no separable.	65
Figura 17. Clasificadores multiclase.	66
Figura 18. Estructura de un algoritmo SVM uno contra todos.	67
Figura 19. Estructura de un algoritmo DAGSVM.	69
Figura 20. Algoritmo y estructura del MicroLab.	71
Figura 21. Espectro óptico del hierro y el hidrógeno.	72
Figura 22. Esquema de E/S del MicroLab.	73
Figura 23. Comparativo del espectro de dos aceites.	74
Figura 24. Adquisición y almacenamiento de datos.	75
Figura 25. Resultados del análisis.	76

Figura 26. Comportamiento de los datos.	82
Figura 27. Resultados del análisis de componente principal.	83
Figura 28. Presentación del Software MATLAB R2017a.	85
Figura 29. Matriz de modos de falla etiquados.	86
Figura 30. Declaración de variables.....	86
Figura 31. Resultados de la prueba 1.	87
Figura 32. Resultados de la prueba 2.	88
Figura 33. Resultados de la prueba 3.	89
Figura 34. Resultados de la prueba 4.	90
Figura 35. resultados de la prueba 5.	91
Figura 36. Resultados de la prueba 6.	92

LISTA DE TABLAS

	pág.
Tabla 1. Distribución de características obtenidas.....	78
Tabla 2. Límites de los modos de falla.....	79
Tabla 3. Tabla de vectores resultado.....	84
Tabla 4. Tabla de vectores normales.....	84
Tabla 5. Resumen de resultados obtenidos.....	92
Tabla 6. Modelo de mejor desempeño.....	93
Tabla 7. Evaluación de la herramienta.....	94

RESUMEN

TÍTULO: MODELO DE DETECCIÓN DE FALLAS EN MOTORES CATERPILLAR 3508B USANDO MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL (SVM) Y ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (PCA) EN MUESTRAS DE ACEITE.¹

AUTORES: OSCAR IVÁN AROCA FRAGOZO.²

PALABRAS CLAVES: TRIBOLOGÍA, MOTOR CATERPILLAR 3508, ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (PCA), MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL (SVM).

DESCRIPCIÓN O CONTENIDO:

El objetivo principal de este trabajo consiste en implementar técnicas avanzadas de detección y diagnóstico de fallas basándose en sistemas de aprendizaje, particularmente usar métodos estadísticos (análisis de componentes principales) y sistemas de aprendizaje (máquinas de soporte vectorial) para la detección y diagnóstico de los siguientes modos de falla: Combustión incorrecta, fuga del sistema de refrigeración, paso de gases al Carter de la cámara de combustión Blow-By, ingreso de partículas de medio ambiente, éstos cuatro modos de falla son los que más afectan los motores Caterpillar 3508B y se diagnostican aplicando la tribología en las muestras de aceite 15W40.

La Tribología se considera una ciencia aplicable que conjuga toda una serie de elementos importantes en el diseño, fabricación y operación de las máquinas como la Fricción, naturaleza de los materiales, rugosidad, desgaste, lubricación, consumo de energía y medio ambiente, la tribología detecta y diagnostica el estado de la falla en los componentes, según si la tendencia de uno o varios elementos y componentes propios del aceite de la maquina o externos a él, aumenta o disminuye de esta forma se pueden programar la reparación o cambio en una ventana de oportunidad.

El algoritmo de PCA se implementa para reducir y clasificar la dimensión de la base de datos Historial tribología aceite 15W40, validando los vectores etiqueta de clases los cuales sirven de entrenamiento para el algoritmo de la SVM multiclase uno contra uno y uno contra todos, el mejor desempeño en cuanto a precisión y tiempo de procesamiento se obtuvo con los Kernel function Lineal con un método multiclase uno contra todos, el accuracy obtenido es de 99.9%.

¹ Trabajo de grado.

² Facultad de Ingenierías Físico Mecánicas. Escuela de Ingeniería Mecánica. Maestría en Gerencia de Mantenimiento. Director: Carlos Borrás Pinilla, Ph. D. Ingeniería Mecánica. Codirectores: Pedro José Díaz Guerrero, M. Sc. Ingeniería Mecánica. Oscar Enrique Galindo Gámez, M. Sc. en Ingeniería.

SUMMARY

TITLE: MODEL OF DETECTION OF FAULTS IN CATERPILLAR 3508B ENGINES USING VECTORIAL SUPPORT MACHINES (SVM) AND ANALYSIS OF MAIN COMPONENTS (PCA) IN OIL SAMPLES.³

AUTHOR: OSCAR IVÁN AROCA FRAGOZO.⁴

KEYWORDS: TRIBOLOGY, MOTOR CATERPILLAR 3508, ANALYSIS OF MAIN COMPONENTS (PCA), VECTORIAL SUPPORT MACHINES (SVM).

DESCRIPTION OR CONTENTS:

The main objective of this work is to implement advanced detection and fault diagnosis techniques based on learning systems, particularly using statistical methods (analysis of principal components) and learning systems (vector support machines) for the detection and diagnosis of following failure modes: Incorrect combustion, refrigeration system leak, gas passage to the Blow-By combustion chamber Carter, environmental particulate entry, these four failure modes are the most affecting the Caterpillar 3508B engines and they are diagnosed by applying the tribology in the 15W40 oil samples.

Tribology is considered an applicable science that combines a series of important elements in the design, manufacture and operation of machines such as friction, nature of materials, roughness, wear, lubrication, energy consumption and environment, the tribology detects and diagnoses the state of the failure in the components, according to whether the tendency of one or several elements and components of the oil of the machine or external to it, increases or decreases in this way can be programmed the repair or change in a window of opportunity.

The PCA algorithm is implemented to reduce and classify the database dimension History tribology oil 15W40, validating the class tag vectors which serve as training for the algorithm of the SVM multiclass one against one and one against all, the best performance in terms of accuracy and processing time was obtained with the Kernel Function Linear with a one-to-all multiclass method, the accuracy obtained is 99.9%.

³ Bachelor Thesis.

⁴ Faculty of Engineering Physics and Mechanics. Mechanical Engineering School. Magister in Maintenance Management. Director: Carlos Borrás Pinilla, Ph. D. Mechanical Engineering. Codirectors: Pedro José Díaz Guerrero, M. Sc. Mechanical Engineering. Oscar Enrique Galindo Gámez, M. Sc. In Engineering.

INTRODUCCIÓN

El Tractor D11 es uno de los equipos más grandes fabricados por Caterpillar, tiene dos funciones la primera empujar grandes cargas y la segunda romper la roca con el desgarrador (ripper), el equipo pesa 95.8 Toneladas, cuenta con un motor de 850 Hp y tiene la capacidad del balde es de 34.4m³, estos son usados principalmente en los botaderos de estéril donde son capaces de mover entre 1150 y 1250 Ton de material estéril por hora.

El Motor Caterpillar 3508B Diésel de combustión interna con ciclo 4T en V de 8 cilindros transforma la energía química en energía mecánica, esta energía es capaz de proveer la potencia necesaria para que el tractor D11 pueda funcionar, el motor diésel CAT 3508B envía la potencia desde el volante hasta el convertidor entregando 770 HP a 1800 rpm con una fiabilidad comprobada y una excelente eficiencia del combustible.

Drummond Ltd. Como organización minera requiere herramientas de gestión y control que permitan disminuir los costos y administrar efectivamente todos los recursos, desde el punto de vista de los efectos. La tribología es una herramienta del mantenimiento predictivo flexible, eficiente y económica, que interpreta la salud, contaminación y desgaste (SACODE) del lubricante detectando y diagnosticando el estado del componente, de esta forma se puede extender la vida útil, programando la reparación y/o el cambio por condición en la mejor ventana de oportunidad, disminuyendo así sobre costos de mantenimiento.

La detección y diagnóstico de fallas en motores Caterpillar se realiza usando la información aportada en las muestras de lubricante, según si la tendencia de uno o varios elementos y componentes propios del lubricante, de la maquina o externos a él, aumenta o disminuye así se puede categorizar la falla del motor.

El desarrollo de sistemas de detección y diagnóstico de fallas (FDD) aplicados en la en las muestras de lubricante se basan en modelos matemáticos contruidos a partir del conocimiento del sistema, estos realizan comparaciones entre los resultados teóricos y reales para determinar la existencia o no de una falla y su efectividad depende directamente de la capacidad del modelo matemático para interpretar la dinámica del sistema.

Como alternativa a este enfoque se encuentran los sistemas de detección de fallas basados en datos, los cuales a partir de una compilación de datos provenientes de una base de datos identifican patrones que permiten la elaboración de tendencias y cuando se presenta una variación en ellas, se puede inferir la existencia de un comportamiento anormal.

1. GENERALIDADES DEL PROYECTO

1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Drummond Ltd. Es el primer exportador de carbón de Colombia con un total de 32.378.947 Toneladas, este carbón es exportado a 24 países tales como Turquía, Israel, Corea, India, Chile entre otros; el carbón representa hoy el 42% del PIB departamental del Cesar, entre los departamentos del Cesar y de la Guajira se produce el 85% del carbón colombiano, lo anterior resalta la relevancia que tiene el carbón en cuanto a los recursos vitales que aporta para generar el desarrollo del Cesar y del País.

En la actualidad la creciente tendencia de los países desarrollados a disminuir la contaminación por CO₂ y reducir la dependencia energética de los combustibles fósiles, ha ocasionado una caída radical en la demanda del carbón, generando una sobreoferta de producto reflejado en la caída de precios de 170 USD a 80 USD (mayo de 2008 a enero 2018), lo que ha impactado directamente la realidad socioeconómica actual de las empresas mineras.

Los costos de mantenimiento del equipo móvil Drummond Ltd. en 2017 fueron de 140,422,438 USD por ende la importancia de usar herramientas de gestión y control que permitan administrar los recursos de manera efectiva, dentro de las herramientas de gestión y control tenemos el mantenimiento predictivo, gracias a esta herramienta logramos cambiar en 2014 la estrategia de cambio de componentes por horas a cambio de componente por condición, lo que le ha permitido extender la vida útil del componente disminuyendo así los costos de mantenimiento; el mantenimiento predictivo tiene como pilar fundamental el análisis de tendencia de los lubricantes usados en los componentes del tren de potencia, los planeadores utilizan la técnica SACODE salud, contaminación y desgaste en el

lubricante, como metodología de interpretación para detectar y diagnosticar las fallas del componente y así programar las intervenciones en los equipos.

En 2017 el laboratorio de Mobile proceso 62000 muestras de lubricante, estas muestras son interpretadas sin software, ni herramientas de apoyo, por lo cual los planeadores deben detectar y diagnosticar fallas de forma manual en todas las muestras, el departamento de equipo móvil mantiene 635 máquinas desde camiones Caterpillar 793, 777, Tractores de oruga D11 y equipos de apoyo.

Con el desarrollo de la presente investigación se pretende responder las siguientes preguntas:

¿Es posible usar las máquinas de soporte vectorial (SVM) y análisis de componentes principales (PCA) para detectar y diagnosticar las fallas en motores los motores Caterpillar 3508B usando la información aportada en las muestras de lubricante?.

¿Es posible brindarle al departamento de planeación y confiabilidad una herramienta que intérprete las muestras de lubricante y evalúe las fallas de forma efectiva, elevando así la confiabilidad operacional?.

1.2 JUSTIFICACIÓN DEL PLAN PROPUESTO

La crisis en las organizaciones mineras dedicadas a la extracción del carbón, requieren herramientas de gestión y control que permitan disminuir los costos y administrar efectivamente todos los recursos, gestionar de forma efectiva los activos físicos de una organización es indispensable para la sostenibilidad de la organización minera, ya que permite que aspectos como el costo, riesgo y desempeño sean optimizados, el no considerar estos aspectos puede llevar a que

las decisiones del presente comprometan la supervivencia de la organización en el futuro.

El cambio de componente por condición es una herramienta flexible, eficiente y económica que permite extender la vida útil del componente y cambiarlo en la ventana de oportunidad antes de falla disminuyendo así sobre costos de mantenimiento, a través de la interpretación SACODE Salud, contaminación y desgaste del lubricante detecta y diagnostica el estado de la falla en los componentes, de esta forma se pueden programar la reparación o cambio en una ventana de oportunidad.

La detección y diagnóstico de fallas en motores Caterpillar se realiza usando la información aportada en las muestras de lubricante, según si la tendencia de uno o varios elementos y componentes propios del lubricante, de la maquina o externos a él, aumenta o disminuye así se puede categorizar la falla del motor. Teniendo en cuenta lo anterior en esta propuesta se formulan las siguientes preguntas:

¿Por qué utilizar análisis de componente principal PCA para clasificar los vectores de entrenamiento y falla en la máquina de soporte vectorial SMV?, ¿Por qué utilizar máquinas de soporte vectorial SMV en el algoritmo para clasificar las muestras de lubricante de acuerdo al diagnóstico de la falla?.

Esta tesis de maestría pretende ofrecer una herramienta viable, de fácil comprensión e implementación, no intrusiva y validada que permitirá aportar al campo científico avances respecto al procesamiento de parámetros y condiciones de entrada, que gracias al algoritmo desarrollado clasificará y diagnosticará las muestras de aceite.

Adicionalmente esta herramienta permitirá disminuir la probabilidad de una incorrecta identificación de fallas y acciones infructuosas debido a ésta, con esta

herramienta los planeadores pueden tomar decisiones efectivas en la planeación y programación de mantenimiento.

Desde una óptica profesional se pretende demostrar una vez más la aplicación de máquinas de soporte vectorial SVM como herramienta para el diagnóstico y predicción de fallas, contribuyendo a la expansión de este tipo de técnicas en la gestión de mantenimiento, generando un documento de consulta y referencia para aplicaciones similares en otros componentes, máquinas y procesos, para que otros ingenieros la conozcan y la apliquen logrando incrementar la disponibilidad de los equipos.

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 Objetivo general. Desarrollar una herramienta basada en análisis de componentes principales (PCA) y máquinas de soporte vectorial (SVM) para detectar y diagnosticar fallas en motores Caterpillar 3508B mediante las muestras de aceite.

1.3.2 Objetivos específicos.

- Fundamentar los conceptos y principios de tribología, análisis de componentes principales (PCA) y máquinas de soporte vectorial (SVM).
- Construir un algoritmo de detección y clasificación basado en análisis de componentes principales (PCA) y máquinas de soporte vectorial (SVM) para detección y diagnóstico de fallas en motores Caterpillar 3508B, usando la información aportada en las muestras de aceite off line.

- Evaluar la herramienta para detectar y diagnosticar fallas en motores, utilizando cuatro modos de falla que son: Combustión incorrecta, fuga del sistema de refrigeración, paso de gases al Carter de la cámara de combustión Blow-By, ingreso de partículas de medio ambiente.
- Presentar los principales resultados obtenidos con la herramienta.

2. MARCO CONCEPTUAL

2.1 MANTENIMIENTO

2.1.1 Definición de Mantenimiento. La principal función del mantenimiento es sostener la funcionalidad de los equipos y el buen estado de las máquinas a través del tiempo. Bajo esta premisa se puede entender la evolución del área de mantenimiento al atravesar las distintas épocas, acorde con las necesidades de sus clientes, que son todas aquellas dependencias o empresas de procesos o servicios que generan bienes reales.⁵

2.1.2 Historia de Mantenimiento. La historia del mantenimiento, como parte estructural de las empresas, data desde el momento mismo de la aparición de las máquinas para la producción de bienes y servicios, inclusive desde cuando el hombre forma parte de la energía de dichos equipos.

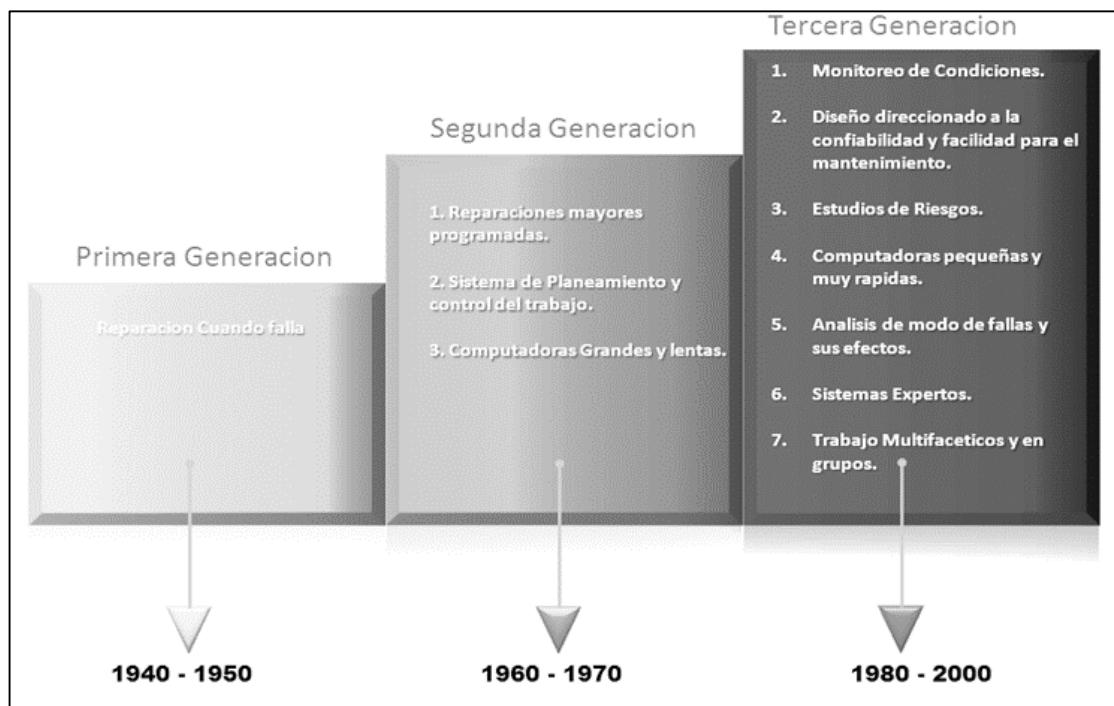
Se reconoce la aparición de los primeros sistemas organizacionales de mantenimiento para sostener las máquinas desde principios del siglo XX, en los Estados Unidos, donde todas las soluciones a fallas y paradas imprevistas de equipos se solucionan vía mantenimiento correctivo. El autor Junior Reed reconoce la similitud de conceptos, pero se remonta al siglo XVIII con las teorías de producción de David Ricardo, como el origen claro de los sistemas de mantenimiento. Se ha convenido en que la evolución del mantenimiento durante el

⁵ MORA GUTIÉRREZ, Luis. Mantenimiento Planeación, Ejecución y Control. Ciudad de México.: Alfaomega Grupo Editorial, 2009. 528 pp. ISBN: 978-958-682-769-0.

siglo xx ha tenido tres etapas, a las que llamaremos, a partir de ahora, primera, segunda y tercera Generación.⁶

2.1.3 La Evolución del Mantenimiento.

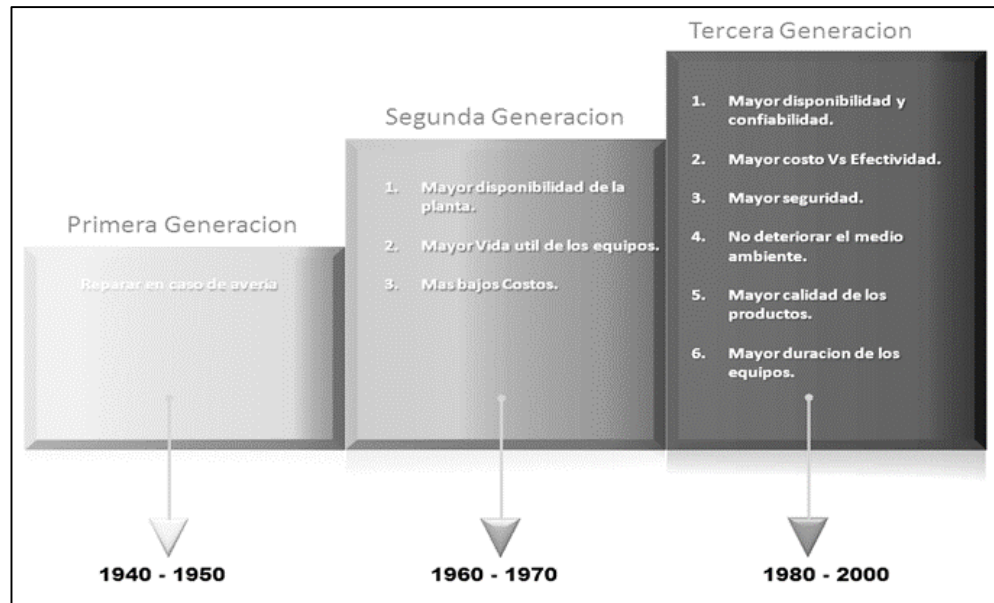
Figura 1. Cambio en las Técnicas de Mantenimiento.



Fuente: GONZÁLEZ FERNÁNDEZ, Francisco. Teoría y Práctica del Mantenimiento Industrial Avanzado. Madrid: Fundación Confemetal Editorial, 2003. 525 pp. ISBN: 84-96169-03-0.

⁶ GONZÁLEZ FERNÁNDEZ, Francisco. Teoría y Práctica del Mantenimiento Industrial Avanzado. Madrid: Fundación Confemetal Editorial, 2003. 525 pp. ISBN: 84-96169-03-0.

Figura 2. Expectativas y Evolución del Mantenimiento.



Fuente: GONZÁLEZ FERNÁNDEZ, Francisco. Teoría y Práctica del Mantenimiento Industrial Avanzado. Madrid: Fundación Confemetal Editorial, 2003. 525 pp. ISBN: 84-96169-03-0.

2.1.4 Tipos y Niveles de Mantenimiento. Una vez realizada la lista de equipos, desglosados incluso en los elementos que los componen e identificado cada ítem con un código único que permite referenciarlo, la siguiente tarea que debemos abordar es la de decidir cómo vamos a mantener cada uno de esos equipos.⁷

Tradicionalmente, se han distinguido cinco tipos de mantenimiento, que se diferencian entre sí por el carácter de las tareas que incluyen:

⁷ GARCÍA GARRIDO, Santiago. Organización y Gestión Integral de Mantenimiento: manual práctico para la implantación de sistemas de gestión avanzados de mantenimiento industrial. Madrid: Díaz de Santos Editores, 2013. 320 pp. ISBN: 9788479785482.

2.1.4.1 Mantenimiento correctivo. Es el conjunto de tareas destinadas a corregir los defectos que se van presentando en los distintos equipos y que son comunicados al departamento de mantenimiento por los usuarios de los mismos.

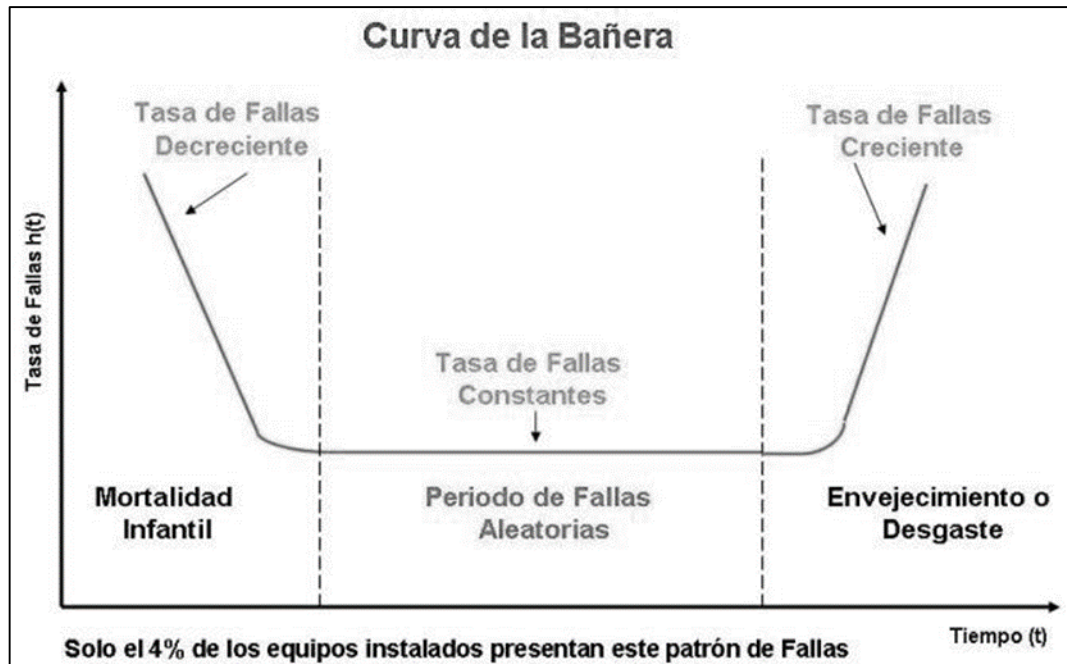
2.1.4.2 Mantenimiento preventivo. Es el mantenimiento que tiene por misión mantener un nivel de servicio determinado en los equipos, programando las correcciones de sus puntos vulnerables en el momento más oportuno.⁸

2.1.4.3 Mantenimiento predictivo. Es el que persigue conocer e informar permanentemente del estado y operatividad de las instalaciones mediante el conocimiento de los valores de determinadas variables, representativas de tal estado y operatividad. Para aplicar este mantenimiento es necesario identificar variables físicas (temperatura, vibración, consumo de energía, etc.) cuya variación sea indicativa de problemas que puedan estar apareciendo en el equipo. Es el tipo de mantenimiento más tecnológico, pues requiere de medios técnicos avanzados, y de fuertes conocimientos matemáticos, físicos y técnicos.

2.1.4.4 Mantenimiento periódico. El mantenimiento periódico tiene su fundamento en la conocida curva de la bañera de la que incorporamos a continuación un ejemplo que seguramente una gran parte de los lectores conocerá.

⁸ GARCÍA GARRIDO, Santiago. Organización y Gestión Integral de Mantenimiento: manual práctico para la implantación de sistemas de gestión avanzados de mantenimiento industrial. Madrid: Díaz de Santos Editores, 2013. 320 p. ISBN: 9788479785482.

Figura 3. Expectativas y Evolución del Mantenimiento.



Fuente: GONZÁLEZ FERNÁNDEZ, Francisco. Teoría y Práctica del Mantenimiento Industrial Avanzado. Madrid: Fundación Confemetal Editorial, 2003. 525 pp. ISBN: 84-96169-03-0.

2.2 TRIBOLOGÍA

El hombre a lo largo de toda su historia ha sido impotente para controlar el desgaste de todo lo que le rodea, aún el de su propio envejecimiento como resultado del proceso biológico de degradación de sus células, sin embargo, a pesar de esta impotencia ante las cuestiones del universo llegará el día en que el desgaste ya no será un problema y su propia supervivencia estará asegurada por períodos de tiempo más prolongados, porque habrá desarrollado las tecnologías adecuadas para controlarlo eficientemente y aún más, para que desaparezca como una de sus grandes amenazas. La Tribología en ese momento habrá evolucionado hasta niveles tales que hará parte del diario convivir del hombre y será una de sus

herramientas fundamentales para enfrentar los nuevos retos que en ese momento tendrá.⁹

La Tribología se considera una ciencia interdisciplinaria que conjuga toda una serie de elementos importantes en el diseño, fabricación y operación de las máquinas como la Fricción, naturaleza de los materiales, rugosidad, desgaste, lubricación, consumo de energía y medio ambiente.

La Tribología no es una ciencia nueva, si se considera como punto de partida los años 1950, sin embargo, parece que lo fuera, a pesar de que la mayoría de los aspectos relacionados con ella se utilizan a diario y surgieron desde el momento en que el hombre empezó a tener conciencia de que tenía la capacidad de pensar y de seguir evolucionando por sus propios medios.

2.2.1 Desarrollo de la tribologia. La tribología, como una ciencia aplicable a los componentes de máquinas, tuvo su origen en los años 40' s debido a la necesidad industrial de hallar la solución a los problemas de desgaste prematuro por fatiga superficial y adhesivo, que se presentaban en los mecanismos de las máquinas sometidos a condiciones de altos torques y por lo tanto a elevadas cargas dinámicas, bajas velocidades y temperaturas de operación superiores a los 50°C, con altos consumos de energía por Fricción, que elevaban los costos de mantenimiento, interrumpían la producción, y conllevaban, en no pocos casos a fallas catastróficas de dichos mecanismos.¹⁰

⁹ ALBARRACÍN AGUILLÓN, Pedro. Tribología y Lubricación. Tomo I, Quinta Ed. Medellín: El Autor, 2015. 630 pp.

¹⁰ Ibíd., p. 42.

2.2.2 Tribología de las máquinas. El origen de las máquinas se debe buscar en la arqueología, la filología, la etnografía y la antropología y comienza cuando cada individuo siente la necesidad de alcanzar un nivel de desarrollo que le permita vivir cada día mejor sin tener que utilizar su fuerza de trabajo sino su intelecto.

Las máquinas por si solas no garantizan la calidad de los productos ya que nunca ninguna máquina podrá ser completamente independiente de la acción del hombre, toda vez que esa acción será siempre necesaria, aun cuando no fuese más que para ponerla en marcha, dirigir su funcionamiento ó pararla. Se infiere que una máquina será tanto más perfecta cuanto mejor lleva a cabo la parte del trabajo que le corresponde y cuanto más es dicha parte una fracción mayor del trabajo total.

Todos los pueblos cuando entraron en su período histórico de desarrollo han estado provistos de máquinas, en muchos casos rudimentarias e imperfectas, si no, éste difícilmente se hubiese presentado; esto históricamente ha quedado demostrado cuando se analiza el improductivo período Paleolítico y el acelerado desarrollo tecnológico durante los 5500 años que han transcurrido en la historia del hombre civilizado luego de la terminación del período Neolítico en el año 3500 AC.¹¹

A las civilizaciones Sumeria y egipcia se les deben los avances tribológicos más importantes que en materia de fabricación de máquinas se han presentado a lo largo de la historia del hombre, siendo los más sobresalientes, el taladro y el torno del alfarero los que a su vez condujeron al descubrimiento de la rueda; no obstante, el verdadero origen de las máquinas es mucho más antiguo y se le debe al hombre del Paleolítico cuando desarrolló el dispositivo para hacer fuego.¹²

¹¹ ALBARRACÍN AGUILLÓN, Pedro. Tribología y Lubricación. Tomo I, Quinta Ed. Medellín: El Autor, 2015. 630 pp.

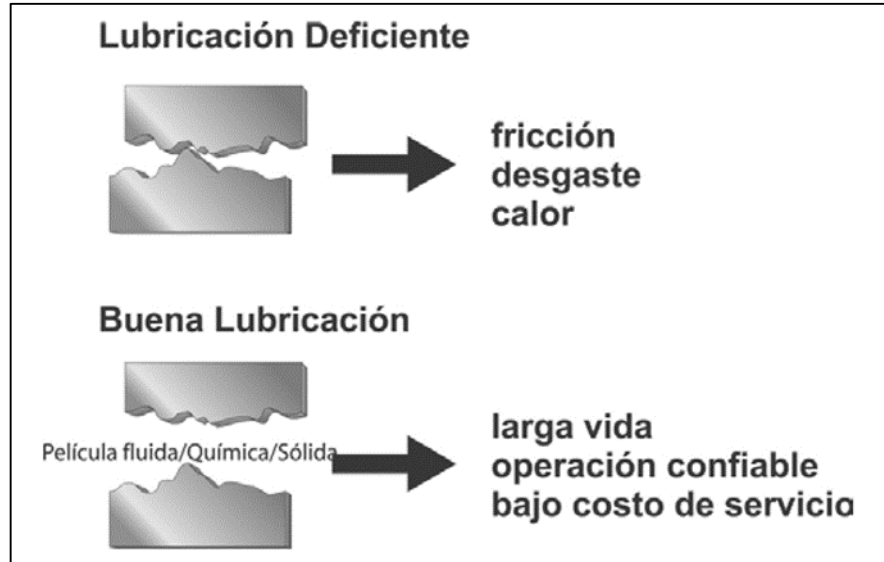
¹² Ibíd. p. 57.

2.3 LUBRICANTE

2.3.1 Las funciones de un lubricante. Los lubricantes aparecen de diferentes maneras, en forma de fluido, grasa o sólida, dependiendo de los requerimientos de la aplicación. Los lubricantes pueden proporcionar algunos o todos los siguientes beneficios:¹³

- Reducción de fricción y desgaste - Los lubricantes reducen fricción por medio de la separación de las superficies en movimiento con una película de fluido que transporta la carga. La fricción genera calor y origina degradación de la superficie en forma de desgaste.

Figura 4. Degradación de la superficie en forma de desgaste.



Fuente: TROYER, Drew y FITCH, James. Oil Analysis Basics. Edición en español. Ciudad de México: Noria Latín América, 2004. 187 pp.

¹³ TROYER, Drew y FITCH, James. Oil Analysis Basics. Edición en español. Ciudad de México: Noria Latín América, 2004. 187 pp.

- Control de temperatura - Los lubricantes fluidos absorben el calor en el punto en que este se genera de tal forma que pueda disiparse naturalmente, o ser removido por un intercambiador de calor u otro sistema de enfriamiento.
- Control de contaminación - Los lubricantes sirven para aislar los componentes de las máquinas del medio ambiente, deteniendo o haciendo más lento el ingreso de contaminantes como partículas, agua y químicos.

De igual manera, los lubricantes fluidos recogen los contaminantes y los transportan al tanque o depósito, en donde pueden asentarse por gravedad o los conducen a un filtro o separador en donde son removidos.

- Prevenir ataque químico - Al formar una capa protectora sobre la superficie de los componentes, los lubricantes proporcionan protección contra la herrumbre y la corrosión.
- Transmitir energía - En sistemas hidráulicos, el fluido es el medio por el cual la energía se transmite para hacer actuar los cilindros, válvulas, motores, etc.

2.3.2 Los aditivos y sus funciones. Los aditivos son químicos que se añaden al aceite básico para alterar una o más de las propiedades de desempeño.¹⁴

En general, se puede decir que los aditivos son usados para:

- Mejorar las propiedades existentes del aceite básico.
- Suprimir propiedades indeseables del aceite básico

¹⁴ TROYER, Drew y FITCH, James. Oil Analysis Basics. Edición en español. Ciudad de México: Noria Latín América, 2004. 187 pp.

- Impartir nuevas propiedades al aceite básico.

2.3.3 Análisis de aceite y Mantenimiento Basado en Condición. Mientras que los beneficios de la detección de desgaste anormal o envejecimiento del lubricante son importantes y logrados con frecuencia, éstos deberían ser considerados de pequeña importancia comparados con el objetivo mucho más gratificante de evitar las fallas.¹⁵

Figura 5. Mantenimiento Basado en Condición.



Fuente: TROYER, Drew y FITCH, James. Oil Analysis Basics. Edición en español. Ciudad de México: Noria Latín América, 2004. 187 pp.

¹⁵ TROYER, Drew y FITCH, James. Oil Analysis Basics. Edición en español. Ciudad de México: Noria Latín América, 2004. 187 pp.

Siempre que se aplique una estrategia de mantenimiento proactivo, son necesarios tres pasos para asegurar que los beneficios se conseguirán. Como el mantenimiento proactivo, por definición, involucra el control y monitoreo continuo de las causas de falla en la maquinaria, el primer paso es fijar un objetivo o estándar, asociado con cada causa de falla. En el análisis de aceite, las causas de falla de mayor importancia, se relacionan con la contaminación del fluido (partículas, humedad, calor, refrigerante, etc.) y la degradación de aditivos.

Sin embargo, el proceso de definición de objetivos precisos y desafiantes (por ejemplo, un alto nivel de limpieza) es sólo el primer paso. Mantener el control de las condiciones del fluido dentro de estos objetivos debe ser logrado y sostenido. Este es el segundo paso hacia el mantenimiento proactivo y con frecuencia incluye una auditoría de las causas por las que el fluido se contamina y entonces eliminar sistemáticamente esos puntos de entrada. Frecuentemente se requiere mejorar la filtración y el uso de separadores para alcanzar los objetivos de mantenimiento proactivo.¹⁶

El tercer paso es la acción vital de crear un círculo de retroalimentación que proporciona un programa de análisis de aceite. Cuando ocurre alguna excepción (por ejemplo, resultados anormales por arriba de los objetivos), se pueden implementar inmediatamente acciones correctivas.

Utilizando el mantenimiento proactivo como estrategia, el control de contaminación se convierte en una actividad disciplinada de monitoreo y de altos niveles de control de limpieza, en lugar de una burda actividad de monitoreo de niveles de tierra. Cuando los beneficios de extensión de vida del mantenimiento proactivo son acompañados por los beneficios de detección temprana del mantenimiento

¹⁶ TROYER, Drew y FITCH, James. Oil Analysis Basics. Edición en español. Ciudad de México: Noria Latín América, 2004. 187 pp.

predictivo, se tiene como resultado un comprensivo programa de mantenimiento basado en condición.

Mientras que el mantenimiento proactivo se dirige al control de las causas de falla, el mantenimiento predictivo se dirige a la detección de fallas incipientes de las propiedades del fluido y de los componentes de la máquina, como rodamientos y engranes. La detección temprana de fallas de la máquina y el desgaste anormal, es a lo que frecuentemente se refiere como el dominio exclusivo del análisis de aceite en el campo del mantenimiento.¹⁷

2.3.4 Importancia del análisis de lubricante. El análisis de lubricante es una poderosa herramienta del monitoreo de condición de la maquinaria que ha estado vigente por los últimos 65 años y que permite conocer la salud del lubricante, la contaminación del mismo e identificar procesos de desgaste anormal en la maquinaria.¹⁸

El análisis de lubricante es considerado como la estrategia más antigua de las tecnologías con enfoque de detección de la condición de la maquinaria (predictivo), para incrementar la confiabilidad de esta. Con el tiempo se ha tomado en una estrategia más proactiva y no solo se enfoca en la detección de la condición de la máquina, sino en las causas de desgaste que están relacionadas con la condición del lubricante y su contaminación.

¹⁷ TROYER, Drew y FITCH, James. Oil Analysis Basics. Edición en español. Ciudad de México: Noria Latín América, 2004. 187 pp.

¹⁸ TRUJILLO CORONA, Gerardo. Muestreo de Lubricantes. Ciudad de México: Noria Latín América, 2015. 120 pp.

La industria invierte miles de millones de dólares cada año en el análisis de lubricante, esperando como retomo el incremento en la confiabilidad de la maquinaria y, en consecuencia, de la planta.

Estas inversiones pueden generar espectaculares beneficios económicos y afectar de manera positiva la confiabilidad de la instalación industrial, siempre y cuando la información contenida en la muestra de lubricante y analizada en el laboratorio, pueda ser interpretada correctamente por un experto para emitir el diagnóstico de la condición del lubricante y de la maquinaria.¹⁹

Como en toda disciplina que involucra instrumentos de precisión y que está sustentada en una muestra, se requiere que el proceso completo sea diseñado con base en una metodología precisa y sistemática para que los resultados puedan ser convertidos en decisiones que mejoren la confiabilidad de las máquinas y sus componentes.

2.4 TÉCNICA DE INTERPRETACIÓN SISTEMÁTICA “SACODE”

2.4.1 Definición. Para facilitar el proceso de interpretación, se ha diseñado un método sistemático, que permite trabajar de manera ordenada y tomar decisiones conforme se avanza en la revisión de los resultados de cada prueba. Para esta metodología, se considera que el análisis de lubricante tiene tres categorías.²⁰

- Salud del lubricante.

¹⁹ TRUJILLO CORONA, Gerardo. Muestreo de Lubricantes. Ciudad de México: Noria Latín América, 2015. 120 pp.

²⁰ TRUJILLO CORONA, Gerardo. Interpretación de análisis de lubricantes. Edición en español. Ciudad de México: Noria Latín América, 2012. 269 pp.

- Contaminación del lubricante.
- Desgaste y condición de la maquinaria.

La técnica SACODE, acrónimo de SALud del lubricante, COntaminación del lubricante y DEsgaste de la maquinaria, consiste en seis pasos para efectuar el diagnóstico de manera ordenada.

2.4.2 El diagrama SACODE y sus pasos. En este apartado se describen los pasos del diagrama SACODE en la siguiente figura 6.

Paso 1 - Clasificación en función de las tres categorías.

Paso 2 - Normalización de datos.

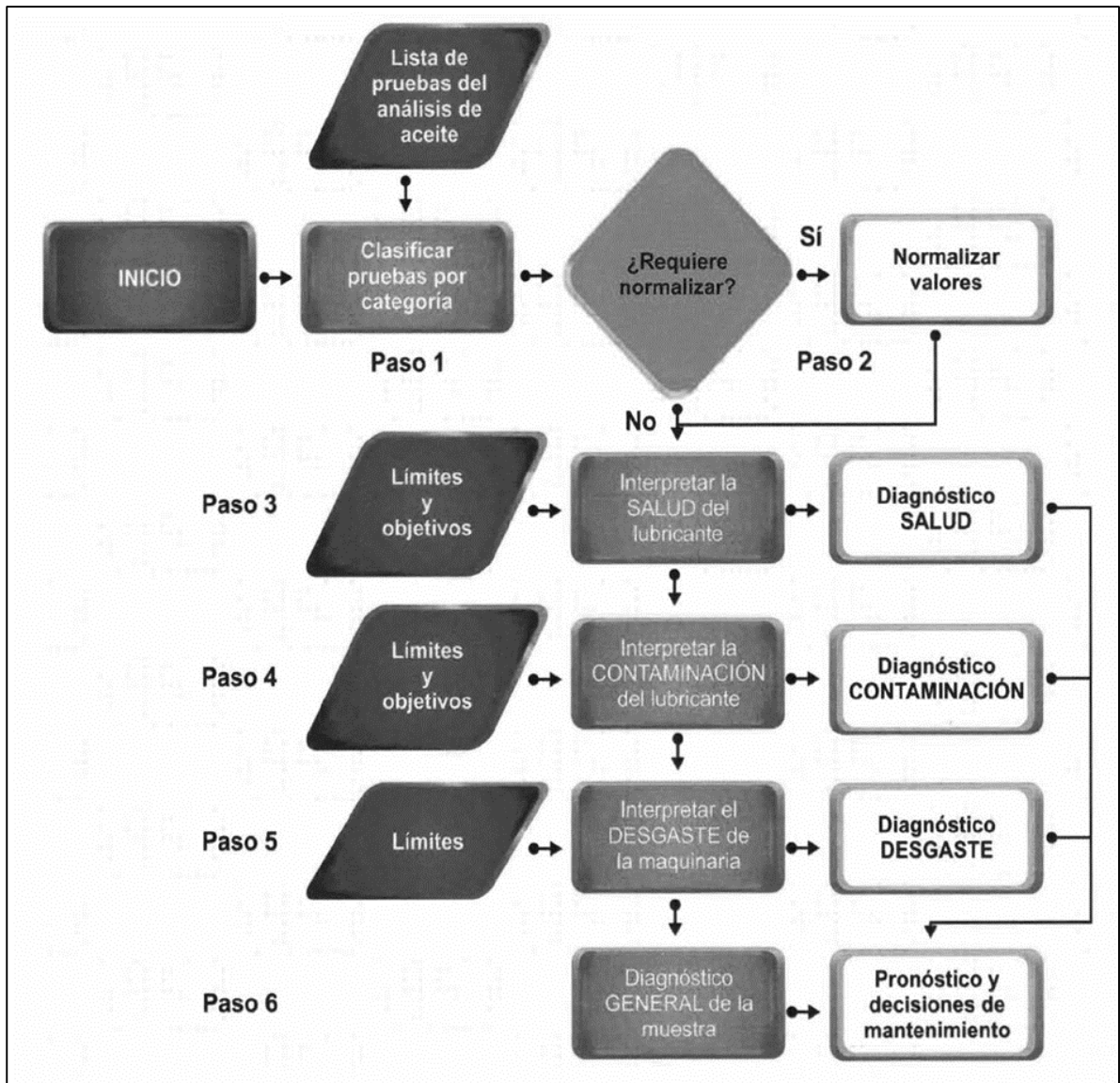
Paso 3 - Efectuar el diagnóstico de la salud del lubricante.

Paso 4 - Diagnóstico de la contaminación del lubricante.

Paso 5 - Diagnóstico del desgaste de la máquina.

Paso 6 - Diagnóstico general del lubricante y la máquina.

Figura 6. Pasos de interpretación SACODE.



Fuente: TRUJILLO CORONA, Gerardo. Interpretación de análisis de lubricantes. Edición en español. Ciudad de México: Noria Latín América, 2012. 269 pp.

2.5 DESGASTE

2.5.1 Definición del Modo de Desgaste. Una vez que se ha identificado la composición de las partículas de desgaste, podemos tener una buena conclusión acerca de la condición de la maquinaria. Sin embargo, el mecanismo de desgaste y la función que lo genera pueden permanecer poco claras.

Cuando se intenta efectuar una reparación o corregir problemas sin haber removido la causa de la falla, inevitablemente repetirán la historia. Esto es frecuente cuando se determina el cambio de aceite o se reemplaza un rodamiento por una condición anormal.²¹

Si usamos únicamente análisis de elementos, realmente podremos obtener muy poca información acerca del modo de desgaste o la causa del desgaste. Sin embargo, la combinación con análisis de densidad ferrosa y ferrografía analítica puede emerger una historia real. Una de las herramientas más valiosas es el uso del microscopio por un analista entrenado en tribología.

Mediante la observación del tamaño de las partículas, forma y textura, pueden ser identificados varios mecanismos de desgaste. Sin embargo, la identificación microscópica de partículas de desgaste aporta considerablemente a la información proporcionada por el análisis de elementos.

Frecuentemente la causa de falla se presenta por sí misma en el análisis de aceite, haciendo del ejercicio de la interpretación algo simple. La contaminación por agua explica la presencia de óxidos rojos, mientras que partículas de tierra compuestas

²¹ FITCH, James. Guía de procedencia de elementos para Aceite Usado. Ciudad de México: Noria Latín América, 2002. 36 pp.

de silicio es con frecuencia la causa de desgaste de corte y plaquetas. Otras causas de falla relacionadas con el lubricante que pueden definir el modo de desgaste incluyen el uso de un aceite equivocado para la aplicación, alto AN²², dilución por combustible, agotamiento de aditivos y oxidación del aceite.

Algunas veces tecnologías utilizadas por el mismo departamento de mantenimiento predictivo, como análisis de vibración, pueden detectar desalineamiento y desbalance. La evidencia de esto puede confirmarse con el uso de análisis microscópico.

Figura 7. Elementos en Motores a Diésel.

Familias de Elementos en Motores a Diesel				
Resultado Analizado	Causas de Desgaste Excesivo	Combinación de Elementos		Probable Localización del Problema
Partículas de desgaste en exceso	- Entrada de tierra (2 a 6, 8) - Ingreso de agua (1, 3 a 7) - Ingreso de combustible (3, 4, 6) - Manejo inadecuado del lubricante (1, 2, 6, 8) - Mantenimiento inadecuado (1, 3, 5)	1	Fe	Engranajes de tiempo, árbol de levas, balancín
		2	Fe, Cr, Al	Camisa, pistón anillos
		3	Cu, Pb	Metal de cojinete, árbol de levas, bujes
		4	Fe, Cu, Pb	Metal de cojinete, árbol de levas, bujes
		5	Fe, Cr	Camisa, anillos
		6	Fe, Cu, Cr, Al, Pb	Metal de cojinete, camisa, anillos, pistón
		7	Cu	Enfriador de aceite
		8	Al	Pistón de aluminio, rodamientos de turbo
Cuando se detectan Al y Si, hay contaminación por tierra en el aceite				
Ref: KOWA				

Fuente: FITCH, James. Guía de procedencia de elementos para Aceite Usado. Ciudad de México: Noria Latín América, 2002. 36 pp.

²² AN: Prueba de Número Ácido en el análisis de lubricantes mide la concentración de componentes de naturaleza ácida en el aceite.

2.5.2 Rangos comunes de metales de desgaste. Las máquinas presentan tasas de producción de metales de desgaste muy variables. Esto puede ser debido a la edad de la maquinaria, lubricación, contaminación, tipo de servicio y condiciones de operación. Es por esta razón que con frecuencia es muy útil conservar información histórica de los metales de desgaste, como una guía para definir información normal y anormal para los elementos de desgaste.

Las figuras 8 y 9 muestran los elementos típicos obtenidos de análisis de aceite, y los rangos comunes de metales de desgaste en aceites lubricantes, respectivamente. De esta información pueden ser definidos niveles de alarma para interpretar con mayor facilidad la información de rutina de estos elementos. Ejemplos de niveles normales y de alarma se presentan en los datos.

Figura 8. Elementos comunes encontrados en el análisis de aceite.

Elementos reportados típicamente en el análisis de Aceite Usado					
Al	Aluminio	Cu	Cobre	Ni	Níquel
Ag	Plata	F	Flúor	P	Fósforo
B	Boro	Fe	Fierro	Pb	Plomo
Ba	Bario	K	Potasio	Sb	Antimonio
Ca	Calcio	Li	Litio	Si	Silicio
Cd	Cadmio	Mg	Magnesio	Sn	Estaño
Cl	Cloro	Mn	Manganeso	Ti	Titanio
Co	Cobalto	Mo	Molibdeno	V	Vanadio
Cr	Cromo	Na	Sodio	Zn	Zinc

Fuente: FITCH, James. Guía de procedencia de elementos para Aceite Usado. Ciudad de México: Noria Latín América, 2002. 36 pp.

Figura 9. Rangos Comunes de Metales de Desgaste.

Transmisiones						
Metal		Posible Fuente del Metal	Normal	ppm / 500 Horas		
				Marginal	Precaución	Crítico
Fierro	Fe	Engranes, rodamientos, separadores	0 - 60	61 - 100	101 - 180	>180
Cromo	Cr	Rodamientos	0 - 2	3 - 3	7 - 10	>10
Plomo	Pb	Arandelas, discos de fricción	0 - 8	9 - 15	16 - 20	>20
Cobre	Cu	Arandelas, discos de fricción	0 - 70	71 - 120	121 - 200	>200
Estaño	Sn	Arandelas de empuje	0 - 6	7 - 12	13 - 18	>18
Aluminio	Al	Tierra, convertidor, estator/impulsor	0 - 4	5 - 10	11 - 15	>15
Silicio	Si	Tierra, anti espumantes	0 - 20	21 - 30	31 - 40	>40
Sodio	Na	Sal, posiblemente aditivos	0 - 30	31 - 50	51 - 80	>80

Engranes (espiral/recto/helicoidal), Ejes, Diferenciales, Mandos Finales, Planetarios						
Metal		Posible Fuente del Metal	Normal	ppm / 500 Horas		
				Marginal	Precaución	Crítico
Fierro	Fe	Engranes, rodamientos, separadores	0 - 100	101 - 150	151 - 300	>300
Cromo	Cr	Rodamientos	0 - 4	5 - 10	11 - 15	>15
Plomo	Pb	Arandelas de empuje	0 - 30	31 - 50	51 - 80	>80
Cobre	Cu	Arandelas de empuje	0 - 30	31 - 50	51 - 80	>80
Estaño	Sn	Usualmente no presente	-	-	-	-
Aluminio	Al	Tierra, carcaza	0 - 10	11 - 20	21 - 30	>30
Silicio	Si	Tierra, balatas de freno y embrague	0 - 20	21 - 30	31 - 60	>60
Sodio	Na	Sal, posiblemente aditivos	0 - 30	31 - 50	51 - 80	>80

Motor a Diesel						
Metal		Posible Fuente del Metal	Normal	ppm / 500 Horas		
				Marginal	Precaución	Crítico
Fierro	Fe	Camisa, engrane, elevadores, anillos	0 - 40	41 - 70	71 - 100	>100
Cromo	Cr	Anillos, levas, empujadores	0 - 5	6 - 10	11 - 15	>15
Plomo	Pb	Rodamientos, arandelas	0 - 15	16 - 25	26 - 40	>40
Cobre	Cu	Cojinetes, bujes, arandelas	0 - 15	16 - 25	26 - 45	>45
Estaño	Sn	Rodamientos	0 - 10	11 - 15	16 - 20	>20
Aluminio	Al	Pistones, cojinetes, tierra	0 - 6	7 - 15	16 - 20	>20
Silicio	Si	Tierra, anti espumante	0 - 5	6 - 10	11 - 15	>15
Sodio	Na	Refrigerante, sal, posiblemente aditivo	0 - 5	6 - 15	16 - 30	>30

Hidráulicos						
Metal		Posible Fuente del Metal	Normal	ppm / 500 Horas		
				Marginal	Precaución	Crítico
Fierro	Fe	Engranes, válvulas	0 - 8	9 - 15	16 - 25	>25
Cromo	Cr	Cilindros, flechas	0 - 3	4 - 8	9 - 15	>15
Plomo	Pb	Rodamientos de bomba	0 - 4	5 - 10	11 - 15	>15
Cobre	Cu	Rod. de bomba, plato de bomba	0 - 8	9 - 15	16 - 25	>25
Estaño	Sn	Usualmente no presente	-	-	-	-
Aluminio	Al	Tierra, carcaza de bomba	0 - 3	4 - 8	9 - 15	>15
Silicio	Si	Tierra	0 - 5	6 - 10	11 - 20	>20
Sodio	Na	Sal, posiblemente aditivos	0 - 30	31 - 50	51 - 80	>80

Fuente: FITCH, James. Guía de procedencia de elementos para Aceite Usado. Ciudad de México: Noria Latín América, 2002. 36 pp.

2.6 FUENTES POTENCIALES DE ELEMENTOS

2.6.1 El número básico (BN). Mide la concentración de componentes de naturaleza básica -alcalina- en el aceite. La medición y tendencia del BN son críticas para monitorizar la salud del lubricante, el BN es aplicado principalmente a los lubricantes de motor de combustión interna, la prueba de BN es una prueba de neutralización.

La prueba de BN se realiza por titulación calorimétrica o potenciométrica (comúnmente se usa la potenciométrica debido al color oscuro del aceite de motor), con el tiempo y el trabajo del lubricante, este valor tiende a disminuir conforme los aditivos se van usando en la neutralización de ácidos de la combustión. Generalmente la tendencia del BN disminuye constantemente según se agota la reserva alcalina del aceite por la neutralización de los subproductos ácidos de la combustión y por reacción con productos ácidos de oxidación.

Los métodos de laboratorio más usados para medir el BN en aceites son el ASTM D2896-07, para aceites nuevos, y el ASTM D4 739-08, para aceites usados. Por lo general una disminución del 50% del valor del BN inicial --línea de base- se considera como una advertencia de degradación del paquete de aditivos.²³

²³ TRUJILLO CORONA, Gerardo. Interpretación de análisis de lubricantes. Edición en español. Ciudad de México: Noria Latín América, 2012. 269 pp.

Figura 10. Fuentes potenciales de elementos - lista condensada.

<u>Hierro</u> Acero Hierro fundido Herrumbre Partículas de desgaste Cascarillas de molienda Polvo mineral Cenizas Pintura Polvo de papelería Asbestos Talco Zeolita Detergente limpiador	<u>Cromo</u> Revestimiento de anillos Pinturas Acero inoxidable	<u>Cobre</u> Aditivo anti-desgaste Bronce Latón Jaulas de rodamientos Enfriadores Minas de cobre Pinturas Babbit	<u>Estaño</u> Jaulas de rodamientos (bronce) Soldadura Babbit
<u>Níquel</u> Aleación de acero inoxidable Cromado Estelita (cobalto - níquel) Aleaciones de aceros duros	<u>Silicio</u> Polvo de camino Sellador Aditivo anti-espumante Aleación de aceros Lubricante sintético Frenos húmedos Fabricación de vidrio Aditivo refrigerante Polvo de fundición Fibras de filtros (vidrio) Cenizas Escoria Mica Polvo de cemento Asbestos Granito Calizas Talco	<u>Molibdeno</u> Aditivo extrema presión Aleaciones de metal Anillos	<u>Aluminio</u> Polvo de camino Metal de rodamientos Pinturas Abrasivos Plantas de aluminio Contaminantes de carbón Cenizas Polvo de fundición Alúmina activada Bauxita Granito Catalizador
<u>Plata</u> Acabado de cojinetes Soldadura Algunos rodamientos de agujas	<u>Plomo</u> Babbit Revestimiento de cojinetes Aditivo de gasolina Pintura Soldadura	<u>Calcio</u> Agua dura Agua salada Aditivo de aceite de motor Polvo de minas Grasa Caliza Escoria Hules Tierras Fuller Lignita Polvo de cemento Polvo del camino Gypsum Inhibidor de herrumbre Detergente	<u>Bario</u> Aditivo de aceite de motor Grasa
<u>Potasio</u> Inhibidor de refrigerante Cenizas Polvo de papelería Polvo de camino Granito	<u>Sodio</u> Inhibidor en refrigerantes Agua de mar Algunos aditivos Grasa Aceite básico (trazas) Tierra Polvo de camino Sal (sal del camino) Cenizas Alúmina activada Polvo de papelería	<u>Zinc</u> Aditivo antidesgaste Bronce Cromado Galvanizado	<u>Vanadio</u> Aspas de turbinas Válvulas
<u>Boro</u> Inhibidor de refrigerante Aditivo EP Agente de limpieza de contenedores de aceite Acido bórico (tratamiento de aguas) Detergente		<u>Fósforo</u> Aditivo Anti-desgaste, extrema presión (EP) Acabado de superficie en engranes Detergente limpiador	<u>Titanio</u> Rodamientos de turbinas de gas Pinturas Aspas de turbinas Cadmio Cojinetes Recubrimiento de metales
			<u>Magnesio</u> Agua dura Aditivo de aceite de motor Metalurgia de turbinas Agua salada Tierras Fuller Polvo de camino
			<u>Cadmio</u> Cojinetes Recubrimientos

Fuente: FITCH, James. Guía de procedencia de elementos para Aceite Usado. Ciudad de México: Noria Latín América, 2002. 36 pp.

En otras palabras, el BN es la reserva alcalina o básica de los aceites para neutralizar los ácidos procedentes de la combustión y de la propia oxidación del aceite debido a las temperaturas elevadas.²⁴

2.6.2 La Oxidación ABS/cm. En teoría un proceso de oxidación se debería llevar a cabo de forma lenta y progresiva debido al deterioro normal del lubricante en uso. La etapa final de la oxidación está caracterizada por una tasa de oxidación lenta debido a la alta viscosidad del aceite. El efecto de la oxidación prolongada del aceite es un aumento en la viscosidad y su posible actuación corrosiva debido a su acidificación.²⁵

Los siguientes pueden ser algunos indicadores en el aumento de la oxidación:

- Oxidación en el lubricante (Incrementa /Aumenta la viscosidad).
- Contaminación con Agua.
- Fuga del sistema de refrigeración.
- Agotamiento de aditivos.
- Combustión Incorrecta.
- Blow By (Exceso de fuga o pasos de gases de combustión "escape" al interior del carter).
- Una Oxidación severa/Inminente Ocasiona Decremento del TBN.
- El intervalo de cambio de aceite (OCI) largos.
- Temperaturas de operación altas.
- Aceite más espeso.
- Formación de resinas y ácidos.

²⁴ TORMOS, Bernardo. Diagnóstico de motores Diésel mediante el análisis del aceite usado. Barcelona: Editorial Reverté, 2005. 388 pp. ISBN: 84-291-4702-0.

²⁵ Ibíd., p. 167.

- Depósitos en los pistones.
- Pérdida de las cualidades del lubricante.

2.6.3 La viscosidad. Es la propiedad individual más importante de un lubricante, debido a que tiene efecto en la capacidad del lubricante para proteger los componentes de la maquinaria y el consumo de energía -pérdidas por fricción.

La mejor manera de evaluar la condición y/o estado de la viscosidad en un aceite, es: midiéndola en condiciones cercanas a su temperatura de operación, en el caso de los motores de combustión interna, el aceite trabaja a temperaturas cercanas a los 100°C, es por esto que se recomienda revisar este valor de medida de viscosidad en este rango de temperatura. En caso de presentarse un caso de dilución de combustible, el efecto de disminución de la viscosidad del aceite se presentará en ambas mediciones (40 y 100), pero es mucho más sensible la variación de medición de viscosidad a 100°C.

La caída de la viscosidad es un mejor indicador de la dilución de combustible. A medida que el aceite se contamina (diluye) con combustible, disminuye la viscosidad del aceite, lo que reduce el espesor de la película de aceite que separa los muñones del cigüeñal de los cojinetes.²⁶

La viscosidad aumenta cuando la oxidación en el lubricante (Incrementa /Aumenta la viscosidad), contaminación con Agua, fuga del sistema de refrigeración, agotamiento de aditivos, combustión Incorrecta, Blow By (Exceso de fuga o pasos de gases de combustión "escape" al interior del Carter), una Oxidación severa/Inminente Ocasiona Decremento del TBN, el intervalo de cambio de aceite

²⁶ CATERPILLAR. Motores 3500B. Camiones de Obras. Número de medio - SSNR1128 - 15. Peoria, USA: La Compañía, 2014. 36 pp.

(OCI) largos, temperaturas de operación altas, aceite más espeso, formación de resinas y ácidos, depósitos en los pistones, pérdida de las cualidades del lubricante, aceleración del desgaste, residuo de color miel en los muñones del cigüeñal, probabilidad de obstrucción del filtro de aceite, exposición de los cojinetes del motor a la basura.

2.6.4 La Nitración. Se produce en todos los aceites generalmente un problema sólo en el gas natural Motores. Los compuestos de nitrógeno en el proceso de combustión aumentan la viscosidad del aceite Y reducir la capacidad de lubricación.

La nitración puede resultar en:

- Taponamiento del filtro de aceite.
- Depósitos de pistón.
- Depósitos de válvulas.
- Depósitos de cárter.²⁷

El fenómeno de la nitración (nitroxidación) resulta de la reacción del aceite con óxidos de nitrógeno (NOx) producidos por la oxidación del nitrógeno atmosférico durante el proceso de combustión. El proceso de nitración causa un espesamiento del aceite formando barnices y lacas. La nitración aumenta la viscosidad del aceite y constituye la causa principal de la acumulación de barniz o laca.²⁸

²⁷ CATERPILLAR, Cat S•O•S Services, Understanding Your Results. C842738. Peoria, USA: La Compañía, 2009. 16 pp.

²⁸ TORMOS, Bernardo. Diagnóstico de motores Diésel mediante el análisis del aceite usado. Barcelona: Editorial Reverté, 2005. 388 pp. ISBN: 84-291-4702-0.

Las causas de nitración en aceites de motor:

- Temperatura en las paredes de los cilindros.
- Eficiencia de los anillos de los pistones.
- Temperatura del cárter de aceite.

La nitración es una condición indeseable que indica que el aceite se está saturando con compuestos solubles e insolubles de óxidos de nitrógeno. La reacción de nitrógeno con la base lubricante forma dos tipos de compuestos nitrogenados: nitratos orgánicos, que son el resultado de la reacción en las paredes de los cilindros, y nitro-compuestos, que son causados por el proceso de pase de gases de combustión (blow-by) en donde el gas reacciona con el aceite en el cárter.

El blow-by de los gases de combustión en el motor incrementa la generación de compuestos nitrogenados en el aceite. El blow-by aparece cuando el sellado de los anillos es deficiente, una cantidad mayor de aceite altamente nitrado migrará de regreso hacia el motor en lugar de salir por el escape.

2.6.5 La sulfatación. Las definiciones halladas en la literatura nos dicen que la sulfatación del aceite se produce en motores durante el proceso de combustión, cuando el azufre del combustible se oxida y se combina con agua para formar ácidos de base azufre. Si el azufre del combustible permanece constante, entonces la sulfatación debería aumentar continuamente con el uso hasta que el aceite llegue al final de su vida útil cuando todo su aditivo básico ha sido consumido para la formación de estas.

El azufre "Sulfatación" está presente en el combustible diésel. Durante Combustión, el combustible se combina con agua para formar ácido sulfúrico. Los lubricantes para motores diésel están diseñados para Neutralizar este ácido. Sin embargo, si

estos alcanzan niveles inaceptables, el lubricante se degradará y la corrosión ocurrirá. Esta corrosión puede atacar: válvulas, guías de válvulas, anillos de pistón, revestimientos de cilindros.²⁹

2.6.6 El Silicio. Tendencias ligadas después de 3.000 horas de servicio el silicio y aluminio tienen una tendencia "ligada" indicando la entrada de tierra. La sálica generalmente no es detectable por debajo de tres micrones. La tierra se detecta como silicio por el espectrómetro. (Análisis Espectrométrico de Elementos (AES), Tendencia de silicio: Cuando aumenta el silicio (Si).... sufren y disminuyen los aditivos antiespumantes por agotamiento. La relación entre el silicio y aluminio en la tierra: Al:Si =1:3-4 las partículas de silicio ocasionan desgaste abrasivo.³⁰

Niveles elevados de silicio siempre deben ser motivo de preocupación.

2.6.7 El Sodio (Na). El incremento en los niveles de sodio y boro puede señalar el ingreso de anticongelante base glicol, el glicol aumenta la viscosidad (Pobre calidad lubricante), cuando se encuentra una cantidad significativa de glicol en el aceite en uso, generalmente habrá un aumento en la viscosidad. Por tanto, un aumento en la viscosidad del aceite se debe investigar como posible contaminación por anticongelante.

²⁹ TROYER, Drew y FITCH, James. Oil Analysis Basics. Edición en español. Ciudad de México: Noria Latín América, 2004. 187 pp.

³⁰ DRUMMOND LTD. Manual de lubricación de maquinaria y análisis de aceites. La Loma, Cesar: Noria Latín América, 2014. 398 pp.

El FTIR (Espectroscopía Infrarroja por Transformadas de Fourier:) también mostrará la presencia de glicol si ha ocurrido una fuga de un enfriador que utilice anticongelante base glicol, el agua salada contiene sodio.³¹

Con frecuencia el agua y glicol tienen sodio, boro y potasio, dependiendo de los inhibidores de corrosión utilizados en el anticongelante, la mayoría de las formulaciones de anticongelantes comerciales incluyen inhibidores de corrosión que contienen sodio, boro y/o potasio, los inhibidores se transfieren al aceite por contaminación con anticongelante (glicol), como tales, los elementos pueden ser detectados por tendencia de boro, sodio y/o potasio, la presencia de esos elementos sirve de manera efectiva como "marcadores" en la detección y cuantificación de contaminación por glicol.

Es recomendable tomar como línea de base el anticongelante nuevo que está siendo usado para conocer los elementos inhibidores, los lubricantes con un contenido de glicol por encima de 50 ppm deben ser condenados. El glicol (contenido en el anticongelante) se introduce en el aceite por el enfriador. Fugas por corrosión, falla de sellos, daño en el enfriador y cavitación son las causas más comunes de contaminación por glicol.³²

El glicol es extremadamente dañino para el lubricante (induce la oxidación y la formación de depósitos), sus aditivos (forma bola de aceite abrasivas), filtración (tapa los poros prematuramente) y al motor (corrosión, desgaste, etc.). Con tanto en riesgo, es obligatorio llevar a cabo la rutina de monitoreo en busca de rastros de contaminación por glicol.

³¹ TROYER, Drew y FITCH, James. Oil Analysis Basics. Edición en español. Ciudad de México: Noria Latín América, 2004. 187 pp.

³² *Ibíd.*, p. 69.

2.6.8 El Hollín (ST). El hollín es un producto del combustible no quemado y todos los motores diésel lo producen, es un abrasivo que hace más daños a los componentes del motor si se permite que las partículas de hollín se agrupen para formar partículas más grandes, todos los aceites para motor diésel contienen dispersantes para evitar las partículas de hollín se aglutinen, cuando el aceite del motor está contaminado con hollín y el desgaste mecánico abrasivo se acelera, el hollín tiende a producirse con más facilidad en los motores que funcionan en altitudes altas o que tienen una presión de refuerzo inferior a la óptima.³³

El hollín es una de las razones por las que los intervalos de cambios de aceite recomendados para los equipos que operan en altitudes altas son reducidos en comparación con los intervalos de cambios de aceite de equipos similares que operan a baja altitud.

El hollín es un residuo insoluble (que no puede ser disuelto ni diluido) de combustible parcialmente quemado que puede espesar el aceite despojarlo de los aditivos, y eventualmente taponar los filtros, el hollín se encuentra solo en la muestra del motor, el deterioro del aceite y la acumulación de hollín a menudo es producido por anillos rotos o camisas desgastadas que permiten una excesiva derivación de gases de escape, el hollín es el residuo insoluble de combustible parcialmente quemado y contribuye al agotamiento de aditivos y finalmente aumenta la viscosidad del aceite.

2.7 DIFERENTES MODO DE FALLAS

Modo de fallos (Causas o Factores de fallos) Un modo de falla es una causa de falla o una posible manera en la que un sistema puede fallar. Los modos de falla

³³ CATERPILLAR, Cat S•O•S Services, Understanding Your Results. C842738. Peoria, USA: La Compañía, 2009. 16 pp

"Razonablemente Posibles" incluyen aquellos que han ocurrido en equipos iguales o similares operando en el mismo contexto, fallas que actualmente están siendo prevenidas por regímenes de mantenimiento existentes, así como fallas que aún no han ocurrido, pero son consideradas altamente posibles en el contexto en cuestión.³⁴

La determinación del modo de falla es el equivalente a diagnosticar la enfermedad de un paciente. Una vez que ha determinado la enfermedad («modo de falla»), establece un pronóstico en función del grado de avance de la enfermedad y la evolución al tratamiento, y determina la urgencia de la situación médica. Con la información del «modo de falla» presente --la enfermedad-, el médico puede identificar la causa raíz y elegir el tratamiento correspondiente para controlar los síntomas y eliminar, en la mayoría de los casos, el origen del problema, ya sea con medicamentos, rehabilitación o cirugía, equivalentes de la toma de decisiones.³⁵

En el análisis de lubricante, cada modo de falla puede ser identificado reconociendo combinaciones específicas en los resultados del laboratorio. Hay modos de falla genéricos, como el relleno con un aceite incorrecto, y muchos otros que son específicos de la aplicación; por ejemplo, en motores de combustión interna el modo de falla de dilución del aceite por ingreso de combustible es muy común, pero no aplica para una caja de engranes o un sistema hidráulico.³⁶

³⁴ MOUBRAY, John. Mantenimiento Centrado en Confiabilidad. Edición en español. Leicester: Aladon Ltd, 2004. 446 pp. ISBN 09539603-2-3.

³⁵ TRUJILLO CORONA, Gerardo. Interpretación de análisis de lubricantes. Edición en español. Ciudad de México: Noria Latín América, 2012. 269 pp.

³⁶ *Ibíd.*

2.7.1 Combustión incorrecta en motores de combustión interna. El proceso de combustión en los motores a diésel, gasolina y gas es de especial importancia. Las variaciones e imprecisiones en el sistema de combustión repercuten seriamente en la eficiencia del motor y en el consumo de combustible también generan subproductos que son depositados en el lubricante y lo afectan directamente.

El modo de falla por combustión incorrecta en motores de combustión interna tiene distintas causas y efectos variados en el motor y el lubricante. En este caso, se hace referencia a los que ocasionan un incremento de la concentración de partículas de carbón (hollín) por combustión incompleta en el lubricante. El hollín es un subproducto de la combustión y su presencia en cantidades moderadas es considerada algo normal durante la operación de un lubricante de motor. La eficiencia de la combustión está relacionada directamente con la tasa de generación de hollín.

El hollín está formado en un 98 % de carbón, en partículas muy pequeñas (0,03 μm). El aditivo dispersante del lubricante trata de mantenerlas separadas. Cuando la cantidad de hollín contenida en el lubricante consume el aditivo dispersante del aceite, las partículas comienzan a aglomerarse, crecen en tamaño hasta 2 μm , ocasionan un incremento en la viscosidad del lubricante, disminuyen el flujo, saturan los filtros de aceite y forman depósitos en el interior del motor. Si la situación es debida a que el lubricante ha acumulado las horas de servicio establecidas, esto se resuelve con el cambio de aceite. Sin embargo, si la cantidad de hollín en el aceite es muy alta, es posible que se quede asentada en el interior del motor y la nueva carga de lubricante se verá contaminada al ser aplicada y por consiguiente su vida será menor.³⁷

³⁷ TRUJILLO CORONA, Gerardo. Interpretación de análisis de lubricantes. Edición en español. Ciudad de México: Noria Latín América, 2012. 269 pp.

2.7.2 Fuga del Sistema de Refrigeración. También llamado Cooling System Leak, en sistema de refrigeración. En el motor de combustión interna es vital para mantener la temperatura de operación del motor y su eficiencia.

El líquido refrigerante está compuesto por lo general de tres elementos que cumplen funciones específicas. El agua puede estar en proporciones entre 50 % y 55 %; el anticongelante, a base de glicol, en una proporción que va de 45 % a 50 %; y un paquete de aditivos (CA, por las siglas en inglés de coolant additives) diluido en el anticongelante en una proporción entre el 2 y el 5 % que ayudan al líquido refrigerante a evitar la corrosión, la formación de depósitos, mantener el pH, evitar la espuma, neutralizar ácidos y prevenir la cavitación. Los elementos del líquido refrigerante reaccionan con el lubricante y lo destruyen cuando hay una fuga que les permite entrar en contacto.³⁸

Al ingresar el refrigerante al motor, el agua, el anticongelante y los aditivos reaccionan con el aceite base del lubricante, sus aditivos y los productos de la combustión que se encuentran en suspensión en el mismo. No sólo el agua y las partículas ingresan al lubricante, el glicol tiene un muy alto potencial destructivo del lubricante y sus aditivos, lo que puede llevar a la máquina a una falla catastrófica en muy poco tiempo. La fuga de refrigerante es uno de los principales modos de falla en motores de combustión interna.

³⁸ TRUJILLO CORONA, Gerardo. Interpretación de análisis de lubricantes. Edición en español. Ciudad de México: Noria Latín América, 2012. 269 pp.

2.7.3 Paso de gases al cárter en motores de combustión interna. La fuga de gases al interior del motor de combustión interna, también conocida como «blow-by», ocurre cuando los anillos permiten el paso de los gases de combustión, combustible y aire al cárter del motor.

El motor debe mantener un ajuste correcto entre anillos y cilindros para contener la presión de la combustión. Las principales causas del paso de gases al interior del motor son derivadas del desgaste de los anillos, cilindros, hollín, depósitos y bajas temperaturas de operación.

El desgaste gradual de anillos y cilindros impide un sello efectivo y, conforme el motor envejece, la cantidad de gases en el cárter aumenta. El hollín y los depósitos de la combustión incompleta se acumulan en los anillos y éstos pueden alterar el ajuste contra la camisa, incrementando el paso de gases. Cuando un motor presenta fuga de gases, se pierde la potencia debido a la menor compresión del aire en la cámara de combustión, los gases en expansión ya no impulsan el pistón de manera efectiva y el motor tiene menos potencia. La fuga de gases ocasiona también un aumento en el consumo de combustible.³⁹

2.7.4 Ingreso de partículas del medio ambiente. Las partículas sólidas son causantes de la mayor cantidad de desgaste de los componentes de la maquinaria.

Estudios del National Research Council Canada estiman que entre el 75 % y 80 % del desgaste de la maquinaria es inducido por partículas en el lubricante, sin embargo, la ventaja es que éstas son medibles y controlables. Las partículas pueden ser incorporadas en los componentes de la máquina al momento de

³⁹ TRUJILLO CORONA, Gerardo. Interpretación de análisis de lubricantes. Edición en español. Ciudad de México: Noria Latín América, 2012. 269 pp.

fabricarse, pueden ingresar con el aire que respira la máquina, o con el lubricante, o al hacer mantenimiento, o generarse en el interior del sistema durante la operación. Algunos ejemplos de partículas sólidas comunes en componentes de la maquinaria son: polvo, arena, pintura, hule de sellos y empaques, partículas metálicas de desgaste, etcétera.⁴⁰

Las partículas disminuyen la eficiencia de los sistemas hidráulicos (hasta un 20 %) y causan desgaste de los componentes principales. Las partículas causan diferentes tipos de daño, dependiendo de su tamaño, concentración y dureza. La sensibilidad de los componentes de la maquinaria a las partículas contaminantes sólidas también es variable y depende de la presión a la que operan.

2.8 MOTORES CATERPILLAR 3518B

El Motor Cat 3518B de alta cilindrada está fabricado para entregar potencia, confiabilidad y eficiencia, a fin de lograr un rendimiento superior en las aplicaciones más exigentes. El modelo 3518B tiene un diseño de 16 cilindros y cuatro carreras que utiliza carreras de potencia prolongadas y eficaces para lograr una combustión del combustible más completa y una eficiencia del combustible óptima.⁴¹

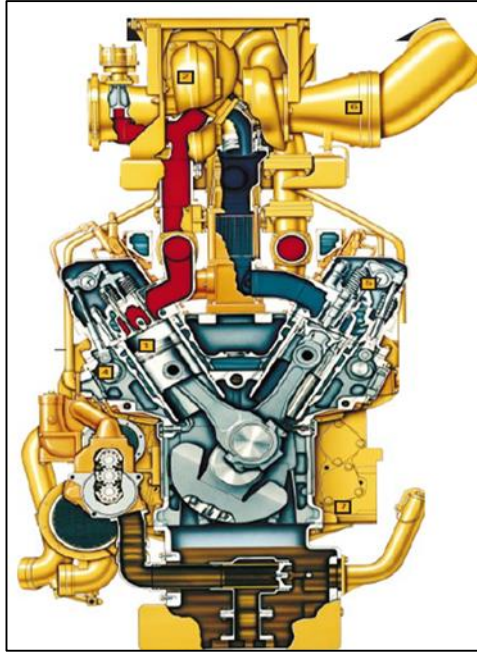
El Motor Cat 3518B optativo con turbocompresor cuádruple en serie, posenfriamiento y carrera corta proporciona plena potencia sin reducción a altitudes superiores a 2.750 m (9.000').⁴²

⁴⁰ TRUJILLO CORONA, Gerardo. Interpretación de análisis de lubricantes. Edición en español. Ciudad de México: Noria Latín América, 2012. 269 pp.

⁴¹ CATERPILLAR, Cat S•O•S Services, Wear Table SELD0880. Peoria, USA: La Compañía, 2002. 2687 pp.

⁴² CATERPILLAR, Cat S•O•S Services, Understanding Your Results. C842738. Peoria, USA: La Compañía, 2009. 16 pp.

Figura 11. Motor CAT 3518B



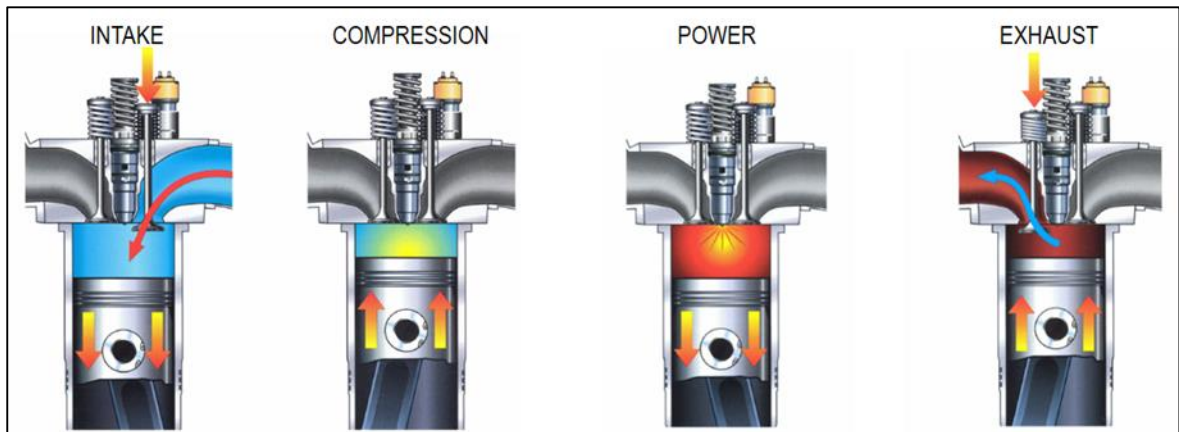
Fuente: CATERPILLAR. Improving Component Durability, Engines SEBF1018. Peoria, USA: La Compañía, 2014. 46 pp.

2.8.1 Características del Motor CAT 3518B

- Calado Rpm 1672 ± 50 Rpm
- En Baja Rpm 700 ± 10 Rpm
- En Altas Rpm 1965 ± 10 Rpm
- Presión Refuerzo(Turbo Boss o Boost Pre) $30 \pm 5(21.4)$
- Presión Aceite Baja Rpm 28-87(56)
- Presión Aceite Altas Rpm 28-87(74)
- Presión de Combustible Baja Rpm 44-87(35 Psi)
- Presión de Combustible Calado 44-87 (65 psi)

Para comprender qué partes del motor con mayor frecuencia se desgastan y fallan, es importante entender el funcionamiento del motor básico y sistemas de apoyo. Casi todos los modernos los motores diésel son de cuatro tiempos, tal como se muestra en la figura 12.

Figura 12. Tiempos del motor Diésel.



Fuente: CATERPILLAR. Improving Component Durability, Engines SEBF1018. Peoria, USA: La Compañía, 2014. 46 pp.

A medida que el pistón se mueve hacia abajo desde el punto muerto superior de carrera, se abre la válvula de admisión y el aire se bombea en la cámara de combustión por el turbocompresor. A medida que el pistón se mueve hacia arriba las válvulas de admisión y escape están cerradas. El aire atrapado en la cámara de combustión se comprime por el recorrido hacia arriba del pistón. El aire a ser comprimido a gran escala, llegar a una temperatura de aproximadamente 1000 ° F.

A medida que el pistón alcanza la cima de su carrera, el combustible diesel atomizado se inyecta en la cámara de combustión. La alta temperatura del aire comprimido hace que el combustible se encienda, alcanzando su temperatura de ignición. En el momento en que el pistón alcance la parte inferior de su recorrido. El

proceso de combustión ha terminado. El impulso del cigüeñal que gira y el volante obligan al pistón a moverse hacia arriba, como se abre la válvula de escape, el gas de combustión quemado es forzado a salir de la cámara de combustión hacia el sistema de escape.

2.9 ANALISIS DE COMPONENTE PRINCIPAL PCA

De acuerdo a Jolliffe (2002) los dos primeros trabajos en utilizar el análisis de componente principal PCA fueron presentados por Pearson (1901) y Hotelling (1933). Ambos artículos presentaron diferentes enfoques. Es así que, el artículo presentado por Hotelling (1933) se enfocó en el análisis algebraico, mientras que Pearson (1901) se enfocó en hallar líneas y planos que mejor se adaptan a la representación de un conjunto de datos.⁴³

El análisis de componente principal PCA tiene por objetivo reducir las dimensiones de un conjunto de datos, optimizando la máxima variabilidad posible al crear nuevas variables denominadas componentes principales. Las componentes son ordenadas de tal manera que la primera posee la máxima variación de todas las variables originales, y así sucesivamente.⁴⁴

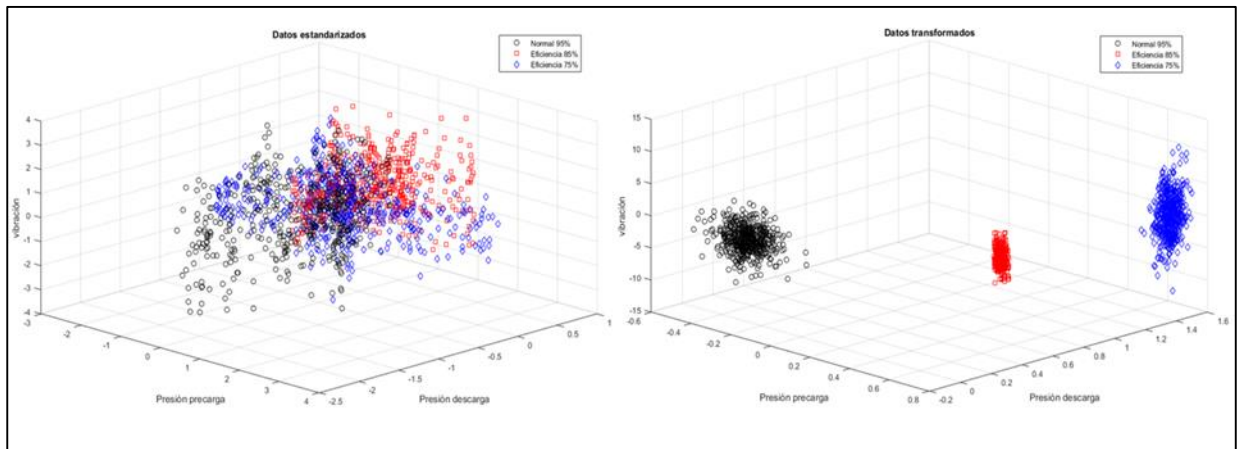
El PCA se usa para identificar patrones y expresar los datos de tal manera que resalten sus similitudes y diferencias. Dado que los patrones en los datos pueden

⁴³ BORRAS PINILLA, Carlos. Memorias de clase de Técnicas Avanzadas de Mantenimiento. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas, Escuela de Ingeniería Mecánica. Maestría en Gerencia de Mantenimiento. 2018.

⁴⁴ ISERMANN, Rolf. Fault Diagnosis Systems, An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance. Berlín, Alemania: Springer Verlag Editores, 2006. 496 pp. ISBN: 978-3-540-24112-6.

ser difíciles de encontrar en matrices con grados altos de dimensiones, en donde se hace muy complicado realizar una gráfica.

Figura 13. Datos normalizados y datos transformados.



BORRAS PINILLA, Carlos. Memorias de clase de Técnicas Avanzadas de Mantenimiento. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas, Escuela de Ingeniería Mecánica. Maestría en Gerencia de Mantenimiento. 2018.

A continuación, se muestran los pasos necesarios para obtener las componentes principales de un conjunto de datos.

1. Formar el conjunto de datos iniciales X_d ya sea con las entradas y/o salidas de un proceso, con m variables y n muestras.
2. Normalizar todos los datos a media cero y varianza igual a uno utilizando:

$$X = \frac{(X_d - \mu)}{\sigma}$$

3. Hallar la matriz de correlación:

$$S = X^T X$$

4. Calcular el conjunto de los autovalores λ_k y los autovectores P_k de:

$$(S - \lambda_k I)P_k = 0 ; k = 1, 2, \dots, m$$

5. Ordenar los autovalores λ_k de mayor a menor con sus respectivos autovectores P_k .

6. Utilizar el método de punto de quiebre, promedio de autovalores o varianza acumulada y determinar el número de componentes r suficientes y necesarias.

7. Formar la matriz de componentes principales de transformación P de r componentes:

$$P = [P_1, P_2, \dots, P_r]$$

8. Los datos originales se mapean en términos de las componentes principales, donde X son los datos normalizados, P es la matriz de componentes principales y T es la matriz de los datos mapeados.

$$T = XP$$

La ventaja del PCA es que una vez encontrado estos patrones en los datos se comprimen y reducen las dimensiones de la matriz ayudando a la interpretación grafica de esta. El PCA permite analizar la estructura y relación de las observaciones y de las variables, simplifica la descripción del conjunto de datos, Reduciendo la dimensión del conjunto de datos para extraer la información más importante de la tabla de datos.

2.10 MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL SVM

Las Maquinas de soporte vectorial SVM son una técnica de inteligencia artificial derivada de la teoría de aprendizaje estadístico postulada por Vapnik y Chervonenkis, fueron presentadas en 1992 y adquirieron fama cuando dieron resultados muy superiores a las redes neuronales en el reconocimiento de letra manuscrita. Dado un conjunto de entrenamiento podemos etiquetar cada clase y entrenar una SVM para construir un modelo que clasifique la clase de una nueva muestra.⁴⁵

El éxito de la técnica de SVM radica en tres ventajas fundamentales:

- Posee una sólida fundamentación matemática.
- Se basa en el concepto de la minimización del riesgo estructural, esto es minimizar la probabilidad de una clasificación errónea sobre nuevos ejemplos, particularmente importante cuando se disponen de pocos datos de entrenamiento
- Dispone de potentes herramientas y algoritmos para hallar la solución de manera rápida y eficiente.

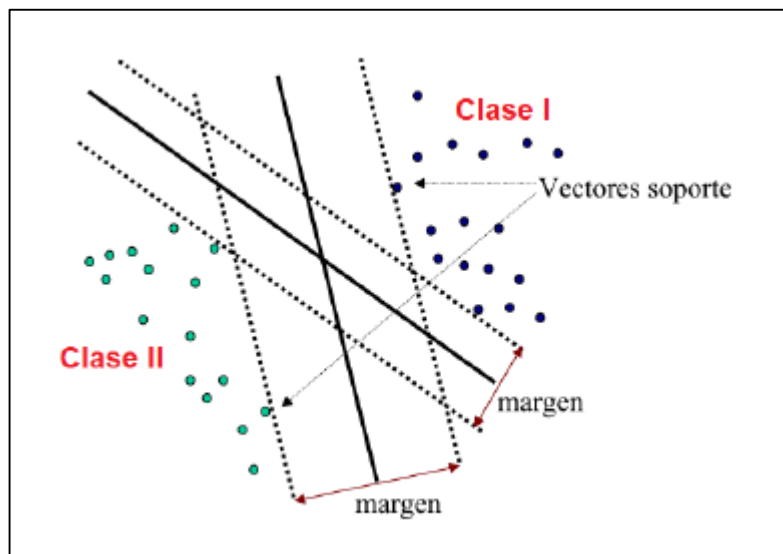
La teoría de las Máquinas de Soporte Vectorial (SVM por su nombre en inglés Support Vector Machines) es una nueva técnica de clasificación y ha tomado mucha atención en años recientes.⁴⁶ La teoría de la SVM está basada en la idea de

⁴⁵ BORRAS PINILLA, Carlos. Memorias de clase de Técnicas Avanzadas de Mantenimiento. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas, Escuela de Ingeniería Mecánica. Maestría en Gerencia de Mantenimiento. 2018.

⁴⁶ SCHÖLKOPF, Bernhard; BURGESS, Christopher y SMOLA, Alexander. Advances in Kernel Methods, Support Vector Learning. Cambridge, USA: MIT Press, 1998. 386 p. ISBN: 9780262194167.

minimización de riesgo estructural (SRM).⁴⁷ En muchas aplicaciones, las SVM han mostrado tener gran desempeño, más que las máquinas de aprendizaje tradicional como las redes neuronales⁴⁸ y han sido introducidas como herramientas poderosas para resolver problemas de clasificación. Una SVM primero mapea los puntos de entrada a un espacio de características de una dimensión mayor y encuentra un hiperplano que los separe y maximice el margen m entre las clases en este espacio como se aprecia en la figura 14.

Figura 14. Hiperplano separador.



Fuente: BORRAS PINILLA, Carlos. Memorias de clase de Técnicas Avanzadas de Mantenimiento. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas, Escuela de Ingeniería Mecánica. Maestría en Gerencia de Mantenimiento. 2018.

⁴⁷ VAPNIK, Vladimir. The Nature of Statistical Learning Theory. Second Edition. New York, USA: Springer Verlag Editores, 1999. 340 p. ISBN: 978-1-4419-3160-3.

⁴⁸ BURGESS, Christopher. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition. [En línea]. En: Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, vol. 2, no. 2, pp. 121-167. ISSN: 1384-5810. [Consultado el: 23 de octubre de 2018]. Disponible en: <https://link.springer.com/article/10.1023/A:1009715923555>

Maximizar el margen m es un problema de programación cuadrática (QP) y puede ser resuelto por su problema dual introduciendo multiplicadores de Lagrange. Sin ningún conocimiento del mapeo, la SVM encuentra el hiperplano óptimo utilizando el producto punto con funciones en el espacio de características que son llamadas Kernels.

La solución del hiperplano óptimo puede ser escrita como la combinación de unos pocos puntos de entrada que son llamados vectores de soporte. Los vectores de soporte son los puntos de datos que se encuentran más cerca de la superficie de decisión son los más difíciles de clasificar tienen relación directa con la ubicación optima de la superficie de decisión podemos demostrar que el hiperplano optimo proviene de la clase de función con la "capacidad" más baja dimensión VC, (del inglés Vapnik-Chervonenkis dimensión).

Las características a destacar de la SMV son:

- Top de las técnicas de inteligencia artificial para aprendizaje supervisado.
- Minimiza la probabilidad de una clasificación errónea sobre nuevos ejemplos.
- No hay óptimo local, como en las redes neuronales.
- Datos no tradicionales como cadenas de caracteres pueden ser usados como entrada a la SVM, en vez de vectores de características.
- Cuando los datos no se pueden separar linealmente se hace un cambio de espacio mediante una función que transforme los datos de manera que se puedan separar linealmente. Tal función se llama Kernel.

2.10.1 Caso linealmente separable. Supongamos que nos han dado un conjunto S de puntos etiquetados para entrenamiento como se aprecia en la figura 15.

$$(y_1, x_1), \dots, (y_i, x_i)$$

Diagrama de un plano de separación en un espacio 2D. Se muestran dos clases de datos: círculos negros y cuadrados rojos. Las líneas de decisión están etiquetadas como H_1 , H_2 y H_0 . El margen de separación es d . Los vectores de soporte son los puntos de las clases que están más cerca de la línea de decisión H_0 . El término $\frac{b}{|w|}$ indica la distancia desde el origen hasta la línea de decisión.

Cada punto de entrenamiento $x_i \in \mathbb{R}^N$ pertenece a alguna de dos clases y se le ha dado una etiqueta $y_i \in \{-1, 1\}$ para $i = 1, \dots, l$. En la mayoría de los casos, la búsqueda de un hiperplano adecuado en un espacio de entrada es demasiado restrictivo para ser de uso práctico.

62

mapeo ϕ de $\mathbb{R}^N$ a un espacio de características Z . Deseamos encontrar el hiperplano.

$$w \cdot z + b = 0$$

Definido por el par (w, b) , tal que podamos separar el punto x_i de acuerdo a la función

$$f(x_i) = \text{sign}(w \cdot z_i + b) = \begin{cases} 1 & y_i = 1 \\ -1 & y_i = -1 \end{cases}$$

Donde $w \in Z$ y $b \in \mathbb{R}$. Más precisamente, el conjunto S se dice que es linealmente separable si existe (w, b) tal que las inecuaciones

$$\begin{cases} (w \cdot z_i + b) \geq 1, & y_i = 1 \\ (w \cdot z_i + b) \leq -1, & y_i = -1 \end{cases} \quad i = 1, \dots, l$$

Sean válidas para todos los elementos del conjunto S . Para el caso linealmente separable de S , podemos encontrar un único hiperplano óptimo, para el cual, el margen entre las proyecciones de los puntos de entrenamiento de dos diferentes clases es maximizado

2.10.2 Caso linealmente no separable. Cuando el sistema no es separable linealmente. Los datos son mapeados por medio de un Kernel a un espacio de características en un espacio dimensional más alto, donde se busca la máxima separación entre clases.

La función de transformación ϕ es definida en términos del producto escalar de los datos de entrada en el espacio original de clasificación. En lugar de especificar la

función de transformación, se especifican sus funciones Kernel, porque éstos realizan la transformación y el producto escalar en un solo paso.⁴⁹

$$K(X_i, X_j) \equiv \phi(x_i)^T \phi(x_j)$$

Usando una apropiada función Kernel, las máquinas de soporte vectorial pueden separar datos de diferentes clases en un nuevo espacio, así los algoritmos de clasificación lineal pueden ser extendidos a casos no lineales, usando una función Kernel apropiada,⁵⁰ tal como se aprecia en la figura 16.

Todo lo derivado para el caso linealmente separable es aplicable para el caso no lineal usando un Kernel conveniente K . La función de decisión en el espacio de características es:

$$f(x) = \text{sign} * \left(\sum_{i,j=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b \right)$$

Kernels populares para el modelado no lineal.

Kernel Lineal	$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$
Kernel polinomial	$K(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T x_j + r)^d, \gamma > 0$
Kernel función de base radial	$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \ x_i - x_j\ ^2), \gamma > 0$

⁴⁹ MORA FLÓREZ, Juan; MORALES ESPAÑA, Germán y PÉREZ LONDOÑO, Sandra. Classification methodology and feature selection to assist fault location in power distribution systems. [En línea]. En: Revista Facultad de Ingenierías de Universidad de Antioquia, 2008, no. 44, pp. 83 - 96. ISSN: 0120-6230. [Consultado el: 25 de octubre de 2018]. Disponible en: <http://www.scielo.org.co/pdf/rfiua/n44/n44a09.pdf>

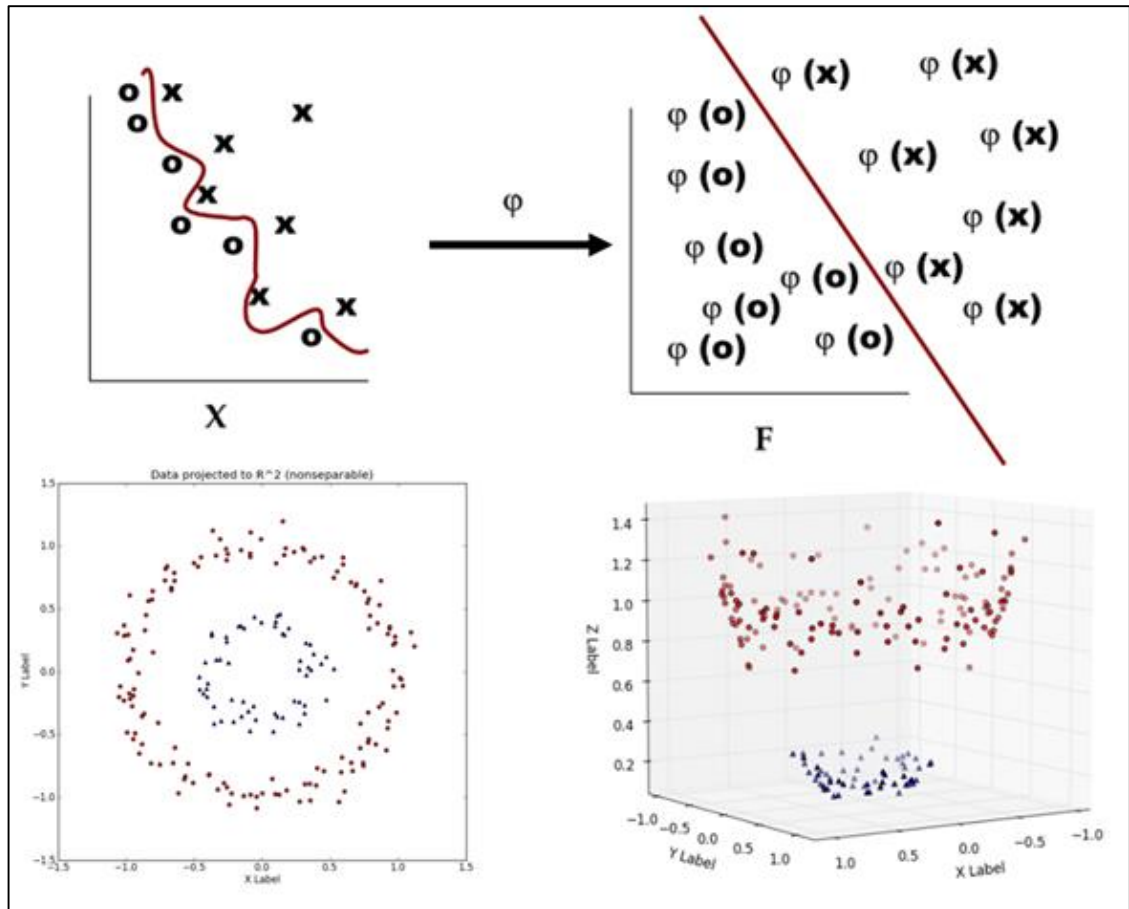
⁵⁰ JIMÉNEZ MOSCOVITZ, Leonardo y RENGIFO RENGIFO, Pervys. Al interior de una máquina de soporte vectorial. [En línea]. En: Revista Facultad de Ciencias Naturales y Exactas de Universidad del Valle, 2010, vol. 14, pp. 73 - 85. [Consultado el: 26 de octubre de 2018]. Disponible en: http://revistaciencias.univalle.edu.co/volumenes/vol_14/LJimenez.pdf

Kernel Sigmoide

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \tanh(\gamma \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j + r)$$

Donde γ , r y d son parámetros del Kernel.

Figura 16. Caso linealmente no separable.

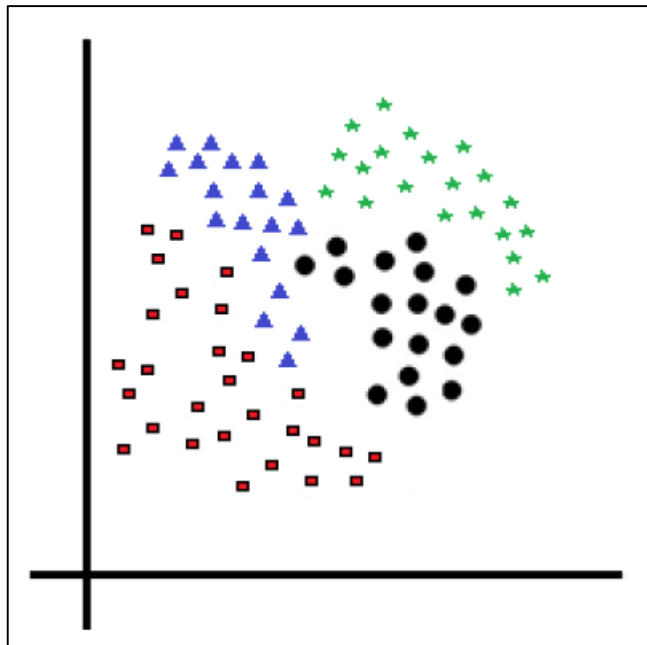


Fuente: BORRAS PINILLA, Carlos. Memorias de clase de Técnicas Avanzadas de Mantenimiento. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas, Escuela de Ingeniería Mecánica. Maestría en Gerencia de Mantenimiento. 2018.

2.10.3 Clasificadores multiclase. Los SVM multiclase crean varios clasificadores de dos clases que resuelven por separado las tareas correspondientes, los más empleados comúnmente son: oneagainst-all, one-against-one y directed acyclic graph.

Las funciones de decisión SVM resultantes se consideran como un todo y la clase para cada muestra en el conjunto de prueba se decide por el sistema correspondiente.⁵¹

Figura 17. Clasificadores multiclase.

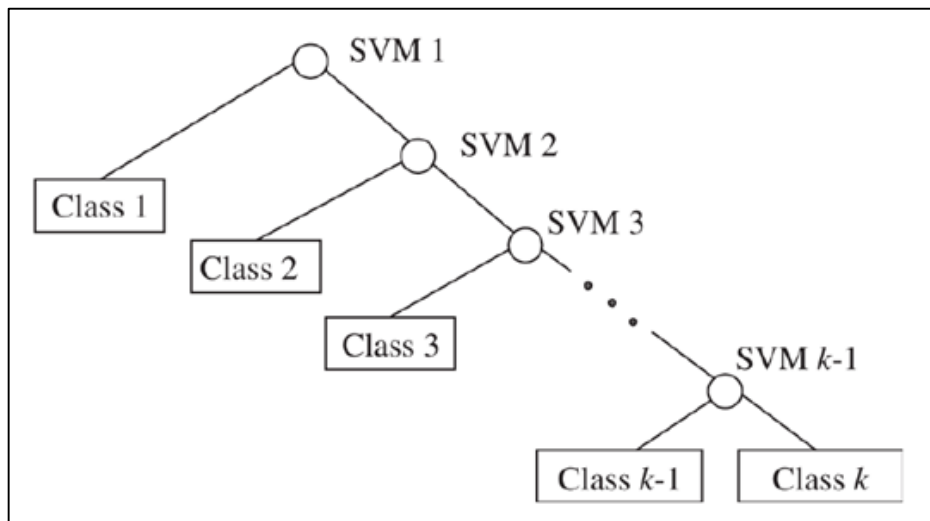


Fuente: BORRAS PINILLA, Carlos. Memorias de clase de Técnicas Avanzadas de Mantenimiento. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas, Escuela de Ingeniería Mecánica. Maestría en Gerencia de Mantenimiento. 2018.

⁵¹ STOEN, Catalin y STOEN, Ruxandra. Support Vector Machines and Evolutionary Algorithms for Classification. Berlín, Alemania: Springer Editores, 2014. 130 pp. ISBN: 978-3-319-06940-1.

2.10.3.1 One against all OVA (uno contra todos). Fue la primera implementación para clasificación multiclase con SVM. Descompone un problema multiclase con k clases en otros tantos problemas binarios, en los cuales cada una de las clases se enfrenta al resto. Así, se construyen k clasificadores que definen otros tantos hiperplanos que separan la clase i de los $k-1$ restantes. Como función de decisión, a cada nuevo documento se le asigna aquella clase sobre la que su clasificador maximice el margen.⁵²

Figura 18. Estructura de un algoritmo SVM uno contra todos.



Fuente: YUAN, Sheng-Fa y CHU, Fu-Lei. Support vector machines-based fault diagnosis for turbo-pump rotor. [En línea]. En: Mechanical Systems and Signal Processing. Mayo, 2006, vol. 20, no. 4, pp. 939 – 952. [Consultado el: 28 de octubre de 2018]. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888327005001433>

⁵² DÍAZ PALENCIA, Fabián. Detección de fallas en bombas hidráulicas, usando Máquinas de Soporte Vectorial y Métodos Estadísticos. [En línea]. Trabajo de grado Magíster en Ingeniería Mecánica. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas. Escuela de Ingeniería Mecánica, 2017. 101 p. [Consultado el: 12 de diciembre de 2018]. Disponible en: <http://tangara.uis.edu.co/biblioweb/tesis/2017/166359.pdf>

2.10.3.2 One against one OAO (uno contra uno). Este método construye $k(k-1)/2$ clasificadores, cada uno es entrenado sobre datos de dos clases, las muestras etiquetadas con i se consideran positivas mientras que las de la clase j se toman como negativas.

El objetivo de cada SVM es por lo tanto, determinar los coeficientes óptimos del hiperplano de decisión para discriminar las muestras con el resultado i de las muestras con el resultado j . Existen diferentes métodos para realizar pruebas futuras después de que los $k(k-1)/2$ clasificadores son construidos. Entre ellos están:

- Estrategia “Máximo Ganador Modificado”.
- Estrategia de “Probabilidades”.

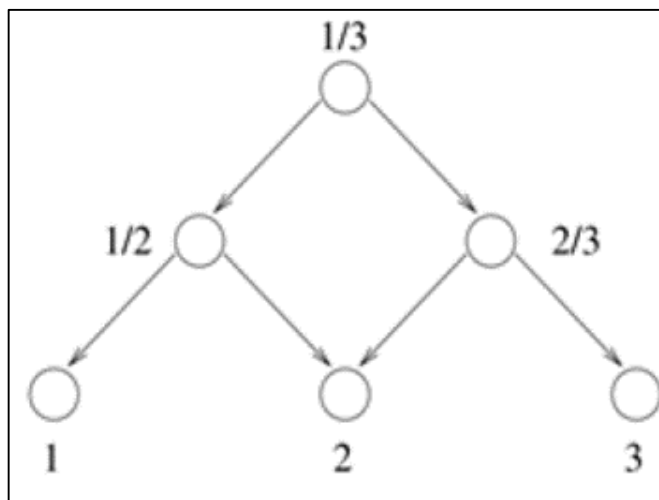
2.10.3.3 Directed Acyclic Graph (grafo acíclico dirigido). El algoritmo fue propuesto con el objetivo de resolver el problema de regiones no clasificables durante la fase de entrenamiento de SVM con múltiples clases.⁵³

El método de entrenamiento es similar al método uno contra uno, resolviendo $k(k-1)/2$ SVM binarias. Sin embargo, en la fase de prueba, DAGSVM emplea un

⁵³ DÍAZ PALENCIA, Fabián. Detección de fallas en bombas hidráulicas, usando Máquinas de Soporte Vectorial y Métodos Estadísticos. [En línea]. Trabajo de grado Magíster en Ingeniería Mecánica. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas. Escuela de Ingeniería Mecánica, 2017. 101 p. [Consultado el: 12 de diciembre de 2018]. Disponible en: <http://tangara.uis.edu.co/biblioweb/tesis/2017/166359.pdf>

grafo acíclico dirigido binario con $k(k-1)/2$ nodos internos y k ramificaciones. Cada nodo es una SVM binaria de la i -ésima y la j -ésima clase.⁵⁴

Figura 19. Estructura de un algoritmo DAGSVM.



Fuente: CAMPBELL, Colin y YING, Yiming. Learning with Support Vector Machines. San Rafael, USA: Morgan and Claypool Publishers, 2011. 95 pp. ISBN: 978-1608-45616-1.

⁵⁴ STOEN, Catalin y STOEN, Ruxandra. Support Vector Machines and Evolutionary Algorithms for Classification. Berlín, Alemania: Springer Editores, 2014. 130 pp. ISBN: 978-3-319-06940-1.

3. DESARROLLO DEL ALGORITMO PARA LA DETECCIÓN Y CLACIFICACIÓN DE FALLAS EN MOTORES CAT 3508B

En este capítulo se presenta cada uno de los pasos realizados en la construcción del algoritmo para desarrollar la herramienta de detección y diagnóstico de las fallas en motores Caterpillar 3508B mediante las muestras de aceite, junto a un análisis exploratorio del conjunto de muestra con el objeto de determinar los elementos y características que mejor representan las muestras involucradas.

3.1 ADQUISICIÓN Y ALMACENAMIENTO DE DATOS CON DIFERENTES MODOS DE FALLA EN LAS MUESTRAS DE ACEITE

3.1.1 El Microlab 40.⁵⁵ Es un analizador de mesa completamente automatizado diseñado para proporcionar resultados completos del motor, convertidor, caja de cambios, sistema hidráulico, dirección asistida y fluidos de transmisión. El MicroLab cumple con la norma ASTM D7417, proporciona resultados en menos de quince minutos, lo que permite resultados de acción inmediata, ahorrando tiempo y reduciendo los costos.

El MicroLab posee un espectrómetro de emisión óptica que cuantifica el desgaste causado por los componentes mecánicos, así como otros elementos de aditivos de aceite o fuentes de contaminación, incluye además un espectrómetro infrarrojo (IR) para seis parámetros para la química y contaminación del aceite, un espectrómetro de emisión óptica (OES) para informar hasta 20 elementos para metales de

⁵⁵ SPECTRO SCIENTIFIC. MicroLab Series, Fully Automated Oil Analyzer, White Paper. Chelmsford, USA: La compañía, 2017. 10 p.

desgaste, contaminantes y aditivos para el aceite, un viscosímetro de temperatura dual (DTV) para informar la viscosidad a 40 ° y 100 ° C junto con el índice de viscosidad, y un contador de partículas opcional.

Figura 20. Algoritmo y estructura del MicroLab.



Fuente: SPECTRO SCIENTIFIC. MicroLab Series, Fully Automated Oil Analyzer, White Paper. Chelmsford, USA: La compañía, 2017. 10 p.

El análisis elemental es la columna vertebral de cualquier programa de análisis de aceite y está diseñado para la detección de metales de desgaste y otras impurezas, así como niveles de aditivos de aceite para proporcionar información sobre la condición del equipo y la salud del aceite. La MicroLab 40 analiza 20 elementos, incluidos los metales básicos y los metales extendidos: bario, boro, calcio, magnesio, manganeso, níquel, fósforo, titanio, vanadio y zinc.

El MicroLab emplea espectroscopía de emisión óptica (OES) para cuantificar elementos de desgaste mecánico, aditivos de aceite o fuentes de contaminación. OES se basa en el hecho de que cada elemento tiene una estructura atómica única.

Cuando un átomo se excita con suficiente energía, emitirá luz de longitudes de onda (o colores) discretas basadas en su estructura atómica. Como no hay dos elementos que compartan el mismo patrón de longitudes de onda emitidas, el espectro de emisión es una huella digital que se puede usar para identificar los elementos que están presentes en una muestra.

Figura 21. Espectro óptico del hierro y el hidrógeno.



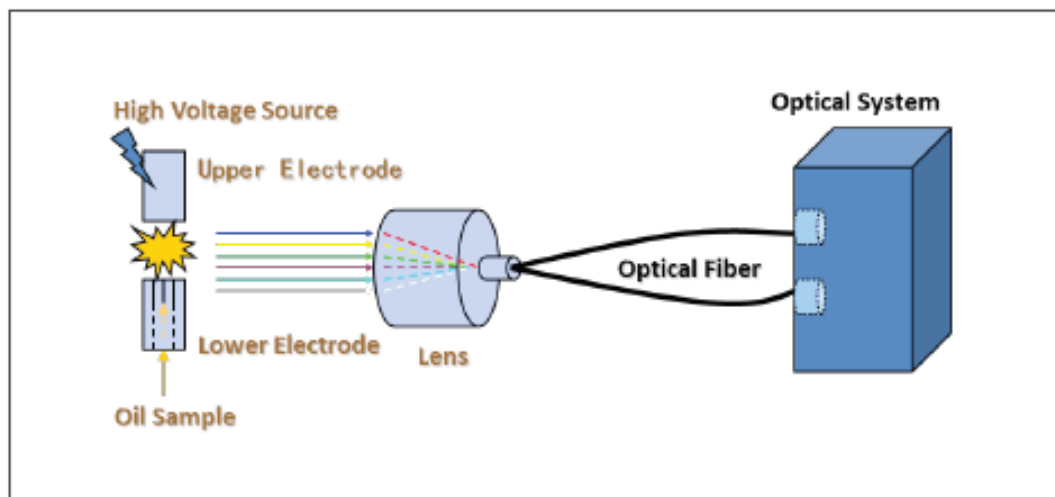
Fuente: SPECTRO SCIENTIFIC. MicroLab Series, Fully Automated Oil Analyzer, White Paper. Chelmsford, USA: La compañía, 2017. 10 p.

La intensidad de la luz emitida se puede correlacionar con la concentración de ese elemento en una muestra. Un espectrómetro de emisión óptica consta de tres partes: (1) la fuente de excitación, (2) el sistema óptico y (3) el sistema de lectura.

Los dos métodos más populares de análisis elemental para análisis de aceite disponibles en el mercado difieren principalmente en la fuente de excitación de la muestra: espectroscopía de plasma acoplado inductivamente (ICP) y espectroscopía de electrodo de disco giratorio / chispa. En el MicroLab OES, el módulo de chispa consiste en un soporte de chispa, dos electrodos y una fuente de alimentación de alto voltaje como se muestra en la figura 22.

El alto voltaje de una fuente de energía de pulsos controlada por computadora se aplica a los electrodos superior e inferior de la base de chispa para generar una chispa eléctrica y crear plasma. La muestra de aceite se empuja a través del orificio hasta la parte superior del electrodo inferior, donde se calienta, vaporiza y atomiza.

Figura 22. Esquema de E/S del MicroLab.



Fuente: SPECTRO SCIENTIFIC. MicroLab Series, Fully Automated Oil Analyzer, White Paper. Chelmsford, USA: La compañía, 2017. 10 p.

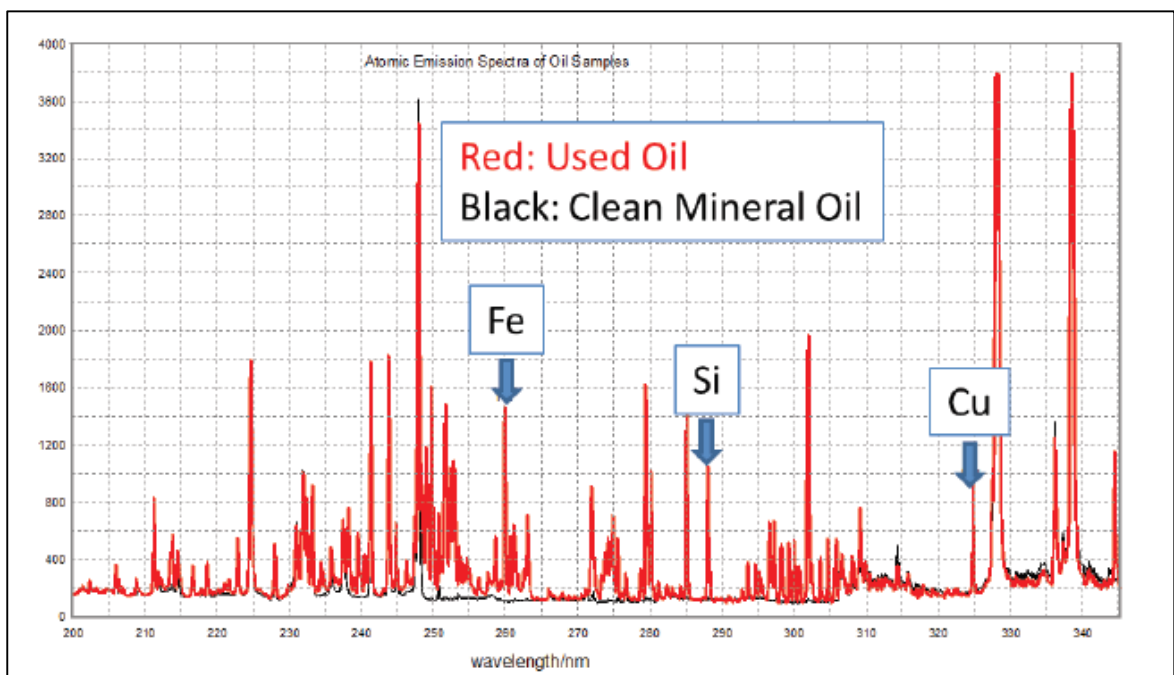
Los elementos atomizados se excitan posteriormente por su colisión con las partículas de alta energía en el canal de plasma. Algunos elementos atomizados son ionizados y los iones formados son excitados. Cuando estos elementos atómicos o iónicos excitados vuelven a sus estados fundamentales, emiten luz que lleva la firma del elemento emisor. La luz emitida se recoge con la lente y se entrega con una fibra óptica al espectrómetro óptico, y se recopilan los datos del espectro de emisión.

El espectrómetro óptico recoge el espectro en la región de luz ultravioleta (UV) y visible (Vis). El espectro de emisión de la muestra recolectada se analiza con un sofisticado procedimiento de análisis de datos para identificar y cuantificar los elementos.

El espectro de emisión representativo (en rojo) de una muestra de aceite usado y para comparación se muestra un espectro de emisión de aceite mineral blanco que

no contiene ningún elemento metálico. Las líneas de emisión (o picos) para hierro (Fe), silicio (Si) y cobre (Cu) se identifican en función de sus longitudes de onda. Midiendo el área del pico de Cada elemento y en comparación con el área del pico de las muestras estándar medidas en el momento de la calibración del instrumento durante la producción, se determina la concentración (en ppm) del elemento.

Figura 23. Comparativo del espectro de dos aceites.



Fuente: SPECTRO SCIENTIFIC. MicroLab Series, Fully Automated Oil Analyzer, White Paper. Chelmsford, USA: La compañía, 2017. 10 p

Varios parámetros del sistema OES, como la frecuencia de la chispa, el voltaje, la brecha entre los electrodos y la velocidad de flujo de la muestra de aceite, pueden afectar los caracteres del plasma y, en consecuencia, influir en la precisión de las mediciones de concentración para la muestra. Estos parámetros se optimizan durante la producción, y luego el OES se calibra con un conjunto de muestras

estándar con concentraciones conocidas de los elementos. Los coeficientes de calibración para cada uno de los elementos se almacenan en la computadora y se utilizan más adelante para calcular las concentraciones de elementos.

3.1.2 Adquisición y almacenamiento de datos. En los tractores D11 cada 250 horas maquina se hacen los mantenimientos preventivos, en el cual una de las tareas principales es tomar la muestra de aceite, cambiar aceite 15W40 y los filtros de motor.

Estas muestras tomadas por los técnicos llamadas SOS, se entregan en el departamento de planeación para llevarlas al laboratorio in house de Mobil, las muestras son analizadas con el Microlab 40 y son cargadas en el sistema Lubetrack el cual es una base de datos on line.

Figura 24. Adquisición y almacenamiento de datos.

RELIANZ

MINING SOLUTIONS

Laboratorio de Fluidos S+O+S
Calle 30 No. 19-04
Soledad-Atlántico,
Tel: (5)374 88 21 – PBX 336 12 0
www.relianzcat.com

CLIENTE : DRUMMOND LTDA.
NÚMERO DE EQUIPO : 2503
COMPONENTE : MOTOR
NÚMERO DE SERIE : F0800891
MARCA : CATERPILLAR
MODELO : 793D
LUGAR DE TRABAJO : EL DESCANSO-MOBIL 1
NÚMERO DE GARANTÍA :
EXTENDIDA :

ORDEN DE TRABAJO :
SERIE COMPONENTE :
MODELO DEL COMP. :
FABRICANTE DEL COMP. :
* CONTROL LAB : 2
MARCA/GRADO ACEITE : MOBIL/15W-40
TIPO DE FLUIDO :
FECHA DE TÉRMINO :
NÚMERO GARANTÍA EXT :

Elementos de desgaste (ppm)	Cu	Fe	Cr	Al	Pb	Sn	Si	Na	K	Mn	Ni	V	Ca	Mg	Zn	P	Co
R400-48094-5002	2	24	0	3	7	0	2	7	0	46	0	1	1863	497	996	815	
R400-48038-5121	1	13	0	2	2	0	1	3	2	41	0	0	1834	485	917	775	
R400-48032-0205	0	12	0	2	1	0	1	4	0	43	0	0	1624	484	875	735	
R400-48011-0202	1	14	0	1	2	0	3	4	2	42	0	2	1782	524	942	735	11

Condición de aceite / Conteo Partículas	ST	GW	NIT	SUL	W	A	F	V100	TEN
R400-48094-5002	20	27	11	26	N	N	N	13.4	7.1
R400-48038-5121	12	25	10	25	N	N	N	13.2	7.8
R400-48032-0205	11	25	10	25	N	N	N	13.1	8.1
R400-48011-0202	11	25	10	25	N	N	N	13.3	8.0

Estos resultados son descargados posteriormente en formato Excel por el planeador, que se encarga de pegarlos a una base de datos SOS Relianz con el fin

de monitorear y analizar la salud, contaminación y desgaste del motor. La base de datos SOS Relianz cuenta con una matriz de 39 columnas las cuales se subdividen en cinco categorías en la primera encontramos la información de la máquina, el número de identificación, el modelo, que componente y tipo de aceite tiene, además de las horas del aceite cuando toman la muestra y si el aceite se cambió o no se cambió; la segunda categoría es la SALud del aceite en la cual encontramos la viscosidad a 100°C y a 40°C, la Nitruración, oxidación, sulfatación, TAN - Prueba de numero acido, TBN prueba de numero básico, el magnesio, calcio, zinc, fosforo y boro.

Figura 25. Resultados del análisis.

Equipo	Modelo	CMP	Tipo Aceite	Fecha Muestra	Horas Aceite	Cambio Aceite	V100C	V40C	NIT	OXI	SUL	TAN	TBN	Magnesio	Calcio	Zinc	Fósforo	Boro	Fuel	Vanadio	Agua	Glycol	Potasio	Silicio	Hollín	Aluminio	Cromo	Cobre	Hierro	Plomo	Estaño	Manganeso	Molibdeno	Níquel	ISO
5268	D11R	MOTOR	15W-40	9-Jan-19	137	N	13,1	0,0	7	21	27	0	0	467	1563	886	710	0	1	0	-	6	0	1	10	2	0	40	8	1	0	0	37	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	9-Jan-19	159	N	13,2	0,0	7	22	27	0	0	474	1594	900	726	0	1	0	-	8	0	1	11	2	0	42	9	1	1	0	38	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	3-Jan-19	685	Y	13,3	0,0	8	23	28	0	8,4	438	1618	903	716	0	1	0	-	6	0	1	17	2	0	120	17	2	1	0	38	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	22-Dec-18	496	N	13,2	0,0	7	21	27	0	8,7	462	1518	847	709	0	1	0	-	8	0	1	8	1	0	98	9	1	0	0	38	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	15-Dec-18	358	N	13,6	0,0	6	21	26	0	9	453	1585	889	765	0	1	0	-	5	1	1	1	1	0	69	4	0	0	0	37	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	11-Dec-18	320	N	13,4	0,0	8	23	27	0	8,1	474	1663	902	697	0	1	0	-	11	0	1	22	2	0	239	17	2	2	0	38	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	5-Dec-18	230	N	13,3	0,0	8	22	27	0	8,7	424	1596	915	703	0	1	0	-	7	0	1	16	2	0	198	11	2	1	0	38	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	4-Dec-18	183	N	13,5	0,0	7	21	27	0	0	436	1621	894	700	0	1	0	-	7	1	0	12	1	0	112	10	2	1	0	38	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	23-Nov-18	280	Y	13,3	0,0	8	22	27	0	8,5	401	1571	885	696	0	1	0	-	4	1	1	17	1	0	186	12	2	1	0	34	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	18-Nov-18	182	N	12,9	0,0	7	21	26	0	0	455	1612	912	731	0	1	0	-	8	0	2	11	1	0	130	8	2	1	0	40	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	16-Nov-18	148	U	13,4	0,0	7	21	26	0	0	463	1616	896	718	0	1	0	-	8	0	2	8	1	0	110	7	2	1	0	39	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	14-Nov-18	121	N	13,2	0,0	6	21	26	0	0	404	1516	853	673	0	1	0	-	6	0	1	6	1	0	99	5	1	1	0	35	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	3-Nov-18	322	Y	13,6	0,0	8	22	26	0	8,3	423	1572	834	674	0	1	0	-	5	1	2	21	2	0	329	18	1	1	0	37	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	2-Nov-18	319	N	13	0,0	8	22	26	0	8,2	438	1651	868	687	0	1	0	-	9	0	1	21	1	0	327	17	1	1	0	37	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	1-Nov-18	279	N	13	0,0	8	22	26	0	8,2	439	1598	829	654	0	1	0	-	5	0	1	19	1	0	282	15	0	1	0	35	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	25-Oct-18	145	N	13,2	0,0	7	21	25	0	0	445	1632	869	713	0	1	0	-	7	1	2	10	1	0	125	9	1	0	0	36	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	24-Oct-18	113	N	13,5	0,0	6	21	25	0	0	439	1623	870	728	0	1	0	-	5	1	2	8	1	0	120	8	0	0	0	37	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	19-Oct-18	298	Y	13	0,0	8	22	26	0	8,1	453	1613	838	668	0	0	0	-	9	0	2	24	2	0	361	20	2	2	0	36	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	17-Oct-18	270	N	13	0,0	8	22	26	0	8,7	458	1614	835	677	0	0	0	-	7	1	2	22	2	0	358	19	1	2	0	38	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	11-Oct-18	140	N	13,4	0,0	7	21	25	0	0	406	1479	807	668	0	0	0	-	6	0	2	15	2	0	279	13	1	1	0	35	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	4-Oct-18	275	Y	13,5	0,0	8	22	25	0	8,4	447	1593	844	675	0	0	0	-	8	0	2	23	1	0	412	16	1	2	0	37	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	29-Sep-18	217	N	12,9	0,0	7	21	24	0	8,7	412	1602	865	726	0	1	0	-	5	0	1	14	1	0	181	10	1	1	0	34	0	0
5268	D11R	MOTOR	15W-40	29-Sep-18	203	N	13,2	0,0	7	21	25	0	8,4	424	1590	847	689	0	1	0	-	6	1	1	17	1	0	322	13	1	1	0	36	0	0

La tercera categoría es la CONTaminación en la cual están los elementos externos al motor, tales como el Fuel o combustible, el vanadio, el agua, y el glycol, además de elementos como el sodio, potasio, silicio y el Hollín. La cuarta categoría mide el DEsgaste de la maquina los elementos que se analizan en esta categoría son el aluminio, cromo, cobre, hierro, plomo, estaño, manganeso, molibdeno y níquel. La

última columna ISO corresponde al tamaño de partícula con el cual se puede determinar la salud del aceite en cuanto a cantidad de partículas contaminantes tengan.

Es importante destacar que la Microlab 40 mide los elementos de desgaste inferior a 7 micrones, lo que significa por ejemplo que si hay un daño o desgaste crítico en el motor el valor en la muestra de aceite es cero (0) o aparece en blanco, por ende, la importancia de siempre descargar y revisar históricos y hacer contra muestras antes de programar reparaciones mayores.

3.1.3 Extracción de características. Con el fin de calcular los límites y definir el rango de valores normal, precaución y alerta en las muestras de aceite, se hace un análisis exploratorio de los datos para determinar cuáles parámetros estadísticos podrían representarlos adecuadamente. Los empleados en este trabajo corresponden a los utilizados en la literatura, especialmente en fuentes como Krogerus,⁵⁶ donde se utilizan para describir las características estadísticas básicas de los datos.

Los parámetros extraídos de la base de datos SOS Relianz muestras de aceite se listan a continuación:

- Mediana
- Desviación estándar
- Varianza

⁵⁶ KROGERUS, Tomi. Feature Extraction and Self-Organizing Maps in Condition Monitoring of Hydraulic Systems. [En línea]. Trabajo de grado Doctor en Ciencias de la Tecnología. Tampere, Finlandia: Tampere University of Technology, 2011. 126 p. [Consultado el: 05 de diciembre de 2018]. Disponible en: [https://tutcris.tut.fi/portal/en/publications/feature-extraction-and-selforganizing-maps-in-condition-monitoring-of-hydraulic-systems\(375cf6b6-b85e-4d58-b4d9-83851f6a0111\).html](https://tutcris.tut.fi/portal/en/publications/feature-extraction-and-selforganizing-maps-in-condition-monitoring-of-hydraulic-systems(375cf6b6-b85e-4d58-b4d9-83851f6a0111).html)

- Curtosis
- Sesgo
- PCA

Tabla 1. Distribución de características obtenidas.

Distribución Normal, Función Gaussiana o Distribución de Gauss									
VARIABLE	DATA	CLASE	LI	LS	FREQUENCY	PERCENT	CUMULATIVE	NORMAL DISTRIBUTION	
Numero Datos (N)	2934	1	0	1	60	2,0%	2,0%	0,0373	
Valor Minimo (Min)	0,0	2	1	2	118	4,0%	6,1%	0,0708	
Valor Maximo (Max)	11,0	3	2	3	232	7,9%	14,0%	0,1140	
Suma Datos	14.003	4	3	4	389	13,3%	27,2%	0,1558	
Media Aritmética $\mu (\bar{X})$	4,8	5	4	4	591	20,1%	47,4%	0,1805	
Mediana	5,0	6	4	5	551	18,8%	66,2%	0,1776	
Rango (R = Max - Min)	11,0	7	5	6	396	13,5%	79,7%	0,1482	
Números De Intervalos De Clase (K =1+3.3*LOG(N))	12,4	8	6	7	279	9,5%	89,2%	0,1049	
Amplitud de Intervalo De Clase (C =R ÷ K)	0,9	9	7	8	0	0,0%	89,2%	0,0630	
Desviación Estándar I σ Sigma ((DESVEST))	2,2	10	8	9	164	5,6%	94,8%	0,0321	
Varianza σ^2	4,8	11	9	10	75	2,6%	97,3%	0,0139	
Curtosis	0,1	12	10	11	50	1,7%	99,0%	0,0051	
Sesgo	0,3	13	11	11	29	1,0%	100,0%	0,0016	
Normal	6,95	14	11	12	0	0,0%	100,0%	0,0004	
Precaución	9,13	15	12	13	0	0,0%	100,0%	0,0001	
Alerta >	11,32	16	13	14	0	0,0%	100,0%	0,0000	
					2934	100%			

3.1.4 Selección de características. Los cuatro modos de falla que más impactan en la matriz de decisión cambio de motor en la flota de tractores y que van hacer la salida de nuestro algoritmo son:

- Combustión Incorrecta
- Fuga del sistema de refrigeración
- Paso de Gases al Carter de la cámara de combustión Blow-By
- Ingreso de Partículas de medio ambiente

Con la extracción de características en la base de datos SOS Relianz muestras de aceite, se definieron claramente los límites estadísticos de los elementos claves asociados a los modos de falla, tal como se muestra en la tabla 2.

Tabla 2. Límites de los modos de falla.

Modo de Falla	Elemento Clave	Normal	Precaución	Alerta
Combustión Incorrecta	Soot-Hollin	18	25	32
Fuga del sistema de refrigeración	Sodium	7	9	11
Blow-By	Nitración	5	7	8
Ingreso de Partículas de medio ambiente	Silicio	4	6	8

3.2 VALIDACIÓN DE LAS CARACTERISTICAS CON PCA

Con el fin de identificar patrones y expresar los datos de tal manera que resalten sus similitudes y diferencias, se utiliza el PCA como herramienta para buscar patrones, comprimir y reducir las dimensiones de matriz SOS Relianz ayudando a la interpretación grafica de esta.

El PCA permite analizar la estructura y relación de las observaciones y de las variables, simplifica la descripción del conjunto de datos, Reduciendo la dimensión del conjunto de datos para extraer la información más importante de la tabla de datos.

Los pasos para realizar el PCA son:

- Sustraer la media.
- Calcular la matriz de covarianza.
- Calculo de vectores propios y valores propios de la matriz de covarianza.

- Formación del vector futuro.
- Obtener el nuevo conjunto de datos.

El código fuente de Matlab PCA con el que se van a representar las muestras es:

```
clear all
clc
close all
%n=716;
m=17;
%t=0:1:715;
x=xlsread('DATA      SOS      ETIQUETA
RA',1,'H2:X638');
P_std=zscore(x);
C=cov(P_std,0);
[U,S,V]=svd(C);
[coeff,score,latent,tsquared,explained]=pca(P
_std);
L=coeff(1:m,1:a);
T=x*L;
Xfinal=T*L';
X_2=xlsread('DATA      SOS      ETIQUETA
RA',1,'H639:X888');
P2_std=zscore(X_2);
C2=cov(P2_std,0);
[U2,S2,V2]=svd(C2);
[coeff2,score2,latent2,tsquared2,explained2]=
pca(P2_std);
L2=coeff2(1:m,1:a);
T2=X_2*L2;
X2final=T2*L2';
X_3=xlsread('DATA      SOS      ETIQUETA
RA',1,'H889:X1198');
P3_std=zscore(X_3);
C3=cov(P3_std,0);
[U3,S3,V3]=svd(C3);
[coeff3,score3,latent3,tsquared3,explained3]=
pca(P3_std);
L3=coeff3(1:m,1:a);
T3=X_3*L3;
X3final=T3*L3';

cumsum(latent)./sum(latent)
figure(1)
subplot(2,2,1)
x=(1:length(latent));
y=(latent);
plot(x,y)
grid
title('Elbow or sedimentation Graph')
xlabel('Principal component')
ylabel('Eigenvalue')
subplot(2,2,2);
pareto(explained);
grid
title('Pareto Graph')
xlabel('Principal Components')
ylabel('Variance explained(%))')
a=3;
```

```

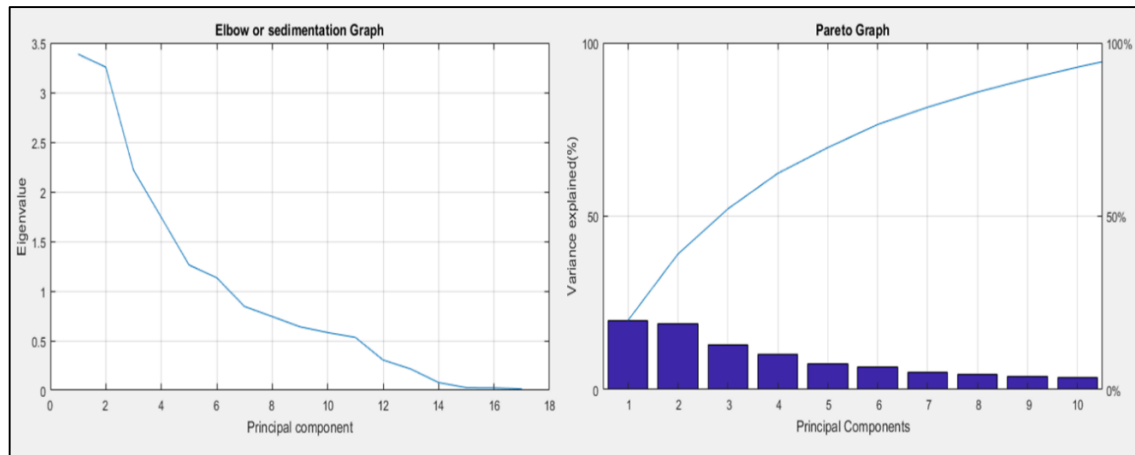
X_4=xlsread('DATA    SOS    ETIQUETA
RA',1,'H1199:X1247')
P4_std=zscore(X_4);
C4=cov(P4_std,0);
[U4,S4,V4]=svd(C4);
[coeff4,score4,latent4,tsquared4,explained4]=
pca(P4_std);
L4=coeff4(1:m,1:a);
T4=X_4*L4;
X4final=T4*L4';
X_0=xlsread('DATA    SOS    ETIQUETA
RA',1,'H1248:X3740')
P0_std=zscore(X_0);
C0=cov(P0_std,0);
[U0,S0,V0]=svd(C0);
[coeff0,score0,latent0,tsquared0,explained0]=
pca(P0_std);
L0=coeff0(1:m,1:a);
T0=X_0*L0;

X0final=T0*L0';
figure(2)
xlabel('y1');
ylabel('y2');
zlabel('y3');
grid on
title('Back transformation in the original data
coordination system')
hold on
plot3(X4final(:,1),X4final(:,2),X4final(:,3),'r*');%Ma
la Combustion Hollin>19
plot3(X2final(:,1),X2final(:,2),X2final(:,3),'y+');
%paso de Refrigeranta Na>9
plot3(X3final(:,1),X3final(:,2),X3final(:,3),'m+');
%Blow by NIT>8
plot3(X4final(:,1),X4final(:,2),X4final(:,3),'go');
%Entrada de Tierra Si>8
plot3(X0final(:,1),X0final(:,2),X0final(:,3),'bs');
%Data Normal

```

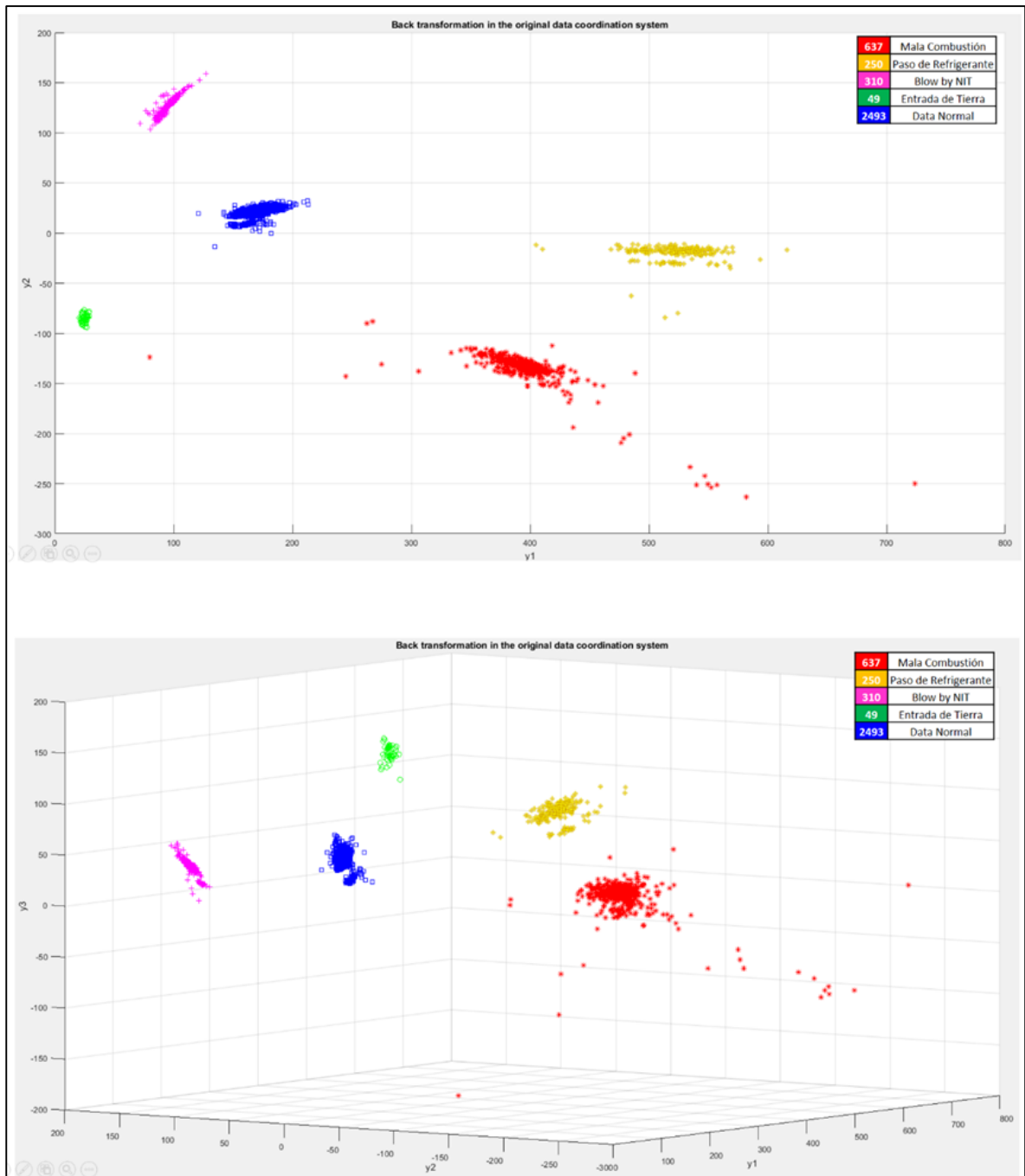
En la figura 26, se aprecia las gráficas de Kaiser y de Variabilidad, donde se observa el comportamiento de los datos. El análisis de componente principal clasifica claramente los cuatro modos de falla y las muestras de aceite normal (ver figura 27).

Figura 26. Comportamiento de los datos.



Se utilizaron en total 3739 muestras de aceite de las cuales 637 presentaban hollín alto señal de mala combustión, 250 tienen alto sodio lo que evidencia paso de refrigerante, 310 tienen la nitración por encima de los límites señal de paso de Gases al Carter de la cámara de combustión Blow-By, 49 tienen silicio alto debido a la entrada de arena, y el resto de muestras 2493 son muestras con valores SACODE normales.

Figura 27. Resultados del análisis de componente principal.



3.3 ADAPTACIÓN DEL ALGORITMO CLASIFICADOR

A continuación, se presenta la metodología desarrollada para la aplicación del algoritmo clasificador SVM con la selección y validación de las características anterior. Una vez utilizado el PCA procedemos a la formación de los vectores futuro tabla 3 con los cual etiquetamos los conjuntos de datos muestras SOS Relianz de aceite tabla 4. Por medio de pruebas experimentales en el algoritmo de clasificación se chequeo el rendimiento y eficiencia de la mejor combinación y el resultado de cada prueba, con lo cual se crea la tabla de vectores.

Tabla 3. Tabla de vectores resultado.

Modo de Falla	# Datos	Etiqueta
Combustión Incorrecta	637	1
Fuga de sistema de refrigeración	250	2
Paso de Gases al Carter de la cámara de combustión Blow-By	310	3
Ingreso de Partículas de medio ambiente	49	4
Muestras de aceite Normal	2493	0

Tabla 4. Tabla de vectores normales.

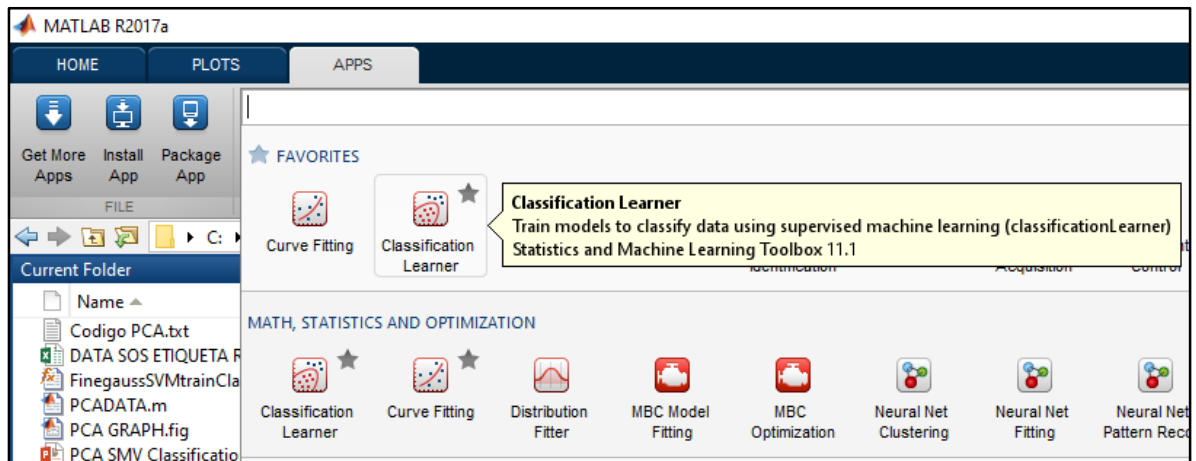
Equipo	V100C	NIT	OXI	SUL	TBN	Vanadio	Sodio	Potasio	Silicio	Hollín	Aluminio	Cromo	Hierro	Plomo	Estaño	Molibdeno	Niquel	Etiqueta
5280	12,9	5	22	23	8,4	1	4	0	0	19	1	0	7	0	0	40	0	1
5270	12,9	5	20	22	8,5	0	5	0	0	19	1	0	6	0	0	38	0	1
5266	13,3	5	20	23	0	0	3	0	0	19	1	0	5	0	0	39	0	1
5265	13,1	5	22	23	0	1	5	0	0	19	1	0	9	0	0	38	0	1
5265	13	5	21	23	0	0	3	0	0	19	0	0	10	0	0	40	0	1
5708	13,1	5	21	23	0	1	9	1	5	18	3	0	8	0	0	38	0	2
5738	12,8	7	21	25	8,4	0	14	0	3	18	2	0	14	1	0	38	0	2
5713	13	7	21	24	0	1	14	0	3	18	1	0	10	0	0	41	0	2
5264	13,1	7	21	23	0	0	11	1	3	18	2	0	10	0	0	38	0	2
5268	13,3	7	20	23	0	0	9	0	3	18	1	0	21	3	3	36	0	2
5705	13,2	7	21	26	8,5	1	9	0	2	18	1	0	4	0	0	39	0	2
5257	12,9	7	21	25	8,4	0	9	0	2	18	1	0	15	0	0	36	0	2
5268	12,5	5	20	22	0	1	59	1	2	18	2	0	8	1	0	44	0	2
5720	13,2	5	21	23	8,5	1	31	1	2	18	2	0	12	0	0	42	0	2
5264	12,9	5	21	23	0	0	11	1	2	18	2	0	9	0	0	40	0	2
5264	12,9	5	21	23	0	0	11	1	2	18	2	0	9	0	0	40	0	2

4. PRUEBAS Y RESULTADOS

Después de determinar la matriz característica para el set de entrenamiento, es importante que las etiquetas estén definidas adecuadamente, así como los atributos correspondientes que hacen que un conjunto de datos defina correctamente el modo de falla.

El software a utilizar es el MATLAB versión R2017a en el cual buscamos la APPS, Classification Learner, con el cual entrenamos modelos para clasificar datos usando aprendizaje automático supervisado.

Figura 28. Presentación del Software MATLAB R2017a.



Luego procedemos a ingresar la matriz con los modos de falla etiquetados, para nuestro caso es una matriz de 18 columnas.

Figura 29. Matriz de modos de falla etiquados.

Import - C:\Users\USER\Desktop\Maestria UFRJ 7. Teste R2\BORRAS\ETIQUETA\TEST R2\DATA SOS ETIQUETA R2.xlsx

REPORTVIEW

Range: 102:72340

Output Type: Replace

Unimportable cells with: NaN

Variable Name Row: 1

Table

Text Options

Import Selection

IMPORTED DATA

UNIMPORTABLE CELLS

DATA SOS ETIQUETA R2.xlsx

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y

A continuación, declaramos el tipo de variable, el rango y si la variable es predictora o responsable, además hacemos validación cruzada 15 folds cuya tarea es buscar un conjunto de patrones que le permiten identificar la clase en función de un conjunto de atributos.

Figura 30. Declaración de variables.

Step 1
Select a table or matrix.

DATA SOS ETIQUETA R2

☒ Use columns as variables
☐ Use rows as variables

[How to prepare data](#)

Step 2
Select predictors and response.

Name	Type	Range	Import as
V100C	double	0 .. 14.2	Predictor
NIT	double	0 .. 12	Predictor
OXI	double	0 .. 29	Predictor
SUL	double	0 .. 30	Predictor
TBN	double	0 .. 13	Predictor
Vanadio	double	0 .. 3	Predictor
Sodio	double	0 .. 60	Predictor
Potasio	double	0 .. 9	Predictor
Silicio	double	0 .. 22	Predictor
Hollin	double	0 .. 67	Predictor
Aluminio	double	0 .. 12	Predictor
Cromo	double	0 .. 2	Predictor
Hierro	double	0 .. 398	Predictor
Plomo	double	0 .. 38	Predictor
Estao	double	0 .. 12	Predictor
Molibdeno	double	0 .. 60	Predictor
Niquel	double	0 .. 55	Predictor
Etiqueta	double	0 .. 4	Response

Response variable is numeric. Distinct values will be interpreted as class labels.

Step 3
Define validation method.

☒ **Cross-Validation**
Protects against overfitting by partitioning the data set into folds and estimating accuracy on each fold.

Cross-validation folds: 15 folds

☐ **Holdout Validation**
Recommended for large data sets.

Percent held out: 25%

☐ **No Validation**
No protection against overfitting.

[Read about validation](#)

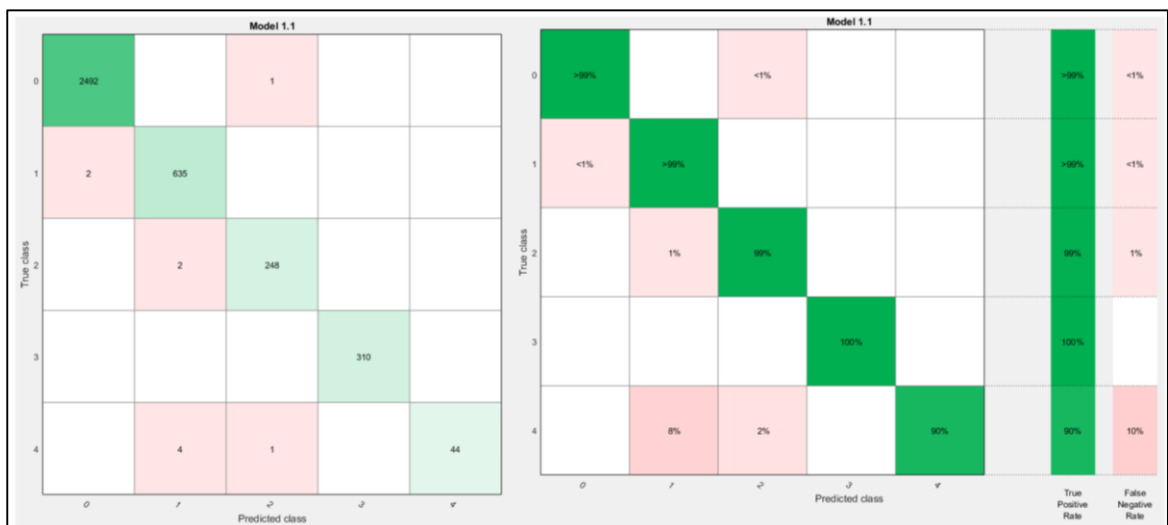
Start Session **Cancel**

Ingresada la data comenzamos con el entrenamiento de la máquina de soporte vectorial seis pruebas para la misma matriz característica, y en cada una de ellas se evaluó la efectividad de la clasificación con 3 Kernels function lineal, Kernels function cuadrática y Kernels function cubica para dos métodos multiclase uno contra uno y uno contra todos al total de 3739 muestras de aceite motor 15W40.

4.1 PRUEBA Y RESULTADO 1

Los resultados obtenidos en la Prueba 1 para una SMV PCA on, con una Kernels Function Linear, método multiclase uno contra uno, obtuvo un Accuracy de 99.7%; respecto a la matriz de confusión la cual permite visualizar el desempeño del algoritmo que se emplea en el aprendizaje supervisado se encuentran diagonales mayores al 99% en la clase 0,1,2,3 solo en la clase 4 modo de falla Ingreso de Partículas de medio ambiente tiene un 90%.

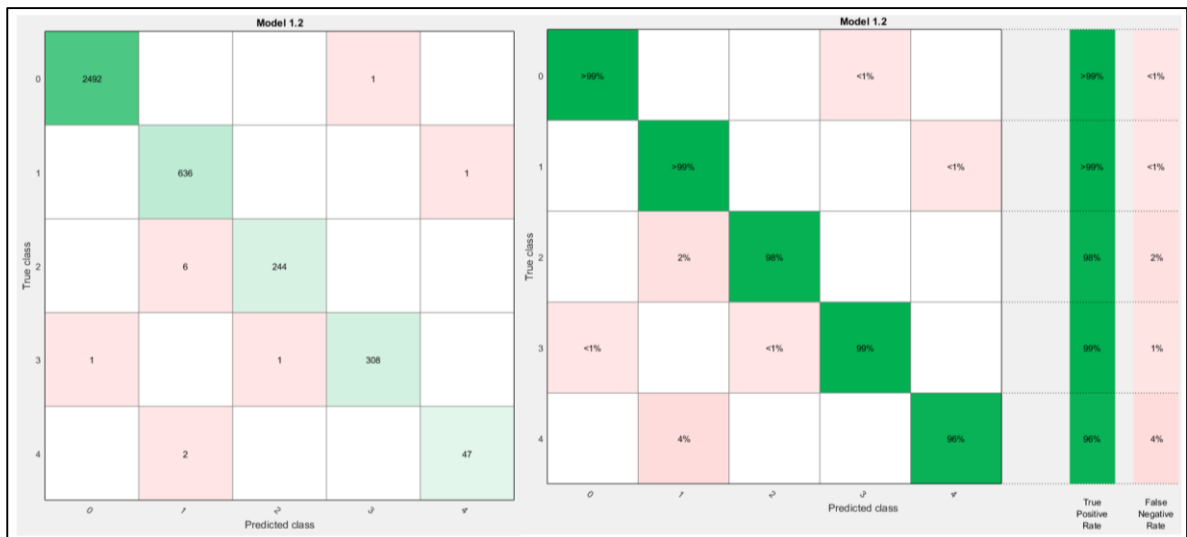
Figura 31. Resultados de la prueba 1.



4.2 PRUEBA Y RESULTADO 2

Para la Prueba 2 se trabajó SMV PCA on, con una Kernels Function cuadratica, método multiclase uno contra uno, obtuvo un Accuracy de 99.7%; respecto a la matriz de confusión el desempeño del algoritmo fue la menor dispersión, su desempeño fue mejor que el Kernels Function lineal y cubico, obteniendo diagonales mayores al 98% en la clase 0,1,2,3 solo en la clase 4 modo de falla Ingreso de Partículas de medio ambiente tiene un 96%.

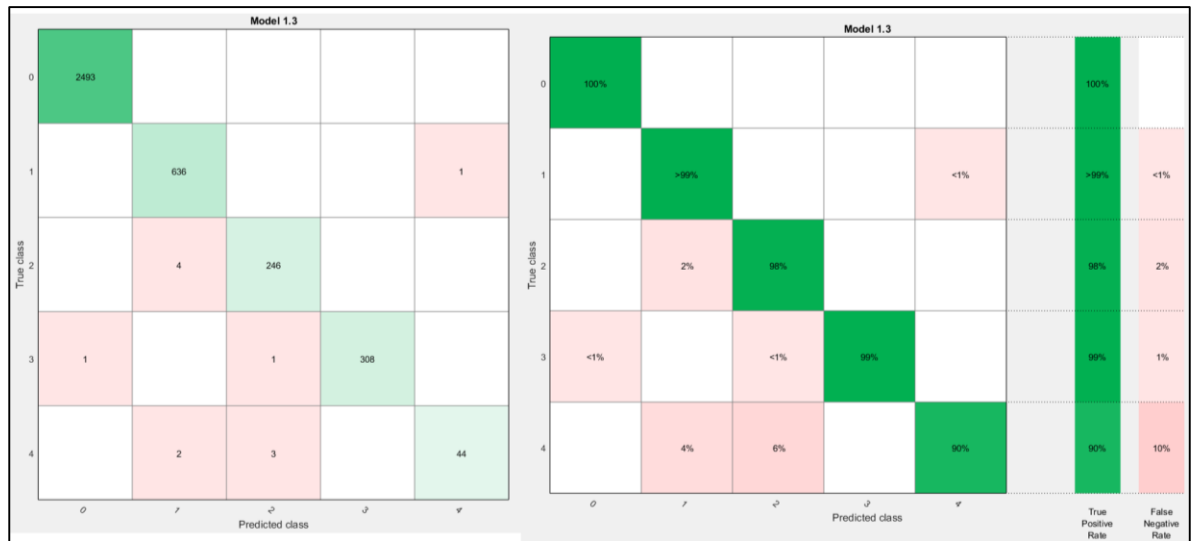
Figura 32. Resultados de la prueba 2.



4.3 PRUEBA Y RESULTADO 3

En la Prueba 3 se trabajó SMV PCA on, con una Kernels Function cubica, método multiclase uno contra uno, obtuvo un Accuracy de 99.7%; respecto a la matriz de confusión el desempeño del algoritmo fue muy positivo se encuentran diagonales mayores al 98% en la clase 0,1,2,3 solo en la clase 4 modo de falla Ingreso de Partículas de medio ambiente tiene un 90%.

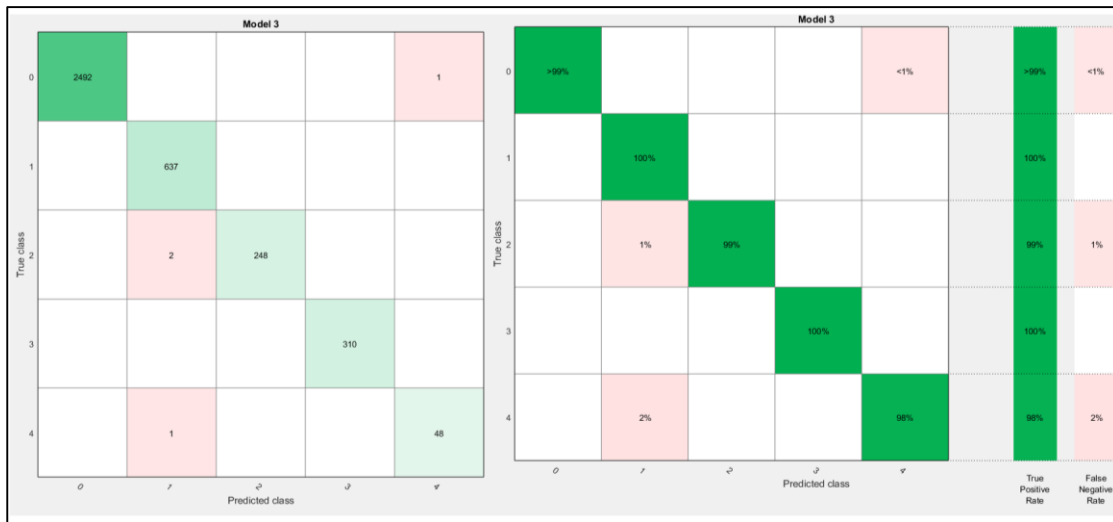
Figura 33. Resultados de la prueba 3.



4.4 PRUEBA Y RESULTADO 4

La Prueba 4 para una SMV PCA on, con una Kernels Function Linear, método multiclase uno contra todos, obtuvo un Accuracy de 99.9%; en cuanto a porcentaje fue ligeramente superior a la prueba 1 con un método multiclase uno contra uno. respecto a la matriz de confusión la cual permite visualizar el desempeño del algoritmo que se emplea en el aprendizaje supervisado se encuentran diagonales mayores al 99% en la clase 0,1,2,3 solo en la clase 4 modo de falla Ingreso de Partículas de medio ambiente tiene un 98%.

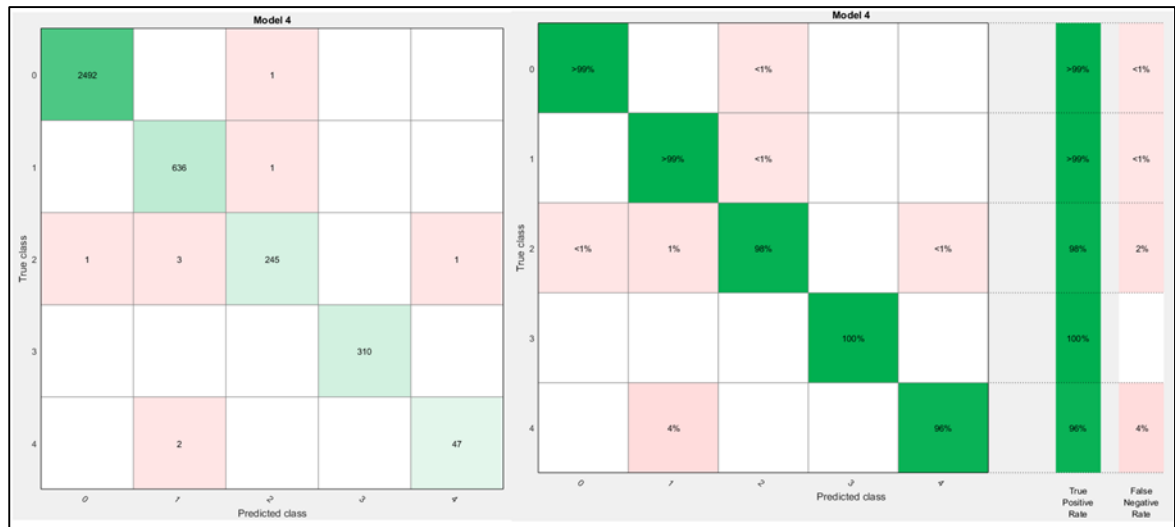
Figura 34. Resultados de la prueba 4.



4.5 PRUEBA Y RESULTADO 5

En la Prueba 5 se trabajó SMV PCA on, con una Kernels Function cuadrática, método multiclase uno contra todos, obtuvo un Accuracy de 99.8%; respecto a la matriz de confusión el desempeño del algoritmo fue similar al Kernels Function cuadrática, método multiclase uno contra uno, encontrando diagonales mayores al 98% en la clase 0,1,2,3 solo en la clase 4 modo de falla Ingreso de Partículas de medio ambiente tiene un 96%

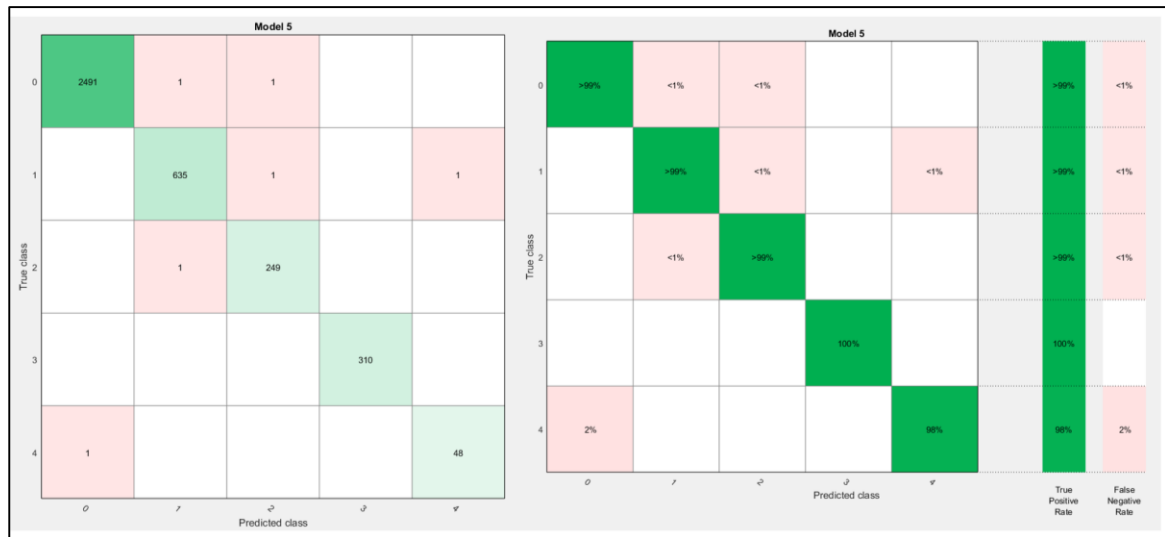
Figura 35. resultados de la prueba 5.



4.6 PRUEBA Y RESULTADO 6

En la Prueba 6 se trabajó SMV PCA on, con una Kernels Function cubica, método multiclase uno contra todos, obtuvo un Accuracy de 99.8%; respecto a la matriz de confusión el desempeño del algoritmo fue similar al Kernels Function cubica, método multiclase uno contra uno, encontrando diagonales mayores al 99% en la clase 0,1,2,3 solo en la clase 4 modo de falla Ingreso de Partículas de medio ambiente tiene un 98%

Figura 36. Resultados de la prueba 6.



4.7 ANÁLISIS DE RESULTADOS

La tabla 5 resume los resultados obtenidos en la experimentación para los diferentes escenarios estudiados, presentando la comparación entre los porcentajes de exactitud de predicción obtenidos con los diferentes Kernels Function y métodos multiclase. Las pruebas experimentales mostraron que los clasificadores propuestos para representar los modos de falla son acertados.

Tabla 5. Resumen de resultados obtenidos.

Prueba	SMV PCAon			Matriz de Confusión				
	Kernels Function	método multiclase	Accur acy	Clase 0	Clase 1	Clase 2	Clase 3	Clase 4
1	Lineal	Uno contra Uno	99,7	99	99	99	100	90
2	Cuadratica	Uno contra Uno	99,7	99	99	98	99	96
3	Cubica	Uno contra Uno	99,7	100	99	98	99	90
4	Lineal	Uno contra todos	99,9	99	100	99	100	98
5	Cuadratica	Uno contra todos	99,8	99	99	98	100	96

	SMV PCAon			Matriz de Confusión				
Prueba	Kernels Function	método multiclase	Accur acy	Clase 0	Clase 1	Clase 2	Clase 3	Clase 4
6	Cubica	Uno contra todos	99,8	99	99	99	100	98

Finalmente, después de haber extraído diferentes características de los datos y probado diferentes Kernels Function y métodos multiclase, los parámetros asociados a dichas funciones, se selecciona el modelo que ofrece el mejor desempeño que para este caso de estudio se muestra en la tabla 6.

Tabla 6. Modelo de mejor desempeño.

	SMV PCAon			Matriz de Confusión				
Prueba	Kernels Function	método multiclase	Accur acy	Clase 0	Clase 1	Clase 2	Clase 3	Clase 4
4	Lineal	Uno contra todos	99,9	99	100	99	100	98

5. EVALUACIÓN DE LA HERRAMIENTA

LINEALOOA.m, es un algoritmo de detección y clasificación de muestras de aceite construido con SMVPCAon Kernels Function Lineal, Método Multiclase Uno contra todos, a continuación, comenzamos con la evaluación de la herramienta.

- Paso 1. Enseñamos la SMV con los vectores training para lo cual creamos la matriz de datos SOSvectorTraining 3739x18.
- Paso 2. Creamos la SOSvectorTest, esta son las muestras que el LINEALOOA.m va a clasificar y detectar 277x17.
- Paso 3. Cargamos el código generado, si hay unos vectores training entrenamos nuevamente la SMV de lo contrario pasamos a invocar la función.

[trainedClassifier, validationAccuracy] = LINEALOOA(SOSvectorTraining)

yfit = trainedClassifier.predictFcn(SOSvectortest)

- Paso 4. Run y se abre yfit encontrando la matriz solución de 277x1,
- Paso 5. Se abre el documento de Excel SOSvectorTest, creamos una columna etiqueta donde se pegan los resultados de la matriz yfit.

Tabla 7. Evaluación de la herramienta.

Equipo	Modelo	Componente	Tipo Aceite	Fecha Muestra	Horas Aceite	Cambio Aceite	V100C	NIT	OXI	SUL	TBN	Vanadio	Sodio	Potasio	Silicio	Hollin	Aluminio	Cromo	Hierro	Plomo	Estao	Molibdeno	Niquel	Etiqueta
5277	D11R	MOTOR	15W-40	18-Jan-19	335	Y	14	10	24	30	7,9	1	9	0	1	49	1	0	13	1	0	38	0	1
5277	D11R	MOTOR	15W-40	16-Jan-19	303	N	14	10	24	29	8,1	1	8	0	1	46	1	0	12	0	0	37	0	1
5266	D11R	MOTOR	15W-40	13-Jan-19	308	Y	14	8	22	28	7,7	1	7	0	1	45	1	0	8	0	0	37	0	1
5266	D11R	MOTOR	15W-40	31-ene-19	280	Y	14	8	22	28	8,5	0	5	0	1	41	1	0	6	0	0	38	0	1
5277	D11R	MOTOR	15W-40	13-Jan-19	264	N	14	9	23	29	7,3	1	14	0	1	41	1	0	10	0	0	37	0	1
5687	D11R	MOTOR	15W-40	24-Jan-19	330	Y	14	9	23	28	8,3	1	11	0	4	38	3	0	10	0	0	39	0	1
5679	D11R	MOTOR	15W-40	22-Jan-19	164	Y	14	8	20	28	0,0	1	6	0	1	37	2	0	22	3	1	34	0	1
5705	D11R	MOTOR	15W-40	13-Jan-19	334	N	13	8	22	28	7,7	1	7	0	1	34	1	0	8	0	0	37	0	1
5679	D11R	MOTOR	15W-40	18-Jan-19	126	N	13	8	20	28	0,0	1	9	0	1	32	1	0	23	3	1	33	0	1
5704	D11R	MOTOR	15W-40	13-Jan-19	326	Y	13	11	26	30	6,5	1	10	0	3	32	2	0	10	0	0	37	0	3
5277	D11R	MOTOR	15W-40	11-Jan-19	201	N	13	8	22	28	7,7	1	8	0	0	32	1	0	8	0	0	37	0	1
5259	D11R	MOTOR	15W-40	22-Jan-19	867	Y	14	8	22	28	8,3	1	5	1	8	31	5	0	13	0	0	38	0	1
5266	D11R	MOTOR	15W-40	26-Jan-19	201	N	14	7	21	28	8,6	1	5	1	1	29	1	0	5	0	0	37	0	1
5706	D11R	MOTOR	15W-40	22-Jan-19	334	Y	13	8	22	28	8,2	1	6	0	1	28	2	0	3	0	0	38	0	1
5276	D11R	MOTOR	15W-40	16-Jan-19	306	Y	13	8	22	28	8,4	1	5	0	3	25	2	0	7	0	0	37	0	1
5679	D11R	MOTOR	15W-40	12-Jan-19	208	N	13	7	20	27	0,0	1	8	1	2	25	2	0	16	2	1	35	0	1
5266	D11R	MOTOR	15W-40	24-Jan-19	147	N	14	7	21	28	0,0	1	11	0	1	24	1	0	5	0	0	37	0	1

6. CONCLUSIONES

En el desarrollo de la presente tesis se fundamentaron los conceptos y principios de tribología, análisis de componentes principales (PCA) y máquinas de soporte vectorial (SVM).

Se Construyó LINEALLOAA.m, un algoritmo de detección y clasificación basado en análisis de componentes principales (PCA) y máquinas de soporte vectorial (SVM), para detección y diagnóstico de fallas en motores Caterpillar 3508B, usando la información aportada en las muestras de aceite off line.

Así mismo, se evaluó la herramienta para detectar y diagnosticar fallas en motores, utilizando 4 modos de falla que son: Combustión incorrecta, fuga del sistema de refrigeración, paso de gases al Carter de la cámara de combustión Blow-By, ingreso de partículas de medio ambiente.

Los resultados de esta tesis de maestría finalmente fueron SMV PCAon Kernels Function lineal, con un método multiclase uno contra todos y un accuracy de 99.9%.

7. RECOMENDACIONES

En el algoritmo de detección y clasificación desarrollado solo se contemplaron cuatro modos de falla con valores numéricos para los elementos matriciales que requieren acción inmediata, se recomienda etiquetar vectores de entrenamiento con todos los modos de fallo y revisar las salidas de la SMV.

Se evaluó la herramienta para detectar y diagnosticar fallas en motores, evaluando las muestras de aceite 15W40, se recomienda adaptar el algoritmo para detectar fallas en transmisión, convertidor, mandos finales, paquetes de dirección y bombas hidráulicas aplicando la metodología en los aceites SAE30 y SAE60.

Para el desarrollo de la herramienta se utilizó la MSV como máquina de aprendizaje automático supervisado sería interesante comparar los resultados con una red neuronal.

BIBLIOGRAFÍA

ALBARRACÍN AGUILLÓN, Pedro. Tribología y Lubricación. Tomo I, Quinta Ed. Medellín: El Autor, 2015. 630 pp.

BORRAS PINILLA, Carlos. Memorias de clase de Técnicas Avanzadas de Mantenimiento. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas, Escuela de Ingeniería Mecánica. Maestría en Gerencia de Mantenimiento. 2018.

BURGES, Christopher. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition. [En línea]. En: Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, vol. 2, no. 2, pp. 121-167. ISSN: 1384-5810. [Consultado el: 23 de octubre de 2018]. Disponible en: <https://link.springer.com/article/10.1023/A:1009715923555>

CAMPBELL, Colin y YING, Yiming. Learning with Support Vector Machines. San Rafael, USA: Morgan and Claypool Publishers, 2011. 95 pp. ISBN: 978-1608-45616-1.

CATERPILLAR. Motores 3500B. Camiones de Obras. Número de medio - SSNR1128 - 15. Peoria, USA: La Compañía, 2005. 36 pp.

_____. Improving Component Durability, Engines SEBF1018. Peoria, USA: La Compañía, 2014. 46 pp.

_____. Cat S•O•S Services, Understanding Your Results. C842738. Peoria, USA: La Compañía, 2009. 16 pp.

_____. Cat S•O•S Services, Wear Table SELD0880. Peoria, USA: La Compañía, 2002. 2687 pp.

DÍAZ PALENCIA, Fabián. Detección de fallas en bombas hidráulicas, usando Máquinas de Soporte Vectorial y Métodos Estadísticos. [En línea]. Trabajo de grado Magíster en Ingeniería Mecánica. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas. Escuela de Ingeniería Mecánica, 2017. 101 p. [Consultado el: 12 de diciembre de 2018]. Disponible en: <http://tangara.uis.edu.co/biblioweb/tesis/2017/166359.pdf>

DRUMMOND LTD. Manual de lubricación de maquinaria y análisis de aceites. La Loma, Cesar: Noria Latín América, 2014. 398 pp.

FITCH, James. Guía de procedencia de elementos para Aceite Usado. Ciudad de México: Noria Latín América, 2002. 36 pp.

GARCÍA GARRIDO, Santiago. Organización y Gestión Integral de Mantenimiento: manual práctico para la implantación de sistemas de gestión avanzados de mantenimiento industrial. Madrid: Díaz de Santos Editores, 2013. 320 pp. ISBN: 9788479785482.

GONZÁLEZ FERNÁNDEZ, Francisco. Teoría y Práctica del Mantenimiento Industrial Avanzado. Madrid: Fundación Confemetal Editorial, 2003. 525 pp. ISBN: 84-96169-03-0.

ISERMANN, Rolf. Fault Diagnosis Systems, An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance. Berlín, Alemania: Springer Verlag Editores, 2006. 496 pp. ISBN: 978-3-540-24112-6.

JIMÉNEZ MOSCOVITZ, Leonardo y RENGIFO RENGIFO, Pervys. Al interior de una máquina de soporte vectorial. [En línea]. En: Revista Facultad de Ciencias Naturales y Exactas de Universidad del Valle, 2010, vol. 14, pp. 73 - 85. [Consultado el: 26 de octubre de 2018]. Disponible en: http://revistaciencias.univalle.edu.co/volumenes/vol_14/LJimenez.pdf

KROGERUS, Tomi. Feature Extraction and Self-Organizing Maps in Condition Monitoring of Hydraulic Systems. [En línea]. Trabajo de grado Doctor en Ciencias de la Tecnología. Tampere, Finlandia: Tampere University of Technology, 2011. 126 p. [Consultado el: 05 de diciembre de 2018]. Disponible en: [https://tutcris.tut.fi/portal/en/publications/feature-extraction-and-selforganizing-maps-in-condition-monitoring-of-hydraulic-systems\(375cf6b6-b85e-4d58-b4d9-83851f6a0111\).html](https://tutcris.tut.fi/portal/en/publications/feature-extraction-and-selforganizing-maps-in-condition-monitoring-of-hydraulic-systems(375cf6b6-b85e-4d58-b4d9-83851f6a0111).html)

MORA FLÓREZ, Juan; MORALES ESPAÑA, Germán y PÉREZ LONDOÑO, Sandra. Classification methodology and feature selection to assist fault location in power distribution systems. [En línea]. En: Revista Facultad de Ingenierías de Universidad de Antioquia, 2008, no. 44, pp. 83 - 96. ISSN: 0120-6230. [Consultado

el: 25 de octubre de 2018]. Disponible en: <http://www.scielo.org.co/pdf/rfiua/n44/n44a09.pdf>

MORA GUTIÉRREZ, Luis. Mantenimiento Planeación, Ejecución y Control. Ciudad de México.: Alfaomega Grupo Editorial, 2009. 528 pp. ISBN: 978-958-682-769-0.

MOUBRAY, John. Mantenimiento Centrado en Confiabilidad. Edición en español. Leicester: Aladon Ltd, 2004. 446 pp. ISBN 09539603-2-3.

SCHÖLKOPF, Bernhard; BURGESS, Christopher y SMOLA, Alexander. Advances in Kernel Methods, Support Vector Learning. Cambridge, USA: MIT Press, 1998. 386 p. ISBN: 9780262194167.

SPECTRO SCIENTIFIC. MicroLab Series, Fully Automated Oil Analyzer, White Paper. Chelmsford, USA: La compañía, 2017. 10 p.

STOEN, Catalin y STOEN, Ruxandra. Support Vector Machines and Evolutionary Algorithms for Classification. Berlín, Alemania: Springer Editores, 2014. 130 pp. ISBN: 978-3-319-06940-1.

TORMOS, Bernardo. Diagnóstico de motores Diésel mediante el análisis del aceite usado. Barcelona: Editorial Reverté, 2005. 388 pp. ISBN: 84-291-4702-0.

TROYER, Drew y FITCH, James. Oil Analysis Basics. Edición en español. Ciudad de México: Noria Latín América, 2004. 187 pp.

TRUJILLO CORONA. Gerardo. Interpretación de análisis de lubricantes. Edición en español. Ciudad de México: Noria Latín América, 2012. 269 pp.

_____. Gerardo. Muestreo de Lubricantes. Ciudad de México: Noria Latín América, 2015. 120 pp.

YUAN, Sheng-Fa y CHU, Fu-Lei. Support vector machines-based fault diagnosis for turbo-pump rotor. [En línea]. En: Mechanical Systems and Signal Processing. Mayo, 2006, vol. 20, no. 4, pp. 939 – 952. [Consultado el: 28 de octubre de 2018]. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888327005001433>

VAPNIK. Vladimir. The Nature of Statistical Learning Theory. Second Edition. New York, USA: Springer Verlag Editores, 1999. 340 p. ISBN: 978-1-4419-3160-3.