

NUEVAS TENDENCIAS DE MANTENIMIENTO INTELIGENTE EN FLOTAS DE
VEHÍCULOS ELÉCTRICOS, HÍBRIDOS Y DE COMBUSTIÓN INTERNA



JUAN JOSÉ GUTIÉRREZ CARDOZO



UNIVERSIDAD SANTO TOMÁS
FACULTAD DE INGENIERIA MECÁNICA
ESPECIALIZACIÓN EN GERENCIA DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS
VILLAVICENCIO
2026

NUEVAS TENDENCIAS DE MANTENIMIENTO INTELIGENTE EN FLOTAS DE
VEHÍCULOS ELÉCTRICOS, HÍBRIDOS Y DE COMBUSTIÓN INTERNA

JUAN JOSÉ GUTIÉRREZ CARDOZO

Trabajo de grado presentado como requisito para optar al título de Especialista en Gerencia de
Mantenimiento y Gestión de Activos

Asesor

Ing. Mg. GIOVANNY ANDRÉS VERGARA LOZANO

Magíster en materiales y procesos

UNIVERSIDAD SANTO TOMÁS
FACULTAD DE INGENIERIA MECÁNICA
ESPECIALIZACIÓN EN GERENCIA DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS
VILLAVICENCIO

2026

Autoridades Académicas

P. Álvaro José ARANGO RESTREPO, O. P.

Rector General

P. Mauricio Antonio CORTÉS GALLEGUO, O. P.

Vicerrector Académico General

P. José Antonio BALAGUERA CEPEDA, O. P.

Rector General Villavicencio

P. Adrián Mauricio GARCÍA PEÑARANDA, O. P.

Vicerrector Académico General Villavicencio

Mg, Julieth Andrea SÍERRA TOBÓN

Secretaria General Seccional Villavicencio

Handel Andrés MARTINEZ SARACHE

Decano de la Facultad de Ingeniería Mecánica

Contenido

Introducción.....	10
Planteamiento del problema	12
Justificación.....	14
Objetivos.....	16
Objetivo General	16
Objetivos Específicos.....	16
1. Antecedentes	17
1.1. Nuevas técnicas de mantenimiento en vehículos con motor de combustión interna	17
1.2. Nuevas técnicas de mantenimiento en vehículos eléctricos e híbridos.....	25
2. Metodología.....	28
3. Cronograma	33
4. Desarrollo	34
4.1. Mantenimiento Centrado en Confiabilidad (RCM)	35
4.1.1 Plan de Mantenimiento para buses Volvo B5RH	36
4.1.2 Plan de Mantenimiento Predictivo Y Preventivo En Motores Diésel y Modelación De Los Rendimientos De Consumo De Combustible	39
4.1.3 ELABORACION DE UNA PROPUESTA DE PLAN DE MANTENIMIENTO BASADO EN CONFIABILIDAD PARA LA FLOTA DE VEHICULOS DE LA EMPRESA TRANZIT S.A.S PERTENECIENTE AL SÍTP.	42
4.1.4 Elaboración de un plan de mantenimiento basado en RCM para la flota vehicular de la empresa pública EMMAIPC-EP.....	44
4.2. Enfoques Basados en Inteligencia Artificial y Machine Learning	46
4.2.1 Mantenimiento Predictivo Impulsado por IA para Flotas de Vehículos Eléctricos..	47
4.2.2 Mantenimiento Predictivo en Vehículos Implementando Redes Neuronales Profundas	49
4.2.3 Enfoque Basado en Datos para la Predicción de Fallas en Componentes Vehiculares	51
4.2.4 Análisis del Desempeño de la Gestión Energética Basada en IA	54

4.2.5	Clasificador Cuántico Variacional para el Mantenimiento Predictivo y la Monitorización del Estado de la Batería en Vehículos Eléctricos	56
4.3.	Soluciones Basadas en IoT, Digital Twins y Realidad Aumentada.....	58
4.3.1	Desarrollo de una Interfaz para el Mantenimiento Predictivo Inteligente (Motor Diésel)	59
4.3.2	HELM SENTRY: Evaluación de un Sistema de Autorreparación Vehicular	61
4.3.3	Sinergia de Gemelos Digitales para el Mantenimiento Mejorado de Cargadores Integrados en Vehículos Eléctricos	63
4.3.4	Sistema de Mantenimiento Vehicular Mediante Realidad Aumentada	65
4.3.5	Desarrollo de un Sistema de Mantenimiento Logístico para Vehículos Basado en IoT	67
4.3.6	Aplicaciones del Internet de las Cosas en la Industria Automotriz: Una Revisión sobre Baterías, Celdas de Combustible y Motores.....	69
5.	Discusión	72
	Proyección A Largo Plazo Con la Implementación De Estas Técnicas De Mantenimiento En Flotas Vehiculares En El Sector De Los Llanos Orientales.....	80
6.	Conclusiones	83
	Referencias bibliográficas	84

Lista de Tablas

Tabla 1 Cronograma de desarrollo de los diferentes procesos necesarios para lograr culminar con la documentación de la monografía	33
Tabla 2 Tabla comparativa de los casos de mantenimiento alineados con la filosofía de RCM. 72	
Tabla 3 Tabla comparativa de los casos de mantenimiento alineados con técnicas de inteligencia artificial y machine learning.	74
Tabla 4 Tabla comparativa de los casos de mantenimiento alineados con técnicas IoT.	77

Lista de Figuras

Figura 1 Diagrama de flujo de un mantenimiento predictivo utilizando redes neuronales	18
Figura 2 Interfaz en Grafana	19
Figura 3 Matriz de confusión para la red neuronal profunda	20
Figura 4 Análisis diagrama de Pareto	21
Figura 5 Gráficas entregadas en el web dashboard de los datos recolectados por medio los sensores.	22
Figura 6 Ubicación de los botones de los tableros de instrumentos	23
Figura 7 Banco de pruebas de motores diésel	24
Figura 8 Catalizador obstruido	25
Figura 9 Flujograma del proceso de elaboración de la monografía.....	28
Figura 10 Criterios de búsqueda implementados para la adquisición de los documentos analizados	29
Figura 11 Diagrama bibliométrico de la búsqueda general del contenido de la monografía.	30
Figura 12 Diagrama bibliométrico de la búsqueda compleja del contenido de la monografía.....	31
Figura 13 Diagrama de GANTT del proceso de ejecución de la monografía	33
Figura 14 Visualización del nivel de saturación alto en un filtro DPF de un camión marca Forland LHR por medio del equipo de diagnóstico	35
Figura 15 Diagrama de Pareto donde se evidencian la cantidad de fallas por sistema principal. 36	
Figura 16. Diagrama de Pareto donde se evidencian la cantidad de fallas por subsistema.	37
Figura 17. Tabla de costos de reparación de las fallas presentadas en los buses Volvo B5RH entre los años 2019 y 2023.....	37
Figura 18 Diagrama de Pareto para la criticidad de falla de cada uno de los repuestos remplazados entre los años 2019-2023	38
Figura 19 Análisis de Weibull para los inyectores de un bus Volvo B5RH.....	39
Figura 20 Motor CUMMINS ISX 2001-2016	40
Figura 21 Criticidad de los componentes que aumentan el consumo de combustible en motor CUMMINS ISX	41
Figura 22 Calculo disponibilidad compañía.	43
Figura 23 Fallas más comunes de vehículos en el Patio Uval Tranzit a lo largo del año 2017...	44

Figura 24 Registro del total de fallas de cada componente para cada uno de los activos en el periodo desde el 2017 hasta el 2020	45
Figura 25 plan de mantenimiento propuesto para la empresa pública EMMAIPC-EP	46
Figura 26. diagrama de bloques de la metodología usada en el artículo AI-Powered Predictive Maintenance for Electric Vehicle Fleets.....	48
Figura 27 Comparación de los resultados obtenidos por esta metodología con respecto a 2 sistemas de mantenimiento existentes anteriormente.....	49
Figura 28 Caracterización de las 5 capas densas requeridas para la implementación del sistema de redes neuronales profundas.....	50
Figura 29 Diferencias entre la matriz de confusión implementando una red neuronal profunda y Random Forest.....	51
Figura 30 Interfaz diseñada por los autores para presentar las variables analizadas en el vehículo	53
Figura 31 Comparación de la eficiencia obtenida bajo los diferentes modelos de IA implementados.	54
Figura 32 Metodología implementada para la evaluación del estado de carga de la materia.....	55
Figura 33 Comparación de los MAE y RMSE de los diferentes algoritmos	56
Figura 34 Metodología implementada para el desarrollo de la clasificación cuántica variacional	57
Figura 35 Comparación de eficiencia de la técnica de mantenimiento propuesta bajo diferentes modelos de IA	58
Figura 36 Banco de prueba de motores diésel	60
Figura 37 Diseño de la interfaz presentada al operador del banco de pruebas	61
Figura 38 Diagrama de bloques de la implementación del microcontrolador.	62
Figura 39 Circuito del microprocesador listo para su implementación en un VE	63
Figura 40 elementos clave a tener en cuenta para el desarrollo de un gemelo digital.	64
Figura 41 Metodología para la implementación de un gemelo digital.	65
Figura 42 Creación de la escena de realidad aumentada.	66
Figura 43 Integración de la interfaz de un capó de un vehículo.	67
Figura 44 Elementos requeridos para la implementación de la técnica de mantenimiento.	68

Figura 45 Interfaz web donde se presentan todos los datos históricos recolectados por los sensores del comportamiento del vehículo.....	69
Figura 46 Cuatro dimensiones estipuladas por la unión internacional de telecomunicaciones para la implementación del IoT en la industria automotriz	71
Figura 47 Composición de una plataforma IoT	71
Figura 48 Evidencia fotográfica donde se evidencia el nivel de saturación del filtro DPF en un camión Mitsubishi Fuso.....	81
Figura 49 Filtro DPF averiado en vehículo Forland LHR DC.	82

Introducción

El mantenimiento de flotas de vehículos en los últimos años ha estado inmerso en un periodo de transformación, la cual es impulsada por la revolución tecnológica y la integración de sistemas inteligentes y menos contaminantes. El auge de los vehículos eléctricos (EV), híbridos (HEV) y la continua evolución de los motores de combustión interna debido a la integración del sistema EURO 6 genera nuevos retos para la industria automotriz y las organizaciones encargadas del transporte y la logística para minimizar los tiempos de parada no planificados de los automotores. En este contexto, el mantenimiento tradicional, basado en inspecciones rutinarias y correcciones reactivas, ha demostrado limitaciones frente a la creciente complejidad de los sistemas vehiculares y la demanda de máxima disponibilidad operativa.

Las nuevas tendencias en mantenimiento se incentivan alrededor de la implementación de tecnologías avanzadas como la incorporación de sensores, plataformas de monitoreo en tiempo real e inteligencia artificial (IA). Estos avances permiten detectar y anticipar fallos en componentes críticos, tales como baterías, motores eléctricos, sistemas híbridos y elementos mecánicos convencionales, además de optimizar la planificación y reducir los excesivos costos y tiempos de inactividad.

El mantenimiento predictivo, soportado por el análisis detallado de datos por medio de plataformas de gestión digital integradas en la nube, marca así una diferencia fundamental respecto a los modelos correctivos y preventivos tradicionales. La implementación de técnicas como la predicción mediante la integración de sensores inteligentes y la transmisión de datos en tiempo real propician una metodología de mantenimiento eficiente y orientada a la maximización de la vida útil de los vehículos y a su vez de reducir los costos de mantenimiento.

En todas las nuevas estrategias de mantenimiento se realiza un análisis de criticidad, el cual consiste en identificar y jerarquizar los componentes cuya falla tendría el mayor impacto sobre la operación, la seguridad o el costo de la reparación de la falla, este enfoque posibilita que los recursos de mantenimiento se asignan donde más valor generan, optimizando tiempos de respuesta y minimizando las consecuencias de los incidentes inesperados. La literatura científica señala que la aplicación sistemática del análisis de criticidad incrementa la confiabilidad, mejora la gestión de repuestos y contribuye directamente a la reducción de tiempos de inactividad y de costos globales del ciclo de vida de los activos (Lazakis et al., 2010; Budimir et al., 2025).

Por otro lado, mantener historiales detallados de fallas y mantenimientos es clave para identificar patrones recurrentes, predecir eventos futuros y planificar tareas proactivas en los diversos planes de intervención. El análisis sistemático de las incidencias pasadas permite a los gestores de flotas anticipar fallas, planificar mantenimientos preventivos más eficientes y en consecuencia, contribuye a aumentar la longevidad y seguridad de los vehículos. La evidencia indica que al recopilar y analizar toda la información histórica de los mantenimientos rutinarios y fallas previas se puede establecer predicciones fiables sobre la supervivencia y desempeño de los activos conforme avanza el tiempo, ajustando así la estrategia de mantenimiento a una realidad dinámica (Steinberg et al., 2021; Borg, 2023).

Teniendo en cuenta lo anterior, la combinación de un análisis de criticidad riguroso junto al análisis detallado del historial de fallas es clave para una transición desde enfoques reactivos hacia modelos que implementen la realización de tareas proactivas. Estas prácticas mejoran la eficiencia operativa y la seguridad de la flota, además permiten optimizar el uso de recursos financieros y humanos, lo cual disminuye los tiempos de parada excesivo y así mismo alinearse con modelos de mantenimiento que se encuentren a la vanguardia con las nuevas estrategias de mantenimiento y las normativas vigentes (SAE JA1011, ISO55001 y EURO6).

Planteamiento del problema

La rápida adopción de vehículos eléctricos (VE) e híbridos en flotas públicas y privadas ha generado nuevos retos para la gestión del mantenimiento, especialmente en lo que respecta a la confiabilidad y disponibilidad operativa de estos sistemas complejos. A diferencia de los vehículos de combustión interna, los VE integran componentes críticos, de los cuales no se tiene mucho conocimiento para efectuarles una reparación, como es el caso de motores eléctricos, baterías de alto voltaje, sistemas de gestión electrónica e inversores, cuyos modos de falla y patrones de degradación no son completamente conocidos ni abordados por los esquemas de mantenimiento tradicionales. Esta situación se agrava en contextos donde la disponibilidad de repuestos es limitada y la formación técnica específica sobre VE y HEV es insuficiente, lo que incrementa los tiempos de parada y los costos operativos y de reparación ante fallas inesperadas.

En la actualidad, muchas organizaciones carecen de un enfoque estructurado que les permita identificar, clasificar y priorizar los componentes más propensos a fallas dentro de los vehículos. Esto limita la efectividad de los planes de mantenimiento convencionales, que suelen ser reactivos y no consideran la criticidad ni la interdependencia de los subsistemas eléctricos y electrónicos. Además, la ausencia de metodologías basadas en confiabilidad dificulta la anticipación y mitigación de riesgos asociados a fallas múltiples, comprometiendo la seguridad del usuario y la continuidad operativa de la flota.

En la actualidad, el sector del transporte y la logística se enfrenta a un contexto de cambio acelerado en la tecnología de vehículos, impulsado por la necesidad de sostenibilidad, eficiencia y cumplimiento normativo (como la adopción de estándares EURO 6 para la reducción de emisiones). Sin embargo, mientras los avances en vehículos eléctricos, híbridos y de nueva generación conllevan mayores niveles de automatización y complejidad tecnológica, buena parte de la gestión del mantenimiento de flotas sigue fundamentándose en modelos tradicionales que no priorizan adecuadamente los recursos ni explotan el valor del análisis de datos históricos (Caggiano et al., 2023; Teixeira et al., 2024).

Esta situación se traduce en limitaciones para anticipar fallas, optimizar la disponibilidad de los vehículos y reducir los tiempos de parada no planificados, desafíos que son particularmente críticos en operaciones de gran escala o en entornos competitivos donde la confiabilidad es un factor de diferenciación. Diversos estudios han demostrado que la falta de implementación

sistemática de análisis de criticidad y la deficiente gestión de historiales de fallas generan sobre costos, pérdida de productividad y una asignación ineficiente de los recursos de mantenimiento (Budimir et al., 2025; Steinberg et al., 2021).

A pesar de la creciente disponibilidad de tecnologías de monitoreo en tiempo real, sensores inteligentes e inteligencia artificial, muchas organizaciones no logran aún integrar estos recursos en su modelo operativo de gestión de activos. Esta brecha tecnológica y metodológica limita la transición desde modelos reactivos hacia estrategias de mantenimiento proactivas y predictivas, las cuales han probado ser significativamente más eficaces en la reducción de eventos no planificados y en la gestión del ciclo de vida vehicular (Loose et al., 2022; Lazakis et al., 2010).

Por lo tanto, el desafío central consiste en identificar y superar las barreras organizacionales, tecnológicas y metodológicas que dificultan la adopción de prácticas modernas en la gestión del mantenimiento de flotas mixtas. Es imperativo avanzar hacia modelos en los que el análisis de criticidad y la explotación de históricos de falla permitan maximizar la disponibilidad, reducir los riesgos y optimizar los costos asociados, para así responder a las demandas actuales y futuras del sector del transporte y la movilidad sostenible (Caggiano et al., 2023; Borg, 2023).

Justificación

La transición acelerada hacia flotas vehiculares integradas por vehículos eléctricos e híbridos plantea retos significativos para la gestión del mantenimiento, dada la incorporación de sistemas eléctricos y electrónicos de alta complejidad cuya confiabilidad y modos de falla no pueden ser abordados adecuadamente mediante los esquemas convencionales diseñados para vehículos de combustión interna. Componentes críticos como las baterías de alto voltaje, los inversores y los sistemas de gestión electrónica requieren la implementación de metodologías especializadas que prioricen la confiabilidad, disponibilidad operativa y la reducción de riesgos dentro del ciclo de vida de los activos.

Además, el contexto de movilidad sostenible y el cumplimiento de normativas medioambientales como los estándares EURO 6 refuerzan la necesidad de robustecer los sistemas de mantenimiento, ya que la eficiencia y confiabilidad de las flotas impactan directamente en la reducción de emisiones y en la sostenibilidad operativa, las cuales indican que el “límite de emisión de NOX, de 2.0 g/kWh a 0.4 g/kWh en pruebas en estado estable, y de 2.0 g/kWh a 0.46 g/kWh en pruebas transitorias” (Williams & Minjares, 2016). Sin embargo, los desafíos se acentúan debido a la limitada disponibilidad de repuestos y la insuficiente formación técnica especializada en vehículos eléctricos, lo que incrementa el riesgo de fallas prolongadas y, por ende, la exposición a mayores costos y problemas de seguridad.

Diversos estudios publicados en revistas indexadas evidencian que la aplicación sistemática de análisis de criticidad, acompañada de una gestión inteligente de los históricos de fallas y soportada por normativas como la ISO 55001, permite identificar subsistemas vulnerables, priorizar intervenciones y optimizar la asignación de recursos. Todo ello redundando en una mejora significativa de la disponibilidad, reducción de riesgos y contención de gastos operativos. Por ejemplo, la incorporación de análisis predictivos y tecnologías inteligentes puede aumentar hasta en un 15% la disponibilidad de los vehículos y disminuir los costos asociados a fallas imprevistas en un 25% (Budimir et al., 2025; Steinberg et al., 2021).

Por tanto, surge la necesidad de diseñar e implementar un plan de mantenimiento centrado en confiabilidad (RCM), alineado con la norma internacional SAE JA1011, que permita identificar los componentes críticos, analizar los modos y efectos de falla, y definir tareas proactivas para minimizar los tiempos de parada y optimizar la vida útil de los activos vehiculares. Los vehículos

eléctricos e híbridos plantean una gran oportunidad para la reducción de daños medioambientales ya que este tipo de automóviles emiten entre un 17% y 30% menos CO₂ que los de motores de combustión interna (Editorial La República, 2022) , lo cual va alineado con los objetivos de desarrollo sostenible de la ONU, específicamente con los objetivos 7 y 13, que hacen referencia a “uso de energía asequible y no contaminante” y “acción por el clima” respectivamente (Miluska.Jara, 2015).

Objetivos

Objetivo General

- Analizar las técnicas de mantenimiento predictivo e inteligente implementadas en los últimos 8 años en flotas vehiculares mixtas, evaluando su efectividad, herramientas y resultados científicos, para optimizar la gestión del mantenimiento en operadores de flotas vehiculares.

Objetivos Específicos

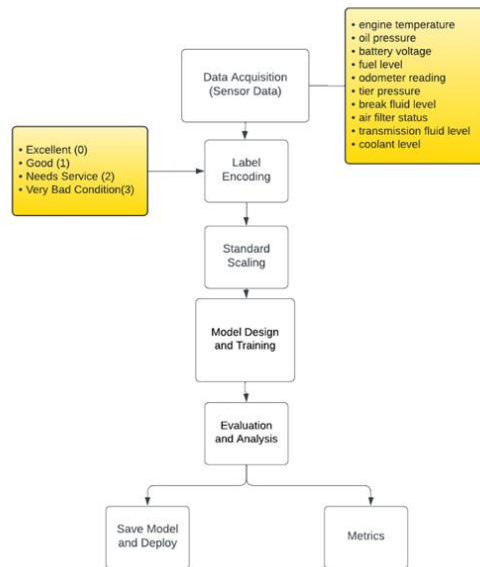
- Realizar una revisión bibliográfica que analice trabajos de grado de pregrado y posgrado, artículos de revistas indexadas y ponencias en conferencias internacionales, asegurando un mínimo de 15 fuentes relevantes publicadas en los últimos cinco años.
- Analizar los modelos de mantenimiento preventivo y predictivo, algoritmos de inteligencia artificial y machine learning reportados en la literatura, evaluando su precisión y aplicabilidad en diagnósticos predictivos.
- Evaluar la viabilidad de diferentes estrategias de mantenimiento (preventivo, predictivo e inteligente) para flotas vehiculares mixtas, cuantificando su costo de implementación, facilidad de instalación de tecnologías asociadas y la eficiencia operativa lograda, basándose en un mínimo de 15 estrategias publicadas en los últimos 8 años.

1. Antecedentes

1.1. Nuevas técnicas de mantenimiento en vehículos con motor de combustión interna

El texto "Predictive Vehicle Maintenance using Deep Neural Networks" presenta el desarrollo de un sistema inteligente que se encarga de optimizar el mantenimiento vehicular mediante el análisis continuo de datos recopilados por sensores instalados en puntos críticos del vehículo, tales como temperatura del motor, presión del aceite, voltaje de batería, nivel de combustible y presión de las llantas. Estos sensores permiten anticipar fallos potenciales antes de que se conviertan en averías críticas, de esta manera disminuyendo la probabilidad de falla múltiple y tiempos de parada excesivos.

Para procesar esta información el sistema utiliza técnicas de inteligencia artificial, enfocándose en una red neuronal profunda que se encarga de clasificar el estado de cada unidad en categorías como Excelente, Bueno, Necesita Servicio o Muy Mal Estado. Además, se integran otros algoritmos como redes neuronales artificiales y Random Forest, que manejan eficazmente conjuntos de datos complejos y variables interrelacionadas. La metodología con la cual se desarrolla el proyecto se evidencia en la *Figura 1*. Es importante destacar que la instalación de sensores y actuadores debe tener en cuenta factores externos como condiciones climáticas y riesgos eléctricos o mecánicos del entorno, para garantizar un monitoreo continuo seguro y efectivo (S et al., 2025).

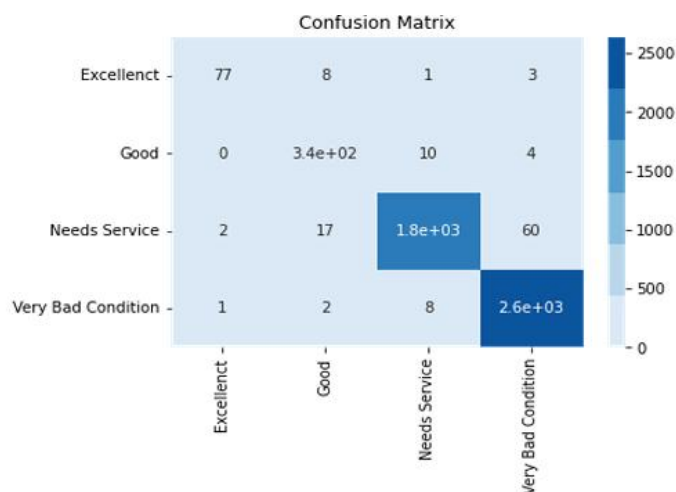
Figura 1 Diagrama de flujo de un mantenimiento predictivo utilizando redes neuronales

El uso de sensores permite realizar un monitoreo continuo de las condiciones operativas y además de eso, facilita la recolección de datos históricos, para así establecer tendencias de fallas. Se debe identificar los equipos críticos y así mismo almacenarlos y verificarlos mediante una interfaz amigable, como es el caso de Grafana la cual permite al operario comprender los datos presentados mediante tablas y gráficos, con la finalidad de reconocer anomalías en las condiciones operativas normales del automotor (Mohammad et al., 2021). Estos datos se deben verificar desde una condición ideal del automotor, con el fin de poder establecer parámetros “normales” de funcionamiento y a su vez poder garantizar que las variaciones que se presenten sí hagan referencia a una falla, como se evidencia en la **Figura 2**.

Figura 2 Interfaz en Grafana

Nota. Tomado de: (Mohammad et al., 2021).

Gracias a la implementación de metodologías de implementación de redes neuronales profundas, se pudo identificar que el sistema logró alcanzar un nivel de precisión del 97% en la predicción del estado del vehículo, como se muestra en la matriz de confusión, como se evidencia en la **Figura 3** (Johnson et al., 2024). Lo que representa que la integración de redes neuronales profundas permite tomar decisiones previo a los fallos y a su vez disminuir los tiempos de parada, permitiendo realizar la gestión de búsqueda de repuestos y solicitud de mantenimiento en flotas vehiculares, de esta manera reduciendo los costos operativos y de mantenimiento. La información generada por este sistema permite realizar los calendarios de mantenimiento en función del estado actual del vehículo.

Figura 3 Matriz de confusión para la red neuronal profunda

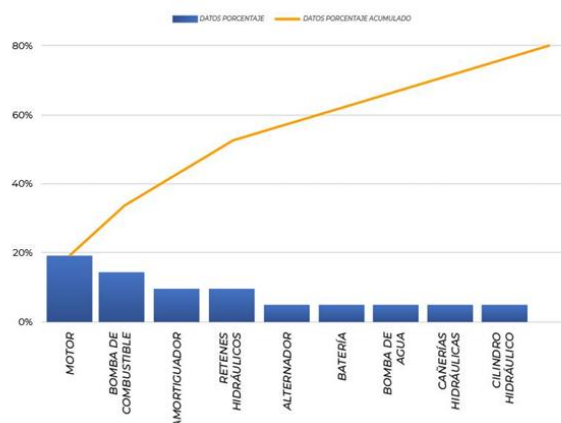
Además, la integración de sensores ofrece una visión detallada del comportamiento mecánico y electrónico de determinados componentes del vehículo, lo que facilita una evaluación más precisa de su condición, de esta manera se disminuyen los tiempos de diagnóstico para encontrar la falla y se prioriza solucionar en un menor tiempo la avería. Esta capacidad de monitoreo continuo, combinada con algoritmos de aprendizaje automático avanzados, permite que los propietarios individuales y los administradores de flotas accedan en tiempo real a los datos que entrega cada sensor instalado del vehículo y a su vez los dos trabajen en conjunto para detectar fallas o anomalías en el funcionamiento de determinado componente.

Flores y Molina, de la Universidad Politécnica Salesiana sede Cuenca, identificaron que la flota vehicular de la empresa pública EMMAIPC-EP enfrenta una problemática debido a la alta recurrencia de fallas en varios componentes mecánicos y eléctricos de los vehículos, lo que afecta la disponibilidad operativa y en consecuencia la calidad del servicio de recolección de residuos sólidos. Las autoras implementaron un plan de mantenimiento basado en la metodología RCM, donde se puso como principio básico orientar los recursos técnicos y económicos hacia la realización de tareas proactivas, teniendo como fundamento la confiabilidad y un registro de fallas y mantenimientos rutinarios de cada automotor.

Utilizando la Teoría de Pareto se logró identificar 49 componentes clave que concentraban la mayoría de las fallas. Estos elementos fueron estudiados individualmente, analizando sus funciones, modos de falla y causas de falla, lo que permitió realizar un análisis de criticidad en

cada uno de los vehículos que generan mayor impacto técnico, económico y operativo en la flota. Los 9 elementos críticos analizados por los autores son los que se observan en la **Figura 4**.

Figura 4 Análisis diagrama de Pareto

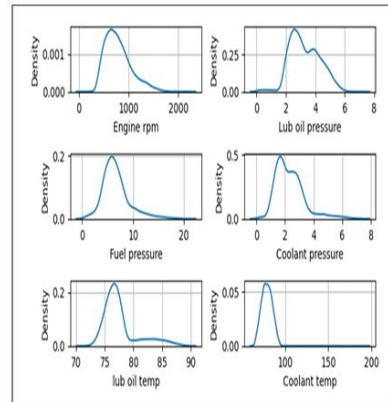


Nota. Tomado de: (Romero & Jacqueline, 2021).

El sistema descrito por Niranjan Savadekar et al. en el año 2025, se basa en la recopilación y análisis en tiempo real de variables operativas clave por medio de la implementación de sensores, que se encargan de medir temperatura del refrigerante, presión del aceite lubricante, presión de combustible y revoluciones por minuto del motor. Estos datos, junto con registros históricos de fallas e historiales de mantenimiento preventivo se utilizaron para entrenar diversos algoritmos de machine learning, destacando Support Vector Machines (SVM) y Random Forest por su precisión cercana al 93%, lo que los convierte en herramientas confiables para el diagnóstico predictivo de fallas funcionales en los componentes donde se registran las variables anteriormente mencionadas.

El sistema enfoca su análisis en componentes críticos del tren motriz y subsistemas auxiliares, identificando mediante correlación los parámetros más influyentes para optimizar la capacidad predictiva. Este código desarrollado por el autor permite que se integren la adquisición de datos, el procesamiento y la visualización de estos en un tablero web interactivo que clasifica el riesgo, genera alertas automáticas por condiciones anómalas y sugiere mantenimientos preventivos ajustados al estado real del vehículo, reduciendo significativamente las paradas no programadas y mejorando la planificación técnica.

Figura 5 Gráficas entregadas en el web dashboard de los datos recolectados por medio los sensores.



Nota. Se presentan las gráficas correspondientes a las revoluciones del motor, presión del aceite lubricante del motor, presión de combustible, presión del refrigerante, temperatura del aceite y temperatura del refrigerante. Tomado de “A Data-Driven Approach for Predicting Vehicle Component Failures”, por (Niranjan Savadekar et al., 2025).

El sistema desarrollado por (Anitha et al., 2025), suministra una .guía paso a paso para realizar procedimientos básicos de mantenimiento en vehículos, tales como el cambio de aceite o la revisión de las plumillas del limpiaparabrisas, utilizando animaciones en 3D integradas con imágenes reales del automóvil. Esta interfaz de realidad aumentada se adapta dinámicamente a la posición del usuario y al entorno, facilitando la comprensión incluso para aquellos sin conocimientos técnicos previos. El sistema combina reconocimiento de imágenes, posicionamiento espacial en tiempo real y sincronización precisa entre los elementos virtuales y físicos, y fue implementada utilizando Unity, con soporte para plataformas Android e iOS, además de herramientas como AR Foundation y Blender para las animaciones. Gracias a una biblioteca de imágenes de referencia, el sistema identifica con exactitud los componentes del vehículo y activa las ayudas visuales correspondientes en la interfaz preliminar expuesta en la **Figura 6**.

Figura 6 Ubicación de los botones de los tableros de instrumentos



Nota. Tomado de “Interactive Augmented Reality System for Real- Time Pre-Car Inspection and Maintenance Assistance”, por (Anitha et al., 2025)

Entre los principales beneficios, esta tecnología permite el acceso al conocimiento técnico, disminuyendo la dependencia de manuales impresos o asistencia técnica para tareas simples, además permite mejorar la interacción del técnico con el vehículo, ya que ofrece una estrategia de aprendizaje muy realista, ahorrando tiempo debido a que no se realiza el desmonte de piezas innecesarias para acceder a determinado componente, lo cual fortalece la seguridad y evita fallos en las tareas de mantenimiento realizadas, además de ser una herramienta de capacitación para los conductores de los automotores pertenecientes a las flotas.

El sistema descrito por Mounir, se basa en un banco de pruebas para motores diésel que soporta una potencia máxima de hasta 500 HP, integrado con elementos avanzados de monitoreo y control automatizado. Este banco cuenta con un lugar donde se puede montar un motor diésel de seis cilindros en V, además de estar equipado con un sistema de inyección common rail y turbocompresor, el cual está conectado a sensores analógicos que se encargan de recopilar variables básicas de funcionamiento del equipo. Estos sensores están vinculados a un PLC Siemens S7-1200, lo que permite la adquisición y procesamiento en tiempo real de datos relevantes del motor, la operación del motor en el banco de pruebas está automatizada mediante actuadores programados que gestionan las funciones clásicas del motor tales como arranque,

aceleración, carga y paro, todo ello coordinado por una interfaz desarrollada en el entorno industrial WinCC.

Figura 7 Banco de pruebas de motores diésel



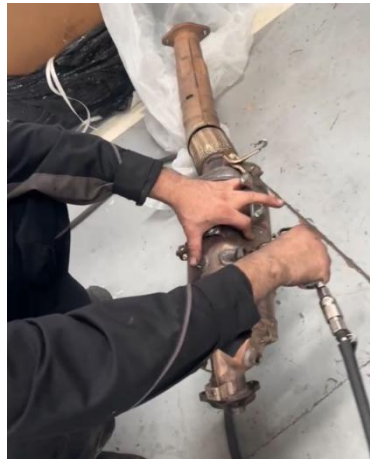
Nota. Tomado de “An Interface Development based on Internet of Things Approach for Smart Predictive Maintenance implementation: Case of Diesel Engine”, por (Mounir et al., 2024)

La interfaz del sistema permite realizar un proceso de funcionamiento del motor en un modo de control remoto, lo cual permite monitorear condiciones anormales del equipo, de esta manera se puede efectuar autodiagnósticos de comportamientos anómalos en el motor diésel y así mismo, generar reportes operativos que garanticen una fácil comprensión para el conductor. La interacción de este banco permite reducir significativamente los tiempos de detección de fallas, además de minimizar errores humanos y la necesidad de capacitación extensa para el operario del banco.

Los vehículos diésel con sistemas de reducción catalítica selectiva y filtro de partículas diésel (DPF) enfrentan frecuentes problemas relacionados con la obstrucción del DPF por falta de regeneración, lo que conduce a una acumulación excesiva de óxidos de nitrógeno (NOx) y carbón, lo cual produce que se active el testigo de advertencia, limitando el funcionamiento normal y superando los límites de emisión de NOx establecidos por medio de la normativa euro 6. Para evitar estas fallas, es necesario realizar la regeneración del DPF cada 1000 km aproximadamente, pero este valor puede disminuir producto del excesivo tiempo de funcionamiento en ralentí, las rutas que transita el vehículo y las condiciones de manejo del conductor. De no hacerse puede producirse una mezcla anormal de combustible con el aceite, aumentando el nivel de lubricante y

causando daños graves en el motor. Además, la restricción del acceso a los procedimientos de regeneración disponibles solo en concesionarios autorizados mediante escáneres especializados dificulta el mantenimiento externo, poniendo en riesgo la vida útil del catalizador y del sensor asociado.

Figura 8 Catalizador obstruido



Nota. Limpieza del catalizador obstruido por hollín y carbón de una camioneta L200 Triton modelo 2025, debido a la falta de regeneración del sistema DPF

1.2. Nuevas técnicas de mantenimiento en vehículos eléctricos e híbridos

El informe titulado *"A Novel Architecture for Predictive Maintenance and Realtime Monitoring of Electric Vehicles"* propone un plan de mantenimiento que basa su operación en la incorporación de IoT, procesamiento en la nube y aprendizaje automático. La metodología utilizada parte de una red de sensores que recolectan datos en tiempo real de múltiples subsistemas del vehículo, como la batería, el motor, la transmisión y los frenos. Estos datos son transmitidos mediante protocolos como MQTT y luego son procesados localmente con edge computing, para posteriormente almacenarlos en la nube, de esta manera se puede garantizar una base de datos confiable que permita detectar anomalías en el funcionamiento idóneo del automotor antes de que ocurra la falla. Se estudiaron variables como temperatura, voltaje, corriente, velocidad de rotación, torque, presión de neumáticos, entre otros. Como resultado, “el sistema permitió detectar anomalías de manera temprana, reducir el tiempo de inactividad y mejorar la eficiencia operativa general del vehículo” (Acharjee et al., 2024).

En el artículo titulado *"Performance Analysis of AI-Based Energy Management in Electric Vehicles"* la atención se centra en la administración energética optimizada mediante inteligencia artificial. La metodología para el desarrollo de este plan de mantenimiento parte del monitoreo en tiempo real de parámetros eléctricos como corriente y voltaje, usando sensores y controladores inteligentes. El sistema emplea un controlador con algoritmos avanzados que permiten gestionar el consumo de energía y la carga de la batería, integrando también un módulo que advierte ante subidas o bajadas súbitas de voltaje, que son indicativos claros que alguna celda de la batería de alto voltaje empezará a fallar. Esta técnica permite anticipar fallos a partir del comportamiento energético de los componentes, para poder establecer esas predicciones se estudiaron variables como el estado de carga de la batería, patrones de conducción, y condiciones ambientales, lo que permitió mejorar la adaptabilidad de los vehículos eléctricos a cualquier situación que afronten (Kanagamalliga et al., 2024).

Por su parte, la conferencia *"A Quantum Variational Classifier for Predictive Maintenance and Monitoring of Battery Health in Electric Vehicles"* introduce un enfoque donde se combinan sensores de alta precisión (como los sensores de red de Bragg en fibra óptica) con algoritmos de clasificación cuántica. La metodología se basa en tres etapas: donde en primer lugar se debe ejecutar un proceso de recolección de datos, para posteriormente realizar el procesamiento de estos con un clasificador variacional cuántico y un sistema de soporte a decisiones, que permiten monitorear en tiempo real la condición de la batería de alto voltaje de los vehículos eléctricos, anticipando su degradación mediante el análisis de micro variaciones térmicas y eléctricas. Entre las variables estudiadas se incluyen la temperatura interna, voltaje celular, eficiencia del motor y ciclos de carga/descarga. "El sistema alcanzó resultados precisos, con bajos errores de predicción (MAE de 0.0035 y RMSE de 0.0097)" (Grandhi et al., 2024).

El documento *"Synergizing Digital Twins for Enhanced Maintenance of Integrated Chargers in Electric Vehicles"* escrito por (Selvam et al., 2023), evalúa la posibilidad de integrar gemelos digitales para optimizar el mantenimiento de los cargadores integrados en vehículos eléctricos, la metodología se apoya en la creación de réplicas virtuales de sistemas reales de carga de los automotores, lo que permite simular el comportamiento y la degradación de componentes bajo distintos escenarios operativos. Estas simulaciones se alimentan con datos recolectados en tiempo real, que incluyen la temperatura, estado de carga, corriente de carga, y fallas eléctricas en convertidores AC/DC. Las técnicas aplicadas permitieron el diagnóstico remoto, la predicción de

fallos en los sistemas de carga, y el ajuste de estrategias de mantenimiento del puerto de carga del VE y HEV, así mismo como del cargador integrado, lo cual contribuyó a una extensión de la vida útil del hardware asociado al controlador delantero izquierdo de estos tipos de carro.

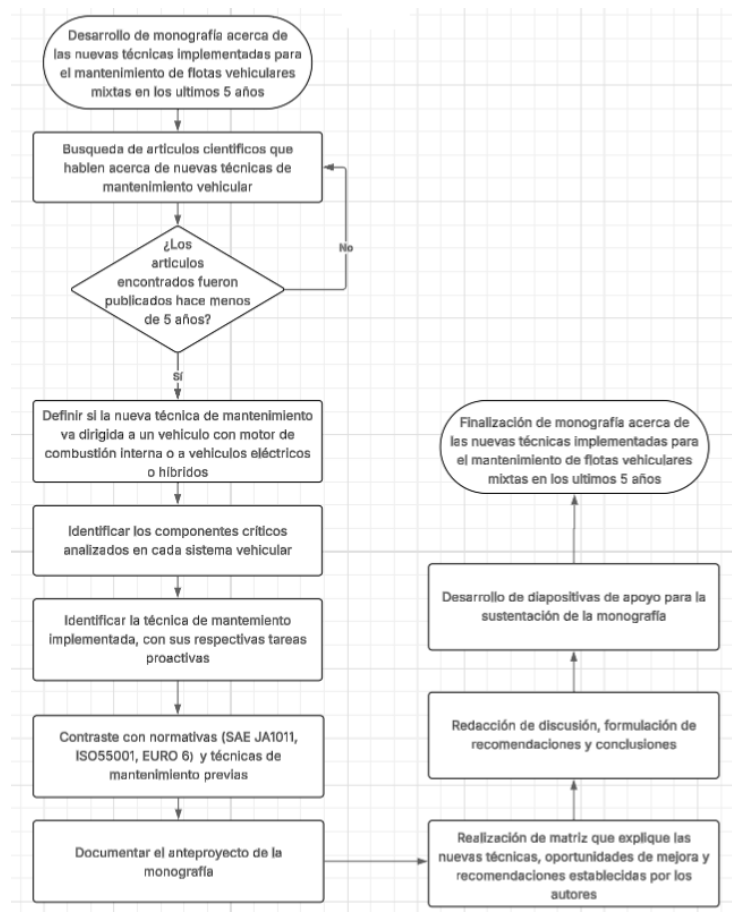
En *"AI-Powered Predictive Maintenance for Electric Vehicle Fleets"*, el artículo está orientado a flotas de vehículos eléctricos, la metodología se fundamenta en la integración de sensores IoT, aprendizaje automático y plataformas de análisis en la nube. La técnica de mantenimiento implementada se basa en modelos entrenados con datos históricos y actuales, capaces de identificar patrones que preceden a fallos mecánicos o eléctricos, analizando las variables clave que influyen directamente en el rendimiento del motor, estado del sistema de frenos, salud de la batería y vibraciones anómalas. “Los resultados revelan una precisión del 90% en la predicción de fallos” (Bahheti et al., 2024).

Finalmente, el informe escrito por (Ruesta Zambrano, 2024), el cual está basado en un enfoque de mantenimiento centrado en confiabilidad (RCM), *"Diseño de un plan de mantenimiento centrado en confiabilidad (RCM) para la línea de buses Volvo B5RH"*, adopta una metodología de mantenimiento RCM, donde en primer lugar se realizó un análisis histórico de datos de mantenimiento de la flota, para posteriormente aplicar técnicas como el Análisis de Modos y Efectos de Falla (FMEA) y el análisis de confiabilidad de componentes críticos. De lo anterior se identificaron fallas recurrentes en equipos como baterías, compresores, bombas, sensores y unidades electrónicas que pueden desencadenar en una falla múltiple de componentes y en el peor de los casos impedir el encendido del automotor. Con base en esta información, se rediseñaron rutinas de mantenimiento preventivo, ajustadas a la criticidad de cada componente. Entre las variables consideradas estuvieron los tiempos medios entre fallas (MTBF), los costos de repuestos, la frecuencia de fallos y la disponibilidad operativa.

2. Metodología

Para el análisis de las nuevas técnicas implementadas en el mantenimiento de flotas vehiculares mixtas durante los últimos cinco años (2020-2025), se estableció una metodología compuesta por distintas fases secuenciales que responden a los objetivos del proyecto, esta metodología se implementó con el fin de poder identificar, clasificar, analizar y contrastar las técnicas emergentes de mantenimiento aplicadas a vehículos con motorización híbrida, eléctrica y de combustión interna, bajo una perspectiva técnica y normativa, analizándolo desde la facilidad de operación, costo de implementación, eficiencia en anticipar las fallas y fácil instalación de los equipos requeridos para cada una de las nuevas técnicas de mantenimiento analizadas en cuestión.

Figura 9 *Flujograma del proceso de elaboración de la monografía*

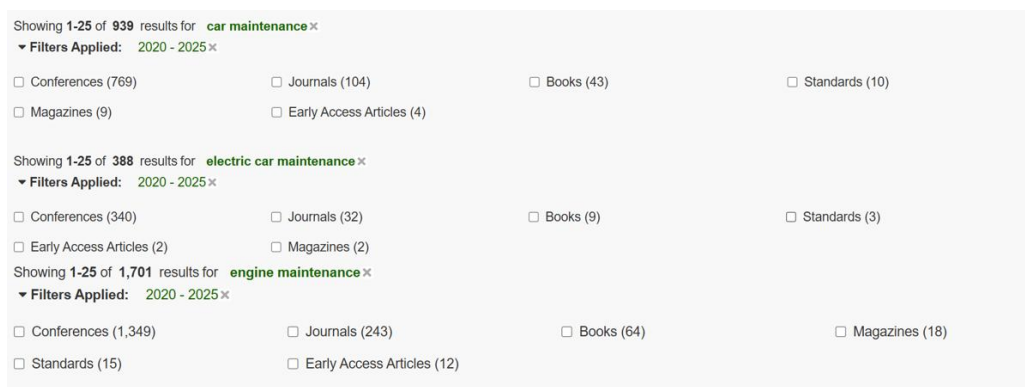


Nota. Se presenta la metodología que se va a llevar a cabo para realizar la monografía, incluyendo una fase de validación del año de publicación de los documentos para así cumplir los objetivos del proyecto

Como se expone en el diagrama de flujo, se concibe como un proceso sistemático y secuencial que inicia con la definición clara del objeto de estudio. En primer lugar, se establece el desarrollo de la monografía orientada a realizar una revisión bibliográfica de artículos científicos y conferencias publicadas en IEEE XPLORE, además de tesis de grado de estudiantes de pregrado y posgrado de programas relacionados a ingeniería mecánica o automotriz, los textos en cuestión deben hablar acerca de innovaciones en mantenimiento aplicadas a vehículos de combustión interna como a eléctricos e híbridos. Posteriormente, se lleva a cabo la búsqueda y recopilación de artículos científicos y técnicos que abarquen las nuevas técnicas de mantenimiento vehicular, priorizando que la información haya sido publicada desde el año 2020 hasta la actualidad de la información mediante el criterio de seleccionar documentos publicados en los últimos cinco años.

Para realizar la búsqueda en IEEE XPLORE se implementaron palabras clave como “car maintenance”, “electric car maintenance”, “engine maintenance”, además se aplicó un filtro en el intervalo de años de publicación que abarcó desde el año 2020 hasta el 2025. Se obtuvo una cantidad superior de 300 documentos publicados en cada uno de los criterios de búsqueda, pero hay que resaltar que al buscar “engine maintenance” la mayoría de artículos estaban enfocados en el área de la aeronáutica, por lo tanto se descartaron, mientras que los otros 2 criterios de búsqueda sí estaban enfocados a carros, pero con la particularidad que algunos documentos se centraban netamente en la realización de mantenimientos para el área de producción y ensamble de los automotores, por lo cual se hizo caso omiso a la información suministrada por estos artículos.

Figura 10 Criterios de búsqueda implementados para la adquisición de los documentos analizados



y transición tecnológica. En términos de relevancia para una monografía sobre mantenimiento de motores de combustión interna, el segundo mapa resulta más completo, ya que conecta el tema con prácticas modernas y tecnologías emergentes, mientras que el primero es adecuado para un enfoque más tradicional y económico.

Una vez desarrollada la base documental, se implementó la fase de análisis y clasificación de las metodologías de mantenimiento según el tipo de combustible que implemente, lo cual permite abordar de manera diferenciada los retos y requerimientos particulares de cada tipo de tecnología. Posteriormente, se procede a identificar los componentes críticos en cada sistema vehicular, estableciendo cuales son las causas raíz de la falla y así mismo establecer cual conlleva mayor impacto operacional en la flota.

La siguiente etapa implica un contraste entre las normas que parametrizan los estándares de calidad y de mantenimiento con respecto a la información suministrada en los artículos seleccionados previamente, donde se verifica la correspondencia de las técnicas halladas con las normativas internacionales más relevantes como SAE JA1011, ISO 55001, o EURO 6, para así evaluar su nivel de cumplimiento o superación de los estándares del sector.

Tras el desarrollo de la revisión bibliográfica y de la estandarización de las técnicas de mantenimiento, se procede con la elaboración de una matriz en la cual se explican que desarrollaron los diferentes autores en cada uno de sus escritos, junto con las oportunidades de mejora y recomendaciones que surgen de la comparación crítica, lo cual permite una visión transversal de tendencias, fortalezas y retos pendientes en la industria. Finalmente, se culmina con la redacción de la discusión de resultados y conclusiones específicas de la monografía.

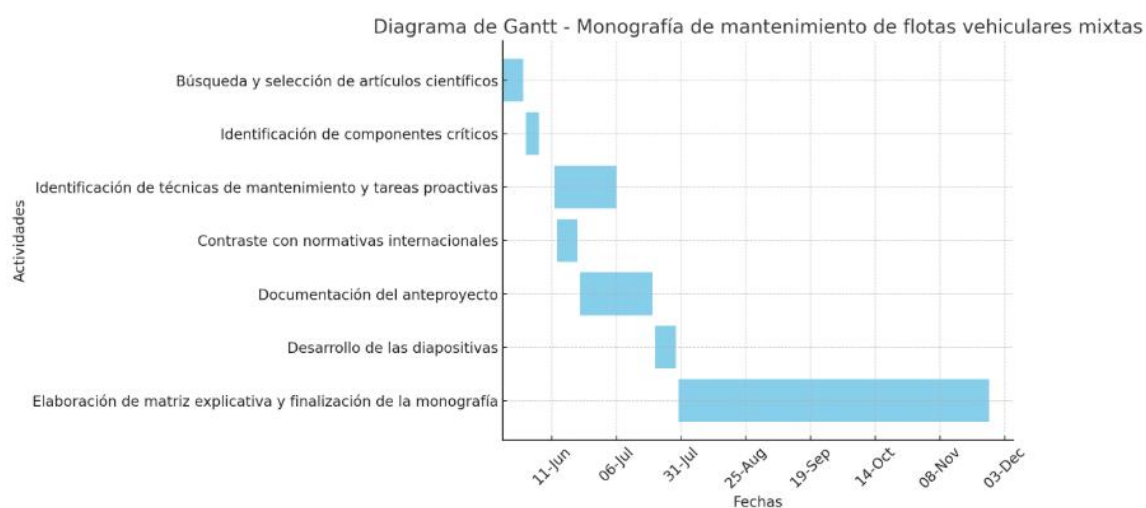
3. Cronograma

Tabla 1 Cronograma de desarrollo de los diferentes procesos necesarios para lograr culminar con la documentación de la monografía

Actividad	Duración (Días)	Fecha de inicio	Fecha de finalización
Búsqueda y selección de artículos	8	23/05/2025	31/05/2025
Identificación de componentes críticos	5	1/06/2025	6/06/2025
Identificación de técnicas de mantenimiento y tareas proactivas	5	7/06/2025	12/06/2025
Contraste con normativas internacionales	8	13/06/2025	21/06/2025
Documentación del anteproyecto de la monografía	28	22/06/2025	20/07/2025
Desarrollo de las diapositivas	8	21/07/2025	29/07/2025
Elaboración de matriz explicativa y finalización de la monografía	120	30/07/2025	27/11/2025

Nota. esta tabla presenta fechas tentativas alineadas con las establecidas por el docente para la realización del proyecto planteado.

Figura 13 Diagrama de GANTT del proceso de ejecución de la monografía



Nota. Se presenta la cantidad de documentos disponibles para cada criterio de búsqueda en la plataforma IEEE XPLORE

4. Desarrollo

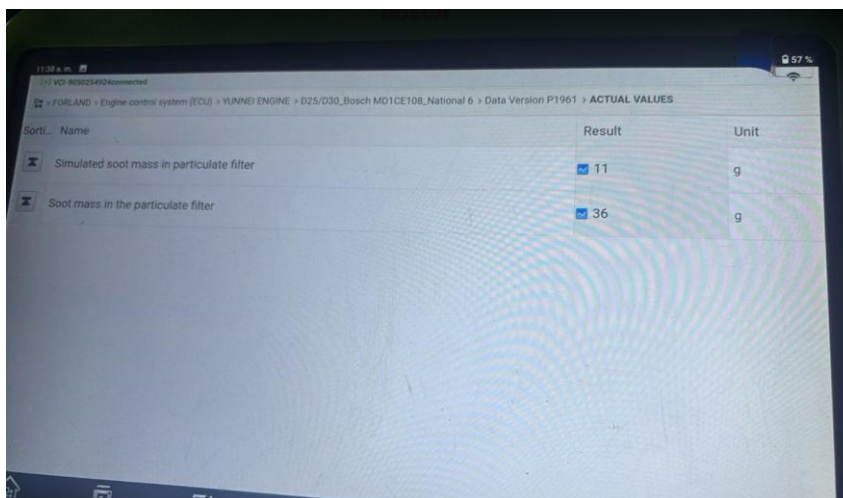
Al analizar las 15 nuevas técnicas de mantenimiento seleccionadas se pudo identificar que la mayoría de las técnicas se encuentran en una fase de desarrollo, donde principalmente se pueden categorizar en 3 clases distintas, las cuales son: técnicas de mantenimiento basado en inteligencia artificial y machine learning, mantenimiento centrado en confiabilidad y soluciones basadas en IoT, digital twins y realidad aumentada.

Al profundizar en cada una de las técnicas se analiza que a pesar de usar metodologías diferentes todas buscan anticiparse a la falla y así mismo reducir los tiempos de parada excesivos, de esta manera aumentando la eficiencia de las flotas. Cabe resaltar que en su mayoría estas nuevas estrategias de mantenimiento se fundamentan en el monitoreo constante de variables con el fin de poder detectar pequeñas anomalías en la operación cotidiana del equipo, lo cual está alineado con la filosofía de mantenimiento predictiva.

Es importante resaltar que gran parte de las estrategias de mantenimiento seleccionadas se pueden aplicar en vehículos livianos y en vehículos pesados, lo cual es conveniente debido a que en la región de los llanos orientales hay varias zonas de exploración petrolera y empresas de transporte de mercancías, donde se suelen implementar los dos tipos de vehículo mencionado anteriormente.

En la actualidad del contexto colombiano se ha evidenciado que la rápida transición entre la tecnología de regulación de emisiones euro 5 al euro 6 en vehículos de combustión interna que funcionan a base de diésel ha sido difícil de adoptar por los conductores. El problema radica en la falta de regeneración del filtro DPF que se encuentra en el ensamble del catalizador, esto lleva a que el vehículo se regule (lo cual consiste en limitar el funcionamiento del motor, haciendo que este no sea capaz de superar las 2000-2500 RPM (dependiendo del vehículo), esto ocasionando que los desplazamientos del vehículo sean bastante demorados. Esta falla puntualmente debe ser solucionada en talleres autorizados que cuenten con un equipo de diagnóstico que permita reinicializar parámetros de los sensores presentes en el sistema de postratamiento (siempre y cuando el nivel de saturación en gramos no sea tan alto, esto puede variar según la marca), dicho procedimiento se traduce en una parada no programada que puede ser de larga duración.

Figura 14 Visualización del nivel de saturación alto en un filtro DPF de un camión marca Forland LHR por medio del equipo de diagnóstico



4.1. Mantenimiento Centrado en Confiabilidad (RCM)

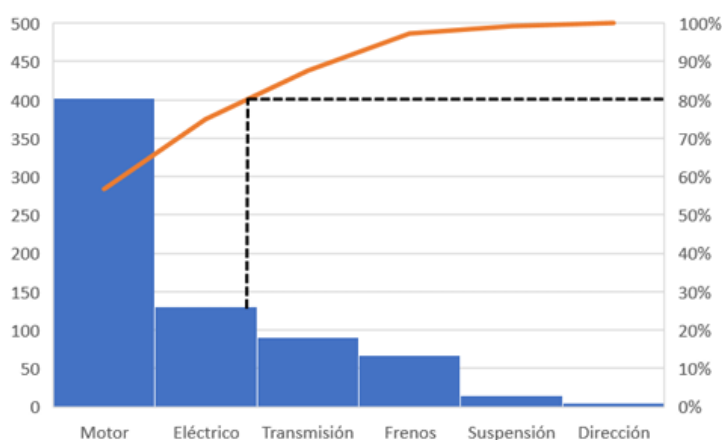
Este tipo de mantenimiento es el más sencillo y económico al momento de ser implementado, ya que netamente se basa en seguir rigurosamente las recomendaciones de mantenimiento del vehículo establecidas por el fabricante y a su vez por el histórico de fallas que presenta cada uno de los automotores presentes en cada una de las flotas analizadas. Hay que tener en cuenta, que también se requiere de un monitoreo visual y auditivo constante de las condiciones normales de funcionamiento de cada uno de los elementos principales del vehículo con el fin de poder detectar anomalías.

Es importante resaltar que este tipo de nueva técnica de mantenimiento puede ser aplicado en cualquier tipo de vehículo, abarcando vehículos con motor de combustión interna, motores eléctricos y sistemas híbridos. Esto permite que sea la tendencia de mantenimiento más implementada en la actualidad, esto debido a su bajo costo y facilidad de implementación. Hay que tener en cuenta que para poder llevar acabo esta estrategia de mantenimiento se debe realizar un análisis de modos y efectos de falla, que a su vez esté soportado por un análisis de criticidad con un alto nivel de criticidad, donde se analicen aspectos tales como el conjunto al cual pertenece la parte afectada, la criticidad ambiental y económica que simboliza la falla del componente, el tiempo aproximado de reparación de la falla, la capacidad de generar fallas en cascada del componente, la periodicidad de la falla, etc.

4.1.1 Plan de Mantenimiento para buses Volvo B5RH

En este documento el autor se encarga de estructurar un plan de mantenimiento centrado en confiabilidad para la flota de buses Volvo de la empresa Consorcio Express S.A.S. que presta el servicio del sistema de transporte público de Bogotá (Transmilenio), esta flota vehicular se compone de 176 buses de marca Volvo de referencia B5RH, los cuales son híbridos (poseen un motor de combustión interna que funciona a base de gasolina y un motor eléctrico). Ruesta en su tesis analiza la cantidad de fallas que ocurren por sistema en un lapso que comprende desde el 2019 al 2023 por medio de un diagrama de Pareto, cabe resaltar que los sistemas que se definen son las divisiones que establece el grupo Volvo.

Figura 15 Diagrama de Pareto donde se evidencian la cantidad de fallas por sistema principal.



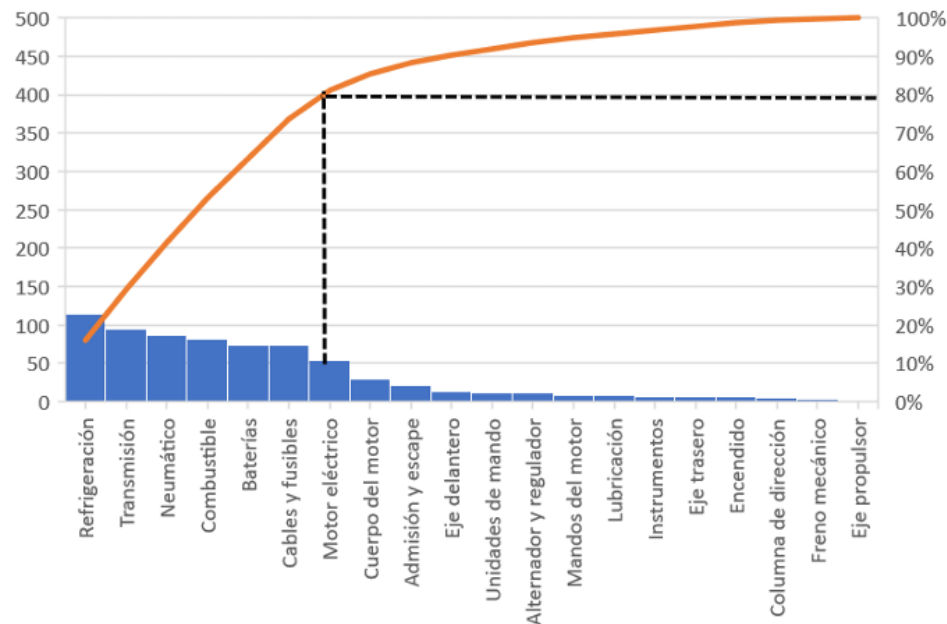
Nota: El sistema Motor no contempla el motor eléctrico debido a que este se contempla en el sistema eléctrico del chasis según lo establecido por el fabricante.

Nota. Tomado de “Diseño de un plan de mantenimiento centrado en confiabilidad (RCM) para la línea de buses Volvo B5RH del plan de mantenimiento oro de la empresa Volvo Group Colombia S.A.S.”, por (Ruesta Zambrano, 2024)

De acuerdo con la imagen anteriormente presentada se puede evidenciar que el sistema que más falla es el del motor, cabe resaltar que estas fallas están exentas de las rutinas de mantenimiento preventivo (cambios de fluidos y filtros) establecidas por el fabricante. Por lo tanto,

al profundizar en cada uno de los sistemas el autor plantea 20 subsistemas principales, los cuales tienen el siguiente número de fallas:

Figura 16. Diagrama de Pareto donde se evidencian la cantidad de fallas por subsistema.



Nota. Tomado de “Diseño de un plan de mantenimiento centrado en confiabilidad (RCM) para la línea de buses Volvo B5RH del plan de mantenimiento oro de la empresa Volvo Group Colombia S.A.S.”, por (Ruesta Zambrano, 2024)

Además, se presentan los costos de reparación de todas las fallas a lo largo de esos años donde se tiene en cuenta el precio del repuesto y de la mano de obra. En contraste a lo anterior, se evidencia que el autor menciona casos en los cuales las fallas se realizan de manera preventiva, ya que se realiza el remplazo de componentes justo cuando se cumple la vida útil del componente.

Figura 17. Tabla de costos de reparación de las fallas presentadas en los buses Volvo B5RH entre los años 2019 y 2023

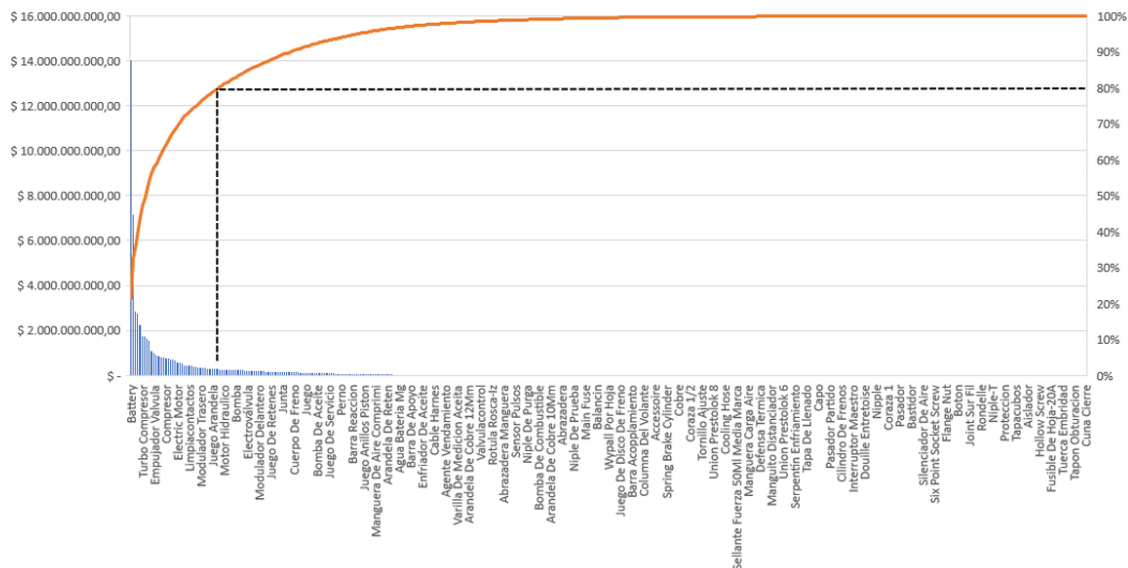
AÑO	2019	2020	2021	2022	2023
Repuestos	\$8.123.057.610,31	\$20.564.828.818,01	\$12.116.519.533,83	\$14.543.085.965,08	\$9.440.732.840,19
Mano de obra	\$3.842.908.577,20	\$3.916.742.906,28	\$3.947.711.785,80	\$4.765.536.448,00	\$4.322.500.000,00
TOTAL	\$11.965.968.206,51	\$24.481.573.744,29	\$16.064.233.340,63	\$19.308.624.435,08	\$13.763.234.863,19

Nota: Esta tabla representa los costos de mantenimiento desde el año 2019 al año 2023. Los valores están expresados en pesos colombianos COP.

Nota. Tomado de “Diseño de un plan de mantenimiento centrado en confiabilidad (RCM) para la línea de buses Volvo B5RH del plan de mantenimiento oro de la empresa Volvo Group Colombia S.A.S.”, por (Ruesta Zambrano, 2024)

Teniendo en cuenta los puntos anteriormente presentados, el autor estableció una criticidad en cada componente remplazado teniendo en cuenta las veces que se sustituyó y el valor unitario del mismo, de lo cual el autor concluyó que la parte que más criticidad tiene en la operación de los buses son las baterías de tracción de 600v.

Figura 18 Diagrama de Pareto para la criticidad de falla de cada uno de los repuestos remplazados entre los años 2019-2023

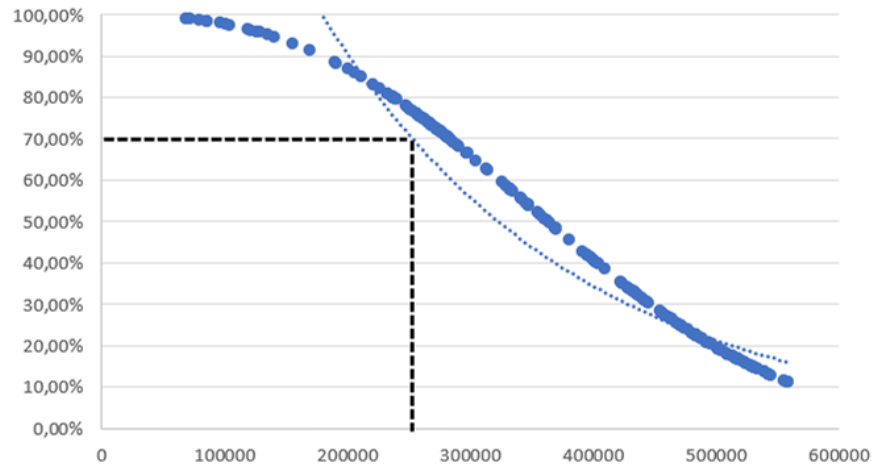


Nota. Tomado de “Diseño de un plan de mantenimiento centrado en confiabilidad (RCM) para la línea de buses Volvo B5RH del plan de mantenimiento oro de la empresa Volvo Group Colombia S.A.S.”, por (Ruesta Zambrano, 2024)

Por último, el autor establece la confiabilidad de cada uno de los componentes principales analizados, donde se analiza la cantidad de veces que ha sido remplazado un repuesto antes de que se cumpla la vida útil del componente. Al interpretar los resultados expuestos por el escritor se evidencia que los componentes con menor confiabilidad son: el compresor, la bomba de alta presión, los inyectores, los cilindros y la unidad bomba del refrigerante. Al tener toda esta información articulada con el plan de mantenimiento actual se propone unas revisiones adicionales

con el fin de garantizar el funcionamiento óptimo de los activos de la flota antes de que cumplan 1.000.000 de km.

Figura 19 *Análisis de Weibull para los inyectores de un bus Volvo B5RH*



Nota. Tomado de “Diseño de un plan de mantenimiento centrado en confiabilidad (RCM) para la línea de buses Volvo B5RH del plan de mantenimiento oro de la empresa Volvo Group Colombia S.A.S.”, por (Ruesta Zambrano, 2024)

4.1.2 Plan de Mantenimiento Predictivo Y Preventivo En Motores Diésel y Modelación De Los Rendimientos De Consumo De Combustible

En esta tesis de grado se enfoca en optimizar la gestión de flotas de carga pesada en Colombia, donde el consumo de combustible representa aproximadamente un 35.13% de los costos operativos del vehículo, este estudio se centra netamente en un motor Cummins de tipo ISX que se caracteriza por ser de 6 cilindros en línea, tener un turbo de geometría variable, tener una potencia entre 385-605HP, inyección por common rail en versiones modernas y la implementación de una EGR, un DPF y un SCR alineándose así a los lineamientos medioambientales de la norma euro 6.

Figura 20 Motor CUMMINS ISX 2001-2016



Nota. Tomado de “ISX (EPA 07)”, por (CUMMINS, 2025)

Adicionalmente la metodología implementada por el autor empieza con el análisis de las fallas históricas que ha presentado una flota vehicular desde el año 2020, esto con el fin de identificar averías recurrentes en los elementos periféricos del motor, como es el caso del riel de inyección, inyectores, filtros de combustible, turbo, intercooler, entre otros. Con estos datos registrados se procedió a aplicar la metodología 80/20 que basa su funcionamiento en la identificación de equipos críticos mediante un análisis de criticidad, donde también se identifica la repetitividad de las fallas, costos de reparación, impacto al medio ambiente y el impacto operacional que conlleva la falla del componente en la operación del camión. Por último, se decidió monitorear el consumo de combustible que tiene el motor en el cubrimiento de las rutas más críticas de la flota vehicular, las cuales son de Bogotá hacia Barranquilla y de Bucaramanga hacia Cucuta, se midió el consumo de combustible en galones por cada kilómetro recorrido bajo condiciones normales de carga, donde el vehículo puede pesar aproximadamente 52 toneladas.

Figura 21 Criticidad de los componentes que aumentan el consumo de combustible en motor CUMMINS ISX

Evaluación de criticidad de cada componente en el consumo de combustible								
Componente	Legal	Seguridad	Calidad	Operación	Disponibilidad	Consecuencia	Frecuencia	Resultado
Fan clutch	1	2	1	5	3	2.4	3	7.2
Filtro de aire	1	1	1	2	2	1.4	5	7
Filtro de combustible	1	1	1	2	2	1.4	5	7
Válvula solenoide corte	1	3	1	2	2	1.8	3	5.4
Turbo	1	2	1	5	3	2.4	2	4.8
Patin tensor	1	2	1	4	3	2.2	2	4.4
Intercooler	1	3	1	3	3	2.2	2	4.4
Bomba de inyección	1	3	1	3	3	2.2	2	4.4
Termostato de refrigerante	1	3	1	2	3	2.0	2	4
Injectores	1	3	1	2	3	2.0	2	4
Compresor	1	2	1	2	3	1.8	2	3.6
Actuadores	1	3	1	2	2	1.8	2	3.6
Bomba de agua	1	2	1	5	4	2.6	1	2.6
Ventilador	1	2	1	2	3	1.8	1	1.8
Correa motor	1	1	1	2	2	1.4	1	1.4
Radiador y mangueras	1	2	1	1	2	1.4	1	1.4
Restrictor aire	1	2	1	1	2	1.4	1	1.4
Modulo motor (ECM)	1	2	1	1	2	1.4	1	1.4
Tanque auxiliar radiador	1	1	1	1	2	1.2	1	1.2
Templetes radiador	1	1	1	1	1	1.0	1	1
Soportes radiador	1	1	1	1	1	1.0	1	1
Múltiple de escape	1	1	1	1	1	1.0	1	1

Nota. Tomado de “plan de mantenimiento de predictivo y preventivo en motores diesel y modelación de los rendimientos de consumo de combustible en el gerenciamiento de una flota de transporte de carga analizando los factores que inciden directamente en el indicador”, por (Garzon Arenas, 2021)

En primer lugar, para disminuir el consumo de combustible y las paradas no programadas de los camiones de la flota vehicular se implementó la estrategia de realizar técnicas de mantenimiento autónomo, donde los conductores se encargan de verificar niveles de fluidos, fugas, tensionar las correas, verificación de la presión de los neumáticos y realizar jornadas de limpieza al vehículo antes de arrancar la ruta. Seguidamente, se implementaron técnicas de mantenimiento predictivo como es el caso de análisis de aceite del motor, videoscopia de cilindros, diagnostico mediante un equipo de diagnóstico especializado y muestras de combustible con el fin de garantizar la pureza del diésel, de esta manera identificando anomalías antes de que ocurra la falla. Así mismo, se continua con las técnicas de mantenimiento preventivo programado que estipula el fabricante, las cuales tienen una frecuencia de cada 15000km, cabe resaltar que en este caso se realizan las mismas tareas básicas, pero en los mantenimientos de cada 30000 y 60000km se hacen reparaciones preventivas adicionales, como es el caso de limpieza del radiador e intercooler y calibración de válvulas respectivamente.

Al momento de implementar la metodología de mantenimiento se evidenció que los elementos críticos que aumentan el consumo de combustible del motor son el turbocompresor de geometría variable, el intercooler, el fan clutch, los filtros de combustible y el filtro de aire motor. Al tomar medidas preventivas sobre estos componentes, se obtuvo una disminución significativa

de combustible en ambas rutas principales de la flota vehicular, “donde se obtiene un consumo promedio de 8.53 km/galón en la ruta Bogotá hacia Barranquilla y un consumo promedio de 5 km/galón” (GARZON ARENAS, 2021), los cuales representan una eficiencia mayor en el proceso de combustión del motor, de esta manera se puede identificar que al realizar estas tareas de mantenimiento proactivo donde se prioriza el control estricto en los filtros y en el sistema de inyección es capaz de disminuir los gastos operativos en este tipo de flotas y por ende contribuye a aumentar el margen de ganancias neto.

4.1.3 Elaboración de una propuesta de plan de mantenimiento basado en confiabilidad para la flota de vehículos de la empresa Tranzit s.a.s perteneciente al SÍTP

En este artículo se desarrolla una estrategia de mantenimiento que permite optimizar la operatividad de los buses que prestan el servicio de transporte público en Usme, es importante resaltar que la empresa Tranzit S.A.S. cuenta con buses de la marca Scania y Mercedes Benz. Si se tiene en cuenta nada más los manuales del fabricante se puede identificar que estos no se ajustan con las condiciones geográficas y ambientales de la zona de operación en Usme que contribuyen a la generación de fallas imprevistas.

En primer lugar, se desarrolla un análisis histórico y de Pareto de las fallas que ha presentado la flota vehicular desde el año 2017, identificando que el 80% de los causales de inoperatividad radican en fallas en el sistema de transmisión de potencia, específicamente en la transmisión, el diferencial y el embrague. Posteriormente, se desarrolló un análisis de modos y efectos de falla, en el cual se establecieron las funciones principales y secundarias de cada componente principal del vehículo para así poder definir las fallas funcionales de los mismos, estas fallas se priorizaron a partir de un análisis de criticidad, donde se tuvo en cuenta la frecuencia de falla, la seguridad, el impacto al medio ambiente, costos de reparación y lucro cesante.

La flota de buses cuenta con 202 autobuses modelo 2014, divididos en 94 buses padrón Scania K250 y 108 buses Mercedes Benz Atego 1016, al analizar los datos de disponibilidad y confiabilidad de los automotores de la flota se identificó que son inconsistentes con la realidad, ya que “reportan una disponibilidad del 73% y una confiabilidad del 60%” (RODRIGUEZ, 2018), mientras que al momento de realizar la implementación de este plan de mantenimiento se evidenció que ambos valores estaban cerca de 5 puntos por debajo de lo presentado. En el año 2017 las fallas

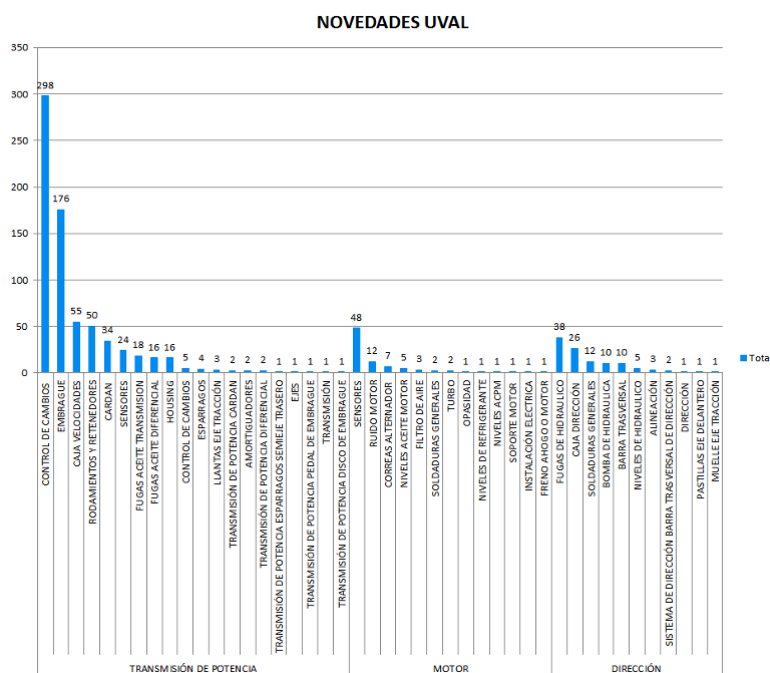
ocurridas en la transmisión, el diferencial y el embrague se tradujeron en un costo de reparación de 501.8 millones de pesos colombianos y al tener en cuenta el lucro cesante por la falta de transportar pasajeros se obtuvo una pérdida de 668.4 millones, lo cual genera una alerta a la empresa y da paso a la aplicación de un plan de mantenimiento centrado en confiabilidad que prioriza el desarrollo de tareas proactivas antes que correctivas.

Figura 22 *Calculo disponibilidad compañía.*

Mes	Flota Comercial	Flota Operativa	Varadas	Disponibilidad	Confiabilidad
Enero	3488	3640	448	104%	88%
febrero	3438	3228	490	94%	85%
Marzo	4202	3944	742	94%	81%
Abril	3411	3300	631	97%	81%
Mayo	4011	3853	676	96%	82%
Junio	3736	3602	676	96%	81%
Julio	3563	3435	583	96%	83%
Agosto	3948	3644	822	92%	77%
Septiembre	5189	4527	795	87%	82%
Octubre	5550	4794	681	86%	86%
Noviembre	5541	4693	644	85%	86%
Diciembre	4186	3524	690	84%	80%
Total disponibilidad y Confiabilidad				93%	83%

Nota. Tomado de “Elaboración de una propuesta de plan de mantenimiento basado en confiabilidad para la flota de vehículos de la empresaTranzit s.a.s perteneciente al SÍTP.”, por (Rodríguez, 2018)

Como resultado de las fallas y pérdidas monetarias presentadas en la **Figura 22**, se diseñó una serie de tablas que alberga tareas proactivas que incluyen tareas preventivas, tales como el cambio de aceite de motor, diferencial, transmisión, filtros de combustible, filtro de aire motor, filtro de aceite, graduación del brazo selector de la transmisión con el fin de evitar daños en los engranajes de los cambios, además se implementaron técnicas de mantenimiento preventivo, como es el caso del análisis de muestras de aceite motor, diferencial y transmisión con el objetivo de detectar la presencia de residuos metálicos en alguno de los lubricantes de estos componentes, ya que esto puede significar problemas de lubricación que desencadena en un desgaste prematuro de los componentes móviles del sistema motriz del vehículo. Por último, se implementa un plan de capacitación a los conductores que disminuya los daños ocasionados por la mala operación del vehículo.

Figura 23 Fallas más comunes de vehículos en el Patio Uval Tranzit a lo largo del año 2017

Nota. Tomado de “Elaboración de una propuesta de plan de mantenimiento basado en confiabilidad para la flota de vehículos de la empresa Tranzit s.a.s perteneciente al SÍTP.”, por (Rodríguez, 2018)

4.1.4 Elaboración de un plan de mantenimiento basado en RCM para la flota vehicular de la empresa pública EMMAIPC-EP

En este artículo los autores proponen la implementación de un plan de mantenimiento centrado en confiabilidad (RCM) que permita aumentar la disponibilidad de los automotores encargados de la recolección de basura en los cantones de cañar, Biblián, El Tambo y Suscal en Ecuador, el objetivo principal de este artículo es cambiar la metodología de mantenimiento correctiva reactiva a la cual está alineada esa flota, la empresa pública EMMAIPC-EP cuenta con 13 unidades, donde se encuentran 11 recolectores, una plataforma y una barredora.

En primer lugar para el desarrollo de la metodología se recopiló el historial de mantenimiento de la flota vehicular durante el periodo de 2017-2020, para así implementar posteriormente implementar la teoría de Pareto 80/20 con el fin de identificar el 20% de los componentes que desencadenan el 80% de las fallas ocurridas en cada activo de la flota, además se implementa la metodología de las 7 preguntas del RCM que plantea la norma SAE JA1011, con el objetivo de definir las funciones operacionales, fallos funcionales, modos de falla, efectos y

consecuencias para los elementos prioritarios, donde se califica cuantitativamente factores como gravedad del fallo (G), frecuencia de ocurre (O), probabilidad de no detección de la falla (D), impacto económico (I) y consecuencias de seguridad y medio ambiente (S).

Figura 24 Registro del total de fallas de cada componente para cada uno de los activos en el periodo desde el 2017 hasta el 2020

Elementos fallo relevantes	Uma-1013	Uma-1020	Uma-1021	Uma-1031	Uma-1035	Uma-1051	Uma-1052	Uma-1053	Uma-0066	Uei-1038	Uma-1041	Uma-1060	Total Fallos
Embrague	1	7	1	2	4	3	7	2	10	0	2	1	40
Hojas de resorte	0	9	3	2	5	1	1	1	10	0	0	0	32
Radiador	0	7	4	3	1	2	2	2	2	0	2	0	25
Manguera hidráulica	0	1	2	10	6	2	1	0	1	0	0	0	23
Motor	4	7	1	3	1	3	1	0	1	0	0	0	21
Llantas	0	4	0	0	0	0	1	2	12	0	1	0	20
Arnés de cables	1	0	4	4	2	0	0	1	4	2	1	0	19
Luces	1	3	5	1	1	0	5	1	0	1	0	0	18
Frenos	0	3	0	1	1	1	1	6	3	0	0	1	17
Carrocería	0	5	0	0	0	2	4	1	2	0	0	0	14
Amortiguador	2	0	0	0	0	0	1	3	3	0	1	0	10
Caja de cambios	0	1	2	1	0	0	0	0	6	0	0	0	10
Toma fuerza	0	1	1	0	0	3	1	3	1	0	0	0	10
Cañería de aire	0	1	0	1	0	1	0	4	2	0	0	0	9
Retén	2	0	0	1	1	0	2	3	0	0	0	0	9
Retén hidráulico	2	0	0	1	1	0	2	3	0	0	0	0	9
Cañería hidráulica	1	1	0	0	1	1	2	1	0	0	0	0	7
Bomba hidráulica	1	1	4	0	0	0	1	0	0	0	0	0	7
Cilindro hidráulico	1	1	1	0	0	1	0	1	2	0	0	0	7
Sensores	0	4	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	6
Bomba de combustible	3	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	5
Caja compactadora	0	1	2	0	0	0	1	1	0	0	0	0	5
Válvula s. Hidráulico	0	1	0	0	2	2	0	0	0	0	0	0	5
Alternador	1	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	4
ECM	0	2	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	4
Terminales de dirección	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	4
Empaque	0	3	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	4
Terminales dirección	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	4

Nota. Tomado de “Elaboración de un plan de mantenimiento basado en RCM para la flota vehicular de la empresa pública EMMAIPC-EP.”, por (Romero & Jacqueline, 2021)

Durante el periodo analizado el vehículo con código UMA-1020 registró la mayor frecuencia de fallos (72), mientras que el recolector Kenworth UMA-1051 presentó el costo de reparación correctivo más alto con un valor de 40611 dólares. De acuerdo con (Romero & Jacqueline, 2021): El análisis de criticidad desarrollado arrojó 9 elementos con un índice de prioridad de riesgo superior a 100, los elementos analizados son el embrague con un IPR de 290, los muelles con un IPR de 248, el motor tiene un IPR de 234, pero es el elemento con mayor relevancia económica acumulando gastos por \$53597.61 dólares, mientras que los otros elementos críticos son el radiador, mangueras hidráulicas, arneses eléctricos, llantas, frenos y carrocería. Como contrapropuesta se generó un plan de mantenimiento proactivo con tareas específicas de lubricación, inspección, ajuste y cambio cíclico de componentes como filtros y bujes con una frecuencia desde los 5000 hasta los 150000km esto con el fin de garantizar que los activos cumplan

su función bajo los estándares de calidad requeridos para prestar el servicio de recolección de basura de esos distritos en Ecuador.

Figura 25 plan de mantenimiento propuesto para la empresa pública EMMAIPC-EP

EMMAIPC-EP DEPARTAMENTO TÉCNICO DE MANTENIMIENTO														
FECHA:			VEHICULO:		FRECUENCIA									
RESPONSABLE:			CODIGO:		A=LUBRICAR		B=INSPECCION		C=CAMBIAR		D=LIMPIAR		E=AJUSTAR	
Código	Sistema	Elemento crítico	Actividades de mantenimiento	5.000	10.000	15.000	20.000	25.000	30.000	35.000	40.000	50.000	120.000	150.000
01	Sistema de Embrague	Embrague	Lubricación del collarín y del eje transversal de presión del embrague.	A										
			Inspección de la placa de presión.		B									
			Inspección del nivel del líquido del embrague hidráulico.	B										
			Cambio del kit de embrague									C		
02	Sistema de suspensión	Hojas de resorte	Inspección visual de la curvatura de las hojas de resorte.		B									
			Ajustar las grapas de las hojas de resorte.	E										
			Cambiar hojas de resorte.							C				
03	motor	Motor	Inspección del nivel de aceite de motor.	B										

Nota. Tomado de “Elaboración de un plan de mantenimiento basado en RCM para la flota vehicular de la empresa pública EMMAIPC-EP.”, por (Romero & Jacqueline, 2021)

4.2. Enfoques Basados en Inteligencia Artificial y Machine Learning

Este tipo de mantenimiento inteligente y predictivo representa una evolución tecnológica que optimiza la gestión de flotas al anticipar fallos potenciales antes de que se conviertan en problemas críticos. A diferencia de los métodos tradicionales, esta técnica se fundamenta en la analítica de datos en tiempo real recolectados por sensores IoT integrados en los componentes del vehículo, lo que permite superar la dependencia exclusiva de las recomendaciones estáticas del fabricante o el monitoreo manual visual y auditivo.

Es fundamental destacar que estas nuevas técnicas de mantenimiento proactivo pueden implementarse en cualquier tipo de vehículo, abarcando flotas con motores de combustión interna (ICE), sistemas híbridos y vehículos eléctricos (EV). Su adopción permite una transición hacia un modelo de "Mantenimiento 4.0", donde la integración de dispositivos inteligentes y conectividad

en la nube garantiza una alta disponibilidad operativa y una reducción significativa de los costos de reparación y tiempos de inactividad no planificados.

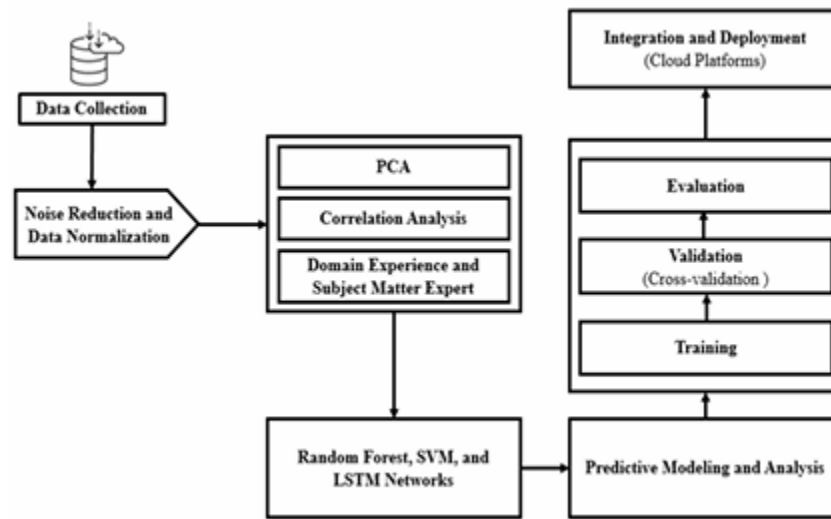
Es importante recalcar que estas nuevas de mantenimiento son bastante costosas debido que los sensores tienen un costo de adquisición alto, además de eso el alto precio de la plataforma en la cual se van a presentar los datos, además la comprensión de estos sistemas suele ser mucho más complejo debido a que se debe conocer de manera detallada el funcionamiento normal de cada componente analizado. Pero este modelo ofrece como ventaja la detección de fallas fuera de las rutinas de mantenimiento estipuladas por el fabricante de acuerdo con la vida útil proyectada de cada componente.

4.2.1 Mantenimiento Predictivo Impulsado por IA para Flotas de Vehículos Eléctricos

En este artículo el autor propone una solución avanzada por medio del monitoreo constante de variables de funcionamiento del vehículo que posteriormente son procesadas por herramientas de inteligencia artificial que tienen como finalidad superar los limitantes que tienen los métodos de mantenimiento tradicionales, así mismo disminuyendo los costos de mantenimiento innecesario y pérdidas económicas producto de paradas innecesarias.

El autor se centra en analizar datos en tiempo real de los sistemas de freno, el rendimiento del motor y la integridad de la batería de alto voltaje, estos datos se recolectan por medio de sensores integrados en los vehículos. Antes del procesamiento de los datos se depuran señales de “ruido” que pueden afectar la eficiencia de los datos recolectados, de esta manera es más seguro detectar comportamientos adversos en los elementos que hacen parte de los sistemas anteriormente mencionados, después se cargan los datos a la nube con el fin de garantizar la escalabilidad y el manejo de un gran volumen de datos por parte de los modelos de IA que desarrolló el autor.

Figura 26. diagrama de bloques de la metodología usada en el artículo *AI-Powered Predictive Maintenance for Electric Vehicle Fleets*.



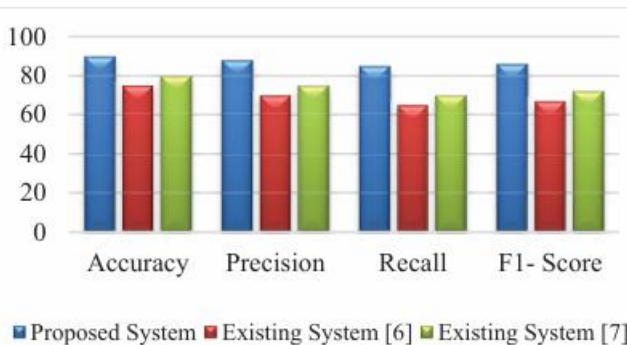
Nota. Tomado de “AI-Powered Predictive Maintenance for Electric Vehicle Fleets.”, por (Bahheti et al., 2024)

El autor desarrolló 3 modelos de IA los cuales son random forest, Support Vector Machines (SVM) y Long Short-Term Memory (LSTM). El primer modelo de IA desarrollado por el autor tiene como finalidad realizar tareas de clasificación multicaso permitiendo categorizar el tipo de mantenimiento requerido por el vehículo (reparación de motor, servicio de frenos o reemplazo de batería) con alta robustez al sobreajuste. El segundo modelo empleó principalmente para la clasificación binaria (predecir si un componente fallará o no dentro de un tiempo determinado) al identificar hiperplanos óptimos en espacios de alta dimensión. El último modelo se basa en un sistema de redes neuronales recurrentes, las cuales son ideales para capturar dependencias temporales en series temporales, modelando la naturaleza dinámica del rendimiento del vehículo a lo largo del tiempo.

Para garantizar que el modelo sea fiable y capaz de generalizar ante nuevos datos, se utiliza la validación cruzada de 10 pliegues. Esta técnica divide el conjunto de datos en diez subconjuntos, entrenando y probando el modelo diez veces de forma iterativa para minimizar el sesgo y confirmar la estabilidad de las predicciones en diferentes segmentos de datos. El sistema propuesto por los autores logró un 90% de precisión acumulada. Se registraron tasas significativamente más bajas de falsos positivos (10) y falsos negativos (5), lo que reduce las inspecciones innecesarias y las

fallas no detectadas. En conclusión, “el sistema obtuvo una precisión del 88%, un recall del 85% y una puntuación F1 del 86%” (Bahheti et al., 2024), consolidándose como una herramienta viable para mejorar la sostenibilidad y disponibilidad de las flotas eléctricas, tal como se puede apreciar en la Figura 27..

Figura 27 Comparación de los resultados obtenidos por esta metodología con respecto a 2 sistemas de mantenimiento existentes anteriormente.



Nota. Tomado de “AI-Powered Predictive Maintenance for Electric Vehicle Fleets.”, por (Bahheti et al., 2024)

4.2.2 Mantenimiento Predictivo en Vehículos Implementando Redes Neuronales Profundas

El artículo "Predictive Vehicle Maintenance using Deep Neural Networks (DNN)" propone un sistema novedoso de mantenimiento basado en el estado real del vehículo para superar la ineficiencia de los programas de mantenimiento fijos por kilometraje o tiempo. Este enfoque utiliza la Inteligencia Artificial para clasificar la salud de los automóviles en cuatro categorías precisas: Excelente (0), Bueno (1), Necesita Servicio (2) y Muy Mal Estado (3). El objetivo central es optimizar los cronogramas de servicio, minimizar las averías y mejorar la confiabilidad general del activo mediante el análisis de flujos de datos provenientes de sensores integrados.

La metodología de este estudio se estructura en un flujo de trabajo de ciencia de datos que abarca desde la adquisición hasta la implementación del modelo. En primer lugar, el autor implementó un conjunto de sensores que se encargaban de registrar valores de parámetros críticos en el funcionamiento de los vehículos, como es el caso de temperatura del motor, presión de aceite, voltaje de la batería, nivel de combustible, lectura del odómetro, presión de neumáticos, nivel de

líquido de frenos, estado del filtro de aire, nivel de líquido de transmisión y nivel de refrigerante. Los datos recopilados son almacenados y se someten a un proceso de Label Encoding para las categorías de salud y Standard Scaling (escalado estándar) para normalizar las lecturas de los sensores, asegurando que el modelo procese la información de manera uniforme.

Se implementó un modelo secuencial compuesto de cinco capas conectadas, donde se evidenció que La estructura de la red presenta una disminución progresiva en el número de neuronas por capa: 64, 32, 16, 8 y 4, respectivamente. Así mismo este sistema mencionado anteriormente emplea la función de activación más implementada en sistemas de redes neuronales (unidad lineal rectificada) entre las capas intermedias para introducir no linealidad y capturar relaciones complejas en los datos, mientras que la capa de salida utiliza la función Softmax para realizar la clasificación multiclase. El modelo se somete a entrenamiento continuo con el fin de identificar patrones en los datos recolectados por medio de los sensores con el fin de detectar la degradación de las variables que están siendo analizadas, este proceso se realiza teniendo como base las métricas de precisión, recobro (recall) y puntuación F1, analizando además la matriz de confusión para observar el desempeño en cada una de las cuatro clases de salud vehicular, esto por medio de la implementación de una red neuronal totalmente conectada (feed-forward), con forma piramidal, que va reduciendo dimensionalidad desde 64 hasta 4 neuronas finales, con un total de 3,548 parámetros entrenables.

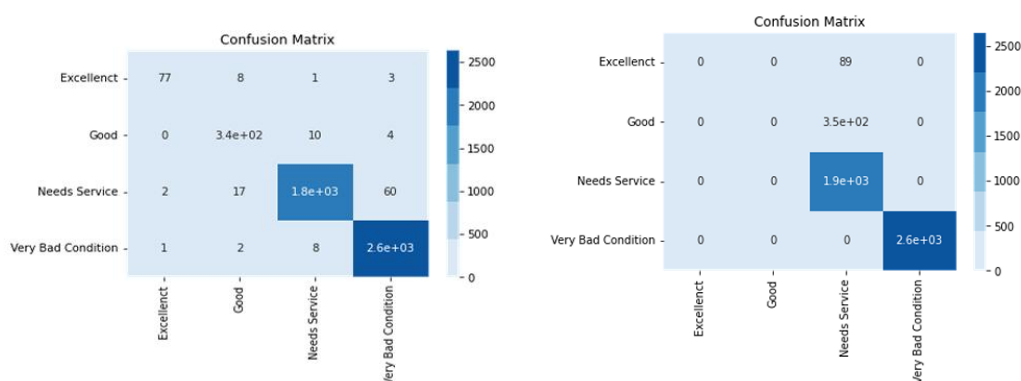
Figura 28 Caracterización de las 5 capas densas requeridas para la implementación del sistema de redes neuronales profundas.

Model: "sequential_1"		
Layer (type)	Output Shape	Param #
dense_5 (Dense)	(None, 64)	768
dense_6 (Dense)	(None, 32)	2080
dense_7 (Dense)	(None, 16)	528
dense_8 (Dense)	(None, 8)	136
dense_9 (Dense)	(None, 4)	36
Total params: 3,548		
Trainable params: 3,548		
Non-trainable params: 0		

Nota. Tomado de “Predictive Vehicle Maintenance using Deep Neural Networks (DNN).”, por (Johnson et al., 2024)

Después de la fase de entrenamiento el autor desarrolló una aplicación de smartphone que se encarga de presentar los datos recolectados y así mismo generan alertas y guías proactivas al usuario para darle solución a las novedades presentadas. El autor con el desarrollo de esta metodología obtuvo una eficiencia del 97.68%, pero al probar esta técnica de mantenimiento con la metodología del random forest se obtuvo una eficiencia del 91.24%, por lo tanto, solo se implementó la metodología con mayor eficiencia en su matriz de confusión, las cuales se presentan en la siguiente figura.

Figura 29 Diferencias entre la matriz de confusión implementando una red neuronal profunda y Random Forest



Nota. Tomado de “Predictive Vehicle Maintenance using Deep Neural Networks (DNN).”, por (Johnson et al., 2024)

4.2.3 Enfoque Basado en Datos para la Predicción de Fallas en Componentes Vehiculares

En este artículo los autores proponen un marco de mantenimiento predictivo, el cual tiene como objetivo mitigar la ocurrencia de fallas repentinas, reducir costos operativos y aumentar la vida útil de los componentes mediante el análisis proactivo de datos históricos. En esta investigación se centran en monitorear continuamente parámetros prioritarios del correcto funcionamiento de un motor de combustión, estos parámetros analizados fueron las RPM del cigüeñal, la presión de aceite, la temperatura del refrigerante y la presión de combustible.

En esta técnica de mantenimiento predictivo los autores plantearon una metodología de 5 pasos, donde en primer lugar se encargaron de adquirir parámetros operativos y registros previos de las fallas, para posteriormente aplicar una regresión con el fin de suplir los datos faltantes, de esta manera obteniendo una aproximación al comportamiento real del motor. Posteriormente se filtran ruidos o señales irrelevantes mediante promedios móviles y se normalizan los datos dentro de rangos para poder garantizar la uniformidad de la información analizada.

En segundo lugar, se calculan coeficientes de correlación y se visualizan los resultados mediante mapas de calor con el fin de identificar cambios significativos en las condiciones de operación del motor en algún momento y condición de trabajo específico. Además, se implementa la eliminación recursiva de características y valores SHAP para así poder clasificar y designar el impacto de cada variable monitoreada, priorizando la intensidad de vibración y los cambios bruscos de temperatura en el motor.

En tercer lugar, el artículo expone que el 80% de los datos recolectados se implementan en el proceso de aprendizaje de los modelos de inteligencia artificial, mientras que el 20% restante se usa con el fin de realizar pruebas, con esto se puede aplicar una validación cruzada de 10 pliegues con el fin de minimizar el sesgo y obtener una validación de los datos obtenidos bajo los modelos de IA implementados (Regresión Logística, Árboles de Decisión, Random Forest, SVM y KNN). Posteriormente estos datos son analizados y clasificados dependiendo los niveles de riesgo establecidos por los autores (bajo, medio y alto), esto con el fin de proporcionar acciones que mitiguen el impacto operacional que puede conllevar consigo la falla. Por último, esta información va a ser presentada en un tablero interactivo en una página web, como es el caso de Dash o Streamlimit, donde se pueden evidenciar los datos en tiempo real, se detectan desviaciones que se encuentren fuera de los umbrales operacionales establecidos por el fabricante y suministro de recordatorios de mantenimiento sugeridos por el modelo.

Figura 30 Interfaz diseñada por los autores para presentar las variables analizadas en el vehículo

Engine Health Prediction Dashboard

Predict the health of your engine based on parameters. Compare predictions from multiple models and analyze deviations from thresholds.

Engine rpm
704

Lub oil pressure
45

Fuel pressure
8

Coolant pressure
33

Lub oil temp
85

Coolant temp
87

Clear
Submit

Engine Health Prediction

Overall Status: **FAILURE**

Major Reason for Failure: Lub oil temp exceeds threshold by 5.0C

Estimated Days to Failure: 10.00

Feature	Deviation
Engine rpm	-504
Lub oil pressure	5
Fuel pressure	2
Coolant pressure	8.5
Lub oil temp	8
Coolant temp	7

Model Comparison

Model	Prediction
Logistic Regression	FAIL
Decision Tree	FAIL
Random Forest	HEALTHY
SVM	HEALTHY

Flag

© 2024 EPH | Built with React & Python

Nota. Tomado de “A Data-Driven Approach for Predicting Vehicle Component Failures”, por (Niranjan Savadekar et al., 2025)

Después de la implementación de esta técnica de mantenimiento en las flotas vehiculares se obtuvo que el modelo SVM alcanzó una precisión del 92%, mientras que random forest obtuvo una eficiencia del 90%. Por lo tanto, es más viable implementar un modelo SVM, el cual permite al administrador de la flota vehicular tomar decisiones de manera anticipada de esta manera reduciendo la ocurrencia de paradas no planificadas y optimizando los calendarios de reparación establecidos. Es importante que esta técnica de mantenimiento ofrece una vista poco detallada del estado general del vehículo, porque bien es cierto que el motor es el elemento más importante para el funcionamiento del vehículo, pero se dejan de lado otros elementos que también tienen una relevancia alta en la operación de este, como es el caso de la transmisión, sistemas de freno, sistema de dirección, entre otros.

Figura 31 Comparación de la eficiencia obtenida bajo los diferentes modelos de IA implementados.

Scaler saved to models/scaler.pkl
 Logistic Regression Accuracy: 0.560178970917226
 Logistic Regression ROC AUC: 0.6737928889702622
 Confusion Matrix:
 [[447 1176]
 [343 2504]]

	precision	recall	f1-score	support
0	0.57	0.28	0.37	1623
1	0.68	0.88	0.77	2847
accuracy			0.66	4470
macro avg	0.62	0.58	0.57	4470
weighted avg	0.64	0.66	0.62	4470

Decision Tree Accuracy: 0.578876062639821
 Decision Tree ROC AUC: 0.548378907784372
 Confusion Matrix:
 [[714 909]
 [977 1870]]

	precision	recall	f1-score	support
0	0.42	0.44	0.43	1623
1	0.67	0.66	0.66	2847
accuracy			0.58	4470
macro avg	0.55	0.55	0.55	4470
weighted avg	0.58	0.58	0.58	4470

Random Forest Accuracy: 0.6478747203579418
 Random Forest ROC AUC: 0.6594562576382139
 Confusion Matrix:
 [[576 1047]
 [527 2320]]

	precision	recall	f1-score	support
0	0.52	0.35	0.42	1623
1	0.69	0.81	0.75	2847
accuracy			0.65	4470
macro avg	0.61	0.58	0.58	4470
weighted avg	0.63	0.65	0.63	4470

SVM Accuracy: 0.6536912751677852
 SVM ROC AUC: 0.6544400057047868
 Confusion Matrix:
 [[341 1282]
 [266 2581]]

	precision	recall	f1-score	support
0	0.56	0.21	0.31	1623
1	0.67	0.91	0.77	2847
accuracy			0.65	4470
macro avg	0.61	0.56	0.54	4470
weighted avg	0.63	0.65	0.60	4470

Nota. Tomado de “A Data-Driven Approach for Predicting Vehicle Component Failures”, por (Niranjan Savadekar et al., 2025)

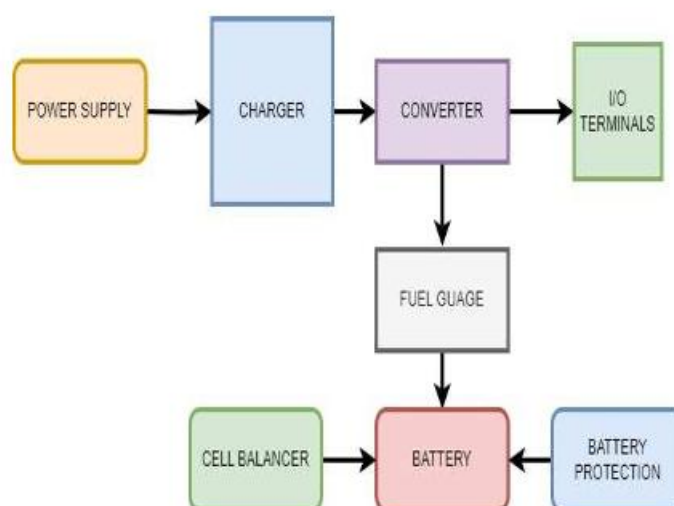
4.2.4 Análisis del Desempeño de la Gestión Energética Basada en IA

El artículo desarrolla un algoritmo de inteligencia artificial usando la metodología de machine learning, la cual se implementa con el fin de analizar el voltaje y la corriente de las celdas de las baterías de alto voltaje de los vehículos eléctricos. Esto contribuye a la detección de anomalías antes de que se produzca una parada no programada y además de eso alarga la vida útil del activo, esta técnica de mantenimiento solo se centra en el cuidado de la batería principal del VE, pero a su vez al monitorear constantemente los parámetros de funcionamiento de la fuente de energía principal se protege la integridad de los módulos, sensores y demás componentes presentes en el chasis.

La metodología de este estudio emplea un enfoque multifacético que integra algoritmos de IA para controlar y asignar dinámicamente los recursos energéticos dentro del sistema del vehículo eléctrico (EV), este proceso se centra en la optimización de parámetros eléctricos como el voltaje (V) y la corriente (I), utilizando sistemas de adquisición de datos para monitorear estas variables en tiempo real. Posteriormente, para evaluar la efectividad de la gestión, la metodología compara tres métodos principales Social Spider Optimization (SSO), Grey Wolf Optimizer (GWO) y

Multiverse Support Search Algorithm (MSSA). El diseño experimental incluye simulaciones y pruebas en tiempo real, con el fin de determinar cuál de estos métodos logra un mejor equilibrio entre la generación de energía (solar y generadores diésel) y la capacidad de almacenamiento en las baterías. Además, el marco metodológico incorpora algoritmos de optimización como Animal Migration Optimization (AMO), AD, AGA y Descenso de Gradiente Estocástico (SGD), los cuales son entrenados y probados a través de diversas iteraciones para minimizar el error absoluto medio (MAE) y el error cuadrático medio raíz (RMSE).

Figura 32 Metodología implementada para la evaluación del estado de carga de la materia.



Nota. Tomado de “Performance analysis of AI-based energy management in electric vehicles”, por (Kanagamalliga et al., 2024)

Los resultados demuestran que el método MSSA (Multiverse Support Search Algorithm) es la solución más robusta y rentable para la gestión de recursos energéticos, al presentar la mayor capacidad de batería (520 kWh) y la mejor integración de energía renovable solar (210 W). Estos datos confirman que el MSSA supera a las técnicas SSO y GWO en términos de almacenamiento y sostenibilidad operativa. Los algoritmos de optimización, el AMO (Animal Migration Optimization) se posicionó como el más eficiente durante la fase de entrenamiento, alcanzando un MAE de solo 1% y un RMSE del 2% tras 500 iteraciones. Aunque algoritmos como el AD mostraron mejoras a medida que aumentaban las iteraciones, donde se redujo su MAE de 71% a 39%, no lograron superar la precisión diagnóstica del AMO. Estos resultados validan que la

combinación de una arquitectura de gestión basada en MSSA con una optimización por AMO maximiza la eficiencia y la disponibilidad de las flotas eléctricas.

Figura 33 Comparación de los MAE y RMSE de los diferentes algoritmos

Algorithms	Iterations	Training Phase		Testing Phase	
		MAE (%)	RMSE (%)	MAE (%)	RMSE (%)
AD	100	71	86	26	28
	250	50	64	31	42
	500	39	51	40	48
AGA	100	29	41	39	51
	250	25	38	48	58
	500	24	36	46	61
SGD	100	17	17	39	40
	250	17	19	29	42
	500	17	19	37	43
AMO	100	2	4	6	9
	250	1	6	9	13
	500	1	2	15	25

Nota. Tomado de “Performance analysis of AI-based energy management in electric vehicles”, por (Kanagamalliga et al., 2024)

4.2.5 Clasificador Cuántico Variacional para el Mantenimiento Predictivo y la Monitorización del Estado de la Batería en Vehículos Eléctricos

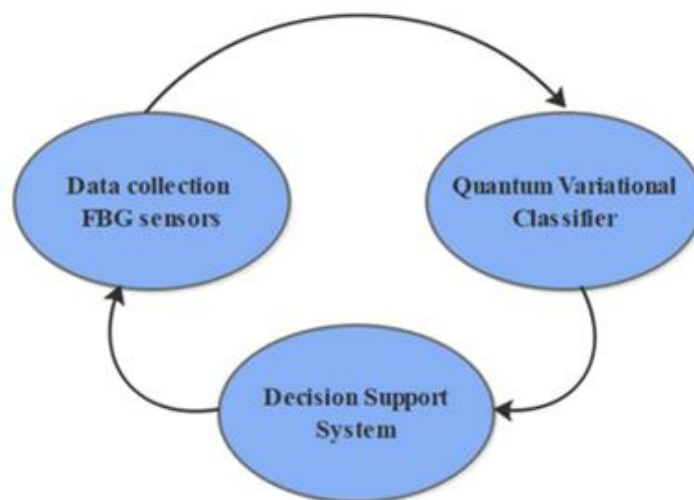
Este artículo introduce la computación cuántica como una solución viable para la gestión de volúmenes masivos de datos de flotas vehiculares eléctricas y así mismo mejorar la precisión en los diagnósticos de fallas en comparación de modelos tradicionales de IA. Esta metodología se caracteriza por implementar sensores ópticos avanzados y un clasificador cuántico para predecir fallos y detectar deterioro temprano en componentes vitales en el funcionamiento de vehículos eléctricos, como es el caso de la batería de alto voltaje, el motor eléctrico y la electrónica de potencia del vehículo. Este método se encarga de monitorear los componentes más costosos del ensamblaje general de este tipo de automotores, con el fin de poder tomar acciones preventivas y tratar de alargar la vida útil de dichos componentes.

La metodología de esta técnica de mantenimiento se dividió en tres etapas que se ejecutaron en bucle continuo de retroalimentación. En primer lugar, se instalan sensores de rejilla de Bragg de fibra (FBG) en los componentes críticos del vehículo eléctrico, estos sensores fueron los seleccionados por los autores debido a su alta sensibilidad, su capacidad de multiplexación (técnica

de combinar múltiples señales con el fin de juntarlas y procesarlas simultáneamente a través de un solo canal) y lo más importante su capacidad de resiliencia a la interferencia electromagnética, capturando así datos en tiempo real sobre voltaje, deformación y temperatura. El núcleo técnico del estudio consiste en la recopilación de datos y su respectivo procesamiento bajo un modelo de inteligencia artificial que funciona a base de un algoritmo de machine learning cuántico (QML).

Inicialmente para el desarrollo de ese algoritmo se requirió de la implementación de circuitos para proyectar la entrada de datos clásicos en un espacio de características de Hilbert, el cual permite encontrar un hiperplano que se encarga de la categorización de datos no lineales que no pueden ser clasificados por métodos convencionales. Posteriormente, se implementa un circuito variacional denominado *EfficienteSU2*, el cual tiene una profundidad de 2 y un *Pauli Featured Map*, estos son circuitos entrenables que se ajustan siguiendo la guía de una función perdida. Adicionalmente, se recolectan muestras de la distribución del estado cuántico para determinar la clasificación del estado de salud actual del componente, para minimizar la dispersión de los datos predichos con respecto a los reales se implementan técnicas basadas en los gradientes. Por último, los resultados del QVC se integran en un sistema de soporte de decisiones, donde se diseñan cronogramas de mantenimiento teniendo en cuenta factores relevantes como es el caso del costo de remplazo, la disponibilidad del repuesto y el tiempo de inactividad del vehículo, con el fin de minimizar lo máximo posible el impacto que genera la falla.

Figura 34 Metodología implementada para el desarrollo de la clasificación cuántica variacional



Nota. Tomado de “A Quantum Variational Classifier for Predictive Maintenance and Monitoring of Battery Health in Electric Vehicles”, por (Grandhi et al., 2024)

Como resultado de la implementación del Clasificador Variacional Cuántico (QVC) propuesto, se obtuvo un Error Absoluto Medio (MAE) de 0.0035% y un Error Cuadrático Medio Raíz (RMSE) de 0.0097%. Al comparar estos valores con algoritmos convencionales de inteligencia artificial, como el Random Forest (RF), el cual fue evaluado bajo las mismas condiciones operativas, se registró un MAE superior de 0.0094% y un RMSE de 0.0193%. En consecuencia de lo anterior los autores concluyeron que este método cuántico es altamente eficaz para la detección de fallas en vehículos eléctricos, permitiendo un monitoreo preciso del Estado de Salud (SOH) de la batería de alto voltaje y otros componentes críticos del tren motriz. Cabe resaltar que este método es bastante complejo y costoso de implementar, pero por su alta eficiencia sería óptimo implementarlo en flotas vehiculares eléctricas numerosas, con el fin de garantizar un funcionamiento confiable del automotor.

Figura 35 Comparación de eficiencia de la técnica de mantenimiento propuesta bajo diferentes modelos de IA

Classifiers	MAE	RMSE
XGBoost [12]	0.0172	0.0385
RF [13]	0.0094	0.0193
QVC (Proposed)	0.0035	0.0097

Nota. Tomado de “A Quantum Variational Classifier for Predictive Maintenance and Monitoring of Battery Health in Electric Vehicles”, por (Grandhi et al., 2024)

4.3. Soluciones Basadas en IoT, Digital Twins y Realidad Aumentada

El mantenimiento inteligente y predictivo representa una evolución tecnológica fundamental que optimiza la gestión de flotas al anticipar fallos potenciales antes de que se conviertan en problemas críticos, superando la ineficiencia de los cronogramas de intervalos fijos que a menudo derivan en reparaciones innecesarias o averías abruptas. A diferencia de los métodos tradicionales basados en inspecciones manuales o recomendaciones estáticas del fabricante, esta técnica se fundamenta en la analítica de datos en tiempo real recolectados por sensores IoT integrados en componentes vitales, permitiendo un monitoreo continuo del rendimiento y la detección temprana de irregularidades. Esta arquitectura facilita la transición hacia el modelo de "Mantenimiento 4.0", donde la integración de dispositivos inteligentes, conectividad en la nube y

Gemelos Digitales (DT) —réplicas virtuales que sincronizan datos operativos como el Estado de Salud (SOH) y de carga— garantiza una alta disponibilidad operativa y una reducción significativa de los costos por tiempos de inactividad. Asimismo la incorporación de la Realidad Aumentada (AR) potencia este sistema al sustituir los manuales convencionales por guías visuales interactivas paso a paso, lo que minimiza la dependencia de conocimientos técnicos profundos y reduce errores humanos. Si bien la adopción de estas soluciones puede ser costosa debido a la inversión inicial en hardware especializado (como sensores FBG de alta resolución) y plataformas de gestión de datos, su implementación es viable para flotas con motores de combustión interna (ICE), sistemas híbridos y vehículos eléctricos (EV), ofreciendo la ventaja crítica de identificar fallas fuera de las rutinas estipuladas y maximizar la vida útil proyectada de cada componente

4.3.1 Desarrollo de una Interfaz para el Mantenimiento Predictivo Inteligente (Motor Diésel)

Esta investigación muestra una investigación que propone un monitoreo constante de motores de combustión interna que funcionan a base de combustible diésel, este análisis se efectuó por mediante la transición de un monitoreo manual a un sistema inteligente basado en Internet de las Cosas (IoT). Este trabajo limita mucho la aplicación en flotas vehiculares mixtas, pero al ser implementado en flotas vehiculares de carros pesados es ideal, ya que en su gran mayoría los camiones tienen incorporados motores de combustión interna que funcionan a base de diésel.

Los autores en su investigación hicieron su proceso investigativo en 2 etapas principales, en primer lugar, se utilizó un banco de pruebas diseñado para motores de combustión interna capaz de resistir motores de hasta 500 HP, los cuales están compuestos por un sistema de refrigeración, sistema de inyección de combustible, un motor de arranque y un sistema de acelerador. Los sensores implementados fueron termopares tipo K para medir la temperatura del refrigerante, aceite del motor, combustible y el aire en la línea de admisión, también se implementaron transmisores de presión S-10 para registrar en un rango desde los 0 hasta los 100 bares la presión que hay en el motor y en el turbocompresor, además se implementaron sensores de velocidad MSP675 para monitorear las RPM de giro del cigüeñal y el par generado por el motor en Nm.

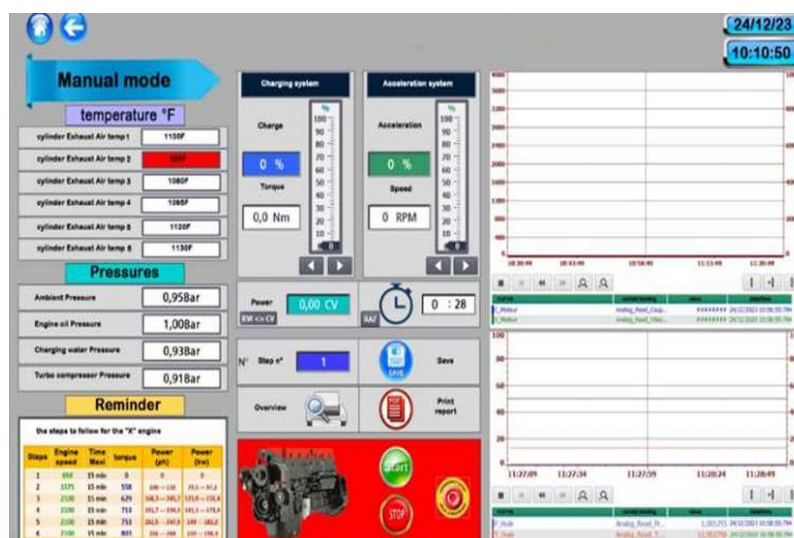
Figura 36 Banco de prueba de motores diésel



Nota. Tomado de “An Interface Development based on Internet of Things Approach for Smart Predictive Maintenance implementation: Case of Diesel Engine”, por (Mounir et al., 2024)

Posteriormente los datos obtenidos se presentaron en un HMI, el cual fue programado por medio del software WinCC, donde se diseñó una interfaz modular que permite al operador observar los valores mencionados anteriormente en tiempo real y enviar comandos de forma remota a través de protocolos TCP/IP, luego de que la interfaz presentara los datos recolectados por medio de los sensores se procedió a realizar pruebas de validación del comportamiento de dichas variables.

La eficiencia de la interfaz se registró mediante pruebas con 20 personas con diverso nivel de entendimiento sobre motores de combustión a base de diésel, donde se pudo evidenciar que todos identificaron con mayor facilidad anomalías en el sistema y reducción en los tiempos de finalización de las tareas. Además, este sistema contribuyó en la fácil capacitación de los nuevos operadores debido a la facilidad de comprensión de la interfaz presentada, posteriormente el acceso a un gran número de datos en tiempo real abre la puerta a una posible implementación de sistemas de mantenimiento predictivos, donde se tiene como propósito detectar el más mínimo cambio en alguna de las variables de trabajo analizadas, esto permite que se pueda aumentar la vida útil del motor y que se realicen ajustes precisos en los planes de mantenimiento actual establecidos para la flota.

Figura 37 Diseño de la interfaz presentada al operador del banco de pruebas

Nota. Tomado de “An Interface Development based on Internet of Things Approach for Smart Predictive Maintenance implementation: Case of Diesel Engine”, por (Mounir et al., 2024)

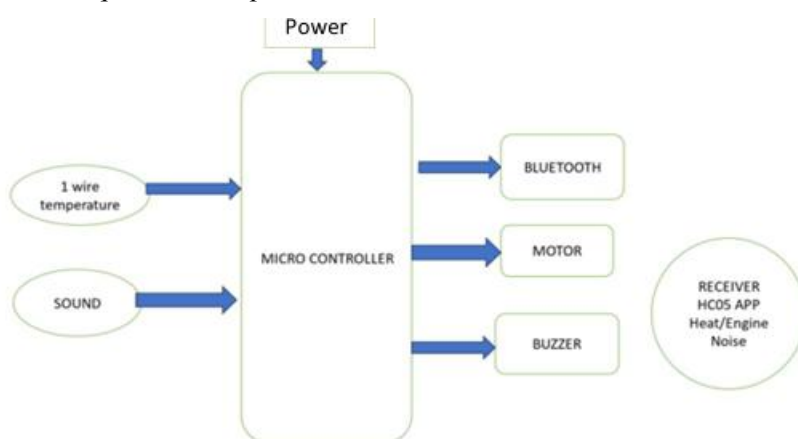
4.3.2 HELM SENTRY: Evaluación de un Sistema de Autorreparación Vehicular

El artículo presenta un sistema de monitoreo del estado en tiempo real del vehículo con el fin de detectar fallas en los sensores y actuadores del vehículo, en este caso las variables que fueron analizadas fueron el nivel de combustible, la temperatura del motor y los niveles de monóxido de carbono, este enfoque mejora la confiabilidad y seguridad del vehículo debido a que por medio del análisis continuo de las variables se pueden detectar fallas recurrentes en un periodo de tiempo distinto a lo estipulado por el fabricante, por tal motivo se puede reestructurar el plan de mantenimiento actual de la flota teniendo en cuenta el cambio de parámetros de funcionamiento real del motor con respecto al teórico.

Los autores implementaron un microcontrolador Atmega328 como unidad de recolección de los datos recolectados por los sensores, para medir la temperatura en los fluidos del motor se implementaron sensores de temperatura LM35, divisores de voltaje para medir el nivel del combustible y un sensor MQ07 con el fin de detectar la presencia de CO en la línea de escape del motor. El sistema está diseñado de tal manera que presente los datos en tiempo real, pero siempre y cuando se exceda un parámetro de funcionamiento estandarizado por el fabricante del motor se arrojará una alerta al operador por medio de un indicador LED. Los datos recolectados son

enviados a través de un módulo WiFi a plataformas que tengan el servicio de almacenamiento de datos en la nube, como es el caso de AWSÍot, se implementaron protocolos HTTP donde se definieron valores de funcionamiento “normal” del vehículo de acuerdo con las fichas técnicas y manuales de reparación suministrados por el fabricante del motor diésel. Es importante resaltar que el sistema se puede observar a través de una app presentando una retroalimentación en tiempo real de las variables censadas en el motor, además de proporcionar alarmas sonoras que advierten por ejemplo que el motor está sobrecalentado.

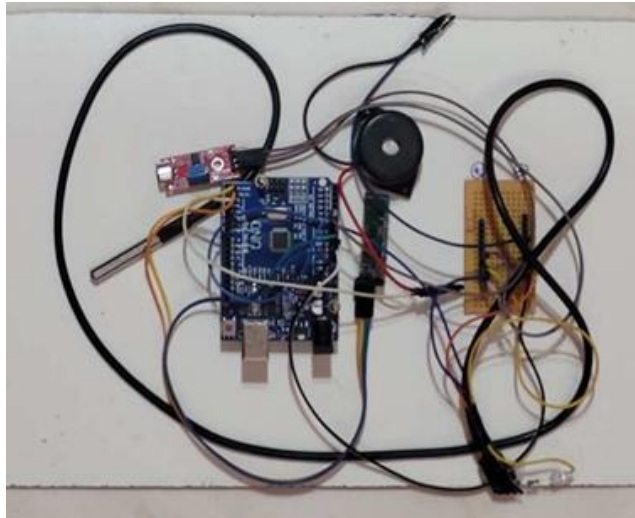
Figura 38 Diagrama de bloques de la implementación del microcontrolador.



Nota. Tomado de “HELM SENTRY Evaluation of Vehicle self-repairing system”, por (Saraswathy et al., 2025)

En la Figura 38 se presenta el diagrama de bloques correspondiente para la implementación de la metodología de análisis del microcontrolador Atmega328 para la lectura y procesamiento de variables de un vehículo eléctrico, al ser puesto en operación en un vehículo eléctrico se pudo evidenciar que este sistema tiene un consumo bastante pequeño de aproximadamente 500mW, lo cual no compromete en lo absoluto la autonomía energética del vehículo en su funcionamiento cotidiano al cubrir una ruta. Es importante resaltar que al ser un sistema de monitoreo constante de los parámetros prioritarios de funcionamiento del VE se tiene un tiempo promedio de detección de anomalías de 2 segundos, además el sistema proporcionó una eficiencia de detección de fallas del 95% en parámetros como sobrecalentamiento del motor y nivel insuficiente de combustible.

Figura 39 Circuito del microprocesador listo para su implementación en un VE



Nota. Tomado de “HELM SENTRY Evaluation of Vehicle self-repairing system”, por (Saraswathy et al., 2025)

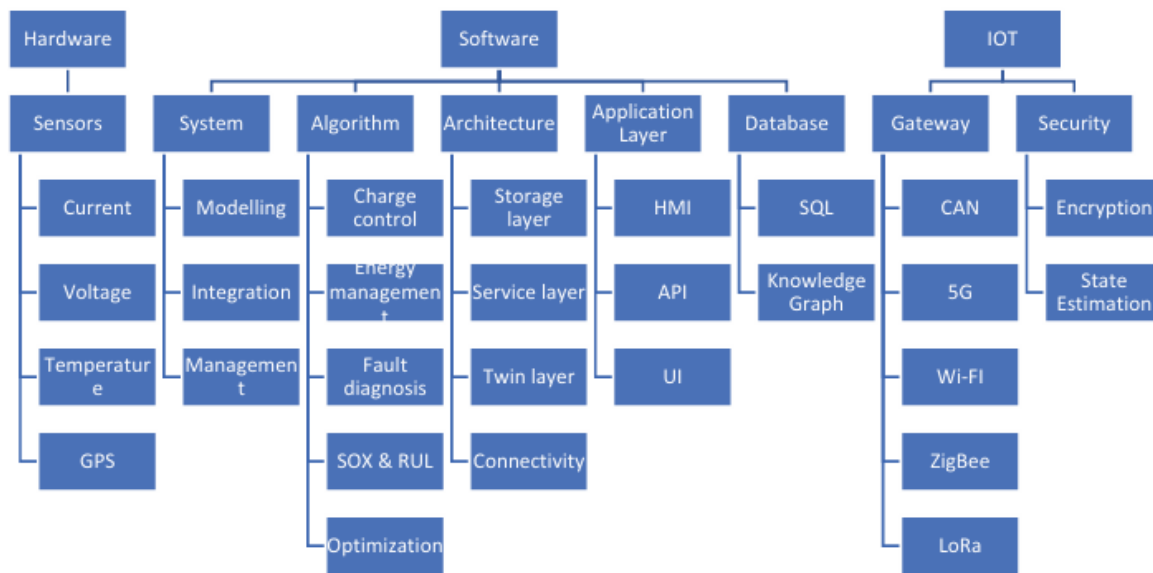
4.3.3 Sinergia de Gemelos Digitales para el Mantenimiento Mejorado de Cargadores Integrados en Vehículos Eléctricos

En este artículo se muestra una estrategia de mantenimiento donde se emplean gemelos digitales de los cargadores de los vehículos eléctricos, ya que el autor plantea que es una tecnología transformadora capaz de optimizar el mantenimiento y la confiabilidad de carga en la infraestructura de carga de los VE. Los autores radican que es fundamental realizar el monitoreo de cómo se dan las condiciones de carga de la batería de alto voltaje, ya que en los últimos años se ha visto un auge significativo en la adquisición de automotores eléctricos a nivel global, por tal motivo se requiere asegurar el funcionamiento eficiente de los cargadores integrados para la sostenibilidad de la salud de las baterías con respecto al paso del tiempo.

Para el desarrollo de este proyecto, se requiere de la creación de una réplica digital precisa donde se incluyan todos los componentes del cargador, sus algoritmos de control y las interacciones con el vehículo bajo diversas condiciones de carga. Además, estos algoritmos de control que vienen integrados en el módulo del cargador se implementan para optimizar la carga del VE, de esta manera permitiendo el equilibrio de carga y una asignación de orden a las celdas de energía de la batería de alto voltaje del carro para así distribuir de manera más eficiente los recursos energéticos para obtener la mayor potencia posible del motor eléctrico. El sistema

diseñado luego de su fase de diseño y creación del gemelo digital es sometido a un proceso de seguimiento intensivo, donde por medio de la recopilación de datos suministrados por sensores y registros históricos analizados previamente al momento de cargar el vehículo se pueden realizar simulaciones con el fin de pronosticar necesidades futuras de energía y optimizar los cronogramas de carga.

Figura 40 elementos clave a tener en cuenta para el desarrollo de un gemelo digital.

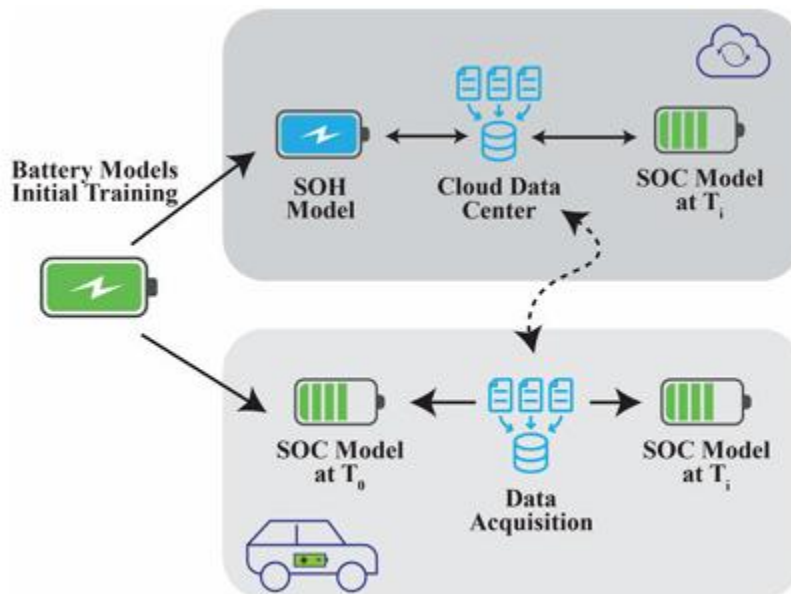


Nota. Tomado de “Synergizing Digital Twins for Enhanced Maintenance of Integrated Chargers in Electric Vehicles: A State-of-the-Art Analysis and Future Implications”, por (Selvam et al., 2023)

Como resultados de la investigación se pudo identificar que con la implementación de esta nueva técnica de mantenimiento es posible monitorear y determinar constantemente la degradación de la batería de alto voltaje y su almacenamiento de energía actual, así mismo estableciendo una vida útil estimada del componente. Además, se puede monitorear la temperatura del cargador en tiempo real de tal manera que se puedan prevenir incendios y condiciones operativas anormales al momento de recargar la batería, también por medio de la implementación del gemelo digital se puede optimizar los procesos de conversión en los convertidores AC/DC y DC/AC a bordo permitiendo ajustar los algoritmos de control para maximizar la eficiencia energética del VE al momento de llevar a cabo su ruta. Por último, la interacción máquina-hombre por medio de un HMI facilita a los operadores y administradores de las flotas vehiculares eléctricas a tomar

decisiones más acertadas con respecto a la realización de mantenimientos preventivos buscando disminuir la probabilidad de afrontar paradas no programadas.

Figura 41 Metodología para la implementación de un gemelo digital.



Nota. Tomado de “Synergizing Digital Twins for Enhanced Maintenance of Integrated Chargers in Electric Vehicles: A State-of-the-Art Analysis and Future Implications”, por (Selvam et al., 2023)

4.3.4 Sistema de Mantenimiento Vehicular Mediante Realidad Aumentada

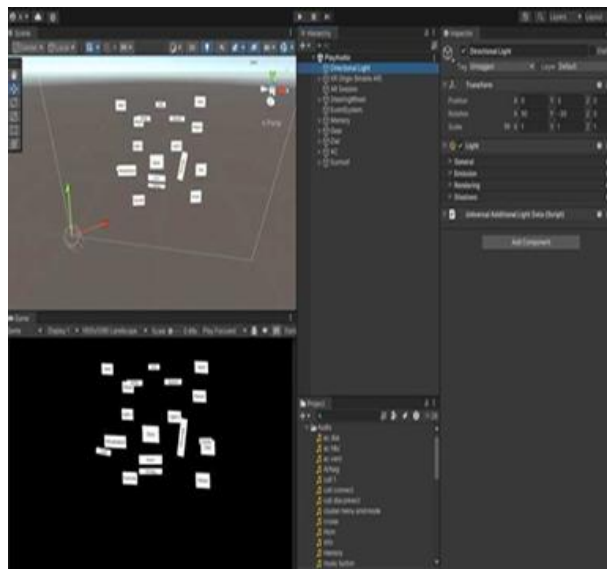
En este artículo investigativo se propone una nueva técnica de mantenimiento que se basa en la implementación de simulaciones de realidad aumentada, con el fin de facilitar la inspección y el mantenimiento proactivo vehicular en tiempo real. Así mismo se propone por medio de la implementación de esta metodología de mantenimiento que se superen las limitaciones de los manuales de usuario convencionales suministrados por el fabricante para la inspección de un automotor, cabe resaltar que estos manuales son extensos, suelen ser de difícil comprensión y a su vez carecen de procesos de aprendizaje intuitivos, lo que hace que sea compleja la reparación o inspección de componentes de carácter fundamental en el funcionamiento de cualquier tipo de vehículo, sea híbrido, eléctrico o de combustión interna.

Para el desarrollo del proyecto los autores desarrollaron el sistema de simulación de realidad aumentada en el software Unity y el marco AR Foundation, esto permite la detección de objetos y la visualización de datos en tiempo real, esta aplicación está configurada para ser operada

desde el celular en plataformas como ARCore (Android) y ARKit (iOS), esto garantizando la accesibilidad a cualquier persona que cuente con un teléfono celular, de esta manera facilitando la capacitación y el análisis de posibles soluciones a la falla presentada por un vehículo incluso antes de que el automotor llegue al taller.

Mediante el desarrollo de planos y puntos de referencia del vehículo se pueden identificar sistemas importantes en el ensamblaje del carro, como es el caso del volante, el tablero de instrumentos, la consola central, entre otros elementos internos y externos del vehículo. Además, este modelo de mantenimiento viene con un asistente de voz que facilita la comprensión de los modelos 3D presentados en la simulación, así mismo como la gestión de funcionamiento de botones virtuales vinculados a cada componente que permiten una interacción amigable y de fácil comprensión al operador del mantenimiento. En el programa por el momento se desarrollaron solo 2 tareas simples, pero bastante importantes para el funcionamiento de un automotor, la primer tarea que se ejecutó fue realizar una simulación del entorno al momento de realizar un cambio de aceite de motor, en esta simulación se guía al mecánico para que haga el respectivo cambio de aceite del motor, filtro de aceite, aire motor, aire acondicionado, combustible y filtro secundario de combustible, además de una explicación de cómo medir el nivel de aceite motor correctamente desde la varilla medidora de nivel del cárter del motor. La segunda tarea explica como remplazar las plumillas del limpiaparabrisas que a su vez garantiza que el conductor del vehículo tenga una visibilidad optima al momento de conducir y no se corra el riesgo de chocarse por obstrucción visual en el parabrisas.

Figura 42 Creación de la escena de realidad aumentada.



Nota. Tomado de “Interactive Augmented Reality System for Real- Time Pre-Car Inspection and Maintenance Assistance”, por (Anitha et al., 2025)

La integración de sensores permite que el operador acceda a una visualización de métricas de rendimiento y alertas de seguridad, contribuyendo a que el operador tenga una mejor toma de decisiones en saber si es adecuado poner en marcha el vehículo o no. La investigación realizada por los autores del artículo resalta que el uso de la realidad aumentada reduce la carga mental del operador y así mismo se pueden minimizar los errores debido a la mala intervención al momento de realizar técnicas de mantenimiento complejas o sencillas sin tener una previa experiencia realizando estas tareas. Si una empresa logra implementar esta metodología de mantenimiento es posible que los conductores de los vehículos de la flota sean capaces de realizar tareas simples, pero que contribuyan a alargar la vida útil del activo. Se presenta una esquematización donde se presenta el diseño del entorno de realidad aumentada mediante el software Unity para su posterior integración en una simulación del desarrollo del cambio de aceite y filtros de un vehículo.

Figura 43 Integración de la interfaz de un capó de un vehículo.



Nota. Tomado de “Interactive Augmented Reality System for Real- Time Pre-Car Inspection and Maintenance Assistance”, por (Anitha et al., 2025)

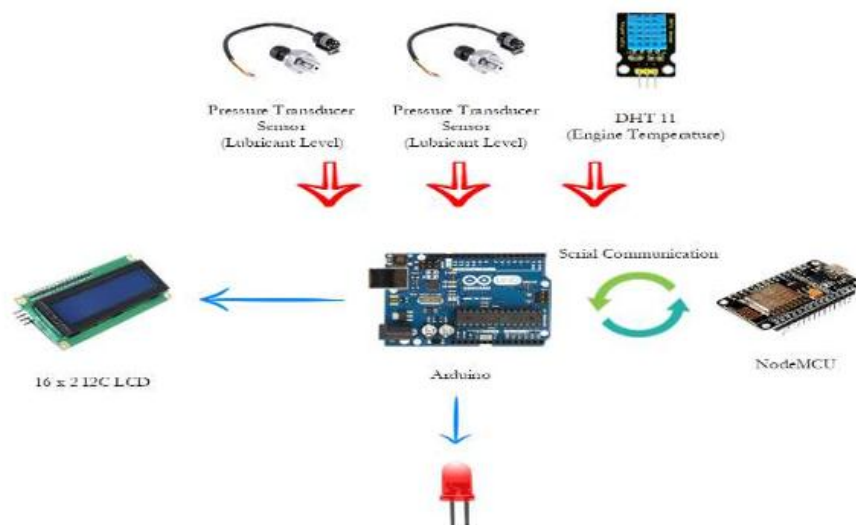
4.3.5 Desarrollo de un Sistema de Mantenimiento Logístico para Vehículos Basado en IoT

Los autores proponen un sistema de mantenimiento predictivo diseñado exclusivamente para la industria de transporte y logística, en este caso se debe priorizar la disponibilidad de los vehículos, ya que en este ámbito se trabaja con camionetas y camiones que se encargan del

transporte de alimentos, insumos médicos, entre otro tipo de mercancía de alta prioridad para el correcto funcionamiento de la economía de un país. Esta rutina planteada busca sustituir las reparaciones correctivas de algún componente en específico y cambiar las estrategias de mantenimiento preventivo tradicional que pocas veces suele ser eficiente para la detección de situaciones adversas en el funcionamiento normal de los automotores para evitar el desarrollo de una falla crítica que afecte la integridad del activo.

En este caso el autor propone una metodología que integra un hardware de bajo costo y un software encargado de la gestión y procesamiento de los datos recolectados, la recolección de estos datos se realiza por medio de la implementación de un Arduino UNO que permite replicar las funciones de la Unidad de control del motor del vehículo, de esta manera encargándose de recolectar datos de los sensores, donde se implementó un sensor DHT11 para medir la temperatura del motor y dos transductores de presión para supervisar el comportamiento del refrigerante y el aceite del motor, los datos se transfieren mediante un sistema de comunicación que se encarga de aprovechar el módulo WiFi integrado en el NodeMCU ESP8266. El sistema ofrece dos interfaces de salida que son una página web donde se registran todos los datos históricos registrados por los sensores, de tal manera esto es eficiente para el trámite de garantías, además se propone un tablero interactivo en Grafana para la visualización en tiempo real mediante gráficos los datos recolectados previamente, la conexión que se debe realizar se presenta en la siguiente imagen.

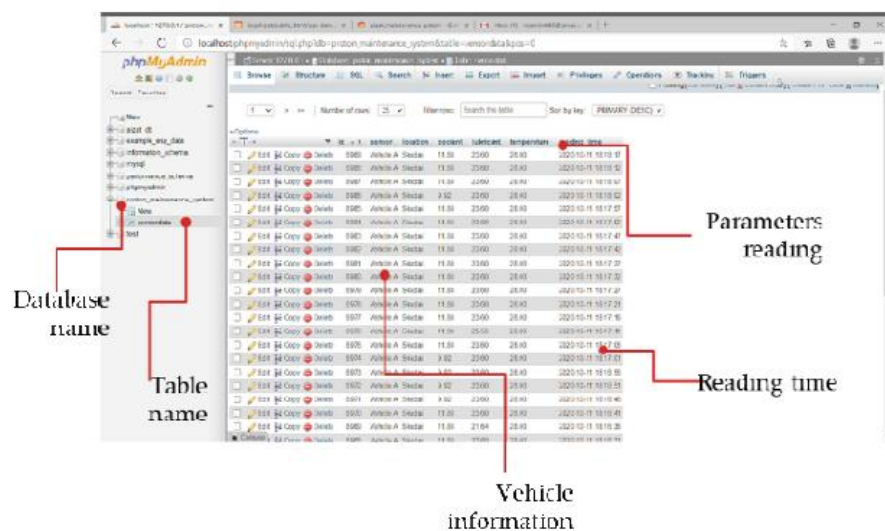
Figura 44 Elementos requeridos para la implementación de la técnica de mantenimiento.



Nota. Tomado de “Development of IoT Based Logistic Vehicle Maintenance System”, por (Mohammad et al., 2021)

Como resultado se obtuvo un software capaz de poder presentar alertas en caso tal que se presenten anomalías como es el caso de una presión de refrigerante inferior a 6.5kPa, una presión menor a 20kPa en el aceite del motor y una temperatura de motor superior a 30°C, cuando Grafana detecta que una lectura es mayor o menor a los parámetros establecidos por el fabricante por más de 5 minutos el sistema cambia de estado a “alerta” y envía una alerta al gerente de servicio vía Gmail donde se envía un gráfico donde se evidencia la variación y a su vez se informa que se debe intervenir de manera inmediata el vehículo. Este sistema es eficaz para que los administradores de mantenimiento sean capaces de tomar decisiones sobre la programación de reparaciones y realizar un seguimiento detallado del estado del vehículo, de esta manera minimizando los tiempos de inactividad no planificado.

Figura 45 Interfaz web donde se presentan todos los datos históricos recolectados por los sensores del comportamiento del vehículo.



Nota. Tomado de “Development of IoT Based Logistic Vehicle Maintenance System”, por (Mohammad et al., 2021)

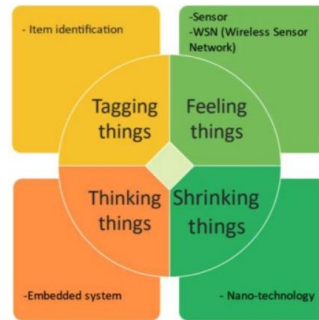
4.3.6 Aplicaciones del Internet de las Cosas en la Industria Automotriz: Una Revisión sobre Baterías, Celdas de Combustible y Motores

El artículo propuesto ofrece una integración exhaustiva sobre como la integración de dispositivos a través del internet de las cosas está transformando el sector automotriz, enfocándose

principalmente en el monitoreo de baterías de alto voltaje, celdas de combustible y motores, este estudio destaca que la implementación del IoT permite la detección de irregularidades en tiempo real y permite la optimización de la producción de vehículos inteligentes proyectando un valor de mercado de 100 millones para el 2023.

Esta investigación se encarga de desglosar la estructura de la implementación de una metodología IoT en el ámbito automotriz siguiendo las cuatro dimensiones estipuladas por la unión internacional de telecomunicaciones (ITU), además se exponen las diferentes metodologías que se encargan de categorizar la implementación en las tres áreas fundamentales mencionadas anteriormente. En primer lugar, al momento de analizar los motores de combustión interna el sistema se encarga de monitorear la temperatura del motor, la velocidad y la presión de los neumáticos, este sistema se caracteriza por mantener un control preciso en variables fundamentales relacionados con la incidencia del aumento de la temperatura del motor, ya que en este caso esa anomalía se traduce en un consumo elevado de combustible y un exceso de emisiones de gases de efecto invernadero. Mientras que al analizar las baterías de alto voltaje se centró en el desarrollo de sistemas de monitoreo de las baterías dentro de microgrids inteligentes, en este caso se sugiere la implementación de algoritmos de machine learning capaces de predecir el estado de carga y el estado de salud de la batería, permitiendo que así los administradores de las flotas vehiculares sean capaces de gestionar el remplazo de las baterías de alto voltaje con anterioridad de tal manera que se remplacen antes de que entreguen una eficiencia energética media, de tal manera garantizando que la autonomía se mantenga dentro de parámetros aceptables que permitan el correcto funcionamiento del vehículo en el desarrollo de sus rutas cotidianas. Por último, al analizar las celdas de combustible se aplica en el diagnostico de fallas como es el caso de inundaciones o desbalances en el stack y en la navegación de vehículos autónomos de nivel 4 como es el caso del Hyundai Nexa, que es capaz de recargar combustible sin necesidad de la intervención humana.

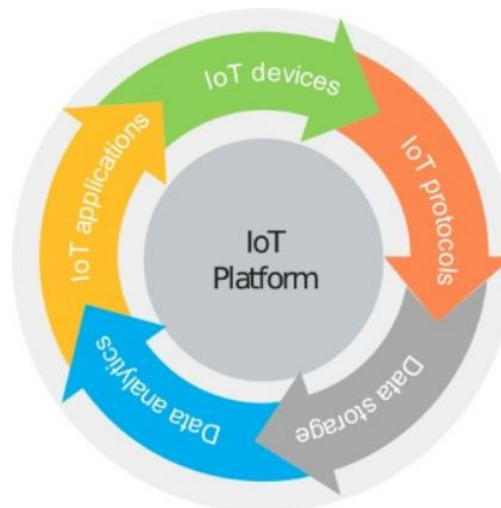
Figura 46 Cuatro dimensiones estipuladas por la unión internacional de telecomunicaciones para la implementación del IoT en la industria automotriz



Nota. Tomado de “The applications of Internet of Things in the automotive industry: A review of the batteries, fuel cells, and engines”, por (Pourrahmani et al., 2022)

Esta herramienta es capaz de optimizar el tráfico vehicular en la ciudad, avisar a las autoridades cuando el conductor sufra un accidente, detectar fallas y por ende gestionar de manera óptima la corrección de los planes de mantenimiento vigentes en la industria vehicular actual dejando de lado las actividades de mantenimiento correctivo y preventivo netamente, así mismo permitiendo que se gestione y alargue la vida útil de todos los componentes presentes en el ensamble del chasis del vehículo.

Figura 47 Composición de una plataforma IoT



Nota. Tomado de “The applications of Internet of Things in the automotive industry: A review of the batteries, fuel cells, and engines”, por (Pourrahmani et al., 2022)

5. Discusión

Para contextualizar la transición desde modelos de mantenimiento tradicionales hacia estrategias de Mantenimiento Centrado en Confiabilidad (RCM), se presenta la siguiente tabla comparativa que analiza diversos casos de estudio en flotas mixtas. Este análisis permite evaluar la efectividad de los planes propuestos bajo criterios de impacto económico, eficiencia operativa y sostenibilidad, alineándose con normativas internacionales como la SAE JA1011 y los Objetivos de Desarrollo Sostenible. A continuación, se detallan los resultados obtenidos al aplicar estas metodologías en sistemas que van desde el motor y la transmisión hasta una visión multisistema integral, permitiendo identificar cuál de estas aplicaciones ofrece la mayor funcionalidad para la gestión de activos en contextos reales.

Tabla 2 Tabla comparativa de los casos de mantenimiento alineados con la filosofía de RCM.

Caso de mantenimiento	Impacto económico	Eficiencia operativa lograda	Integralidad y sostenibilidad	Alcance de componentes analizados
Motores Cummins ISX	Se obtuvo una reducción de los costos operativos del 35,13% al disminuir el consumo de combustible	Reducción en el consumo de combustible hasta 8.53 km/gal en rutas críticas desde Bogotá hasta Barranquilla.	Mantenimiento autónomo, sencillo de aplicar y garantiza el cumplimiento de la normativa euro 6	Limitado a componentes periféricos e internos del motor, como es el caso del turbocompresor, intercooler, fan clutch e inyectores.
Buses Volvo B5RH	Identificación de baterías de 600V como elemento de mayor costo y a su vez se da un aumento de la disponibilidad hasta el 70%	Aumenta la disponibilidad del vehículo hasta cumplir 1000000 de km, reduciendo los costos de reparación y remplazo de baterías de alto voltaje	Análisis de Weibull donde se analiza la eficiencia de los repuestos y se estima un presupuesto realista teniendo en cuenta las posibles paradas que puede presentar un vehículo de la flota producto de la falla prematura de algún repuesto.	Motor y sistema eléctrico, como es el caso de baterías, inyectores, bombas y unidades electrónicas.

Caso de mantenimiento	Impacto económico	Eficiencia operativa lograda	Integralidad y sostenibilidad	Alcance de componentes analizados
Tranzit S.A.S.	Debido a la implementación del RCM se previenen pérdidas por 668.4 millones de COP	Se alcanzó una disponibilidad real del 75%, superando la anterior con una eficiencia teórica del 70%	Sistema bastante sencillo, donde los conductores realizan inspecciones preliminares y son capaces de detectar anomalías simples, mientras que la empresa realiza análisis de aceites con el fin de detectar fallas más imperceptibles para los operarios de los camiones	Se analizó completo el tren motriz, comprendiendo partes como la transmisión, diferencial, embrague y motor. Adicionalmente se verificaron componentes eléctricos y electrónicos que contribuyen también a la parada no programada del vehículo
EMMAIPC-EP	Control de gastos por \$53597 dólares en reparaciones de motor,	Se aumentó la disponibilidad operativa y se redujeron costos de mantenimiento correctivo, de esta manera mejorando el proceso recolección de residuos sólidos.	Aplicación de las técnicas del RCM alineadas con la normativa SAE JA1011 y teniendo en cuenta la criticidad ambiental.	En este caso se analizaron las partes principales del vehículo comprendiendo desde el embrague, muelles, motor, radiador, mangueras hidráulicas, arneses eléctricos, llantas, frenos y carrocería.

Teniendo en cuenta la tabla anteriormente presentada, se puede definir que la técnica de mantenimiento centrado en confiabilidad más eficiente es la aplicada en la empresa de servicios públicos EMMAIPC-EP, ya que analizan a profundidad cada uno de

los elementos presentes en los sistemas principales de los automotores, teniendo en cuenta el motor, transmisión, diferencial, sistemas eléctricos y electrónicos, neumáticos, carrocería,

sistemas hidráulicos y neumáticos, de esta manera se amplía el margen de observación de fallas y se tiene un panorama más completo que permite aumentar la disponibilidad efectiva real y disminuye los costos de mantenimiento de los activos. Así mismo al ser una metodología que está alineada con la normativa SAE JA1011 implementa las 7 preguntas fundamentales para el desarrollo de un RCM y un cálculo del índice de prioridad de riesgo que permite priorizar el desarrollo de tareas proactivas.

Este método es más eficiente que los otros casos presentados anteriormente ya que analiza todos los sistemas vehiculares y no se limita solo a mejorar las condiciones del tren motriz. Así mismo plantea unas tareas proactivas bastante simples que pueden ser realizadas por cualquier operario que llegue a manejar el automotor, sin importar que tenga o no experiencia previa con este tipo de sistemas.

Mientras que los modelos previos se centran en la gestión sistemática de riesgos y el análisis de criticidad, las técnicas de IA y Machine Learning buscan superar las limitaciones de los cronogramas estáticos y las inspecciones manuales mediante el uso de algoritmos avanzados que anticipan fallos en componentes críticos de vehículos eléctricos, híbridos y de combustión. Esta tabla detalla la precisión diagnóstica, la eficiencia operativa y el impacto económico de estas herramientas tecnológicas, evaluando su capacidad para maximizar la vida útil de los activos y reducir los costos de inactividad no planificada en el marco de la movilidad sostenible.

Tabla 3 Tabla comparativa de los casos de mantenimiento alineados con técnicas de inteligencia artificial y machine learning.

Caso de estudio	Impacto económico directo	Eficiencia operativa	Integralidad y sostenibilidad	Alcance de componentes analizados
Redes Neuronales Profundas (DNN)	Reducción de costos operativos al programar servicios según el estado real y no por kilometraje fijo	Muy Alta. Alcanza una precisión diagnóstica del 97.68% en la clasificación del estado de salud	Integra una aplicación móvil para usuarios, donde se presenta de manera sencilla el procesamiento de datos en capas y normalización de lecturas de sensores	Presenta un análisis multisistema, donde se analizan componentes y fluidos como el motor, el aceite, la batería, el combustible, las llantas, los frenos, los filtros, la transmisión y el refrigerante

Caso de estudio	Impacto económico directo	Eficiencia operativa	Integralidad y sostenibilidad	Alcance de componentes analizados
AI-Powered EV Fleets	Minimiza el mantenimiento innecesario y las pérdidas monetarias por paradas no programadas	Alta. Logra un 90% de precisión acumulada en la predicción de fallos	Basado en Mantenimiento 4.0, enfocado en la sostenibilidad de flotas eléctricas y escalabilidad en la nube	Se analizan sistemas Críticos del VE, como los Frenos, el rendimiento del motor y la salud de la batería
Data-Driven Approach	Mitiga fallas repentinas y aumenta la vida útil de los componentes mediante análisis proactivo	Alta. El modelo SVM alcanzó una precisión del 92% en el diagnóstico predictivo	Proporciona un tablero interactivo web (Dash) con niveles de riesgo (bajo, medio, alto) de fácil comprensión	Se analizan los parámetros de funcionamiento más relevantes en el funcionamiento de un motor de combustión interna (RPM, presión de aceite, temperatura del refrigerante y presión de combustible).
AI-Based Energy Management	Calificado como la solución más rentable para la gestión de recursos energéticos en VE	Es de los métodos más eficiente, tiene un error Absoluto Medio (MAE) del 1% tras 500 iteraciones	Optimiza el equilibrio entre energía solar, generadores diésel y almacenamiento	Analiza las variaciones en las variables de voltaje y corriente de las celdas de la batería de alto voltaje
Quantum Variational Classifier	Diseña cronogramas basados en costos de reemplazo y disponibilidad de repuestos	Es el método más eficiente a comparación de los otros sistemas tradicionales de IA ya implementados, tiene un error de predicción mínimo (MAE de 0.0035%)	Implementa computación cuántica y sensores de fibra óptica resilientes a interferencia	Analiza las variaciones que presenta el tren motriz eléctrico (batería de alto voltaje, motor eléctrico y electrónica de potencia)

De los casos anteriormente presentados el más eficiente, fácil de comprender y económico de implementar es el de redes neuronales profundas, ya que al ser comparado con modelos tradicionales de IA tiene una eficiencia en detección de fallas del 97.68% a comparación de un 91.24% obtenido en el desarrollo de un algoritmo de Random Forest bajo las mismas condiciones de funcionamiento. Así mismo analiza una mayor variedad de componentes garantizando que esta metodología de trabajo sea aplicable para flotas vehiculares eléctricas, híbridas y con motor de combustión interna, mientras que los otros casos se enfocan directamente en el análisis de las baterías de alto voltaje y los motores eléctricos. Además, la implementación de la aplicación móvil es capaz de presentar al administrador de las flotas alertas sobre el estado de cada uno de los componentes del vehículo de esta manera es posible maximizar el retorno de inversión del automotor.

Aunque el clasificador cuántico variacional tiene una eficiencia superior en cuanto la detección de fallas de manera predictiva, tiene un costo de implementación bastante alto y una comprensión del algoritmo mucho más compleja, lo cual lo hace más difícil de adoptar a flotas vehiculares pequeñas, ya que el costo aproximado de estos sensores es de \$360 dólares y este sistema netamente está desarrollado para vehículos eléctricos limitando así el alcance del proyecto.

Para concluir el análisis de las nuevas tendencias en la gestión de mantenimiento de flotas vehiculares, se presenta una tabla comparativa de las soluciones de mantenimiento 4.0. En este apartado se representa la transición desde las inspecciones manuales y los métodos tradicionales hacia un ecosistema digital interconectado que aprovecha el Internet de las Cosas (IoT), los Gemelos Digitales (Digital Twins) y la Realidad Aumentada (AR), estas herramientas facilitan la detección de irregularidades en tiempo real y la realización de simulaciones para pronosticar la degradación de los activos. El objetivo primordial de estas aplicaciones es maximizar la vida útil del vehículo, reducir los errores humanos en las intervenciones técnicas y optimizar la disponibilidad operativa mediante un flujo de datos continuo y automatizado.

Tabla 4 Tabla comparativa de los casos de mantenimiento alineados con técnicas IoT.

Técnica de mantenimiento	Impacto económico directo	Eficiencia operativa	Integralidad y sostenibilidad	Alcance de componentes analizados
Monitoreo de motores diésel	Reducción de costos de capacitación y minimización de errores humanos mediante automatización	Eficiencia operativa alta. Debido al procesamiento en tiempo real mediante PLC e interfaz WinCC para diagnóstico remoto	Permite ajustes precisos en planes de mantenimiento para aumentar la vida útil del motor	Componentes de motor diésel como los inyectores, riel de inyección, turbocompresor, refrigeración y lubricación
HELM SENTRY	Bajo costo operativo. La implementación del sistema conlleva un consumo de solo 500mW, protegiendo la autonomía del vehículo	Eficiencia bastante alta, garantizando un tiempo de detección de anomalías de solo 2 segundos con 95% de eficiencia	Mejora la seguridad mediante alertas sonoras de sobrecalentamiento y niveles de monóxido de carbono (CO)	Se monitorean parámetros significativos como los niveles de combustible, temperatura de fluidos y emisiones de CO
Gemelos Digitales para Cargadores	Extensión de vida útil del hardware de carga y controladores, reduciendo fallos críticos, alargando la vida útil de la batería de alto voltaje que es el componente más caro de un vehículo eléctrico	Eficiencia muy alta al desarrollar simulaciones en diversos escenarios para pronosticar necesidades futuras de energía. Manteniendo a lo largo del tiempo una autonomía optima de la batería	Optimiza la conversión energética AC/DC y previene incendios en baterías y cargadores	Se analizan elementos críticos al momento de recargar la batería de alto voltaje, como es el caso del cargador integrado, convertidores, cables y celdas de batería
Realidad Aumentada	Ahorro en asistencia técnica. Permite que conductores realicen tareas simples de mantenimiento sin expertos externos	Reduce la carga mental y evita el desmonte innecesario de piezas por error, disminuyendo los tiempos de parada	Fomenta el aprendizaje intuitivo mediante animaciones 3D y guías de voz en tiempo real, garantizando que los conductores y administradores de la flota vehicular	Por el momento se ha desarrollado la simulación de la realización de un mantenimiento básico, donde se aprende a remplazar Filtros de aceite, de aire, combustible y revisión del

Técnica de mantenimiento	Impacto económico directo	Eficiencia operativa	Integralidad y sostenibilidad	Alcance de componentes analizados
		excesivos no programados	puedan realizar tareas de mantenimiento eficientemente.	nivel de aceite del motor presente en el cárter.
IoT para Logística	Muy bajo costo de adquisición implementa un hardware libre (Arduino/NodeMCU) para supervisar flotas permitiendo gestionar de manera óptima una intervención preventiva antes de tener que realizar una intervención reactiva correctiva	Eficiencia alta en la detección de fallas en componentes de vehículos diésel, la interfaz realiza un envío automático de alertas vía Gmail al detectar anomalías por más de 5 minutos	Proporciona una base de datos histórica en la nube fundamental para trámites de garantías y la simplicidad de la interfaz garantiza que los datos sean interpretados de manera óptima y no dé lugar a generar dudas en cuanto los diagnósticos de fallas.	Analiza variables críticas para el funcionamiento en óptimas condiciones del motor, específicamente monitorea la presión de aceite, la temperatura del motor, la temperatura del refrigerante y el nivel de refrigerante.
Revisión General de IoT	Alto Retorno (ROI). Proyecta un valor de mercado de 100 millones de USD para el sector agilizando la detección de anomalías en los sistemas motrices de diferentes tipos de flotas vehiculares.	La implementación de este sistema en VE, VEH y con motor de combustión interna, optimiza el tráfico vehicular y detecta irregularidades en tiempo real en sistemas críticos	Alineado con la movilidad autónoma (Nivel 4) y gestión predictiva de celdas de combustible, consumo excesivo de combustible y disminución en la autonomía de las baterías de alto voltaje.	Por medio del uso de esta metodología se monitorean baterías de alto voltaje, celdas de combustible, motores y llantas

La técnica más eficiente es la de implementar realidad aumentada ya que es una técnica que garantiza el aprendizaje y facilita el desarrollo de tareas proactivas en los automotores, de esta manera priorizando la modificación de planes de mantenimiento reactivos ya existentes y el aumento de vida útil de los componentes primordiales en el funcionamiento del automotor. Bien es cierto que otra técnica eficiente es el desarrollo de gemelos digitales, pero estos dependen de una investigación ardua y muchas veces se pueden presentar fallas fuera de los parámetros normales de funcionamiento de los activos de la flota vehicular, como puede ser el caso de una

rotura en el cárter de aceite del motor que puede suceder debido a las condiciones geográficas extremas de la región. Además, ninguna de las otras técnicas instruye a los mecánicos o los operadores de los automotores a realizar tareas de mantenimiento en tiempo real por medio de ayudas audiovisuales contribuyendo al aceleramiento y no desmonte de componentes innecesarios para realizar la reparación, de esta manera se minimiza el riesgo de presentar errores al momento de intervenir el vehículo y de esta manera disminuir los tiempos de parada de los vehículos al momento de realizar el mantenimiento.

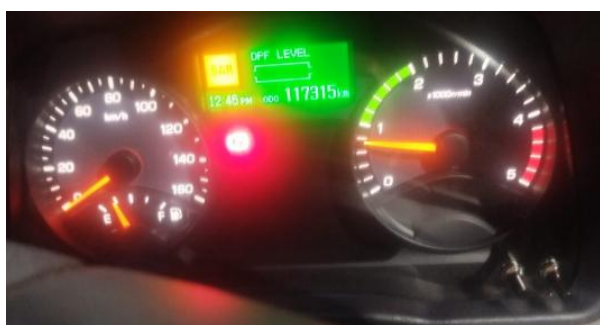
Proyección A Largo Plazo Con la Implementación De Estas Técnicas De Mantenimiento En Flotas Vehiculares En El Sector De Los Llanos Orientales

Al analizar el contexto operacional de los vehículos en los llanos orientales se puede identificar que esta región del país implementa en sobremedida el uso de vehículos pesados para el desarrollo de las principales actividades económicas (agricultura, petroleras y ganadería), por tal motivo no se pueden tolerar paradas excesivas de los automotores debido a fallas imprevistas ya que dificultan el correcto funcionamiento económico de la región y del país. Al observar las condiciones geográficas de la zona rural del municipio de Puerto Gaitán se puede concluir que las vías no son acordes con las condiciones de funcionamiento parametrizadas de los fabricantes, por lo tanto, se generan múltiples fallas debido a la saturación de pajas eléctricas producto de la entrada de humedad o tierra a las pajas de conexión de los sensores. Asimismo, es importante resaltar que la mayoría de los camiones nuevos que operan en la región tienen motores de combustión interna que funcionan a base de diésel, estos al tener que seguir los lineamientos de la normatividad euro 6 (que se encarga de limitar las emisiones de gases de efecto invernadero producto de la combustión al ambiente), deben adoptar la integración de una EGR y de un ensamblaje de catalizador que se compone del sistema DOC, filtro de partículas (DPF) y sistema SCR. Estos componentes anteriormente mencionados han sido causantes de paradas no programadas en la operación de los vehículos, ya que al saturarse de hollín estas partes el vehículo se regula y no permite la operación bajo estándares de fábrica del vehículo.

Por lo tanto, se requiere de un plan de mantenimiento eficaz que minimice las fallas potenciales de cualquier componente de los vehículos y se capacite a los operadores, mecánicos y administradores de flotas en el desarrollo de tareas proactivas que minimicen el impacto de las fallas repentinas y disminución en costos de mantenimiento y en tiempos de parada producto de la reparación. De esta manera, se podría implementar una nueva técnica de mantenimiento que integre la filosofía de mantenimiento RCM analizando componentes a los cuales no se les puede instalar sensores debido a las condiciones operativas de los mismos, como es el caso de las correas de accesorios del automotor, el uso de sistemas de inteligencia artificial que permita un monitoreo constante de las variables críticas y observables por medio de los sensores ya instalados o que se tenga la facilidad de acoplar los sensores en componentes donde su contexto operacional lo permite y la ejecución de simulaciones en realidad aumentada con el fin de aumentar la disponibilidad

operativa del vehículo. También es importante la adopción de una interfaz que permita la visualización de la saturación de hollín del ensamble del catalizador, ya que ninguna de las técnicas de mantenimiento anteriormente expuestas ha adoptado esta medida y no todos los vehículos diésel dan acceso al operador a poder visualizar este parámetro, lo cual hace complejo al conductor saber cuándo debe hacer la regeneración del filtro DPF y por lo tanto puede incurrir en la generación involuntaria de una falla crítica que afecta la integridad del vehículo.

Figura 48 Evidencia fotográfica donde se evidencia el nivel de saturación del filtro DPF en un camión Mitsubishi Fuso.



Nota. Se presenta evidencia fotográfica de tablero de instrumentos de un camión Mitsubishi Fuso TF Canter donde se evidencia que el nivel de saturación de hollín del filtro DPF es mínima. Autoría propia.

De acuerdo a la información dada por la empresa (Motorysa, 2025) seccional Villavicencio se abrieron 102 órdenes de servicio de reparación para camiones de la marca Forland, de las cuales 47 corresponden a problemas con el proceso de regeneración del filtro de partículas (DPF) del vehículo, esto resalta la importancia de la implementación de una interfaz breve que le permita al usuario poder identificar los niveles de hollín y a su vez se le muestre los datos de cantidad de inyección de urea, la presión diferencial del filtro DPF, la calidad de urea y la cantidad de partículas por millón de hollín aguas arriba y aguas abajo del catalizador. De esta manera se puede prevenir daños graves al ensamble del catalizador, el cual es un componente de alto costo en todas las marcas vehiculares, esta medida facilita el diagnóstico de la falla que presenta el vehículo, así mismo reduciendo tiempos de espera y disminución en los costos de mantenimiento y de operación del camión.

Figura 49 Filtro DPF averiado en vehículo Forland LHR DC.



Nota. Se presenta evidencia fotográfica de un filtro DPF roto debido a una sobrepresión en la sección DOC del catalizador producto de la alta saturación de hollín en el catalizador. Autoría propia.

6. Conclusiones

Se pudo identificar que la migración de modelos de mantenimiento tradicionales preventivos y correctivos hacia estrategias de mantenimiento proactivo e inteligente es esencial para gestionar la complejidad de las flotas mixtas actuales, donde por medio de la integración de sensores IoT y plataformas en la nube se permite una transición efectiva hacia el Mantenimiento 4.0, garantizando que las intervenciones se basen en la condición real del vehículo y no en cronogramas estáticos por kilometraje, de esta manera disminuyendo los tiempos de intervención de los vehículos y disminución en costos de mantenimiento.

Se comprendió que los modelos de IA y machine learning, específicamente las redes neuronales profundas (DNN), han demostrado una precisión diagnóstica superior al 97%. Esta tecnología permite clasificar la salud del vehículo en tiempo real, superando a algoritmos convencionales y proporcionando una capacidad predictiva que minimiza los falsos positivos en las inspecciones técnicas, aumentando así la disponibilidad de la flota en un 15%.

Se pudo concluir que la implementación de estas nuevas tendencias de mantenimiento contribuye directamente a la sostenibilidad operativa y ambiental, al optimizar el rendimiento de motores diésel bajo normas euro 6 y mejorar la gestión energética de vehículos eléctricos, de esta manera se logra una reducción de emisiones de CO₂ entre el 17% y 30%, alineando la gestión de activos con los objetivos de desarrollo sostenible 7 y 13 de la ONU.

Al analizar que la inversión inicial en hardware especializado desde la adquisición de sensores y sincronización de las plataformas de IA puede ser alta, pero la investigación demuestra que es económicamente rentable a mediano plazo. Casos específicos muestran que el control estricto de componentes mediante mantenimiento predictivo puede reducir el consumo de combustible que representa el 35.13% de los costos operativos y evitar pérdidas millonarias por fallas imprevistas en el tren motriz.

Referencias bibliográficas

- Acharjee, B., Ghosh, R. R., Dey, T., Das, S., & Nandan, D. (2024). A Novel Architecture for Predictive Maintenance and Realtime Monitoring of Electric Vehicle. *TENCON 2024 - 2024 IEEE Region 10 Conference (TENCON)*, 197-201. <https://doi.org/10.1109/TENCON61640.2024.10902745>
- Anitha, P., M, D., K, D., S, A., S, A. R., Jayaprakash, J., & Jayadharani. (2025). Interactive Augmented Reality System for Real- Time Pre-Car Inspection and Maintenance Assistance. *2025 3rd International Conference on Advancements in Electrical, Electronics, Communication, Computing and Automation (ICAECA)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/ICAECA63854.2025.11012334>
- Bahheti, M., Shankarnarayan, V. K., Durairajan, S., Chandak, S., Gurunathan, T., & Chandrasekar, P. (2024). AI-Powered Predictive Maintenance for Electric Vehicle Fleets. *2024 Asian Conference on Intelligent Technologies (ACOIT)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/ACOIT62457.2024.10939072>
- CUMMINS. (2025). *ISX (EPA 07)* [Dataset]. <https://www.cummins.com/es/engines/isx-epa-07>
- Garzon Arenas, C. L. (2021). *Plan de Mantenimiento Predictivo y Preventivo en Motores Diesel y modelación de los rendimientos de consumo de combustible en el gerenciamiento de una flota de transporte de carga analizando los factores que inciden directamente en el indicador*. [Trabajo de grado, Universidad Industrial de Santander]. Repositorio Institucional. <https://noesis.uis.edu.co/handle/20.500.14071/41673>
- Gil Niebles, M. (2022, julio 22). *Carros eléctricos generan hasta 30% menos emisiones de gases de efecto invernadero*. Diario La República. <https://www.larepublica.co/responsabilidad-social/carros-electricos-generan-hasta-30-menos-emisiones-de-gases-de-efecto-invernadero-3408082>
- Grandhi, S. H., Al-Jawahry, H. M., S, D., Kumar, B. V., & Padhi, M. K. (2024). A Quantum Variational Classifier for Predictive Maintenance and Monitoring of Battery Health in Electric Vehicles. *2024 International Conference on Intelligent Algorithms for Computational Intelligence Systems (IACIS)*, 1-4. <https://doi.org/10.1109/IACIS61494.2024.10721715>

- Johnson, N., Vinodh, E., Silas, S., & Jaspher, K. (2024). *Predictive Vehicle Maintenance using Deep Neural Networks*. <https://ieeexplore-ieee-org.crai-ustadigital.usantotomas.edu.co/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=10533924>
- Kanagamalliga, S., Rajalingam, S., Jerome Anto Rezin, K., & Karthik, R. (2024). Performance analysis of AI-based energy management in electric vehicles. *2024 10th International Conference on Electrical Energy Systems (ICEES)*, 1-5. <https://doi.org/10.1109/ICEES61253.2024.10776905>
- Miluska.Jara. (2015). Objetivos y metas de desarrollo sostenible. *Desarrollo Sostenible*. <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/sustainable-development-goals/>
- Mohammad, S., Masuri, M. A. A., Salim, S., & Razak, M. R. A. (2021). Development of IoT Based Logistic Vehicle Maintenance System. *2021 IEEE 17th International Colloquium on Signal Processing & Its Applications (CSPA)*, 127-132. <https://doi.org/10.1109/CSPA52141.2021.9377290>
- Motorysa. (2025). *Motorysa*. <https://motorysa.com.co/>
- Mounir, E. K., Hassan, S., Hassan, S., & Zineb, Z. (2024). An Interface Development based on Internet of Things Approach for Smart Predictive Maintenance implementation: Case of Diesel Engine. *2024 International Conference on Circuit, Systems and Communication (ICCSC)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/ICCSC62074.2024.10616750>
- Niranjan Savadekar, P., Giridhareswar, G., Reddy, A. P., & Reddy, R. R. (2025). A Data-Driven Approach for Predicting Vehicle Component Failures. *2025 3rd International Conference on Intelligent Data Communication Technologies and Internet of Things (IDCIoT)*, 881-888. <https://doi.org/10.1109/IDCIOT64235.2025.10915149>
- Pourrahmani, H., Yavarisanab, Zahedi, R., Gharehghani, A., Hadi MohammadiHadi Mohammadi, M., Bastani, P., & Van Herle, J. (2022). *The applications of Internet of Things in the automotive industry: A review of the batteries, fuel cells, and engines*. 19(3). 100579. <https://doi.org/10.1016/j.iot.2022.100579>
- Rodriguez, J. L. (2018). *Elaboración de una propuesta de plan de mantenimiento basado en confiabilidad para la flota de vehículos de la empresa tranzit s.a.s perteneciente al SITP*. [Trabajo de grado, Universidad ECCI]. Repositorio Institucional. <https://repository.udistrital.edu.co/server/api/core/bitstreams/fae90da1-ec4d-40aa-93a0-e6c3aa74e95e/content>

- Romero, F., & Jacqueline, D. (2021). *Elaboración de un plan de mantenimiento basado en RCM para la flota vehicular de la empresa pública EMMAIPC-EP*. [Trabajo de grado, Universidad Politécnica Salesiana]. Repositorio Institucional. <http://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/20559>
- Ruesta Zambrano, A. E. (2024). *Diseño de un plan de mantenimiento centrado en confiabilidad (RCM) para la línea de buses Volvo B5RH del plan de mantenimiento oro de la empresa Volvo Group Colombia S.A.S.* [Universidad Industrial de Santander]. <https://noesis.uis.edu.co/server/api/core/bitstreams/312991ad-3023-4837-aa60-7826f50e726c/content>
- Saraswathy, S., Sujitha, K., Jothi, S., Ghayathirelakshhme, L., & Manickavasagan, V. (2025). HELM SENTRY Evaluation of Vehicle Self-Repairing System. *2025 International Conference on Computing and Communication Technologies (ICCCT)*, 1-5. <https://doi.org/10.1109/ICCCT63501.2025.11020069>
- Selvam, K., Dhiman, H. S., Pandya, D., & Sahoo, S. (2023). Synergizing Digital Twins for Enhanced Maintenance of Integrated Chargers in Electric Vehicles: A State-of-the-Art Analysis and Future Implications. *2023 International Conference on Integration of Computational Intelligent System (ICICIS)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/ICICIS56802.2023.10430311>
- Williams, M., & Minjares, R. (2016). *A technical summary of Euro 6/VI vehicle emission standards*. International Council on Clean Transportation (ICCT)