Sistema de mantenimiento predictivo basado en IoT y machine learning para maquinaria industrial

Proyecto de grado

Autores

Miguel Andrés Torres Torres
mtorres59555@universidadean.edu.co

Sergio David Alba Barrera

salbaba57709@universidadean.edu.co

Mtra. CARVAJAL DIAZ LUISA FERNANDA

Universidad Ean

Facultad de ingeniería

Programa de ingeniería mecatrónica e ingenieria de sistemas

Bogotá, Colombia

Julio 2025

1. Resumen ejecutivo

El presente proyecto de grado propone el desarrollo de un sistema de mantenimiento predictivo para maquinaria industrial, que combina tecnologías de IoT y algoritmos de machine learning. La solución contempla la implementación de un prototipo físico con sensores que recolectan datos relevantes como vibración, temperatura y corriente electrica , los cuales serán transmitidos a una plataforma web para su almacenamiento, análisis y visualización en tiempo real.

El sistema busca anticipar fallos potenciales mediante modelos de predicción basados en datos históricos y actuales, permitiendo a las empresas reducir tiempos de inactividad y optimizar sus procesos de mantenimiento. Este proyecto integra conocimientos de ingeniería mecatrónica para el diseño e implementación del hardware y de ingeniería de sistemas para el desarrollo de la arquitectura de software, procesamiento de datos y algoritmos predictivos. Con ello, se contribuye a la digitalización de procesos industriales, mejorando la eficiencia operativa y reduciendo costos asociados a mantenimientos correctivos.

2. Introducción

El mantenimiento de equipos y maquinaria industrial es una de las actividades más críticas para las empresas del sector manufacturero, energético y de servicios, ya que las fallas inesperadas pueden ocasionar paradas no planificadas, pérdidas significativas en la producción, incremento de costos operativos y riesgos asociados a la seguridad de los trabajadores (Mobley, 2002). Tradicionalmente, muchas empresas han optado por aplicar estrategias de mantenimiento correctivo, que intervienen únicamente después de que se presenta un fallo, o preventivo, que

sigue programas fijos de inspección y reemplazo de componentes, sin considerar el estado real de la máquina (Zhang, Yang, & Wang, 2019).

Sin embargo, en los últimos años, el avance de la Industria 4.0 y la aparición de tecnologías como el Internet de las Cosas (IoT), la computación en la nube y el machine learning han abierto nuevas oportunidades para implementar estrategias de mantenimiento más inteligentes, basadas en datos y orientadas a la predicción de fallos antes de que ocurran (Lee, Bagheri, & Kao, 2015). Esta evolución ha permitido pasar del mantenimiento correctivo y preventivo al **mantenimiento predictivo**, el cual monitorea en tiempo real variables clave del funcionamiento de las máquinas, como vibración, temperatura, presión o corriente eléctrica, y utiliza modelos estadísticos y algoritmos de aprendizaje automático para anticipar posibles fallas (Al-Obaidi & Eljack, 2020).

Se benefician muchas cosas si se aplica un sistema de mantenimiento predictivo, disminución de los costos relacionados con la compra de piezas y las reparaciones, incremento en la fiabilidad y disponibilidad del equipo, mejor uso de los recursos humanos, así como una mejora en la seguridad en operaciones (Mobley, 2002). Así mismo, este tipo de sistemas crea un registro histórico de datos que puede ser examinado para tomar decisiones estratégicas respecto a la modernización o renovación de activos industriales, en consonancia con la tendencia global a digitalizar procesos y llevar a cabo lo que se conoce como transformación digital.

En este marco, el proyecto de grado propone crear y desarrollar un sistema de mantenimiento predictivo para máquinas industriales. Para ello, se fusionan las virtudes de dos campos: la ingeniería mecatrónica, que es responsable del diseño e implementación del hardware (en particular los microcontroladores, sensores y sistemas de adquisición de datos), y la ingeniería

de sistemas, que se ocupa del software, la estructura de datos y la utilización de modelos de aprendizaje automático para anticipar fallos.

El sistema que se propone utilizará sensores IoT para calcular variables como la vibración, la temperatura y el flujo de electricidad de una máquina industrial representativa (por ejemplo, una bomba o un motor). Los datos recopilados se transmitirán sin cables a una plataforma web, donde se guardarán y representarán en gráficos en tiempo real, lo que posibilitará que los usuarios supervisen la condición de los equipos desde cualquier sitio. Además, se creará un módulo de machine learning que examinará los datos históricos y actuales para anticipar posibles fallos y emitir alertas automáticas que ayuden a quienes están a cargo del mantenimiento a tomar decisiones.

Esta propuesta tiene como objetivo brindar una solución tecnológica novedosa que sea asequible para las pequeñas y medianas empresas, las cuales a menudo no disponen de sistemas de monitoreo sofisticados debido a su elevado precio. Además, representa una oportunidad para emplear saberes de varias disciplinas y colaborar en la modernización de la industria colombiana, en concordancia con los principios del desarrollo sustentable y de la cuarta revolución industrial.

En resumen, este proyecto busca mostrar cómo la combinación de hardware, software y métodos de análisis de datos puede revolucionar la administración del mantenimiento en ambientes industriales, produciendo ventajas sociales, económicas y tecnológicas, y consolidando el perfil profesional de sus autores en los campos de la ingeniería mecatrónica y la ingeniería de sistemas.

3. Objetivos

4.1. Objetivo general

Desarrollar un sistema de mantenimiento predictivo para maquinaria industrial, que combine sensores IoT y algoritmos de machine learning.

4.2. Objetivos específicos

- Diseñar un sistema de recopilación de datos utilizando sensores IoT para el monitoreo en tiempo real de variables críticas del funcionamiento de maquinaria industrial.
- Evaluar el desempeño evidenciado en el monitoreo predictivo, mediante pruebas que simulen el estado en que se encuentran las maquinas, midiendo la precisión de los sensores, la confiabilidad de los datos arrojados por estos y que brinden una solución casi exacta frente a la predicción de los posibles errores y/o fallos.
- Desarrollar una plataforma web para el almacenamiento, visualización y análisis de los datos recopilados por los sensores, permitiendo que los usuarios puedan supervisar el estado de los equipos desde cualquier lugar, mediante alertas que indiquen si se ve venir un posible fallo en el sistema y maquinaria.

4. Definición del problema

Comúnmente se escucha hablar de fallos en maquinarias, lo cual puede complicar el objetivo que se busca alcanzar, ya sea en un proyecto personal o escolar, pero si se piensa a nivel masivo, es decir a nivel industrial donde la producción debe ser ágil y eficaz, ya viene siendo un problema más grande, que afectaría en cuanto a los procesos, que a pesar de no mostrar las

perdidas con cifras exactas se sabe que si se frena la producción las perdidas van a ser significativas en una empresa.

El sector industrial, en su búsqueda constante por la eficiencia y la competitividad, se enfrenta al desafío crítico del mantenimiento de su maquinaria. Los motores eléctricos trifásicos, como componentes fundamentales en casi cualquier proceso productivo, son particularmente vulnerables a fallas inesperadas que pueden tener un impacto económico y operativo devastador (Behera et al., 2024). Pero qué pasaría si se piensa en la posibilidad de predecir y anteponerse ante estos fallos que pueden aparecer en cualquier momento. Por ejemplo todos los motores eléctricos tienen una vida útil como todo componente que se utiliza en una malla de procesos, siendo uno de los más importantes, debido a que estos producen en la mayoría de los casos la energía o el impulso para que funcionen adecuadamente las maquinarias, sin embargo esto puede afectar a que se acabe antes de lo esperado, Según el artículo "Ejemplos de fallos comunes en motores eléctricos y cómo solucionarlos" (s.f.), los problemas incluyen "fusibles quemados, chumaceras o cojines desgastados, interrupción de algunas fases, sobrecargas, corto circuito, cojines excesivamente apretados, tapas mal montadas, barras del rotor flojas" (párr. 2), La situación se agrava al considerar la naturaleza de los fallos en motores eléctricos, que son a menudo progresivos y pueden ser detectados por variables como la vibración, la temperatura y las anomalías en la corriente eléctrica (Mohammed et al., 2023). entre otras más, pero de las más comunes tienen que ver con los factores de sobrecalentamiento, vibraciones y/o cortos de la corriente eléctrica.

Con lo ya mencionado se busca implementar un sistema de predicción el cual pueda mejorar la producción sin que esta tenga un freno en la misma, convirtiéndola en una más eficiente, con la ayuda de sensores que vayan monitoreando las variables que miden la vibración, que puede ser producida por defectos de fábrica, el sobrecalentamiento del motor, causa de estar en un ambiente caliente o por mala calidad de energía, y fallos de corriente eléctricas producidos por

contactos que no deberían de estar. Posterior realizando una interfaz que muestre las gráficas de cada uno en tiempo real se puede ir evidenciando si alguna de las variables va subiendo, tratando de llegar a su pico, arrojaría una alerta para que sea revisado y se le haga el debido mantenimiento para que su ciclo de vida siga funcionando de la mejor manera. En este contexto, la integración de tecnologías emergentes como el Internet de las Cosas (IoT) y el Machine Learning se presenta como una solución prometedora.

5. Justificación

Según la tesis realizada por Pedro Alejandro Benites Revolledo de la Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo, no realizar un mantenimiento programado genera un impacto negativo en el costo de la producción en la empresa (Benites Revolledo, 2016, p. 6). En su estudio de la empresa Kar & Ma SAC, en el cual se diagnosticó que el 60% de las maquinarias ya habían cumplido su vida útil, por lo que, al hacer una cotización, implementar el mantenimiento disminuye el precio de costo y aumentando la eficiencia en un 21,9% en la producción y por supuesto su precio de producción, viéndose como una inversión y no como un gasto.

Con base al estudio es fácil de identificar que el mantenimiento de las maquinarias brindan una ganancia en producción para aquellas industrias que buscan generar más y tener mejores ingresos, para ello es fundamental implementar sistemas como el que se propone de predicción frente a fallas, debido a que al tener noción del momento en el que deba necesitar mantenimiento la maquinaria, para seguir funcionando correctamente y no tener que frenar su producción, se continuaría con total normalidad y además mejorando su eficiencia y precio de producción como se reflejó en el estudio previamente mencionado.

En adición, la implementación de un sistema de mantenimiento predictivo, desde un punto de vista en cuanto a lo económico, el proyecto tiene el potencial de generar una solución, para

reducir los costos operativos, evitando fallas catastróficas conllevando a altos costos al operar emergencias y pausas no planificadas.

En cuanto a la seguridad, genera mayor confianza un sistema que pueda prevenir fallos, que pueden desencadenar tragedias en los espacios de trabajo, pensando en los operarios que transitan por estos espacios y/o causar daños colaterales a otras maquinarias que se encuentren cerca de estas que presenten el fallo, con esto se promueve a un entorno laboral mucho más seguro, con una operación más estable y fiable.

6. Marco Teórico

7.1. Contextualización y Evolución del mantenimiento

Es comúnmente sabido que la industria enfrenta cada vez más la presión de oprimizar sus procesos en la producción, para poder competir de forma eficiente y sostenible frente a la competencia. Con base a esto la gestión del mantenimiento de toda maquinaria se ha vuelto critica.

7.2. Tipos de mantenimiento

A lo largo de la historia, se han consolidado tres grandes enfoques de mantenimiento: correctivo, preventivo y predictivo. La siguiente tabla resume sus características principales (Mobley, 2002):

Tipo de mantenimiento	Características	Ventajas	Desventajas
Correctivo	Se actúa únicamente después de la falla.	Bajo costo inicial, no requiere planificación.	Altos costos por paradas no programadas, riesgos de seguridad.

Preventivo	Intervenciones programadas periódicamente.	Menos fallas imprevistas, mayor control.	Puede generar gastos innecesarios al reemplazar piezas funcionales.
Predictivo	Basado en monitoreo y análisis de datos en tiempo real.	Optimiza costos, incrementa la confiabilidad y la seguridad.	Requiere inversión en sensores y sistemas de análisis.



7.3. Industria 4.0 y su impacto en el mantenimiento La Industria 4.0 representa la cuarta revolución industrial, caracterizada por la integración de sistemas digitales, físicos y biológicos a través de tecnologías como el Internet de las Cosas (IoT), Big Data, Machine Learning, Cloud Computing y Sistemas Ciberfísicos (CPS). En este contexto, el mantenimiento predictivo se convierte en un pilar esencial. Gracias a la conectividad de los equipos y la recolección de datos en tiempo real, las empresas pueden anticiparse a las fallas y tomar decisiones basadas en

evidencia. Ejemplo: General Electric implementó plataformas digitales de monitoreo en turbinas de avión, logrando reducir costos de mantenimiento y aumentando la disponibilidad de sus motores.

7.4. Internet de las Cosas (IoT) y su aplicación en mantenimiento El término Internet de las Cosas (IoT) hace referencia a la interconexión digital de objetos físicos a través de internet, lo cual les permite recopilar y transmitir datos. En el campo del mantenimiento predictivo, el IoT se aplica mediante sensores instalados en equipos industriales, los cuales monitorean variables críticas como vibración, temperatura y consumo eléctrico. Estos datos son enviados a un microcontrolador o a la nube, donde son procesados y analizados.

7.5. Sensores aplicados al mantenimiento predictivo

El corazón del mantenimiento predictivo es la capacidad de monitorear el estado de las máquinas en tiempo real. Esto se logra mediante sensores especializados:

- Sensores de vibración: se utilizan en motores, compresores y bombas para detectar desequilibrios o desgastes mecánicos. Un aumento inusual en las vibraciones suele indicar un fallo incipiente.

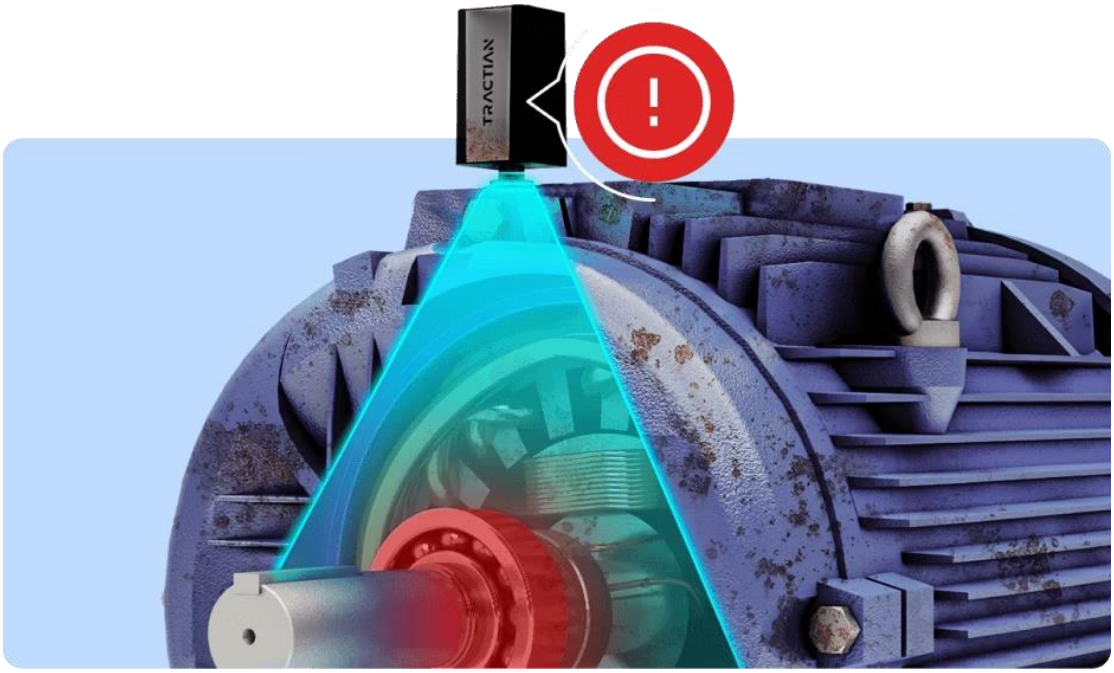


Figura 1. *Visualización del monitoreo de vibración en un motor eléctrico.*

- Sensores de temperatura: permiten detectar sobrecalentamientos en motores eléctricos, rodamientos y componentes electrónicos.
- Sensores de corriente eléctrica: miden el consumo energético y detectan picos anormales que podrían indicar problemas eléctricos o mecánicos.

Estos sensores, combinados con un sistema de adquisición de datos, constituyen la base de un sistema de mantenimiento predictivo de bajo costo, como el propuesto en este proyecto.

7.6. Machine Learning y análisis de datos

El **Machine Learning (ML)**, rama de la inteligencia artificial, permite a los sistemas aprender patrones a partir de los datos sin ser explícitamente programados (Samuel, 1959).

En el mantenimiento predictivo, los algoritmos de ML permiten:

- Clasificar fallos en equipos.
- Detectar anomalías en los datos de sensores.

- Estimar la vida útil restante (Remaining Useful Life – RUL).

Entre los algoritmos más utilizados se encuentran:

- **Regresión lineal y logística.**
- **Árboles de decisión.**
- **Máquinas de soporte vectorial (SVM).**
- **Redes neuronales profundas (Deep Learning).**

La integración de ML en proyectos universitarios de bajo costo es viable gracias al uso de plataformas como **Python**, **TensorFlow** o **Scikit-Learn**, que ofrecen herramientas gratuitas para el procesamiento de datos.

7.7. Sistemas ciberfísicos (CPS)

Los **Sistemas Ciberfísicos (CPS)** integran procesos físicos con capacidades computacionales y de comunicación, permitiendo monitoreo y control en tiempo real (Lee et al., 2015).

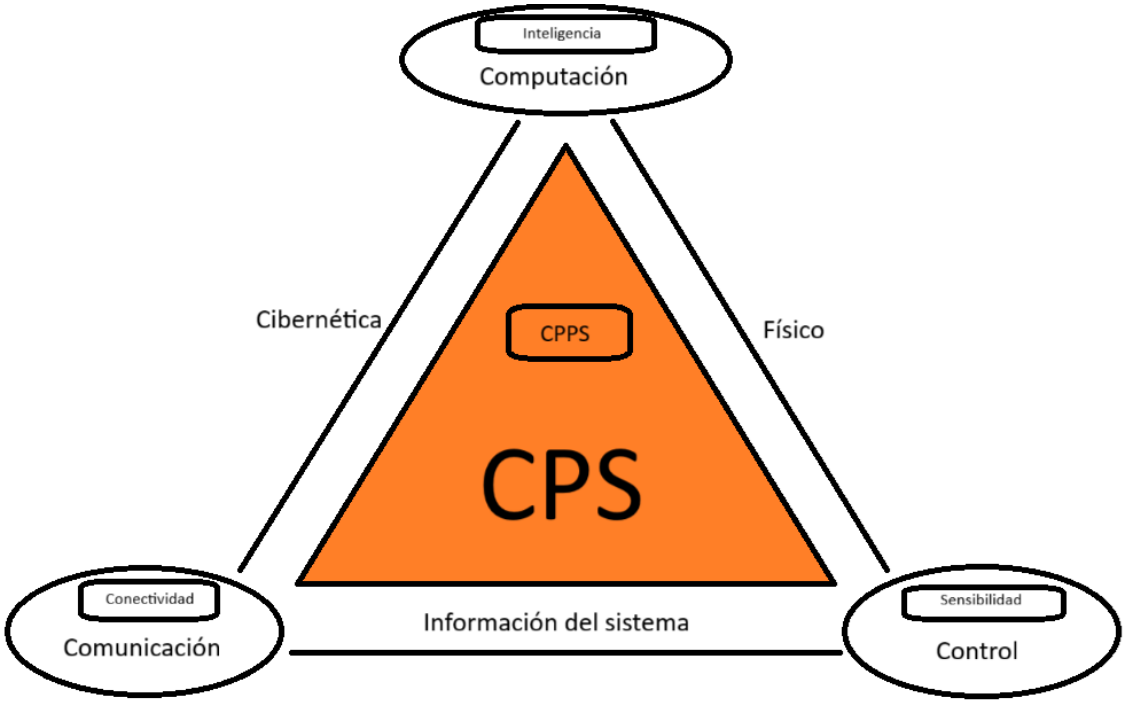


Figura 2. *Habilitadores de negocio de los sistemas ciber-físicos y el camino a los sistemas de producción ciber-físicos (CPPS).*

Un CPS típico en mantenimiento predictivo estaría conformado por:

- El **equipo físico** (ejemplo: motor eléctrico).
- **Sensores** instalados para captar vibraciones y temperatura.
- Un **microcontrolador** como Arduino o ESP32 para procesar la información.
- Un **sistema de análisis en la nube o local** para interpretar los datos y generar alertas.

El prototipo que se plantea en este proyecto puede considerarse un CPS en pequeña escala, alineado con las tendencias de la Industria 4.0.

7.8. Antecedentes del mantenimiento predictivo

- Industria internacional: Empresas como Siemens, General Electric y Schneider Electric han implementado plataformas de mantenimiento predictivo a gran escala, logrando reducir costos y aumentar la confiabilidad (Zhang et al., 2019).

- Investigación académica: múltiples proyectos universitarios han demostrado la viabilidad de sistemas de bajo costo para el monitoreo de motores eléctricos con Arduino y sensores de vibración (Al-Obaidi & Eljack, 2020).
- Contexto colombiano: si bien existen casos de adopción de tecnologías de monitoreo en grandes industrias, las pymes aún enfrentan limitaciones económicas. Esto abre la oportunidad a prototipos como el presente, que pueden funcionar como herramientas de formación y transferencia tecnológica.

7.9. Importancia de la Detección Temprana de Problemas

La detección de anomalías o perturbaciones es primordial, por ejemplo, una ligera vibración en un motor eléctrico puede ser un indicio de un rodamiento desgastado (Mohammed et al., 2023). Si se detecta antes de que sea tarde, el rodamiento puede ser reemplazado en una parada programada y con un costo mínimo, pero si por el contrario esto se omite o no se conoce, puede convertirse en un problema mayor, dañando el eje del motor, incluso provocando una falla más grande, dejando el motor afuncional y generando inactividad por semanas, perjudicando notoriamente a la industria y la producción.

7.10. Sistema Predictivo vs Sistema Tradicional

En un sistema de mantenimiento predictivo basado en IoT y Machine Learning, es fundamental contrastarlo con los enfoques de mantenimiento tradicionales que predominan en la industria, un sistemqa tradicional de mantenimiento preventivo se basa en una logica de calendario o uso, es decir basándose únicamente en la vida util, sin tomar en cuenta los posibles altercados que se interpongan en este ciclo de vida, generando un mantenimiento innecesario que no lo necesite o que ocurra un fallo antes de que eñ calendario lo determine lo que resulta en una parada inesperada (Pani et al. 2024).

A diferencia al tradicional, el sistema predictivo opera con una logica dinamica que se basa en la condición. Los sensores IoT recogen datos en tiempo real, monitoreando para que el modelo de Machine Learning pueda predecir cuando el equipo realmente necesitará atencion y/o mantenimiento. Esto permite una intervención más precisa, programada solo cuando los datos recopilados indiquen una alta probabilidad de falla.

7.11. Impacto económico y Operativo

Desde el punto de vista económico, el uso de un sistema predictivo influye de manera considerable en cuanto a costos fijos y a menudo inecesarios. Estudios reflejan que el PdM puede aumentar la productividad hasta un 25% y reducir los costos de mantenimiento hasta un 30% al evitar las costosas interrupciones de emergencia y maximizar la via util de los equipos (ABB, 2024). Ademas sirve para tener el inventario al dia o si se requiere de un momento inesperado se logra pedirlo con anticipacion revisando el monitoreo, debido a que Un sistema predictivo permite a las empresas gestionar su inventario de repuestos de manera más eficiente, ya que las piezas se adquieren justo a tiempo para el reemplazo programado, en lugar de mantener un inventario de seguridad costoso y a menudo sin usar (Sharma et al., 2023).

7.12. Marco normativo y legal

La aplicación del mantenimiento predictivo no puede desligarse de las normativas que regulan la gestión de activos y la seguridad industrial:

- ISO 17359: establece directrices para la implementación de monitoreo basado en condición.
- ISO 55000: normativa sobre gestión de activos, que integra el mantenimiento como parte estratégica de la organización.

- Normativas colombianas de seguridad industrial (Resolución 5018 de 2019, Ministerio de Trabajo): que promueven la gestión de riesgos y el mantenimiento de equipos en entornos laborales.

Estas normativas sirven de base para justificar la pertinencia del proyecto y garantizar que el prototipo esté alineado con estándares internacionales.

7.13. Síntesis del marco teórico

El mantenimiento ha pasado de ser una actividad reactiva para convertirse en un proceso estratégico basado en datos. La Industria 4.0 y tecnologías como el IoT, los CPS y el Machine Learning han permitido el desarrollo del mantenimiento predictivo, el cual optimiza recursos, incrementa la seguridad y mejora la confiabilidad de los sistemas.

El prototipo planteado en este proyecto —basado en sensores de bajo costo y microcontroladores accesibles— representa un esfuerzo académico por acercar estas tecnologías a contextos donde los sistemas comerciales son aún inaccesibles, contribuyendo al fortalecimiento de la innovación en ingeniería.

7. Análisis de Requerimientos

La intención del proyecto principalmente es diseñar y validar un sistema predictivo automatizado para maquinarias industriales, enfocado en los motores eléctricos. Para la ejecución del producto final, se consta de, un conjunto de sensores, y un microcontrolador que se instalaran en un motor de prueba para capturar los datos y se realizará el monitoreo, una

plataforma de procesamiento, en el que ingresarán, almacenará y procesará los datos captados por los sensores, un algoritmo para analizar patrones de datos y predecir el estado de salud del motor y una interfaz en el que se monitoree el estado del motor y reciba alertas.
La elección de los componentes del sistema se fundamentó en criterios de precisión, costo, disponibilidad y compatibilidad con entornos académicos y de pequeña escala industrial.

Se seleccionó la placa ESP32 debido a su bajo consumo energético, su capacidad de procesamiento dual core y su conectividad nativa Wi-Fi y Bluetooth, lo cual facilita la transmisión inalámbrica de datos hacia la plataforma web sin requerir módulos externos adicionales.

El sensor de vibración MPU-6050 fue escogido por integrar un acelerómetro y un giroscopio de tres ejes en un solo chip, ofreciendo lecturas precisas de aceleración y orientación con bajo ruido, ideales para detectar desbalanceos o fallas en rodamientos.
El sensor de temperatura DS18B20 permite monitorear el calentamiento del motor gracias a su alta sensibilidad y encapsulado metálico sumergible, resistente al contacto directo con superficies calientes.
Por su parte, el sensor de corriente ACS712 ofrece una medición segura del consumo eléctrico mediante efecto Hall, aislando la parte de potencia del circuito de control y garantizando lecturas estables del flujo de corriente.

En cuanto al motor trifásico utilizado como equipo de prueba, se eligió un modelo de baja potencia con comportamiento representativo de los motores industriales, lo cual permite simular condiciones reales de operación (como cargas variables y vibraciones mecánicas) sin requerir instalaciones de alto voltaje.

Este conjunto de componentes proporciona una base confiable, económica y escalable para validar la funcionalidad del sistema predictivo en un entorno académico controlado.

Para asegurar la eficacia y viabilidad se establecen los siguientes parámetros para ejecutar el diseño del sistema. El proyecto como se centra en los motores eléctricos, se implementará un motor trifásico, que es de baja potencia pero que simule un industrial, además que son comúnmente usados a nivel industrial. Las variables para monitorear serán la vibración, la temperatura y el consumo de corriente, debido a que se ha podido evidenciar que son de los fallos más comunes en los motores eléctricos. Finalmente, y entrando a detalle, en cuanto al hardware se requiere de los siguientes sensores, acelerómetro de tres ejes como el MPU-6050, para medir la vibración, un sensor de temperatura como el DS18B20, para el bobinado y la carcasa del motor, y un sensor de corriente como el ACS712 para medir la carga. Todos los sensores deben ir conectados a una placa, en este caso la ESP-32, la cual es ideal para esta práctica, ya que con su conectividad a WIFI y su bajo consumo de energía, puede leer y procesar los sensores sin ningún problema, para enviarlos a la nube. De igualmente se requiere de un computador o laptop, con un mínimo de 8GB de RAM y un procesador de gama media, ya sea Intel Core i5, Ryzen 5 o en su defecto uno superior a los mencionados, esto para correr el programa de Arduino IDE, un modelo de Redes Neuronales para clasificación de estado del motor.

8. Restricciones

Introducción

El estudio PESTEL es un recurso estratégico que ayuda a reconocer aspectos externos que afectan la evolución de un proyecto o iniciativa. Su denominación se deriva de las áreas que

examina: Político, Económico, Social, Tecnológico, Ecológico y Legal. En este caso, el análisis se enfoca únicamente en el aspecto técnico, ya que el proyecto de grado se relaciona con la adopción de un sistema de mantenimiento predictivo basado en tecnologías del Internet de las Cosas (IoT), análisis de datos y fundamentos de la Industria 4.0. Entender los elementos técnicos es crucial para evaluar la factibilidad, los desafíos y las oportunidades que surgen con este tipo de soluciones ingenieriles.

Aspectos Técnicos

1. Progresos en la sensórica y supervisión: Recientemente, los dispositivos que detectan vibraciones, temperatura, presión, corriente y humedad han mejorado en precisión, se han vuelto más compactos y han reducido sus precios. Esto hace que la vigilancia continua de equipos sea viable incluso para iniciativas universitarias o pequeñas y medianas empresas. La tecnología de sensórica actual es fundamental para el mantenimiento predictivo, ya que permite la recolección de datos en tiempo real sobre el estado de los activos.

2. Sistemas de comunicación y conexión: La mejora de protocolos como MQTT, OPC-UA, Modbus TCP, junto con el surgimiento de redes como 5G, facilita la transmisión eficiente de información entre dispositivos IoT y plataformas en la nube. Estos desarrollos son esenciales para asegurar que los datos obtenidos por los sensores sean enviados oportunamente a las herramientas de análisis.

3. Big Data, Computación en Nube y Edge Computing aplicados al mantenimiento: El mantenimiento predictivo depende del análisis de altos volúmenes de información. Las soluciones en la nube proporcionan almacenamiento y capacidad de procesamiento casi ilimitados, mientras que la computación perimetral permite el procesamiento de datos en el lugar de su generación, lo que disminuye la latencia y mejora la agilidad en la toma de decisiones en tiempo real.

4. Inteligencia Artificial y Aprendizaje Automático: La anticipación de fallos está cada vez más basada en sistemas de aprendizaje automático que descubren patrones no evidentes en los datos. Métodos como las redes neuronales, los árboles de decisión y los modelos de clasificación ayudan a prever cuándo podría ocurrir una avería en un componente. Estos progresos tecnológicos son fundamentales para el mantenimiento predictivo contemporáneo.

5. Interoperabilidad de las plataformas industriales: Uno de los desafíos técnicos más significativos es la combinación de sistemas antiguos con nuevas tecnologías IoT. Numerosas industrias todavía emplean maquinaria que no fue concebida para la digitalización, lo que produce dificultades en la compatibilidad. La interoperabilidad juega un papel crucial en la aceptación del mantenimiento predictivo.

6. Accesibilidad a hardware: La aparición de microcontroladores como Arduino, ESP32 o Raspberry Pi hace que sea más sencillo crear prototipos de soluciones económicas. Estos aparatos, junto con sensores asequibles, permiten que estudiantes universitarios y pequeñas empresas lleven a cabo proyectos de monitoreo predictivo sin requerir grandes gastos.

7. Seguridad cibernética en el ámbito industrial: La digitalización de la producción ha aumentado la vulnerabilidad a ataques cibernéticos. Es esencial prestar atención a la protección de los datos y de la infraestructura vital. Normativas internacionales como ISO/IEC 27001 y enfoques de ciberseguridad en entornos industriales (OT/IT) deben implementarse para asegurar la confiabilidad del sistema.

8. Limitaciones técnicas en la región: En varias naciones latinoamericanas, como Colombia, muchas pequeñas y medianas empresas carecen de la infraestructura digital necesaria para

aplicar tecnologías de mantenimiento predictivo. La escasez de conectividad confiable, la falta de recursos tecnológicos y la ausencia de personal cualificado son obstáculos que dificultan la implementación de estas soluciones.

9. Metodología

La metodología propuesta combina un enfoque experimental y aplicado, estructurada en fases que permiten planificar, diseñar, implementar y evaluar un prototipo funcional de sistema de mantenimiento predictivo.

Fases de la metodología

1. **Revisión bibliográfica y estado del arte**
    a. Identificación de investigaciones previas y tecnologías actuales aplicadas al mantenimiento predictivo.
    b. Revisión de estándares internacionales y buenas prácticas en IoT, sensórica y análisis de datos.

2. **Definición de requerimientos del sistema**
    a. Establecimiento de los parámetros a monitorear (ejemplo: vibración, temperatura, consumo eléctrico).
    b. Selección de sensores y hardware accesibles (Arduino, ESP32, Raspberry Pi, entre otros).

3. **Diseño del prototipo de mantenimiento predictivo**
    a. Creación de la arquitectura del sistema (sensores, comunicación, procesamiento de datos).

b. Selección de algoritmos básicos de análisis y predicción.

4. **Implementación del prototipo**
    a. Ensamblaje del hardware y conexión de sensores.
    b. Programación de la recolección y transmisión de datos.
    c. Configuración de almacenamiento y visualización (ejemplo: base de datos o dashboard simple).

5. **Pruebas y validación**
    a. Evaluación del prototipo en un entorno controlado.
    b. Medición de desempeño en términos de confiabilidad de los datos, detección temprana de anomalías y facilidad de uso.

6. **Análisis de resultados y conclusiones**
    a. Comparación con el marco teórico y objetivos planteados.
    b. Discusión de las oportunidades de mejora y limitaciones del sistema.

La metodología del proyecto se estructura en función de los objetivos específicos definidos. Cada objetivo se desarrolla mediante un conjunto de actividades planificadas que permiten avanzar de manera ordenada y controlada hacia el cumplimiento de los resultados esperados.

Objetivo específico	Actividades
1. Diseñar un sistema de recopilación de datos utilizando sensores IoT para el monitoreo en tiempo real de variables	- Investigar las variables críticas más relevantes en la maquinaria (ejemplo: vibración, temperatura, consumo eléctrico). - Seleccionar los sensores adecuados para

críticas del funcionamiento de maquinaria industrial.	cada variable considerando costo, disponibilidad y compatibilidad. - Adquirir y configurar los sensores con un microcontrolador (ej. Arduino, ESP32 o Raspberry Pi). - Realizar pruebas de conexión y transmisión inicial de datos. - Documentar el diseño del sistema de censado y transmisión.
2. Evaluar el desempeño evidenciado en el monitoreo predictivo, mediante pruebas que simulen el estado en que se encuentran las máquinas, midiendo la precisión de los sensores, la confiabilidad de los datos arrojados por estos y que brinden una solución casi exacta frente a la predicción de los posibles errores y/o fallos.	- Definir los criterios de evaluación (precisión, confiabilidad, tiempo de respuesta). - Simular condiciones de funcionamiento de la maquinaria en un entorno controlado. - Registrar los datos obtenidos por los sensores en distintas situaciones (normales y de fallo). - Analizar la calidad y confiabilidad de la información recopilada. - Ajustar parámetros y configuración para mejorar los resultados. - Comparar resultados con lo esperado y con referencias teóricas.
3. Desarrollar una plataforma web para el almacenamiento, visualización y análisis de	- Definir los requisitos de la plataforma web (almacenamiento, visualización, alertas).

los datos recopilados por los sensores, permitiendo que los usuarios puedan supervisar el estado de los equipos desde cualquier lugar, mediante alertas que indiquen si se ve venir un posible fallo en el sistema y maquinaria.	- Seleccionar el stack tecnológico (ejemplo: React/Angular + Node.js/Laravel + MySQL). - Desarrollar los módulos de almacenamiento y consulta de datos. - Implementar gráficos y dashboards en tiempo real para visualizar variables. - Configurar sistema de alertas (ejemplo: notificaciones en la web o correo). - Realizar pruebas de funcionamiento con datos reales obtenidos por los sensores. - Documentar la arquitectura de la plataforma y su integración con el sistema IoT.

10. Costos

Precios de referencia

Categoría	Referencia	Cantidad	Precio por unidad (COP)	Subtotal (COP)
Control e IoT	Board ESP32 DevKit	1	36.900	36.900
Sensado vibración	MPU-6050 (GY-521)	1	11.900	11.900
Sensado temperatura	DS18B20 (sonda, 2 m)	1	13.090	13.090

Sensado corriente	ACS712 20 A	1	12.900	12.900
Acond. señal (opcional)**	ADC ADS1115 16-bit	1	27.900	27.900
Prototipado	Protoboard 830 pts	1	16.000	16.000
Prototipado	Cables Dupont x40	1	5.100	5.100
Envolvente	Caja plástica IP65 (≈160×160 mm)	1	29.900	29.900
Alimentación	Adaptador 12 V 2 A	1	17.900	17.900
Prototipado	PCB universal 5×7 cm	1	1.500	1.500
	Subtotal sin ADC			145.190
	Subtotal con ADC			173.090
	Imprevistos (10 %)			+14.519 / +17.309
	Total estimado (sin / con ADC)			≈ 160.000 / ≈ 190.000

Costos fijos

	Detalle	Costo COP
Mano de obra Inicial	Trabajadores Miguel y Sergio, diseño y prototipado	$ 1’950.000
Plataforma IoT (Anual)	Licencia cloud o hosting	$ 468.000 cada año
Total Costos Fijos	$1,950,000 (Inicial)+$468,000 (Anual)	

Costos Variables

	Costo por unidad COP
Hardware total por módulo	$ 117.000
Total costos variables	$ 117.000 por cantidad de módulos

Gastos

	Detalle	Costos COP/Año
Marketing/ Comercialización	Proyección de gastos anuales	$ 780.000
Mantenimiento y Soporte	Gastos operativos menores	$ 585.000
Total gastos	$ 1’365.000 por año	

El coste presentado da prioridad a un prototipo funcional de bajo presupuesto dirigido a estudiantes: permite medir la vibración, la temperatura y la corriente con un ESP32 y sensores fácilmente disponibles, almacenando los datos en servicios gratuitos (base de datos, panel de control y broker MQTT) para evitar gastos mensuales durante la fase de validación técnica. El ADS1115 figura como una actualización opcional cuando se requiere una mayor resolución/estabilidad en las lecturas analógicas.

- **Precio de Venta (PV) por Módulo:** $585,000 COP.
- **Costo de Capital (Tasa de Descuento):** 12% anual (r=0.12).
- **FCN** = Ingresos - Costos Variables - Costos Fijos Anuales - Gastos.

Año	Módulos vendidos	Ingresos PVxU	-CV ($117.000/u)	-CF anual ($468.000)	-Gastos ($1´365.000)	FCN
0	0	0	0	-$1,950,000 (I+D)	0	−$'-950.000
1	10	$5'850.000	-$1'170.000	-$468.000	-$1'365.000	$2'847.000
2	20	$11'700.000	-$2'340.000	-$468.000	-$1'365.000	$7'527.000
3	35	$20'475.000	-$4'095.000	-$468.000	-$1'365.000	$14'547.000
4	50	$29'250.000	-$5'850.000	-$468.000	-$1'365.000	$21'567.000
5	60	$35.100.000	-$7'020.000	-$468.000	-$1'365.000	$26'247.000

Cálculo de VPN y TIR

$$VPN = \sum_{t=1}^{5} \frac{FCN_t}{(1+0.12)^t} - \$1'950.000$$

Año (t)	FCN	Factor de descuento $(1.12)^2$	Valor Actual(FCN/Factor)

0	-$1’950.000	1.000	-$1’950.000 (inversión)
1	$2’847.000	1.120	$2’541.964
2	$7’527.000	1.254	$6’000.797
3	$14.547.000	1.405	$10’353.744
4	$21’567.000	1.574	$13’691.185
5	$26’247.000	1.762	$14’896.073
			VPN= $46’133.763

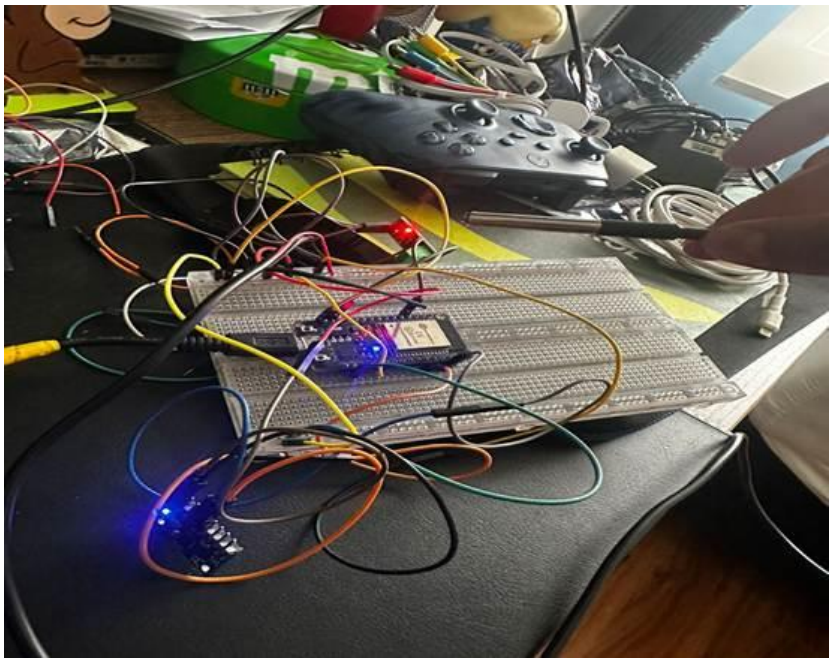
El VPN obtenido es bastante positivo, lo que indica que el proyecto generaría un valor significativo superior a la rentabilidad mínima exigida del 12%.

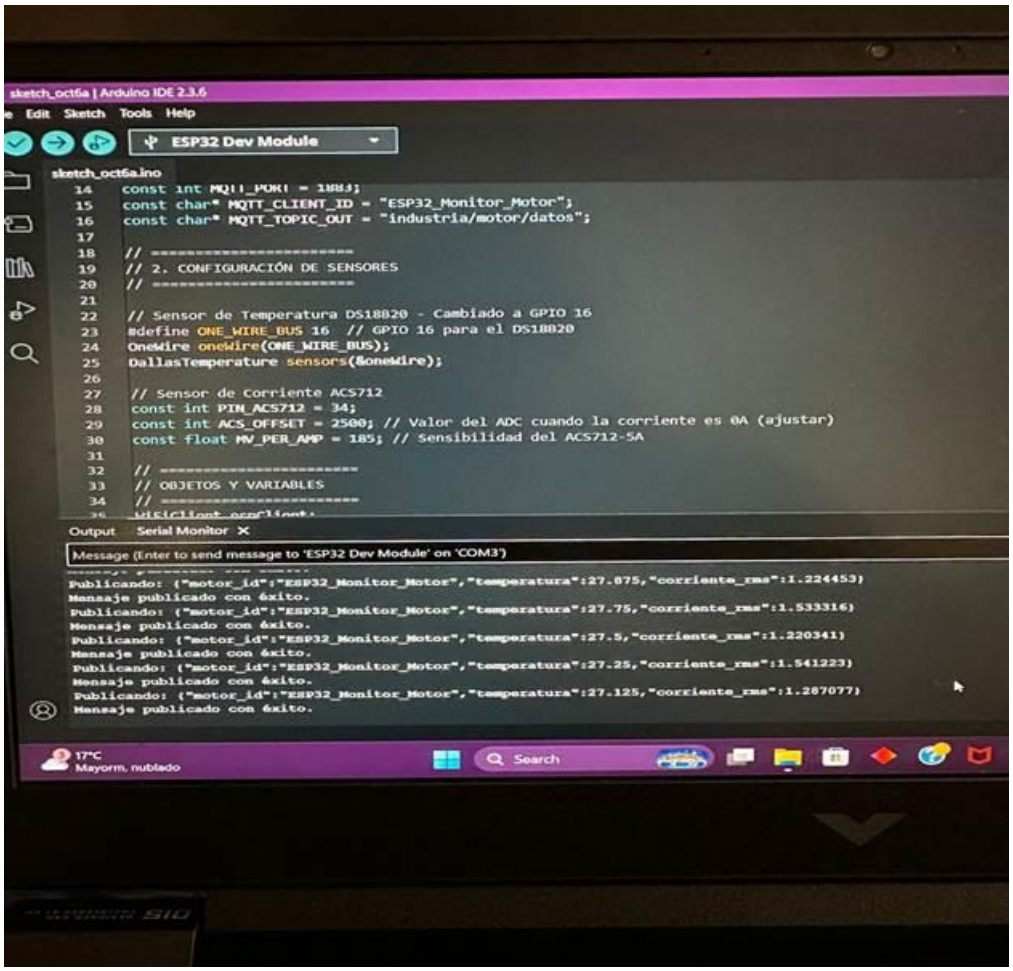
$$TIR \approx 280.93\%$$

Esta es una buena señal de la rentabilidad del proyecto, siendo mayor a la del costo del capital (12%), lo que reafirma que el proyecto es viable y generaria rendimientos optimos con esta proyección de ventas.

11. Resultados

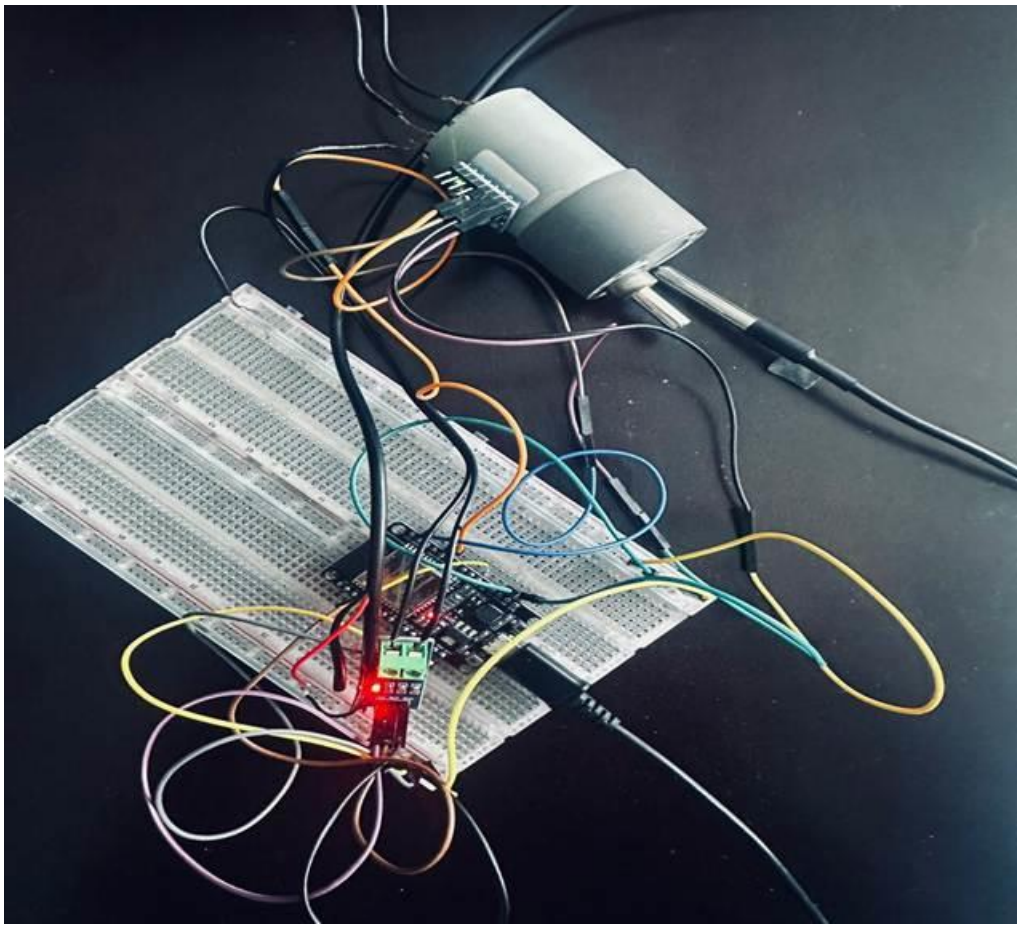
Implementación de los sensores para funcionamiento, inicialmente con el DS18B20(sensor de temperatura) y ACS712(sensor de corriente).



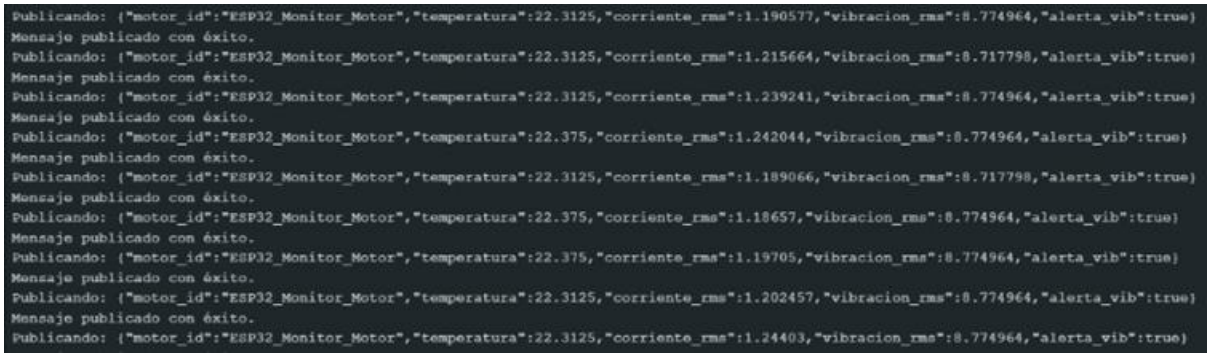


Evidenciamos el perfecto funcionamiento de los sensores, posterior a ello, se realiza la implementación del último sensor restante, el MPU-6050(sensor de vibración).

Con este sensor de vibración se tuvo un desafío, debido a que, al correr inicialmente el código con todo ya implementado, el sensor marcaba 0.0. Esto era un problema de conexión I^2C que se resolvió asegurando las líneas SDA y SCL.



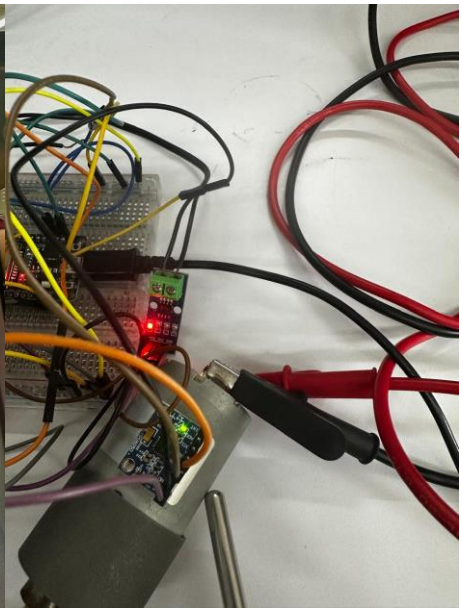
Al realizar las respectivas pruebas iniciadas a las 13:48 y finalizada a las 14:56 se logró recopilar los siguientes datos y resultados:

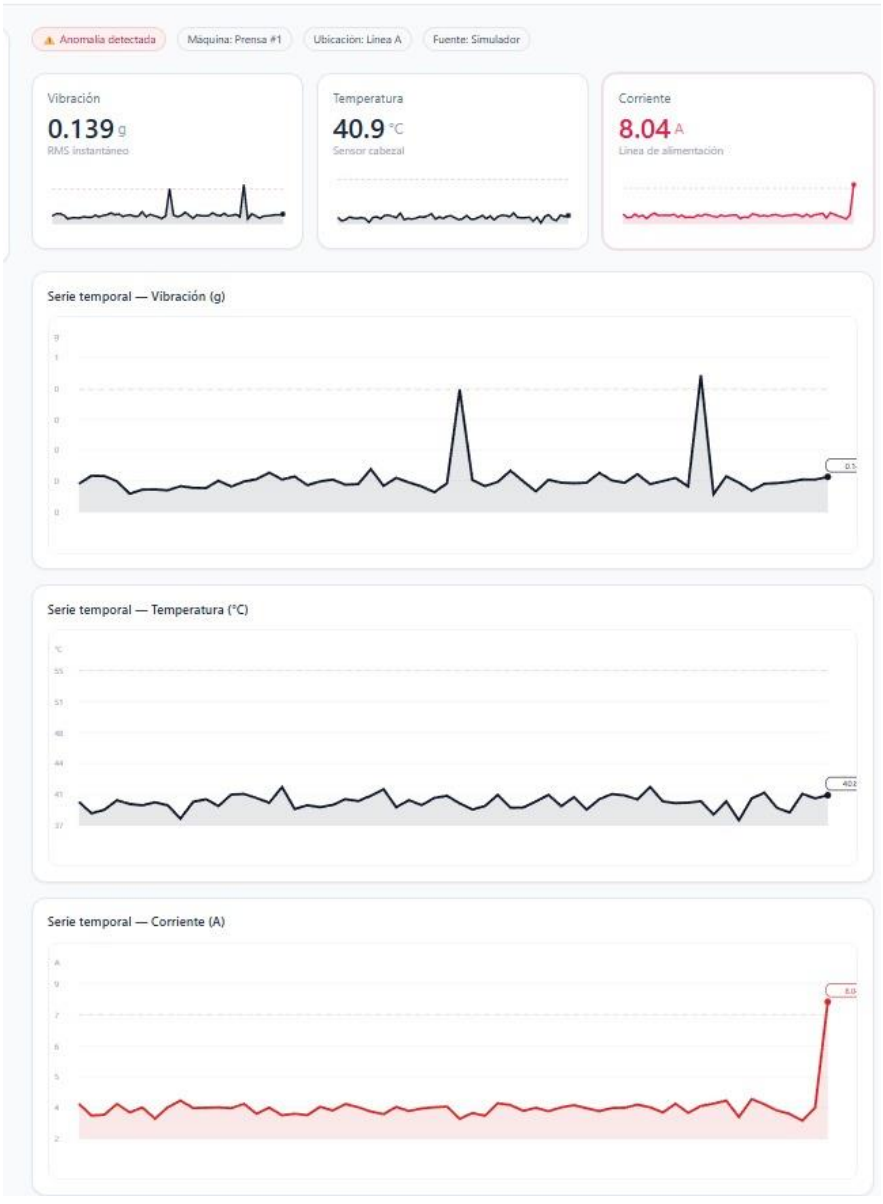


- Un promedio de 22.5°C, una temperatura muy estable y baja, casi cerca de una temperatura ambiente, indicando que el motor no ha presentado una jornada excesivamente larga de funcionamiento que generé calor o sobre trabajo al motor.
- Una corriente de 1.2 A, estable con variaciones mínimas de ±0.1 A, lo cual representa una corriente nominal, ya que, si el motor estuviera fallando, se observarían picos o un aumento en la corriente, pero se mostró un ideal para establecer una línea de base.
- En cuanto a la vibración 8.7G, una demasiado alta pero estable, esto si puede ser anormal para un motor fijo, lo que significa que también mide el movimiento externo que produce la vibración del motor con respecto a la mesa, en la cual esta posado, además se evidencia el funcionamiento de la predicción y prevención ya que arroja un true en el sistema de detección en anomalías(vibración > 0-5G), está alerta true solo se activaría ante una vibración generada por un rodamiento fallando o una desalineación del eje, que son los fallos más comunes y costosas por prevenir, pero a pesar de ser alta no se encuentra en rangos de alerta roja y al tener datos estables nos permite validar el hardware y establecer un punto de referencia y a su vez la alerta de vibración valida la lógica predictiva del sistema.

Despues de realizar pruebas con una fuente de poder externa como modo de alimentación al motor, la cual se colocó al máximo con valores de 32.02V, 0.05A y 1.601(Más potencia a la que se estaba poniendo a trabajar anteriormente).


32.02
V
00.05
A
1.601
W
V-COARSE
C.V
V-FINE
A-COARSE
C.C
A-FINE
GND




Anomalía detectada
Máquina: Prensa #1
Ubicación: Línea A
Fuente: Simulador
Vibración
0.139 g
RMS instantáneo
Temperatura
40.9 °C
Sensor cabezal
Corriente
8.04 A
Línea de alimentación
Serie temporal — Vibración (g)
Serie temporal — Temperatura (°C)
Serie temporal — Corriente (A)

Análisis de Temperatura (DS18B20)

Aumentando gradualmente a medida que pasaba el tiempo y estaba en funcionamiento el motor sin descanso a la máxima potencia posible, arrojando un valor máximo de 36.25°C siendo menor de 40°C que es el máximo de la carcasa, no presenta aun un riesgo, sin embargo, como se evidenciaba que cada vez estaba subiendo este valor podria sobrepasar incluso los 50°C el cual si es el umbral de alerta más alto donde se puede presentar un fallo térmico.

Análisis de Corriente (ACS712)

Conociendo un aumento sostenido de la corriente a 1.7A(más del 120% de la nominal) o picos erráticos de hasta 2A indicarían problemas mecánicos. Pero la corriente era muy variable con transiciones bruscas de por ejemplo 0.28 a 0.58, aunque con una operación normal ya que es lo esperado durante el proceso de arranque y proceso de carga.

Análisis de Vibración (MPU-6050)

Esta es la variable más critica que se evidenció, comparando los valores monitoreados con la norma ISO 10816, que clasifica la severidad de la vibración. Teniendo una vibración máxima de 0.8482G, primero se nota que el sensor está funcionando y es consistente con sus lecturas, teniendo poca variación, pero es un valor alto, esto en un entorno industrial 0.8482G en un eje es una condición de alerta grave que requiere inspección inmediata para mantenimiento. Que posiblemente sea asociado a fallos de alta frecuencia como rodamientos defectuosos. Esto fue evidenciado en la interfaz de la aplicación creada, la cual demuestra una amenaza, mostrando en rojo tanto la gráfica, como el valor de la variable vibración, alertando a quien se encargue de ir revisando el monitoreo en tiempo real.

12. Conclusiones

- El proyecto demuestra la implementación exitosa de una arquitectura IoT de bajo costo que va del sensor a la nube (Zero-to-Cloud). Se confirmó la fusión de datos de tres variables críticas (Temperatura, Corriente RMS y Vibración) a través del ESP32 y su publicación en tiempo real vía MQTT. Esta integración valida un Modelo de Mantenimiento Basado en Condición (CBM) completamente funcional, cuya usabilidad se garantiza con la aplicación de monitoreo remoto, haciendo la solución viable y escalable para entornos industriales pequeños y medianos.
- Las pruebas de carga máxima no solo verificaron el hardware, sino que definieron la Línea de Base Operacional del motor, con valores nominales de 36.25°C y 1.4A. Este establecimiento de parámetros de referencia es fundamental para el PdM. Asimismo, el sistema validó la lógica de alerta predictiva al reportar consistentemente la alta vibración (>0.5G), demostrando su capacidad para identificar desviaciones y anomalías en la fase temprana de deterioro, lo cual es esencial para prevenir fallas catastróficas.
- El proyecto representa un éxito en la ingeniería de sistemas al superar retos técnicos como la calibración del sensor ACS712 para valores RMS y la integración estable de la comunicación I^2C del MPU-6050. La capacidad final de exportar datos históricos a CSV es una conclusión fundamental. Esta funcionalidad convierte el sistema en una fuente de datos apta para el análisis estadístico avanzado, permitiendo el modelado futuro de la Vida Útil Restante (RUL) de los activos y llevando el alcance del proyecto más allá del simple monitoreo y hacia la predicción automatizada.

13. Referencias

Ejemplos de fallos comunes en motores eléctricos y cómo solucionarlos. (s.f.). En Tecnología para la Industria. Recuperado 10 de octubre de 2023, de

https://tecnologiaparalaindustria.com/ejemplos-de-fallos-comunes-en-motores-electricos-y-como-solucionarlos

Benites Revolledo, P. A. (2016). Impacto del mantenimiento programado en los costos de producción en la empresa Kar & Ma SAC [Tesis de pregrado, Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo]. Repositorio Institucional USAT. https://tesis.usat.edu.pe/bitstream/20.500.12423/501/1/TL_Benites_Revolledo_PedroAlejandro.pdf

González, P., & Méndez, J. (2021). Implementación de sensores IoT en plantas industriales de Colombia. *Revista Colombiana de Ingeniería Industrial*, 37(2), 55–67.

Mohammed, N. A., Abdulateef, O. F., & Hamad, A. H. (2023). An IoT and Machine Learning-Based Predictive Maintenance System for Electrical Motors. *Journal Européen des Systèmes Automatisés*, *56*(4), 1-13.

Pani, S., Pattnaik, O., & Pattanayak, B. K. (2024). Predictive Maintenance in Industrial IoT Using Machine Learning Approach. *Journal of Computational Analysis and Applications (JoCAAA), 33*(08), 3357–3362.

Lee, J., Bagheri, B., & Kao, H. A. (2015). A Cyber-Physical Systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing Letters*, 3, 18–23. https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2014.12.001

Zhang, W., Yang, D., & Wang, H. (2019). Data-driven methods for predictive maintenance of industrial equipment: A survey. *IEEE Systems Journal*, 13(3), 2213–2227. https://doi.org/10.1109/JSYST.2018.2798620

ABB. (2024, Agosto 18). *What's the difference between predictive maintenance and preventive maintenance?* [Artículo en línea]. Recuperado de https://new.abb.com/news/detail/118485/whats-the-difference-between-predictive-maintenance-and-preventive-maintenance

Sharma, S., Garg, D., & Goel, A. (2023). A review on predictive maintenance using machine learning techniques for inventory management in smart manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*, *67*, 233-247.

Sharma, A., & Chen, S. (2023). El rol del Machine Learning y IoT en la Gestión de Activos Industriales. *International Journal of Production Research*, *61*(5), 1500–1518.

Tractian. (s. f.). *Sensor de Vibración Industrial*. Recuperado de https://tractian.com/es/sensor-de-vibracion-industrial

Behera, B. B., Mohanty, R. K., & Pattanayak, B. K. (2024). Predictive Maintenance in Industrial IoT Using Machine Learning Approach. *Journal of Electrical and Electronics Research (IJEER)*, *10*(3), 604-613.

Mohammed, N. A., Abdulateef, O. F., & Hamad, A. H. (2023). An IoT and Machine Learning-Based Predictive Maintenance System for Electrical Motors. *Journal Européen des Systèmes Automatisés*, *56*(4), 1-13.