

Marco híbrido de mantenimiento predictivo explicable para la optimización del AMEF dinámico en manufactura inteligente

LEON CASTRO, ROCIO DEL CARMEN

Condori Morocco, Paolo

López Sarango, Jordi

Medina Huaman, Nelva

Pérez Camargo, Luis

Reyes Venturo, Ariana

#422

INTRODUCCIÓN

Contexto y Evolución

- Transición hacia el Mantenimiento Predictivo (PdM) en la Industria 4.0 impulsado por IoT y analítica.
- Decisiones basadas en la condición real del equipo para maximizar su disponibilidad.

Limitaciones Actuales

- El AMEF clásico es estático, subjetivo y genera retrasos en la toma de decisiones.
- Los modelos predictivos (Machine Learning) actúan como "cajas negras" que no explican las causas de las fallas.

Rol de la IA Explicable (XAI)

- La técnica SHAP "abre la caja negra" mostrando el impacto exacto de cada variable operativa.
- Permite actualizar la evaluación de fallas algorítmicamente y en tiempo real.

Brecha y Objetivo

- Brecha: Faltan marcos que unan la gestión de confiabilidad con IA explicable.
- Objetivo: Desarrollar un marco híbrido (XGBoost + SHAP) para actualizar dinámicamente el AMEF en la manufactura inteligente.

MARCO TEÓRICO

AMEF Tradicional vs. Dinámico

- El AMEF clásico (Riesgo = Severidad × Ocurrencia × Detección) es estático, manual y se vuelve obsoleto rápidamente.
- El AMEF Dinámico soluciona esto conectando datos de sensores para actualizar la probabilidad de falla de forma continua.

Modelos Predictivos y XGBoost

- Los algoritmos de ensamble de árboles son los más efectivos para analizar datos tabulares industriales.
- XGBoost destaca por su alta capacidad para predecir fallas modelando relaciones complejas con gran eficiencia computacional.

Inteligencia Artificial Explicable (XAI y SHAP)

- La XAI traduce algoritmos complejos a un formato comprensible para los ingenieros de mantenimiento.
- El método matemático SHAP calcula el impacto exacto de cada variable, permitiendo identificar visualmente la causa-efecto de la falla.

METODOLOGÍA

Enfoque y Diseño de la Investigación

- Estudio de enfoque cuantitativo, de tipo aplicado y diseño experimental-computacional mediante simulación (in-silico).
- Uso del dataset abierto AI4I 2020 Predictive Maintenance, compuesto por 10,000 registros multivariados de una máquina industrial CNC.

Fase I: Preprocesamiento e Ingeniería de Características

- Creación de variables con significado físico: Diferencial térmico (ΔT) y Potencia Mecánica Estimada (P*m*).
- División estratificada de los datos: 70% para entrenamiento y 30% para pruebas.
- Aplicación de la técnica SMOTE para corregir el desbalance de clases en los datos de entrenamiento.

TABLA 1

VARIABLES PARAMÉTRICAS DEL SISTEMA E INGENIERÍA DE CARACTERÍSTICAS DERIVADAS.

Tipo de Variable	Denominación Técnica	Unidad	Descripción e Impacto Operativo
Predictora Directa	Temperatura del Aire	K	Medición del entorno térmico de la operación.
Predictora Directa	Temperatura del Proceso	K	Temperatura asociada al proceso de manufactura.
Predictora Directa	Velocidad de Rotación	rpm	Variable cinemática del husillo principal.
Predictora Directa	Torque	Nm	Fuerza de torsión aplicada al componente motor.
Predictora Directa	Desgaste de Herramienta	min	Tiempo acumulado de operación del utillaje.
Predictora Derivada	Diferencial Térmico (ΔT)	K	Diferencia entre temperatura de proceso y temperatura del aire.
Predictora Derivada	Potencia Mecánica Estimada (Pm)	W	Indicador de sobreesfuerzo y carga operativa.
Variable Objetivo	Estado del Activo	Binario	Clasificación: Operación Normal (0) / Falla (1).

Fases II y III: Benchmarking Predictivo y XAI

- Comparación de algoritmos (Regresión Logística, Random Forest y XGBoost) utilizando Validación Cruzada Estratificada.
- Selección del modelo ganador priorizando la métrica de Recall (sensibilidad) para evitar falsos negativos.
- Aplicación del método SHAP para "abrir la caja negra" y calcular la contribución de cada variable en la falla.

Fases IV y V: AMEF Dinámico e Impacto (OEE)

- Modificación de la ecuación de riesgo: La "Ocurrencia" pasa a ser una probabilidad dinámica en tiempo real (O *dinámica* = P (F | X t)
- Proyección del impacto operativo para reducir paradas no planificadas y mejorar la Disponibilidad en el OEE.

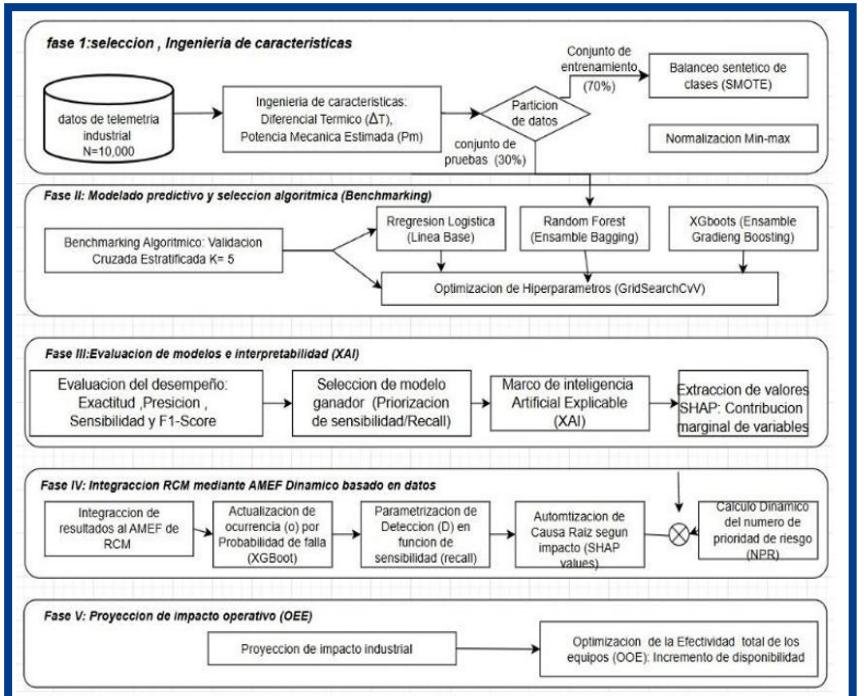


Fig. 1. Diagrama de flujo computacional del marco híbrido de mantenimiento predictivo explicable.

RESULTADOS

Benchmarking Algorítmico

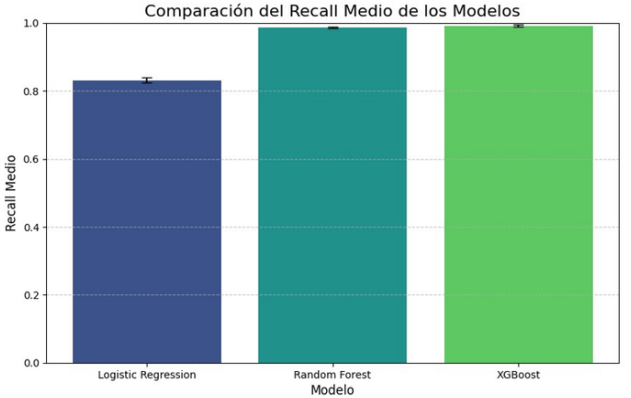


Fig. 2. Comparación del Recall medio obtenido por los modelos evaluados.

Evaluación en Conjunto de Prueba

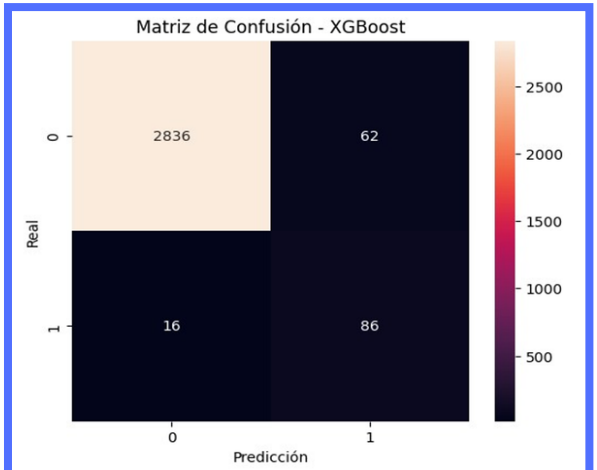


Fig. 3. Matriz de confusión del modelo XGBoost.

El modelo XGBoost alcanzó el mayor nivel de sensibilidad (Recall) en validación cruzada con un 88.24%, superando ampliamente a Random Forest y Regresión Logística en la detección de fallas.

XGBoost logró una exactitud global del 97.40% y un Recall del 84.31%. La matriz demuestra solo 16 falsos negativos, lo cual reduce drásticamente el riesgo de que una anomalía latente se convierta en una avería no planificada.

RESULTADOS

Importancia Global de Variables

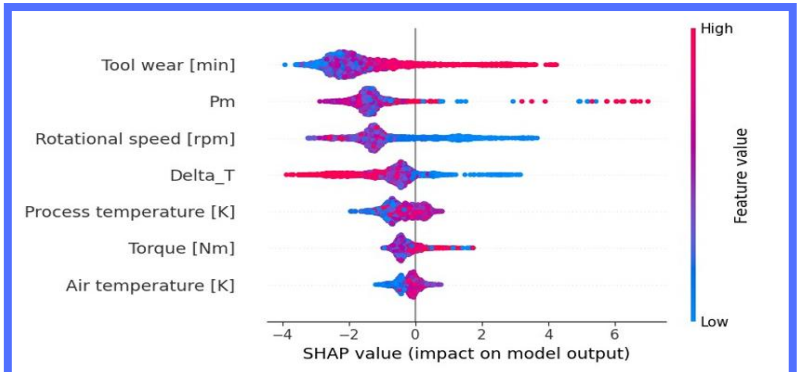


Fig. 4. Importancia global de variables mediante SHAP Summary Plot.

El desgaste de la herramienta es la variable más influyente, seguida por variables derivadas como la potencia mecánica estimada (P*m*) y el diferencial térmico (ΔT), validando el éxito de la ingeniería de características previa.

Análisis de Falla en Tiempo Real

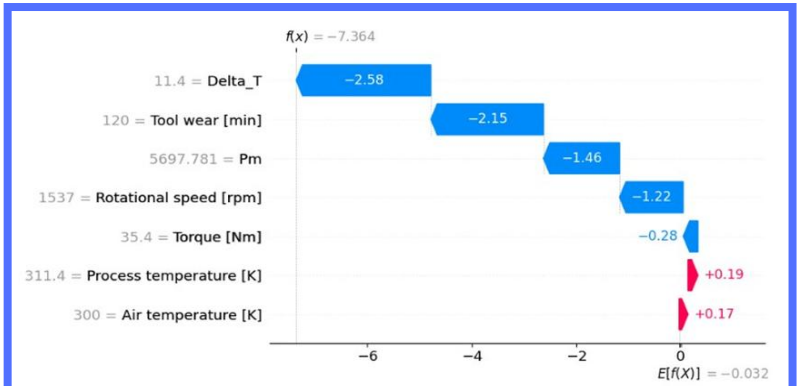


Fig. 5. Explicación local mediante SHAP Waterfall Plot.

En instancias individuales, el operador puede identificar visualmente qué mecanismos físicos exactos (como temperatura o torque) impulsaron la alerta de riesgo, facilitando la validación causal aproximada.

DISCUSIONES - ESCALABILIDAD SECTORIAL

Mapa temático de la literatura



Fig. 6. Mapa temático de la literatura sobre Mantenimiento Predictivo e IA.

Clasifica las tendencias de investigación actuales sobre mantenimiento predictivo e IA explicable según su centralidad y densidad, evaluando un corpus de 659 documentos. Este mapeo permite validar la escalabilidad de la propuesta técnica (XGBoost-SHAP) hacia aplicaciones en otros sectores críticos como el energético, minero y automotriz.

Campos identificados en el mapa temático

Sintetiza las 4 áreas prioritarias de la revisión. Posiciona al "Diagnóstico de fallos" como Tema Motor por su alta relevancia industrial, y destaca a la "IA explicable (XAI)" como un Tema Emergente crucial para resolver la opacidad algorítmica en la Industria 4.0.

CAMPOS IDENTIFICADOS EN EL MAPA TEMÁTICO (ANÁLISIS BIBLIOMÉTRICO)

Número de Campo	Descripción del campo	Categoría del campo	Definición de la categoría
1	"Mantenimiento predictivo"	Tema Básico	Eje fundamental de la industria 4.0; constituye la base operativa de la gestión de activos.
2	"Diagnóstico de fallos"	Tema Motor	Área de alta relevancia y desarrollo, crítica para la toma de decisiones técnicas en tiempo real.
3	"IA explicable (XAI)"	Tema Emergente	Tendencia creciente que busca dotar de transparencia a los modelos de aprendizaje automático.
4	"Inteligencia artificial (IA)"	Tema de Nicho	Especialización técnica con alta densidad de desarrollo, pero centrada en aplicaciones específicas.

LIMITACIONES

- El estudio presenta una naturaleza experimental (in-silico) fundamentada en un conjunto de datos estandarizado (AI4I 2020).
- Por ello, no captura la variabilidad dinámica ni los fenómenos de degradación únicos de entornos de manufactura específicos.
- En un entorno real, factores ambientales y operacionales exógenos podrían alterar el comportamiento de los sensores.

TRABAJOS FUTUROS

- Transición hacia una implementación física en tiempo real mediante arquitecturas de Edge Computing y nodos IoT, incluyendo una evaluación técnica del coste computacional y la latencia esperada en estos dispositivos.
- Integración de técnicas de Transfer Learning para adaptar los modelos entrenados en entornos controlados hacia plantas específicas.
- Evolucionar el marco de AMEF Dinámico hacia una herramienta de gestión autónoma capaz de auto-calibrarse frente a la singularidad de cada activo.

CONCLUSIONES

La transición hacia marcos híbridos en la gestión de activos resuelve las limitaciones del mantenimiento tradicional, garantizando una alta sensibilidad predictiva para la detección temprana de anomalías operativas.

La integración del método SHAP deconstruye la opacidad algorítmica de los modelos de "caja negra", transformando las predicciones en validaciones causales transparentes y accionables para los ingenieros.

La actualización continua y algorítmica del factor de Ocurrencia permite que el Análisis de Modos y Efectos de Falla (AMEF) evolucione de un registro documental pasivo a un sistema prescriptivo dinámico.

La anticipación de averías mitiga las paradas no programadas y reduce la dependencia del mantenimiento reactivo, generando un impacto positivo directo sobre la Efectividad Global de los Equipos (OEE) en la manufactura inteligente.

MUCHAS GRACIAS