UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS

CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO INDUSTRIAL

TEMA:

"Diseño de un Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo Apoyado en Inteligencia Artificial (IA), en la Faenadora Avícola Reproavi Cía. Ltda., Ubicada en la Ciudad de Ibarra"

AUTOR: Geovanny Patricio Lara Puerres

DIRECTOR: Ing. Víctor Alfonso Erazo Arteaga, MSc.

Ibarra-Ecuador

2026

UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

DIRECCIÓN DE BIBLIOTECA

AUTORIZACIÓN DE USO Y PUBLICACIÓN A FAVOR DE LA UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

1. IDENTIFICACIÓN DE LA OBRA

En cumplimiento del Art. 144 de la Ley de Educación Superior, hago la entrega del presente trabajo a la Universidad Técnica del Norte para que sea publicado en el Repositorio Digital Institucional, para lo cual pongo a disposición la siguiente información:

DATOS DE CONTACTO	
APELLIDOS Y NOMBRES:	Lara Puerres Geovanny Patricio

DATOS DE LA OBRA	
TÍTULO:	"Diseño de un Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo Apoyado en Inteligencia Artificial (IA), en la Faenadora Avícola Reproavi Cía. Ltda., Ubicada en la Ciudad de Ibarra"
AUTOR (ES):	Lara Puerres Geovanny Patricio
FECHA: DD/MM/AAAA	01/09/2026
SOLO PARA TRABAJOS DE GRADO	
PROGRAMA:	■ PREGRADO ☐ POSGRADO
TITULO POR EL QUE OPTA:	Ingeniero Industrial
DIRECTOR /ASESOR:	Ing. Victor Alfonso Erazo Arteaga, MSc.

2. CONSTANCIAS

El autor manifiesta que la obra objeto de la presente autorización es original y se la desarrolló, sin violar derechos de autor de terceros, por lo tanto, la obra es original y que es el titular de los derechos patrimoniales, por lo que asume la responsabilidad sobre el contenido de la misma y saldrá en defensa de la Universidad en caso de reclamación por parte de terceros.

Ibarra, a los 01 días del mes de septiembre de 2026

EL AUTOR:

Validar únicamente en FirmaEC.
Firmado electrónicamente por:
GEOVANNY PATRICIO LARA PUERRES

Firma……

Geovanny Patricio Lara Puerres

CERTIFICACIÓN DEL DIRECTOR DEL TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR

Ibarra, 01 de septiembre de 2026

Ing. Victor Alfonso Erazo Arteaga, MSc.
DIRECTOR DEL TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR

CERTIFICA:

Haber revisado el presente informe final del trabajo de Integración Curricular, el mismo que se ajusta a las normas vigentes de la Universidad Técnica del Norte; en consecuencia, autorizo su presentación para los fines legales pertinentes.

Validar únicamente en FirmaEC.
Firmado electrónicamente por:
VICTOR ALFONSO ERAZO ARTEAGA

(f) ……

Ing. Victor Alfonso Erazo Arteaga, MSc.

C.C.: 1719188029

APROBACIÓN DEL COMITÉ CALIFICADOR

El Comité Calificado del trabajo de Integración Curricular “Diseño de un Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo Apoyado en Inteligencia Artificial (IA), en la Faenadora Avícola Reproavi Cía. Ltda., Ubicada en la Ciudad de Ibarra” elaborado por Lara Puerres Geovanny Patricio, previo a la obtención del título de Ingeniero Industrial, aprueba el presente informe de investigación en nombre de la Universidad Técnica del Norte:



(f): …….
Ing. Victor Alfonso Erazo Arteaga, MSc.
C.C.: 1719188029



(f): …….
Ing. Santiago Marcelo Vacas Palacios, MSc.
C.C.: 0909250615

DEDICATORIA

Este trabajo está dedicado a mi familia, por acompañarme y apoyarme a lo largo de este camino, incluso en los momentos más difíciles.

A mis hermanos, quienes, a pesar de la distancia, nunca me hicieron sentir solo. Gracias por estar presentes de distintas maneras, por su apoyo, sus palabras y por recordarme que los vínculos verdaderos permanecen aun cuando la vida nos lleva por caminos diferentes.

A mis padres, quienes han sido el motor de mi vida. A mi padre, por ser mi mayor ejemplo de constancia, esfuerzo y resiliencia; y a mi madre, por su amor incondicional y por jamás dejar de creer en mí. Sus valores y enseñanzas me dieron la fortaleza para afrontar las dificultades, adaptarme a los cambios y no rendirme.

Este logro también les pertenece.

Geovanny Lara

AGRADECIMIENTO

Expreso mi sincero agradecimiento a los docentes que formaron parte de mi proceso de formación, por compartir sus conocimientos, experiencias y enseñanzas, las cuales contribuyeron significativamente a mi crecimiento personal y profesional.

A mis compañeros, por los aprendizajes compartidos, el apoyo y las experiencias vividas durante esta etapa académica; y a mis amigos, por su respaldo y motivación a lo largo de este proceso.

Finalmente, agradezco a todas las personas que, de manera directa o indirecta, contribuyeron al desarrollo de este trabajo y formaron parte de esta etapa de mi vida.

Geovanny Lara

RESUMEN

La investigación tuvo como objetivo diseñar un Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo apoyado en Inteligencia Artificial para los activos críticos de la faenadora avícola Reproavi Cía. Ltda., ubicada en Ibarra. Se desarrolló un estudio cuantitativo, aplicado, no experimental y retrospectivo, sustentado en inventarios, hojas de vida, órdenes de trabajo, reportes técnicos y registros históricos de mantenimiento del periodo 2023–2025. Mediante una matriz que combinó la frecuencia de intervención con las consecuencias sobre la producción, el tiempo de paro, el costo, la seguridad y la calidad, se seleccionaron 21 activos críticos. Después de la revisión y depuración se consolidaron 389 registros históricos válidos. A partir de ellos se construyó una base mensual continua de 756 combinaciones activo–mes, de las cuales 735 fueron evaluables para clasificación y 73 resultaron válidas para la regresión condicional. En clasificación se compararon Árbol de Decisión, Regresión Logística, Random Forest y Máquina de Vectores de Soporte (SVM); esta última fue seleccionada por alcanzar el mayor recall (0,722) y F1-score (0,366), priorizando la detección de eventos correctivos reales. En regresión, SVR presentó el menor MAE (9,61 días), el menor RMSE (10,40 días) y el valor de R^2 más próximo a cero (-0,042). Con estos resultados se diseñó una propuesta conceptual que integra registros históricos, mediciones manuales de condición, indicadores, predicciones, alertas e historial por activo. El prototipo representa el flujo previsto para la consulta, el registro y la visualización de la información, pero no constituye un sistema institucional implementado. Los resultados aportan evidencia preliminar de viabilidad técnica como apoyo para la planificación del mantenimiento; antes de un uso operativo se requiere fortalecer la calidad de los registros y realizar una validación prospectiva.

Palabras clave: mantenimiento predictivo, inteligencia artificial, activos críticos, aprendizaje automático, gestión del mantenimiento.

ABSTRACT

The objective of the research was to design an Artificial Intelligence-based Predictive Maintenance Management System for the critical assets of the Reproavi Cía. Ltda. poultry processing plant, located in Ibarra. A quantitative, applied, non-experimental, and retrospective study was conducted, based on inventories, asset records, work orders, technical reports, and historical maintenance records from the 2023–2025 period. Using a matrix that combined the frequency of intervention with the consequences on production, downtime, cost, safety, and quality, 21 critical assets were selected. After review and cleaning, 389 valid historical records were consolidated. From these, a continuous monthly dataset of 756 asset–month combinations was constructed, of which 735 were evaluable for classification and 73 were valid for conditional regression. For classification, Decision Tree, Logistic Regression, Random Forest, and Support Vector Machine (SVM) were compared; the latter was selected for achieving the highest recall (0.722) and F1-score (0.366), prioritizing the detection of actual corrective events. In regression analysis, SVR exhibited the lowest MAE (9.61 days), the lowest RMSE (10.40 days), and the R^2 value closest to zero (-0.042). Based on these results, a conceptual proposal was designed that integrates historical records, manual condition measurements, indicators, predictions, alerts, and asset-specific history. The prototype represents the anticipated workflow for querying, recording, and visualizing information, but it does not constitute an implemented institutional system. The results provide preliminary evidence of technical feasibility to support maintenance planning; however, before operational use, the quality of the records must be improved, and prospective validation must be conducted.

Keywords: predictive maintenance, artificial intelligence, critical assets, machine learning, maintenance management.

LISTA DE SIGLAS

AMFE	Análisis Modal de Fallos y Efectos
ARCSA	Agencia Nacional de Regulación, Control y Vigilancia Sanitaria
CRISP-DM	Cross-Industry Standard Process for Data Mining
FP	Falso positivo
FN	Falso negativo
IA	Inteligencia Artificial
IoT	Internet de las Cosas
ISO	Organización Internacional de Normalización
KPI	Indicador clave de desempeño
LSTM	Long Short-Term Memory
MAE	Error Absoluto Medio
ML	Machine Learning o aprendizaje automático
MLP	Perceptrón multicapa
MPd	Mantenimiento predictivo
MTBF	Tiempo Medio Entre Fallas
MTTR	Tiempo Medio de Reparación
NIST	National Institute of Standards and Technology
OEE	Eficiencia Global de los Equipos
PCA	Análisis de Componentes Principales
RBF	Función de base radial
RF	Random Forest
RMSE	Raíz del Error Cuadrático Medio
R^2	Coeficiente de determinación
SCADA	Supervisión, Control y Adquisición de Datos
SGM	Sistema de Gestión de Mantenimiento
SST	Seguridad y Salud en el Trabajo
SVM	Máquina de Vectores de Soporte
SVR	Regresión mediante Vectores de Soporte
VP	Verdadero positivo
VN	Verdadero negativo

GLOSARIO DE TÉRMINOS

Término	Definición
Class weight	Parámetro que asigna diferente importancia a las clases durante el entrenamiento para reducir el efecto del desbalance de datos.
DataFrame	Estructura de datos utilizada en Python para organizar información en filas y columnas, similar a una hoja de cálculo.
Epsilon (ε)	Parámetro del modelo SVR que establece un margen de tolerancia dentro del cual los errores de predicción no son penalizados.
Gamma (γ)	Parámetro de los modelos SVM y SVR que controla el grado de influencia de cada observación sobre la construcción del modelo.
Hiperparámetro	Valor definido antes del entrenamiento que controla el comportamiento o configuración de un algoritmo.
Kernel	Función utilizada por SVM y SVR para representar relaciones entre los datos, especialmente cuando estas no pueden separarse de forma lineal.
Liblinear	Algoritmo de optimización utilizado para ajustar modelos de Regresión Logística.
Max depth	Número máximo de niveles que puede alcanzar un Árbol de Decisión.
Max features	Cantidad de características que el algoritmo considera al buscar una división en un árbol.
Min samples leaf	Número mínimo de observaciones que debe contener una hoja de un Árbol de Decisión.
Min samples split	Número mínimo de observaciones requerido para dividir un nodo de un árbol.
N estimators	Número de árboles que conforman un modelo Random Forest.
OneHotEncoder	Herramienta que transforma datos categóricos, como nombres de equipos o áreas, en valores numéricos que pueden ser procesados por los modelos.
Pipeline	Secuencia que integra automáticamente las etapas de preparación de datos y entrenamiento de un modelo.
Random state	Valor utilizado para controlar la aleatoriedad de un procedimiento y permitir que los resultados puedan reproducirse.
RBF	Tipo de función *kernel* utilizada para modelar relaciones no lineales entre los datos.

Término	Definición
Scikit-learn	Biblioteca de Python utilizada para preparar datos, entrenar modelos de aprendizaje automático y evaluar sus resultados.
StandardScaler	Herramienta que estandariza los datos numéricos para que diferentes escalas de medida puedan ser procesadas adecuadamente por los modelos.
Stratify	Parámetro utilizado para mantener aproximadamente la misma proporción de clases en los conjuntos de entrenamiento y prueba.
Train_test_split	Función que divide una base de datos en un conjunto para entrenamiento y otro para prueba.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

DEDICATORIA vi
AGRADECIMIENTO vii
RESUMEN viii
ABSTRACT ix
LISTA DE SIGLAS x
GLOSARIO DE TÉRMINOS xi
ÍNDICE DE CONTENIDOS xiii
ÍNDICE DE TABLAS xvii
ÍNDICE DE FIGURAS xviii
CAPÍTULO I 1
INTRODUCCIÓN 1
1.1. Planteamiento del problema 1
1.2. Justificación 3
1.3. Objetivos 4
1.3.1. Objetivo general 4
1.3.2. Objetivos específicos 5
1.4. Alcance 5
1.5. Pregunta de investigación 5
CAPÍTULO II 6
MARCO TEÓRICO 6
2.1. Antecedentes 6
2.1.1. Antecedentes tecnológicos y revisión de patentes 8
2.2. Bases teóricas 9
2.2.1. Mantenimiento Industrial 9
2.2.2. Evolución del mantenimiento industrial 9

2.2.3. Gestión del mantenimiento 10
2.2.4. Sistema de Gestión de Mantenimiento (SGM) 11
2.2.5. Normativas y modelos de referencia en gestión de activos 11
2.2.6. Mantenimiento predictivo 12
2.2.7. Mantenimiento predictivo basado en registros históricos 12
2.2.8. Mantenimiento basado en condición 12
2.2.9. Indicadores de confiabilidad y desempeño (KPIs) 13
2.2.10. Técnicas de Ingeniería Industrial aplicadas al mantenimiento 14
2.2.11. Fallas, modos de falla y componentes 15
2.2.12. Inteligencia Artificial aplicada al mantenimiento 15
2.2.13. Aprendizaje automático supervisado 16
2.2.14. Arquitectura general del análisis predictivo 16
2.2.15. Preparación de datos para modelos predictivos 17
2.2.16. Modelos de aprendizaje automático 18
2.2.17. Evaluación de modelos predictivos 24
2.3. Marco Legal 26
CAPÍTULO III 28
MATERIALES Y MÉTODOS 28
3.1. Enfoque y tipo de investigación 28
3.2. Diseño de la investigación 28
3.3. Unidad de análisis 29
3.4. Fuentes de información, recursos y software 29
3.5. Técnicas e instrumentos 29
3.6. Procedimiento metodológico 30
3.6.1. Diagnóstico de la gestión del mantenimiento 30
3.6.2. Identificación y codificación de los equipos 31
3.6.3. Análisis de criticidad 31

3.6.4. Consolidación de los registros históricos 32
3.6.5. Cálculo de indicadores 33
3.6.6. Preparación de los datos 33
3.6.7. Construcción de la salida de clasificación 35
3.6.8. Construcción de la salida para regresión 35
3.6.9. Modelado predictivo 36
3.6.10. División de los datos 36
3.6.11. Entrenamiento de los modelos 37
3.6.12. Evaluación de los modelos de clasificación 38
3.6.13. Evaluación de los modelos de regresión 39
3.6.14. Selección de los modelos 40
3.6.15. Diseño conceptual del sistema 40
CAPÍTULO IV 43
RESULTADOS Y ANÁLISIS 43
4.1. Diagnóstico de la gestión del mantenimiento 43
4.2. Identificación y selección de activos críticos 44
4.3. Consolidación y análisis de los registros históricos 45
4.4. Indicadores de mantenimiento 45
4.5. Preparación de los datos para Inteligencia Artificial 46
4.6. Resultados de los modelos de clasificación 47
4.6.1. Selección del modelo de clasificación 47
4.7. Resultados de los modelos de regresión 48
4.7.1. Selección del modelo de regresión 48
4.8. Validación retrospectiva de la propuesta 49
4.8.1. Validación retrospectiva del modelo SVM 49
4.8.2. Validación retrospectiva del modelo SVR 50
4.8.3. Análisis de la viabilidad técnica 50

4.9. Diseño conceptual del sistema 51
4.9.1. Definición de requerimientos 52
4.9.2. Generación del concepto 52
4.9.3. Definición de la estructura funcional 53
4.9.4. Estructura de la información por activo 54
4.9.5. Integración de los datos de condición y generación de alertas 54
4.9.6. Interfaz de usuario (UI) 54
4.9.7. Consulta del activo crítico 55
4.9.8. Ingreso de nueva información 57
4.9.9. Visualización de alertas 57
4.9.10. Actualización de información para el modelo 59
4.9.11. Evaluación e iteración del diseño 60
4.9.12. Documentación del sistema propuesto 60
Conclusiones 61
Recomendaciones 62
Referencias bibliográficas 64
ANEXOS 71

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA I COMPARACIÓN ENTRE ESTRATEGIAS DE MANTENIMIENTO 13
TABLA II RESULTADOS POSIBLES EN UNA CLASIFICACIÓN BINARIA 24
TABLA III FUENTES DE INFORMACIÓN, RECURSOS Y SOFTWARE UTILIZADOS 29
TABLA IV TÉCNICAS E INSTRUMENTOS UTILIZADOS 30
TABLA V ESCALA DE FRECUENCIA DE INTERVENCIÓN 32
TABLA VI CLASIFICACIÓN DE LA CRITICIDAD 32
TABLA VII CAMPOS DE INFORMACIÓN DE LA MATRIZ CONSOLIDADA 33
TABLA VIII ETAPAS DE PREPARACIÓN DE LOS DATOS 34
TABLA IX MODELOS EVALUADOS 36
TABLA X CONFIGURACIÓN DE LOS MODELOS EVALUADOS 37
TABLA XI CRITERIOS DE EVALUACIÓN DE LOS MODELOS DE CLASIFICACIÓN 38
TABLA XII CRITERIOS DE EVALUACIÓN DE LOS MODELOS DE REGRESIÓN 39
TABLA XIII ESTRUCTURA DEFINIDA PARA LOS DATOS DE CONDICIÓN 41
TABLA XIV ESTRUCTURA GENERAL DE CODIFICACIÓN DE LOS ACTIVOS . 43
TABLA XV ACTIVOS CRÍTICOS SELECCIONADOS PARA EL ANÁLISIS 44
TABLA XVI SÍNTESIS DE LAS BASES UTILIZADAS EN EL ANÁLISIS 45
TABLA XVII CRITERIOS DE PRIORIDAD DERIVADOS DE LOS INDICADORES 46
TABLA XVIII RESULTADOS DE LOS MODELOS DE CLASIFICACIÓN 47
TABLA XIX RESULTADOS DE LOS MODELOS DE REGRESIÓN 48
TABLA XX REQUERIMIENTOS FUNCIONALES DE LA PROPUESTA 52

ÍNDICE DE FIGURAS

Fig. 1. Evolución del mantenimiento industrial. 10
Fig. 2. Ciclo del Sistema de Gestión de Mantenimiento 11
Fig. 3. Arquitectura general del análisis predictivo..... 17
Fig. 4. Funcionamiento general de un Árbol de Decisión..... 19
Fig. 5. Transformación de una combinación lineal mediante la función logística..... 20
Fig. 6. Funcionamiento general de Random Forest 21
Fig. 7. Principio de separación mediante una Máquina de Vectores de Soporte. 22
Fig. 8. Representación general de una Regresión Lineal. 23
Fig. 9. Fases del procedimiento metodológico..... 30
Fig. 10. Matriz de confusión del modelo SVM. 49
Fig. 11. Desempeño retrospectivo del modelo SVR. 50
Fig. 12. Proceso de diseño conceptual del Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo. 51
Fig. 13. Flujo funcional del Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo..... 53
Fig. 14. Panel general del prototipo del sistema 55
Fig. 15. Vista de consulta del activo crítico 56
Fig. 16. Registro de nueva medición de condición 57
Fig. 17. Visualización de alertas del sistema. 58
Fig. 18. Actualización progresiva de la información del modelo 59

CAPÍTULO I

INTRODUCCIÓN

1.1. Planteamiento del problema

El mantenimiento industrial ha dejado de concebirse únicamente como una actividad correctiva para consolidarse como un factor estratégico que incide directamente en la continuidad operativa, la seguridad laboral y la competitividad de las organizaciones. Su propósito central es garantizar la confiabilidad y disponibilidad de los activos críticos, influyendo de manera directa en la calidad del producto, la eficiencia de los procesos y la rentabilidad organizacional [1] [2]. En este sentido, una gestión de mantenimiento ineficiente puede generar incrementos significativos en los costos operativos, pérdidas de producción y afectaciones a la competitividad empresarial.

Sin embargo, en numerosas organizaciones industriales persiste la dependencia de enfoques tradicionales de mantenimiento, tales como el mantenimiento reactivo y el mantenimiento preventivo basado en intervalos de tiempo. De acuerdo con el informe NIST AMS 100-34, las empresas manufactureras que dependen en mayor medida del mantenimiento reactivo presentan hasta 3,3 veces más tiempo de inactividad que aquellas que emplean estrategias más avanzadas; asimismo, registran 16 veces más defectos y hasta 2,8 veces más pérdidas de ventas asociadas a fallas relacionadas con el mantenimiento [3]. Este enfoque centrado en la ocurrencia de fallas representa un riesgo operativo y económico insostenible en entornos donde la confiabilidad de los activos es determinante para la competitividad.

En América Latina, esta problemática se ve agravada por un rezago significativo en la adopción de modelos avanzados de gestión de activos. Aunque la mayoría de los líderes empresariales reconoce el valor estratégico de la Inteligencia Artificial aplicada al mantenimiento industrial, su implementación efectiva sigue siendo limitada. Se estima que solo el 2% de las empresas de habla hispana ha logrado integrar completamente la Inteligencia Artificial en sus operaciones, mientras que apenas un 1% considera que esta tecnología no tendrá impacto en sus procesos [4]. Esta situación está asociada a restricciones económicas, baja inversión en investigación y desarrollo (inferior al 0,5% en Ecuador) y a la escasez de talento humano especializado en tecnologías vinculadas a la Industria 4.0 [5], [6][7]. Como consecuencia, muchas organizaciones continúan dependiendo de estrategias de mantenimiento reactivas o preventivas por tiempo, desaprovechando el análisis sistemático de la información histórica disponible.

En el contexto ecuatoriano, el sector avícola constituye un componente relevante de la economía nacional, al aportar aproximadamente el 24% del PIB agropecuario y generar más de 500 000 toneladas de carne de pollo, con un valor bruto de producción superior a los 4 000 millones de dólares [8]. No obstante, este sector opera con márgenes de utilidad reducidos, estimados entre el 8% y el 12% [9], lo que implica que cualquier incremento en los costos de mantenimiento o interrupciones no planificadas impacta de manera directa y significativa en la rentabilidad de las empresas.

En este marco, la faenadora avícola Reproavi Cía. Ltda., ubicada en la ciudad de Ibarra, provincia de Imbabura, gestiona actualmente el mantenimiento de sus activos productivos mediante prácticas predominantemente reactivas y preventivas por tiempo. Uno de los principales problemas identificados en la organización es la deficiente gestión de la información asociada al mantenimiento [10]. A pesar de contar con registros históricos y fichas técnicas de los equipos, esta información no es analizada de forma sistemática, lo que impide identificar patrones de falla, estimar la vida útil remanente de los componentes y anticipar averías mediante el uso de sistemas inteligentes. Esta situación limita la planificación oportuna de las intervenciones, genera paradas no planificadas de los equipos y produce un incremento en los costos operativos de la empresa [11].

En consecuencia, se evidencia una brecha entre la disponibilidad de información histórica de mantenimiento y su aprovechamiento efectivo para la toma de decisiones, lo que plantea la necesidad de diseñar soluciones que permitan transformar los datos existentes en información útil para la gestión del mantenimiento. En este sentido, surge la siguiente pregunta de investigación:

¿Se puede diseñar un Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo, apoyado en Inteligencia Artificial, que permita anticipar fallas en los activos críticos de la faenadora avícola Reproavi Cía. Ltda., ubicada en la ciudad de Ibarra?

La presente investigación se delimita espacialmente a la mencionada empresa faenadora, desde el punto de vista temático, el estudio se circunscribe a la gestión del mantenimiento de los activos críticos del proceso productivo, con énfasis en el análisis de los registros históricos de mantenimiento mediante técnicas de Inteligencia Artificial. Temporalmente, la investigación se limita al análisis de la información histórica disponible al momento del estudio, sin contemplar la implementación operativa del sistema diseñado.

1.2. Justificación

En términos estratégicos, la presente investigación se alinea con el Plan Nacional de Desarrollo “Ecuador no se Detiene” 2025–2029, el cual prioriza el fortalecimiento del aparato productivo nacional mediante la incorporación de innovación tecnológica y la mejora de la productividad en los sectores industriales [12]. En este marco, el diseño de un Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo apoyado en Inteligencia Artificial se orienta a contribuir a la optimización de los procesos productivos, la reducción de fallas no planificadas y el uso eficiente de los recursos, en coherencia con los lineamientos del eje Económico, Productivo y Empleo del plan vigente.

Desde el punto de vista legal y constitucional, la investigación se sustenta en el artículo 387 de la Constitución de la República del Ecuador, el cual establece como responsabilidad del Estado facilitar la incorporación a la sociedad del conocimiento y promover la investigación científica y tecnológica como medios para alcanzar los objetivos del desarrollo nacional [13]. En este sentido, el estudio responde a dicho mandato al promover el análisis y aprovechamiento de información técnica mediante herramientas de Inteligencia Artificial aplicadas a la gestión del mantenimiento industrial, fortaleciendo la toma de decisiones basada en datos y aportando a la modernización de la gestión productiva.

En el contexto empresarial actual, la competitividad exige que las organizaciones gestionen sus procesos de manera sistemática, planificada y orientada a resultados. La planificación constituye una herramienta clave para la definición de objetivos claros y la adecuada asignación de recursos, lo que contribuye al incremento de la eficiencia y efectividad organizacional y favorece la sostenibilidad en el mercado [14]. En este escenario, la gestión del mantenimiento se consolida como un componente fundamental de la gestión de activos, al incidir directamente en la disponibilidad, confiabilidad y desempeño de los equipos productivos a lo largo de su ciclo de vida.

Desde un enfoque normativo, la gestión del mantenimiento puede orientarse mediante estándares internacionales que establecen lineamientos técnicos y buenas prácticas. La norma ISO 55000 proporciona un marco de referencia para maximizar el valor de los activos a lo largo de su ciclo de vida, promoviendo la toma de decisiones basada en información y el equilibrio entre desempeño, riesgos y costos [15]. Asimismo, la norma ISO 9001:2015 establece que las organizaciones deben determinar, proporcionar y mantener la infraestructura necesaria para la operación de sus procesos, incluyendo instalaciones, maquinaria y sistemas de información [16]. En conjunto, estos estándares

refuerzan la necesidad de una gestión del mantenimiento estructurada, planificada y orientada a la mejora continua.

El mantenimiento no solo impacta en la rentabilidad de las organizaciones, sino también en la seguridad laboral, ya que equipos en condiciones adecuadas reducen la probabilidad de accidentes y fallas catastróficas. De acuerdo con el enfoque de Organización y Gestión Integral del Mantenimiento, una adecuada planificación permite reducir costos, extender la vida útil de los equipos, garantizar su disponibilidad y confiabilidad, y optimizar la gestión de repuestos [1].

En la actualidad, la empresa Reproavi Cía. Ltda., dedicada al faenamiento avícola, desarrolla sus actividades de mantenimiento bajo un enfoque predominantemente correctivo y preventivo basado en el tiempo [10]. Esta modalidad genera deficiencias operativas, paradas no programadas y elevados costos asociados a la reparación y sustitución de equipos críticos, afectando la confiabilidad de los activos y la calidad del producto final, aspectos especialmente relevantes en un sector caracterizado por exigencias sanitarias y productivas cada vez más rigurosas [17].

Ante este escenario, el diseño de un Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo apoyado en Inteligencia Artificial se plantea como una alternativa orientada a mejorar la gestión del mantenimiento a partir del análisis de la información histórica disponible [18]. La aplicación de técnicas de Inteligencia Artificial permitiría identificar patrones de falla y apoyar la planificación del mantenimiento mediante el uso de registros históricos y fichas técnicas de los equipos, sin requerir, dentro del alcance del presente estudio, la incorporación de sensores IoT u otras infraestructuras tecnológicas adicionales [19].

En consecuencia, el desarrollo conceptual de un sistema de gestión del mantenimiento apoyado en Inteligencia Artificial responde a una necesidad técnica y organizacional de Reproavi Cía. Ltda. La propuesta busca fortalecer la gestión de activos y la continuidad operativa mediante un mejor aprovechamiento de la información disponible, en concordancia con los principios de calidad y mejora continua considerados en la investigación.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

Diseñar un Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo apoyado en Inteligencia Artificial (IA), orientado a la anticipación de fallas en los activos críticos,

para la gestión del mantenimiento en la faenadora avícola Reproavi Cía. Ltda., ubicada en la ciudad de Ibarra.

1.3.2. Objetivos específicos

- Analizar el estado del arte de los Sistemas de Gestión de Mantenimiento, las técnicas de Ingeniería Industrial y los enfoques de Inteligencia Artificial aplicados al mantenimiento, mediante una revisión bibliográfica, con el fin de establecer el marco teórico que sustente el proyecto de investigación.
- Diagnosticar la gestión de mantenimiento actual de la empresa, mediante el análisis de los registros históricos de mantenimiento, para caracterizar los patrones de falla y definir los requerimientos funcionales del sistema de gestión.
- Diseñar la estructura conceptual de un Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo, apoyado en Inteligencia Artificial, mediante el análisis de datos históricos de mantenimiento, con el fin de anticipar fallas en los activos críticos y apoyar la planificación del mantenimiento.

1.4. Alcance

La presente investigación se limita al diseño conceptual de un Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo apoyado en Inteligencia Artificial (IA), en la faenadora avícola Reproavi Cía. Ltda., ubicada en la ciudad de Ibarra.

Esta propuesta se sustenta en el análisis de los registros históricos de mantenimiento de los activos críticos, los patrones de falla y los requerimientos funcionales del sistema, sin intervenir físicamente los equipos ni los procesos productivos.

La capacidad predictiva propuesta se fundamenta exclusivamente en el análisis retrospectivo de datos históricos, sin considerar la captura de datos en tiempo real, la incorporación de sensores IoT, sistemas SCADA, programación avanzada ni la adquisición de infraestructura tecnológica.

Quedan fuera del alcance de la investigación la implementación del sistema, la evaluación económica y el despliegue operativo de la solución propuesta.

1.5. Pregunta de investigación

¿Se puede diseñar un Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo, apoyado en Inteligencia Artificial, que permita anticipar fallas en los activos críticos de la faenadora avícola Reproavi Cía. Ltda., ubicada en la ciudad de Ibarra?

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

El presente capítulo presenta los fundamentos conceptuales que sustentaron el diseño del Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo apoyado en Inteligencia Artificial para Reproavi Cía. Ltda. La revisión comprende la gestión del mantenimiento, la gestión de activos, las estrategias de mantenimiento, los indicadores de confiabilidad, las técnicas de Ingeniería Industrial aplicadas al mantenimiento y el análisis de fallas.

También se desarrollan los fundamentos del aprendizaje automático supervisado, la arquitectura general del análisis predictivo basado en datos históricos, los algoritmos de clasificación y regresión evaluados y las métricas utilizadas para comparar su desempeño. Esta base teórica sustenta el tratamiento de los registros históricos y la interpretación de los resultados empleados en la propuesta.

2.1. Antecedentes

En el estudio de Chang et al. [20] se desarrolló una arquitectura de mantenimiento predictivo (MPd) basada en Inteligencia Artificial (IA) para optimizar la eficiencia y reducir los costos en la fabricación de pantallas TFT-LCD. El sistema empleó servicios en la nube de Azure y procesamiento de grandes volúmenes de datos con Apache Spark. Se evaluaron distintos algoritmos de aprendizaje automático y Random Forest (RF) presentó el mejor desempeño para la detección de fallas. El modelo alcanzó una precisión del 99 % en la clasificación de anomalías y el estudio reportó una reducción del 98,7 % en los costos operativos, evidenciando el potencial de integrar IA al mantenimiento predictivo.

Duan et al. [21]. propusieron un modelo de mantenimiento predictivo orientado a reducir costos y mejorar la precisión de las predicciones en sistemas de aire acondicionado de aeronaves comerciales. El método combinó la detección de posibles fallas con la evaluación de los costos asociados al mantenimiento para determinar el momento de intervención. Para ello se utilizó el modelo Gauss-LSTM-AE sobre datos históricos del sistema y se aplicaron simulaciones de Monte Carlo para comparar escenarios de mantenimiento. El estudio reportó un F1-score de 0,97 y una reducción de costos al optimizar los umbrales de decisión.

En el trabajo de Rojas-Valverde y Muñoz-Briceño [22], se desarrolló un estudio aplicado al sector alimentario latinoamericano con el propósito de incrementar la eficiencia operativa y reducir pérdidas productivas mediante la incorporación de prácticas

de mantenimiento predictivo (MPd) dentro de un enfoque de Lean Manufacturing. El trabajo consistió en analizar los procesos de una línea de producción de alimentos, identificando las principales causas de paradas y desperdicios, y aplicando técnicas de mantenimiento basadas en datos históricos para anticipar fallas. Para ello, se emplearon herramientas de análisis del Tiempo Total de Equipos Eficaces (OEE) y métodos de evaluación de criticidad que permitieron priorizar equipos clave sin necesidad de incorporar tecnologías complejas o sensores IoT. Como resultado, la investigación evidenció una mejora significativa en la disponibilidad de equipos y una reducción de tiempos improductivos y costos operativos, demostrando que la adopción gradual de estrategias predictivas es viable y rentable para las industrias alimentarias de la región.

Lara Lascano [23], exploró la aplicación de técnicas de Minería de Datos y Aprendizaje Automático (ML) para la optimización de procesos en América Latina, con un énfasis en el contexto de la Industria 4.0. El estudio buscó mejorar la competitividad, sostenibilidad y calidad en entornos manufactureros. Se implementaron metodologías estadísticas avanzadas, incluyendo modelos de imputación, selección de variables y modelos predictivos como XGBoost y SVM. El análisis reveló que variables como el Tiempo Medio Entre Fallas (MTBF) tienen un impacto directo sobre la tasa de defectos por millón (PPM), destacando la interrelación entre los factores de logística, mantenimiento y ambientales. El estudio concluye que la integración de analítica avanzada, mantenimiento predictivo e inteligencia artificial puede mejorar significativamente la competitividad y calidad industrial. Se demostró que la confiabilidad de los equipos (MTBF) es un determinante clave de la calidad final del producto, lo que subraya la importancia de una gestión eficiente del mantenimiento predictivo.

Guartazaca [24] abordó la predicción de fallas en motores de combustión interna con el propósito de optimizar el mantenimiento, reducir costos y mejorar la seguridad y la vida útil del sistema. El estudio utilizó parámetros operativos obtenidos mediante sensores y aplicó técnicas estadísticas multivariantes para reducir redundancias y mejorar la interpretación de los datos. Posteriormente se compararon modelos de aprendizaje automático y se seleccionó una Máquina de Vectores de Soporte Lineal (SVML). El modelo alcanzó una precisión global de validación del 77,6 % y un 89,3 % de precisión en una de las clases de fallas de temperatura, lo que evidenció la aplicabilidad del aprendizaje automático para el diagnóstico y la predicción de fallas.

Mendoza Loor et al. [25] analizaron la aplicación del mantenimiento predictivo apoyado en Inteligencia Artificial en equipos electromecánicos, con el objetivo de minimizar los riesgos ambientales y optimizar la eficiencia operativa en entornos industriales asociados a la Industria 4.0. El estudio se basó en el análisis de datos históricos de mantenimiento, complementados con información proveniente de sensores de vibración, temperatura, presión y corriente eléctrica, integrados a plataformas de monitoreo como SCADA e IoT. Para el modelado predictivo se emplearon redes neuronales artificiales, principalmente Long Short-Term Memory (LSTM) y Multilayer Perceptron (MLP), utilizando herramientas de código abierto. Los resultados evidenciaron una reducción significativa de las paradas no planificadas, del consumo energético y de las emisiones contaminantes, así como una mejora en la disponibilidad de los equipos. El estudio concluye que la incorporación de modelos de Inteligencia Artificial en la gestión del mantenimiento permite anticipar fallas, mejorar la planificación de intervenciones y fortalecer la sostenibilidad ambiental, consolidando al mantenimiento predictivo como una estrategia clave para la competitividad industrial.

2.1.1. Antecedentes tecnológicos y revisión de patentes

Además de los antecedentes científicos, se revisaron patentes relacionadas con sistemas de mantenimiento predictivo, aprendizaje automático, uso de registros históricos, datos operacionales, generación de alertas y actualización progresiva de modelos. Esta revisión permitió identificar desarrollos tecnológicos previos que sirven como referencia para comprender el estado actual de las soluciones aplicadas al mantenimiento basado en datos.

La patente US20220027762A1, denominada Predictive maintenance model design system, presentada por Boeing Co., describe un sistema de procesamiento de datos para generar modelos de mantenimiento predictivo a partir de información histórica de mantenimiento y datos operacionales. El sistema calcula características personalizadas desde los datos históricos y utiliza métodos de aprendizaje automático para construir modelos predictivos. Además, contempla la visualización de características en una interfaz gráfica, lo que se relaciona con la necesidad de transformar registros técnicos en información útil para la toma de decisiones. Esta patente es relevante para la presente investigación porque coincide con el uso de registros históricos, preparación de datos, generación de características y presentación de resultados mediante una interfaz de apoyo al mantenimiento [26].

La patente US20160350671A1, titulada Dynamically updated predictive modeling of systems and processes, originalmente asignada a Predikto Inc. y posteriormente relacionada con RTX Corp., plantea un sistema de modelado predictivo actualizado dinámicamente. El documento señala que los datos operacionales pueden incluir registros de mantenimiento, reparaciones, mediciones de desgaste, uso de energía o resultados de predicción, los cuales pueden incorporarse a un conjunto de datos agregado para entrenar y validar modelos predictivos. Esta patente es especialmente cercana a la propuesta desarrollada, ya que considera que la información generada después de una predicción puede volver al sistema para fortalecer futuros modelos. En la tesis, este enfoque se relaciona con el almacenamiento de nuevas mediciones y mantenimientos para reentrenamientos posteriores del modelo [27].

La patente US6738748B2, denominada Performing predictive maintenance on equipment, asignada originalmente a Accenture LLP, describe un sistema para realizar mantenimiento predictivo a partir de datos de uso, datos históricos de mantenimiento, MTBF, tasas históricas de falla y otros datos de desempeño. El sistema calcula la probabilidad de falla de componentes o equipos y puede priorizar actividades de mantenimiento considerando costos, disponibilidad, probabilidad de falla e impacto en el desempeño o la seguridad [28].

2.2. Bases teóricas

2.2.1. Mantenimiento Industrial

El mantenimiento industrial comprende las actividades técnicas, administrativas y de gestión orientadas a conservar o restablecer los activos para que cumplan las funciones requeridas en condiciones seguras y confiables [29], [30]. Su gestión influye sobre la continuidad operativa, los costos, la disponibilidad de los equipos y el desempeño del sistema productivo [1], [3].

La función de mantenimiento no se limita a reparar equipos después de una falla. También comprende la planificación de intervenciones, la gestión de recursos, el control de registros, el análisis de fallas y la evaluación del comportamiento histórico de los activos [30], [31].

2.2.2. Evolución del mantenimiento industrial

La evolución del mantenimiento estuvo asociada con el incremento de la complejidad y criticidad de los sistemas productivos. Los primeros enfoques se concentraron en la reparación posterior a la falla; posteriormente se incorporaron

actividades programadas y, finalmente, estrategias basadas en el comportamiento y la condición de los equipos [32], [33].

El mantenimiento correctivo interviene después de la pérdida de la función del activo. Aunque puede ser aceptable para equipos de baja criticidad, su aplicación predominante incrementa el riesgo de paradas no planificadas y reparaciones de emergencia [30], [33].

El mantenimiento preventivo ejecuta actividades según intervalos de tiempo o uso. Este enfoque facilita la planificación, pero puede producir intervenciones innecesarias cuando la periodicidad no refleja el comportamiento real del activo [31], [34].

El mantenimiento predictivo utiliza información histórica, datos de condición o ambas fuentes para identificar comportamientos asociados con eventos futuros y apoyar la decisión sobre el momento de intervención [35], [36]. La evolución de las estrategias de mantenimiento, desde la intervención correctiva hasta el apoyo mediante inteligencia artificial, se sintetiza en la Fig. 1.

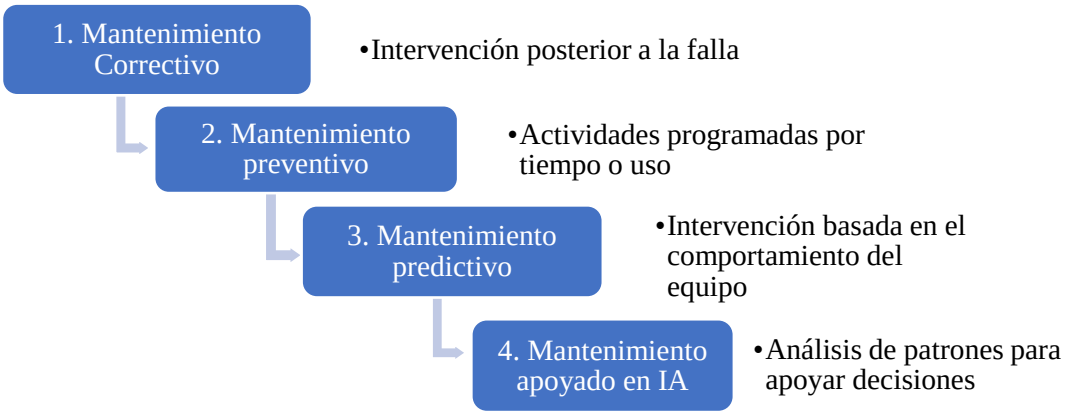


Fig. 1. Evolución del mantenimiento industrial.

Fuente: Adaptado de [30], [35].

2.2.3. Gestión del mantenimiento

La gestión del mantenimiento integra la planificación, programación, ejecución y control de las actividades relacionadas con los activos físicos [1], [30]. Su finalidad es administrar los recursos y la información necesarios para mantener niveles adecuados de confiabilidad, disponibilidad y desempeño.

La información generada durante las intervenciones constituye un recurso fundamental para la gestión. Los registros de fallas, causas, tiempos, componentes y

actividades permiten identificar recurrencias y sustentar decisiones con evidencia histórica [29], [35].

2.2.4. Sistema de Gestión de Mantenimiento (SGM)

Un Sistema de Gestión de Mantenimiento integra personas, procedimientos, recursos e información para planificar y controlar las intervenciones realizadas sobre los activos [1], [31].

Su funcionamiento puede estructurarse mediante cuatro procesos: planificación, programación, ejecución y control. La información generada durante la ejecución retroalimenta las actividades futuras y permite evaluar el desempeño mediante indicadores, registros y análisis de fallas [32], [35]. La Figura 2 presenta de manera esquemática la interacción de estas funciones dentro del ciclo del Sistema de Gestión de Mantenimiento. La Fig. 2 presenta de manera esquemática la interacción de estas funciones dentro del ciclo del Sistema de Gestión de Mantenimiento.



Fig. 2. Ciclo del Sistema de Gestión de Mantenimiento

Fuente: Adaptado de [1], [30], [31].

2.2.5. Normativas y modelos de referencia en gestión de activos

Las normas ISO 55000 e ISO 55001 proporcionan principios y requisitos relacionados con la gestión sistemática de los activos y la toma de decisiones considerando valor, desempeño, riesgo y costo [37], [38].

La ISO 9001:2015 establece requisitos relacionados con la infraestructura y la información documentada. Estos elementos resultan pertinentes para el mantenimiento

porque respaldan el control de registros y la gestión de los recursos necesarios para la operación [16].

La ISO 14224 establece criterios para recopilar y estructurar datos de confiabilidad y mantenimiento. La norma organiza información relacionada con equipos, fallas y actividades de mantenimiento, por lo que constituye una referencia para estructurar registros técnicos [39].

2.2.6. Mantenimiento predictivo

El mantenimiento predictivo emplea información sobre el comportamiento del activo para apoyar la anticipación de eventos y la planificación de intervenciones [35], [36].

Según la información disponible, puede desarrollarse mediante registros históricos, variables de condición o la integración de ambas fuentes. Los registros históricos permiten analizar intervenciones, causas, tiempos, componentes y recurrencias. Las variables de condición representan mediciones del estado físico u operativo, como vibración, temperatura, presión o corriente [34], [36].

2.2.7. Mantenimiento predictivo basado en registros históricos

El mantenimiento predictivo basado en registros históricos utiliza información generada durante intervenciones anteriores para identificar patrones relacionados con el comportamiento de los activos [35].

Los registros de confiabilidad y mantenimiento pueden estructurarse mediante datos relacionados con el equipo, los eventos de falla y las actividades de mantenimiento. Entre estos se incluyen información del activo, causas y consecuencias de falla, acciones de mantenimiento, recursos utilizados, consecuencias de la intervención y tiempos de parada [39].

2.2.8. Mantenimiento basado en condición

El mantenimiento basado en condición utiliza variables físicas u operativas que permiten evaluar el estado real del activo durante su funcionamiento [34], [36]. Entre las variables más empleadas se encuentran la vibración, la temperatura, la corriente eléctrica, la presión y la velocidad, debido a que sus cambios pueden evidenciar alteraciones en el comportamiento normal del equipo [34], [36].

El análisis de estas variables permite identificar señales tempranas de degradación y orientar las intervenciones de mantenimiento según la condición observada del activo, en lugar de depender únicamente de intervalos fijos de tiempo. Su aplicación requiere

disponer de mediciones periódicas o continuas y de criterios técnicos que permitan interpretar las desviaciones respecto al comportamiento esperado del equipo [34], [36].

La Tabla I resume las diferencias entre el mantenimiento correctivo, preventivo y predictivo, considerando la base de decisión y el momento de intervención.

TABLA I
COMPARACIÓN ENTRE ESTRATEGIAS DE MANTENIMIENTO

Estrategia	Base para decidir	Momento de intervención	Limitación principal
Correctiva	Falla ocurrida	Después del evento	Paradas no planificadas
Preventiva	Tiempo o uso	Según programa	Posibles intervenciones innecesarias
Predictiva	Comportamiento histórico o condición	Según análisis del activo	Depende de la calidad de la información

Fuente: Adaptado de [31], [34], [36].

2.2.9. Indicadores de confiabilidad y desempeño (KPIs)

Los indicadores de confiabilidad y desempeño permiten evaluar el comportamiento de los activos a partir de registros históricos de mantenimiento. En un enfoque predictivo, estos indicadores ayudan a caracterizar la frecuencia de fallas, los tiempos de atención y la disponibilidad operativa de los equipos críticos [30], [32], [36].

Tiempo Medio Entre Fallas (MTBF)

El Tiempo Medio Entre Fallas (MTBF) representa el tiempo promedio de operación de un equipo entre fallas consecutivas. Su análisis permite conocer la recurrencia de fallas y evaluar el comportamiento histórico de los activos [29], [31].

El MTBF se calcula mediante la expresión:

$$MTBF = \frac{T\ operación}{N\ fallas}$$

donde:

T operación: Tiempo total de operación del equipo

N fallas: Número de fallas en dicho periodo

Tiempo Medio de Reparación (MTTR)

El Tiempo Medio de Reparación (MTTR) mide el tiempo promedio requerido para restaurar un equipo después de una falla. Este indicador refleja la mantenibilidad del activo y la capacidad de respuesta del sistema de mantenimiento [29], [31].

El MTTR se expresa como:

$$MTTR = \frac{T\ reparación}{N\ fallas}$$

donde:

T reparación: Tiempo total empleado en la reparación

N fallas: Número de fallas en dicho periodo

Disponibilidad

La disponibilidad indica la proporción de tiempo en que un equipo se encuentra en condiciones de operar. Este indicador relaciona la confiabilidad y la mantenibilidad, por lo que permite valorar el impacto del mantenimiento sobre la continuidad operativa [29], [31].

La disponibilidad se calcula mediante la expresión:

$$Disponibilidad = \frac{MTBF}{MTBF + MTTR}$$

Estos indicadores constituyen la base técnica para analizar el comportamiento histórico de los activos y apoyar la toma de decisiones en la gestión del mantenimiento.

2.2.10. Técnicas de Ingeniería Industrial aplicadas al mantenimiento

La Ingeniería Industrial aporta herramientas metodológicas para organizar, analizar y mejorar la gestión del mantenimiento. En esta investigación, las técnicas consideradas se relacionan con el mapeo del proceso, la priorización de activos, el análisis de registros históricos, la evaluación de indicadores y la mejora continua [30], [40].

Mapeo y diagramas de proceso

El mapeo y los diagramas de proceso permiten representar la secuencia de actividades productivas e identificar la relación entre las áreas operativas, los equipos y los posibles puntos críticos del proceso [41].

Análisis de criticidad y matriz de priorización

El análisis de criticidad y las matrices de priorización permiten ordenar los activos según criterios como frecuencia de intervención, impacto en la producción, tiempo de paro, costo, seguridad y calidad [40], [42].

Análisis de registros históricos

El análisis de registros históricos permite transformar órdenes de trabajo, hojas de vida, reportes técnicos y registros de intervención en una base estructurada para el cálculo de indicadores y la identificación de recurrencias [30], [43].

Mejora continua

La mejora continua permite retroalimentar la gestión del mantenimiento a partir de los resultados obtenidos, los indicadores y la información histórica registrada. Esto favorece la actualización de procedimientos, la reducción de fallas recurrentes y el fortalecimiento progresivo del sistema de gestión [44], [45].

2.2.11. Fallas, modos de falla y componentes

Una falla corresponde a la pérdida de la capacidad de un elemento para cumplir la función requerida. El modo de falla describe la forma en que se manifiesta esa pérdida funcional [46].

En los registros de mantenimiento, estas dimensiones pueden diferenciarse como causa, modo de falla y componente. La causa corresponde al origen asociado al evento; el modo de falla, a la forma observable en que se manifiesta; y el componente, a la parte física afectada [40], [46].

El Análisis Modal de Fallos y Efectos, El AMFE permite identificar modos de falla, causas y efectos para apoyar la priorización de acciones [47]. La separación entre estos conceptos también favorece la organización sistemática de los registros de mantenimiento.

2.2.12. Inteligencia Artificial aplicada al mantenimiento

La Inteligencia Artificial (IA) comprende un conjunto de métodos y técnicas orientadas a desarrollar sistemas capaces de analizar información, reconocer patrones y apoyar la toma de decisiones. En el ámbito industrial, su aplicación ha permitido fortalecer procesos de control, diagnóstico, planificación y optimización operativa [48], [49].

En la gestión de mantenimiento, la IA permite analizar información proveniente de registros históricos, sensores o variables operativas, con el propósito de identificar comportamientos asociados a fallas, estimar riesgos y apoyar la planificación de intervenciones. Su utilidad se relaciona principalmente con la capacidad de transformar datos en información técnica para la toma de decisiones [35], [36].

Dentro del mantenimiento predictivo, la IA puede emplearse para clasificar eventos, estimar la probabilidad de falla, pronosticar tiempos hasta una posible intervención y priorizar activos según su comportamiento histórico. Sin embargo, sus resultados deben interpretarse como un apoyo técnico y no como un reemplazo del criterio del personal de mantenimiento [35], [36].

2.2.13. Aprendizaje automático supervisado

El aprendizaje automático constituye un campo de la Inteligencia Artificial en el que los algoritmos identifican relaciones y patrones a partir de datos, para generar clasificaciones, estimaciones o predicciones sin depender únicamente de reglas definidas de forma explícita [49], [50]. Esta investigación se centró en el aprendizaje supervisado, ya que se trabaja con registros históricos que contienen variables de entrada y una salida desconocida.

De manera general, el proceso parte de un conjunto de variables de entrada (X), que representan las características disponibles del problema. A partir de estos datos, el algoritmo ajusta una función (f) durante el entrenamiento y genera una salida estimada (Ŷ), como se muestra en la expresión:

$$\hat{Y} = f(x)$$

donde:

(X): representa las variables de entrada,

(f): la relación aprendida por el modelo y

(Ŷ): la salida estimada.

La naturaleza de la salida depende del tipo de problema analizado. En los problemas de clasificación, la salida corresponde a una categoría o clase; en esta investigación, se relaciona con la ocurrencia o ausencia de una intervención correctiva en el siguiente periodo definido. En los problemas de regresión, la salida corresponde a un valor numérico continuo; en este caso, se utilizó para estimar el número de días hasta una próxima intervención correctiva [49], [50].

2.2.14. Arquitectura general del análisis predictivo

El análisis predictivo basado en datos históricos puede estructurarse mediante una secuencia de etapas que comprende la recopilación y preparación de los datos, la construcción de variables, el modelado, la evaluación y la generación de resultados para apoyar la toma de decisiones [35], [51]. En aplicaciones de mantenimiento predictivo, esta secuencia permite transformar los registros históricos de los activos en información estructurada para el entrenamiento y evaluación de modelos de aprendizaje automático [35], [51].

A partir de estos principios, la arquitectura considerada en esta investigación se organizó conceptualmente en cinco capas. La capa de datos integra los registros históricos disponibles sobre los activos y las intervenciones; la capa de preparación comprende la depuración, normalización, ordenamiento y transformación de la información; la capa de

modelado relaciona las variables predictoras con las variables objetivo; la capa de evaluación compara las predicciones con los valores reales mediante métricas de desempeño; y la capa de salida presenta los resultados para apoyar la planificación del mantenimiento [35], [51]. La secuencia utilizada para transformar los registros históricos en resultados que apoyen la toma de decisiones se presenta en la Fig. 3.

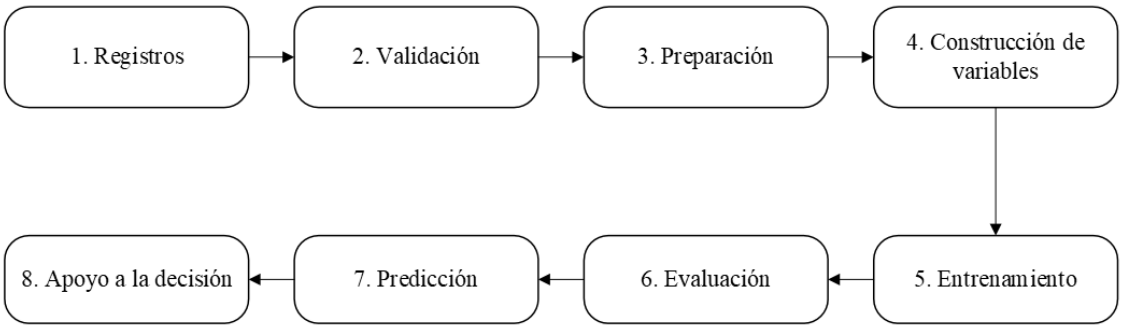


Fig. 3. Arquitectura general del análisis predictivo.

Fuente: Adaptado de [35], [50], [51]].

2.2.15. Preparación de datos para modelos predictivos

La preparación de datos comprende las actividades necesarias para obtener un conjunto de información adecuado para el modelado. De acuerdo con CRISP-DM, esta fase incluye la selección, limpieza, construcción, integración y transformación de los datos antes de aplicar las técnicas de modelado [51].

En función de las características de la información disponible, la preparación de datos puede incluir las siguientes actividades:

- revisión de valores faltantes;
- identificación de registros duplicados;
- normalización de denominaciones;
- ordenamiento cronológico;
- codificación de variables categóricas;
- construcción de variables derivadas; y
- definición de la variable objetivo [51].

En problemas predictivos, las variables de entrada deben construirse únicamente con información disponible antes del evento que se pretende estimar. La incorporación de información futura o de datos del conjunto de prueba durante el entrenamiento o el preprocesamiento puede generar filtración de información (data leakage) y producir resultados artificialmente optimistas que no representan la capacidad real de generalización del modelo [52].

2.2.16. Modelos de aprendizaje automático

Los modelos de aprendizaje automático utilizan diferentes procedimientos para identificar relaciones entre las variables de entrada y una variable objetivo. Debido a que no existe un algoritmo que presente el mejor desempeño en todos los problemas, la comparación de modelos con principios de funcionamiento distintos permite identificar la alternativa que mejor se adapta a las características de los datos disponibles [50], [53].

Árbol de Decisión

El Árbol de Decisión es un algoritmo de aprendizaje supervisado que genera predicciones mediante una secuencia de reglas construidas a partir de las variables de entrada. Su funcionamiento se basa en dividir progresivamente el conjunto de datos en grupos cada vez más homogéneos respecto de la variable objetivo [50], [54].

La estructura del modelo se compone de un nodo raíz, que contiene el conjunto inicial de datos; nodos internos, que representan reglas de decisión; ramas, que muestran los resultados de cada regla; y nodos terminales u hojas, que contienen la predicción final. [50], [54].

Durante el entrenamiento, el algoritmo analiza las variables disponibles y selecciona la división que mejor separa las observaciones. El proceso se repite en cada subconjunto resultante hasta alcanzar un criterio de finalización, como una profundidad máxima, un número mínimo de observaciones o un nivel suficiente de homogeneidad [50], [54].

En clasificación, cada división busca reducir la mezcla entre las clases. Uno de los criterios utilizados para evaluar esta separación es la impureza de Gini: [50], [54].

$$G = 1 - \sum\_(k = 1)\^K \, p\_k\^2$$

donde:

G: representa la impureza del nodo;

p_k*:* representa la proporción de observaciones pertenecientes a la clase k; y

K: representa el número de clases.

Un valor bajo de G indica que la mayoría de las observaciones del nodo pertenece a una misma clase. Por tanto, durante el entrenamiento se buscan divisiones que reduzcan la impureza de los grupos resultantes [50], [54].

La estructura mediante la cual un Árbol de Decisión divide las observaciones y asigna una salida se representa en la Fig. 4.

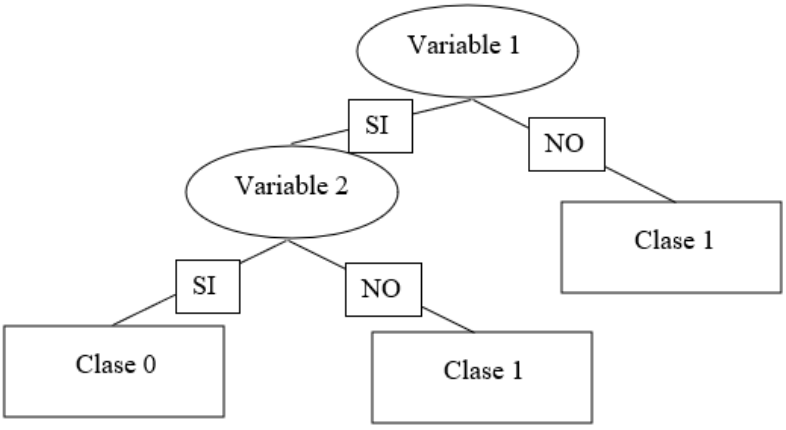


Fig. 4. Funcionamiento general de un Árbol de Decisión

Fuente: Adaptado de [50], [54].

En regresión, la estructura es similar, pero la salida no corresponde a una clase. Cada hoja genera un valor numérico y las divisiones buscan reducir la diferencia entre los valores observados y los estimados [50], [54].

Regresión logística

La Regresión Logística es un modelo supervisado utilizado para problemas de clasificación. Aunque su nombre contiene el término "regresión", su finalidad es estimar la probabilidad de que una observación pertenezca a una determinada categoría [50], [53].

En un problema binario, la variable objetivo contiene dos posibles resultados. Para estimar la probabilidad del evento, el modelo combina las variables de entrada mediante una expresión lineal:

$$z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_p x_p$$

Donde:

z: representa la combinación lineal de las variables;

β_0*:* representa el término independiente;

$\beta_1, \ldots, \beta_p$*:* representan los coeficientes ajustados durante el entrenamiento; y

$x_1, \ldots, x_p$*:* representan las variables predictoras.

El resultado z puede tomar cualquier valor real. Para transformarlo en una probabilidad comprendida entre 0 y 1 se aplica la función logística: [50], [53].

$$P(Y = 1 \mid X) = 1/(1 + e\text{^}(-z))$$

Una vez obtenida la probabilidad, se aplica un umbral de decisión para asignar la clase final. Si la probabilidad supera el umbral definido, la observación se asigna a la clase positiva; de lo contrario, se clasifica como negativa [50], [53].

La conversión de una combinación lineal en una probabilidad de pertenencia a la clase positiva se muestra en la Fig. 5.

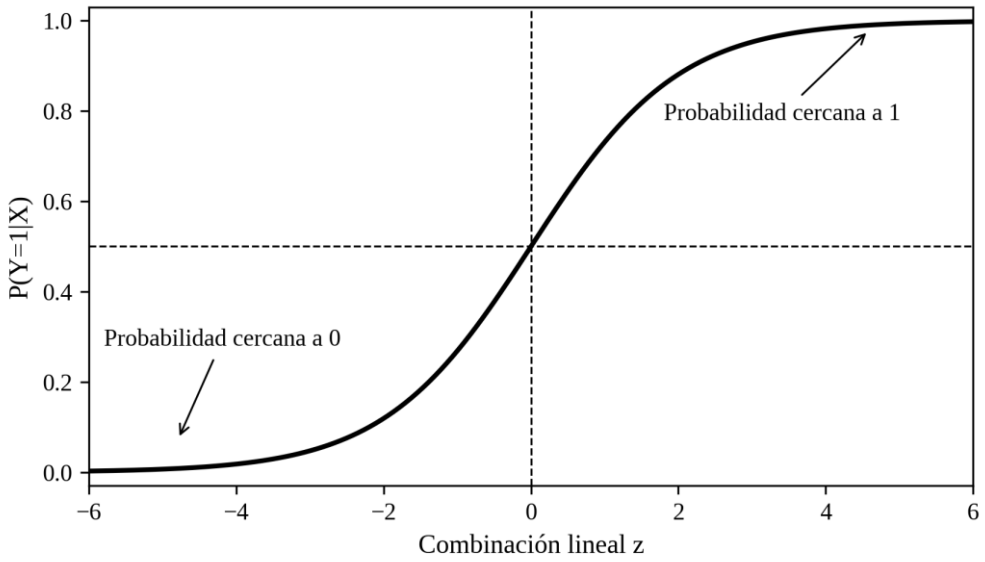


Fig. 5. Transformación de una combinación lineal mediante la función logística.

Fuente: Adaptado de [50], [53].

Su principal ventaja es que genera una probabilidad estimada y permite interpretar la relación entre las variables y la salida mediante los coeficientes del modelo. Sin embargo, su capacidad puede ser limitada cuando las relaciones entre las variables y la clase objetivo son altamente no lineales [50], [53].

Random Forest

Random Forest es un método de ensamble que combina múltiples árboles de decisión para generar una predicción conjunta. Su principio consiste en construir árboles con variaciones en los datos y en las variables consideradas, con el propósito de reducir la dependencia de una sola estructura de decisión [55].

Durante el entrenamiento, cada árbol se construye a partir de una muestra obtenida del conjunto original y, en cada división, se evalúa un subconjunto de las variables disponibles. Esta aleatorización produce árboles diferentes entre sí, capaces de identificar distintos patrones presentes en los datos [55]. De manera general, el funcionamiento de Random Forest comprende las siguientes etapas:

- Se generan diferentes muestras a partir de los datos de entrenamiento;
- se construye un árbol para cada muestra;
- durante las divisiones se consideran subconjuntos de variables;
- cada árbol genera una predicción independiente; y

- las predicciones se agregan para producir el resultado final [55].

El proceso de agregación de varios árboles para obtener una predicción conjunta se representa en la Fig. 6.

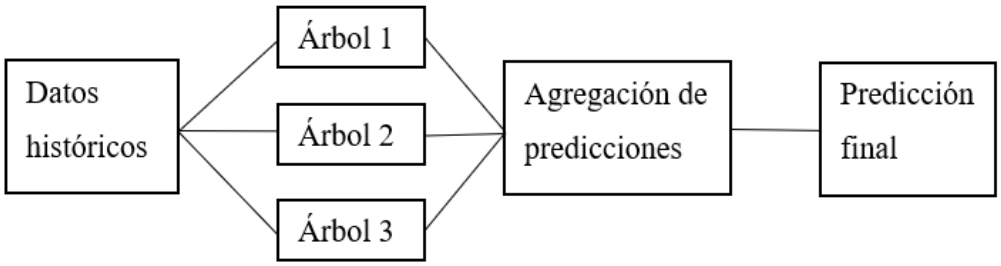


Fig. 6. Funcionamiento general de Random Forest

Fuente: Adaptado de [55].

Para clasificación, cada árbol genera una clase y la salida final se determina mediante la clase más frecuente entre las predicciones individuales: [55].

$$\hat{Y} = moda\{h_1(X), h_2(X), \dots, h\_B(X)\}$$

donde:

$\hat{Y}$: representa la clase estimada;

$h_\beta(X)$: representa la predicción del árbol b; y

B: representa el número total de árboles.

En regresión, cada árbol genera un valor numérico y la salida final corresponde al promedio de las estimaciones:

$$\hat{Y} = \left(\frac{1}{B}\right)\sum_{b=1}^{B} h_{b(X)}$$

La agregación de múltiples árboles reduce la variabilidad asociada con una única estructura de decisión y permite representar relaciones no lineales e interacciones entre variables. Como limitación, la interpretación de la predicción resulta menos directa que en un solo Árbol de Decisión [55].

Máquina de Vectores de Soporte

La Máquina de Vectores de Soporte, denominada SVM por sus siglas en inglés, es un algoritmo supervisado que busca construir una frontera de decisión capaz de separar las clases mediante el mayor margen posible [56].

En un problema de clasificación lineal, la frontera de decisión puede representarse mediante la expresión:

$$w^{\mathrm{T}}x + b = 0$$

donde:

w: representa el vector que determina la orientación de la frontera;

x: representa las variables de entrada; y

b: representa el término independiente.

El modelo busca una frontera que mantenga la mayor separación posible entre las clases, y los puntos más próximos a los márgenes son los que determinan principalmente su posición [50], [56].

El principio de separación de clases mediante una frontera y sus márgenes se presenta en la Fig. 7.

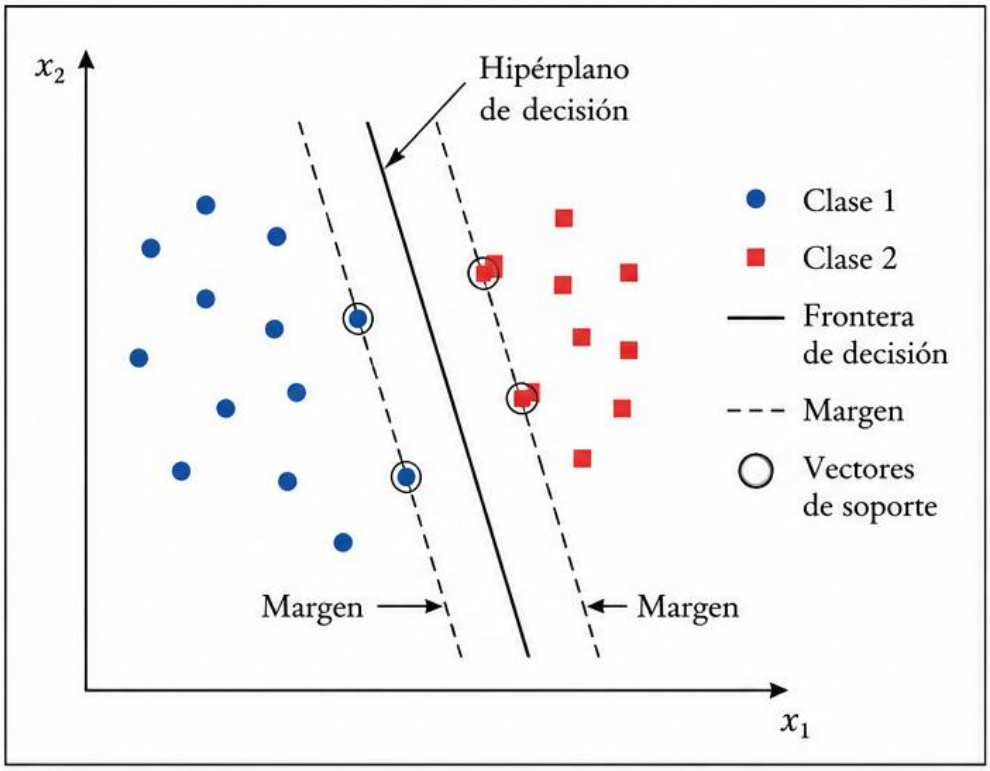


Fig. 7. Principio de separación mediante una Máquina de Vectores de Soporte.

Fuente: Adaptado de [56].

Como se observa en la figura, SVM separa las clases mediante una frontera central y márgenes definidos por los vectores de soporte, que son las observaciones más cercanas al límite de decisión. Cuando una separación lineal no es suficiente, el modelo puede utilizar funciones kernel, como la lineal, polinómica, RBF o sigmoide, para representar relaciones más complejas [50], [56].

Regresión Lineal

La Regresión Lineal es un modelo supervisado que estima una variable numérica continua mediante una combinación lineal de las variables predictoras [50], [53].

$$\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_p x_p$$

donde:

$\hat{Y}$: representa el valor estimado;

β_0: representa el término independiente;

$\beta_1, \ldots, \beta_p$: representan los coeficientes ajustados por el modelo; y

$x_1, \ldots, x_p$: representan las variables predictoras.

Durante el entrenamiento, el modelo determina los coeficientes que reducen la diferencia entre los valores reales y los valores estimados. Cada coeficiente representa el cambio esperado en la salida asociado con la variación de la correspondiente variable de entrada, manteniendo constantes las demás variables del modelo [53].

La relación estimada entre una característica de entrada y una salida continua se representa de forma general en la Fig. 8.

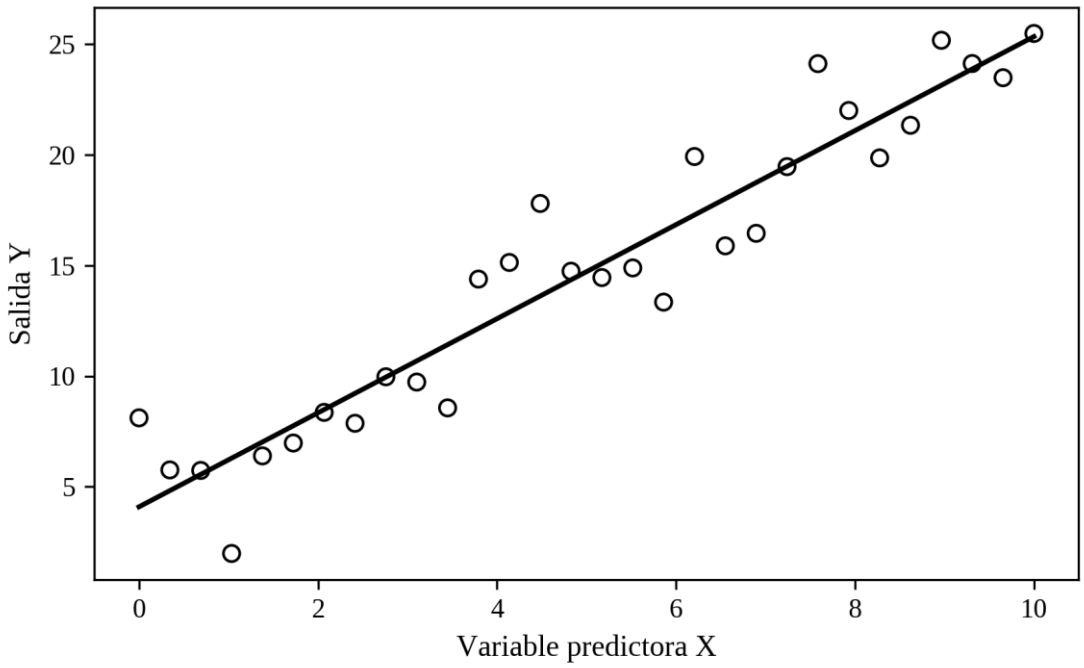


Fig. 8. Representación general de una Regresión Lineal.

Fuente: Adaptado de [50], [53].

La Regresión Lineal presenta una estructura sencilla e interpretable. Sin embargo, su capacidad predictiva puede disminuir cuando la relación entre las variables es

principalmente no lineal o cuando existen interacciones complejas que la expresión lineal no logra representar [53].

2.2.17. Evaluación de modelos predictivos

La evaluación de modelos predictivos permite medir el desempeño de los algoritmos utilizados y comparar su capacidad para generar resultados útiles a partir de datos históricos [50].

Para interpretar las métricas de clasificación, primero se establecieron los cuatro resultados posibles derivados de la comparación entre la clase real y la predicción, como se presenta en la Tabla II.

TABLA II
RESULTADOS POSIBLES EN UNA CLASIFICACIÓN BINARIA

Resultado	Interpretación
Verdadero positivo (VP)	El evento ocurrió y el modelo lo detectó.
Verdadero negativo (VN)	El evento no ocurrió y el modelo lo descartó.
Falso positivo (FP)	El modelo predijo un evento que no ocurrió.
Falso negativo (FN)	El evento ocurrió, pero el modelo no lo detectó.

Fuente: Adaptado de [50], [53].

Exactitud (Accuracy)

$$\frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN}$$

Representa la proporción total de predicciones correctas respecto del número total de observaciones evaluadas. Una exactitud mayor indica un mejor desempeño global; sin embargo, su interpretación debe complementarse con otras métricas cuando las clases no están equilibradas [50], [53].

Precisión (Precision)

$$\frac{VP}{VP + FP}$$

Indica qué proporción de las predicciones positivas correspondió realmente a eventos positivos. En términos prácticos, permite evaluar la confiabilidad de las alertas generadas por el modelo [50], [53].

Sensibilidad (Recall)

$$\frac{VP}{VP + FN}$$

Mide la proporción de eventos positivos reales que fueron detectados. Esta métrica fue especialmente relevante en la investigación, porque un falso negativo representa una intervención correctiva real que el modelo no logró identificar [50], [53].

F1-score

$$2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

Combina precisión y sensibilidad en una sola medida. Su uso permitió evaluar el equilibrio entre detectar eventos correctivos reales y mantener la confiabilidad de las predicciones positivas [50], [53].

En los modelos de regresión, la evaluación se orienta a medir la diferencia entre los valores reales y los valores estimados por el modelo. En este tipo de problema se utilizan métricas como el error absoluto medio, la raíz del error cuadrático medio y el coeficiente de determinación [50].

Error Absoluto Medio (MAE)

Representa el promedio de las diferencias absolutas entre los valores reales y los estimados. En esta investigación se expresó en días; por tanto, un valor menor indica una estimación más cercana al tiempo real hasta el siguiente correctivo [50], [53].

Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE)

$$\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Mide la magnitud del error y penaliza con mayor fuerza las desviaciones elevadas. Un valor menor indica un mejor ajuste de las predicciones a los valores reales [50], [53].

Coeficiente de determinación (R^2)

$$1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}$$

Compara el desempeño del modelo con una referencia basada en la media de los valores observados. Un valor cercano a 1 indica mayor capacidad explicativa; un valor cercano a 0 refleja un desempeño similar a esa referencia; y un valor negativo indica un desempeño inferior [50], [53].

donde:

n: número total de observaciones;

y_i: valor real;

$\hat{y}_i$: valor estimado por el modelo; y

$\bar{y}$: media de los valores reales.

2.3. Marco Legal

2.3.1. Constitución de la República del Ecuador

Del artículo 326, numeral 5: "Toda persona tendrá derecho a desarrollar sus labores en un ambiente adecuado y propicio, que garantice su salud, seguridad y bienestar" [57]

2.3.2. Código del Trabajo

Del artículo 42, numeral 2: "Instalar las fábricas, talleres, oficinas y demás lugares de trabajo, sujetándose a las medidas de prevención, seguridad e higiene del trabajo" [58].

Del artículo 410: "Los empleadores están obligados a asegurar a sus trabajadores condiciones de trabajo que no presenten peligro para su salud o su vida" [58].

Del artículo 412, numeral 3: "Se realizará revisión periódica de las maquinarias en los talleres, a fin de comprobar su buen funcionamiento" [58].

Del artículo 416: "Prohíbase la limpieza de máquinas en marcha" [58].

Del artículo 425: "El empleador o quien dirija el trabajo se asegurará de que las máquinas no ofrezcan peligro y, de existir riesgos, ordenará las reparaciones necesarias hasta que queden en perfecto estado de funcionamiento" [58].

2.3.3. Decreto Ejecutivo N.º 255

Reglamento de Seguridad y Salud en el Trabajo

Del Artículo 1 (Objeto): "Proveer una cultura de prevención y protección en materia de seguridad y salud en el trabajo, y fortalecer su marco regulatorio, mediante el desarrollo de políticas públicas y acciones que permitan fortalecer la seguridad y salud en el trabajo" [59].

Del artículo 3, Definiciones (riesgo laboral): "Probabilidad de que ocurra un evento adverso derivado de la exposición a factores de riesgo presentes en el ambiente de trabajo" [59].

Del artículo 15, Deberes del empleador: "Identificar, evaluar y controlar los riesgos laborales existentes en los lugares de trabajo, adoptando medidas técnicas, organizativas y administrativas" [59].

Del artículo 19, Control operativo: "Implementar controles operativos que incluyan inspección, mantenimiento y verificación periódica de equipos, instalaciones y procesos" [59].

2.3.4. Norma Técnica Sanitaria ARCSA-DE-010-2016-GGG

Del artículo 9, literal b): “La ARCSA realizará inspecciones periódicas a los establecimientos de elaboración, almacenamiento y comercialización de productos de uso y consumo humano” [60].

CAPÍTULO III

MATERIALES Y MÉTODOS

En este capítulo se describe la metodología utilizada para desarrollar la investigación orientada al diseño de un Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo apoyado en Inteligencia Artificial para Reproavi Cía. Ltda. Se presentan el enfoque, el tipo y el diseño de investigación, así como las fuentes de información, los recursos, el software, las técnicas y los instrumentos empleados para recopilar y analizar los datos.

A continuación, se detalla el procedimiento metodológico organizado por fases, desde el diagnóstico de la gestión actual del mantenimiento y la identificación de los activos críticos hasta el análisis de los registros históricos, el modelado predictivo y la formulación de la propuesta conceptual. Esta secuencia permitió mantener correspondencia entre las actividades ejecutadas y los objetivos de la investigación.

3.1. Enfoque y tipo de investigación

La investigación se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, debido a que se procesaron registros históricos de mantenimiento y variables numéricas relacionadas con la frecuencia de intervención, los tiempos de mantenimiento, los tiempos de paro y los indicadores de desempeño. El enfoque cuantitativo se caracteriza por el análisis sistemático de datos medibles para describir fenómenos, establecer relaciones y obtener resultados mediante procedimientos estructurados [61].

El estudio fue de tipo aplicado, debido a que se orientó al análisis de un problema específico de Reproavi Cía. Ltda.: el limitado aprovechamiento de la información histórica disponible para apoyar la planificación del mantenimiento [62].

3.2. Diseño de la investigación

El estudio presentó un diseño no experimental, debido a que las variables no fueron manipuladas deliberadamente y el análisis se realizó sobre información generada previamente durante las actividades de mantenimiento de la empresa. En este tipo de diseño, los fenómenos se estudian a partir de las condiciones en las que ocurrieron, sin intervención directa del investigador sobre las variables analizadas [61].

El análisis fue retrospectivo porque utilizó registros históricos disponibles de periodos anteriores. Asimismo, la investigación se desarrolló como un caso de estudio centrado en la gestión del mantenimiento de Reproavi Cía. Ltda., lo que permitió analizar el problema dentro de su contexto organizacional y operativo específico [61].

3.3. Unidad de análisis

La unidad de análisis estuvo constituida por la gestión del mantenimiento de los equipos vinculados con los procesos productivos y auxiliares de Reproavi Cía. Ltda.

No se aplicó muestreo estadístico, debido a que la selección de los activos respondió a un criterio técnico de priorización. Los equipos fueron evaluados mediante una matriz de criticidad y aquellos clasificados con criticidad alta se seleccionaron para el análisis histórico y predictivo.

3.4. Fuentes de información, recursos y software

Las fuentes documentales, los recursos de análisis y las herramientas computacionales empleados en la investigación se resumen en la Tabla III.

TABLA III
FUENTES DE INFORMACIÓN, RECURSOS Y SOFTWARE UTILIZADOS

Elemento	Tipo	Aplicación
Inventario de maquinaria	Fuente documental	Identificación y codificación de activos
Registros históricos	Fuente documental	Consolidación de intervenciones
Hojas de vida	Fuente documental	Contraste de antecedentes
Órdenes de trabajo	Fuente documental	Revisión de actividades ejecutadas
Reportes técnicos	Fuente documental	Complementación de información
Entrevista semiestructurada	Fuente primaria	Contextualización y contraste
Microsoft Excel	Software	Organización y revisión inicial
Python	Software	Procesamiento y modelado
pandas y NumPy	Bibliotecas	Manipulación de datos
scikit-learn	Biblioteca	Entrenamiento y evaluación

Fuente: Elaboración propia.

El estudio combinó información documental de la empresa, técnicas de levantamiento y herramientas de procesamiento para relacionar el diagnóstico del mantenimiento con el análisis predictivo. Las hojas de vida, órdenes de trabajo y reportes técnico se presentan en el Anexo 1.

3.5. Técnicas e instrumentos

Las técnicas e instrumentos se seleccionaron de acuerdo con las necesidades de cada fase de la investigación. La revisión documental permitió analizar la información histórica disponible, mientras que la entrevista semiestructurada se utilizó para contextualizar y contrastar los hallazgos obtenidos de los registros [61].

La relación entre las técnicas de recopilación y análisis, sus instrumentos y su aplicación dentro del estudio se presenta en la Tabla IV.

TABLA IV
TÉCNICAS E INSTRUMENTOS UTILIZADOS

Técnica	Instrumento	Aplicación
Revisión documental	Ficha de revisión	Análisis de registros y documentos
Entrevista semiestructurada	Guía de entrevista	Caracterización de la gestión
Análisis de criticidad	Matriz de criticidad	Priorización de activos
Análisis histórico	Matriz consolidada	Organización de intervenciones
Análisis computacional	Código desarrollado en Python	Preparación y evaluación de modelos

Fuente: Elaboración propia.

3.6. Procedimiento metodológico

La investigación se ejecutó mediante ocho fases relacionadas entre sí. La secuencia incorporó actividades de comprensión del problema, revisión de la información, preparación de los datos, modelado y evaluación, en concordancia con las fases aplicables de CRISP-DM [51].

La secuencia de fases aplicada para desarrollar la investigación se resume en la Fig. 9.

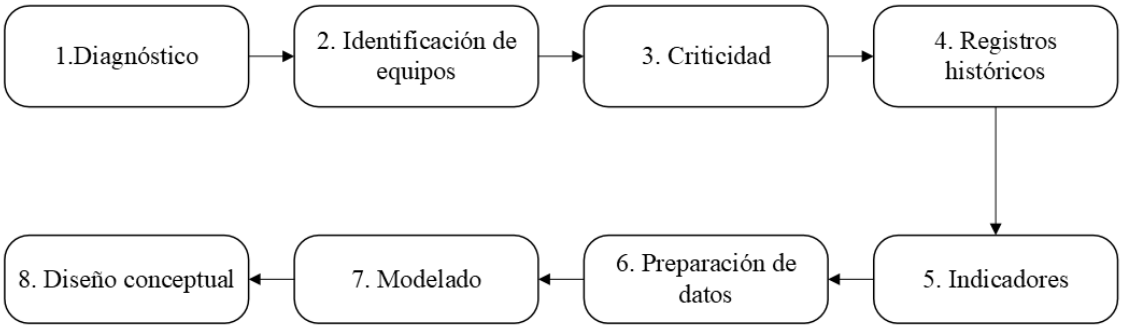


Fig. 9. Fases del procedimiento metodológico

Fuente: Adaptado de [51].

3.6.1. Diagnóstico de la gestión del mantenimiento

Se revisaron el inventario de maquinaria, las hojas de vida de los equipos, los registros históricos de mantenimiento, las órdenes de trabajo, los reportes técnicos y el plan de mantenimiento preventivo. Esta revisión documental permitió identificar la información disponible, analizar su estructura y determinar los campos que podían incorporarse al procesamiento de los datos[61].

Además, se aplicó una entrevista semiestructurada al personal relacionado con las actividades de mantenimiento. La información obtenida se utilizó para contextualizar la gestión existente y contrastar la interpretación de los registros documentales [61].

La guía de entrevista y la ficha de revisión documental utilizadas para recopilar y organizar la información se presentan en el Anexo 2.

3.6.2. Identificación y codificación de los equipos

Se revisó el inventario de maquinaria y se identificaron los equipos vinculados con las áreas productivas y auxiliares consideradas en el estudio. La identificación estructurada de los activos constituye un elemento necesario para relacionar la información del equipo con sus registros de fallas y mantenimiento [39]. El inventario completo de máquinas y equipos se presenta en Anexo 3.

Posteriormente, los activos se organizaron según la estructura de codificación utilizada en la empresa. Este procedimiento permitió vincular cada intervención histórica con el equipo correspondiente y mantener la trazabilidad de la información.

3.6.3. Análisis de criticidad

Los equipos fueron evaluados mediante una matriz que relacionó la frecuencia de intervención con las consecuencias asociadas con la indisponibilidad o falla del activo. La utilización conjunta de criterios de frecuencia y consecuencia permite priorizar los equipos que requieren mayor atención dentro de la gestión del mantenimiento [31], [40].

Para la investigación se construyó la siguiente relación:

$$C = FI \times CT$$

La consecuencia total se obtuvo mediante:

$$CT = IP + TP + CM + SC$$

donde:

C: criticidad del activo;

FI: ponderación de la frecuencia de intervención;

CT: consecuencia total;

IP: impacto en la producción;

TP: impacto asociado con el tiempo de paro;

CM: impacto del costo de mantenimiento; y

SC: efecto sobre la seguridad y la calidad.

La ecuación y las escalas utilizadas constituyeron una adaptación metodológica desarrollada para esta investigación a partir del principio de evaluación de la criticidad

mediante frecuencia y consecuencia [31], [40]. Los criterios y niveles utilizados para valorar las consecuencias de falla se presentan en el Anexo 4.

La frecuencia de intervención se valoró mediante cinco niveles definidos a partir del comportamiento observado en los registros disponibles, como se presenta en la Tabla V.

TABLA V
ESCALA DE FRECUENCIA DE INTERVENCIÓN

Ponderación	Nivel	Intervenciones
1	Muy baja	≤ 2
2	Baja	3 - 5
3	Media	6 - 8
4	Alta	9 - 11
5	Muy alta	≥ 12

Fuente: Elaboración propia, con base en los registros históricos de Reproavi Cía. Ltda.

La escala de frecuencia se estableció a partir del comportamiento de los registros disponibles y se utilizó exclusivamente para la priorización de los activos analizados en el caso de estudio.

Los puntajes obtenidos mediante la combinación de frecuencia y consecuencia se agruparon en niveles de criticidad, según los rangos presentados en la Tabla VI.

TABLA VI
CLASIFICACIÓN DE LA CRITICIDAD

Puntaje	Nivel
1 - 30	Baja
31 - 49	Media
50 - 100	Alta

Fuente: Elaboración propia.

Los activos clasificados con criticidad alta fueron seleccionados para consolidar los registros históricos y desarrollar el análisis posterior. La matriz completa de criticidad se presenta en el Anexo 5.

3.6.4. Consolidación de los registros históricos

Los registros correspondientes a los activos críticos se recopilaron y estructuraron en una matriz consolidada. La organización de la información consideró datos del activo, eventos de mantenimiento y variables temporales, debido a que los registros de confiabilidad y mantenimiento requieren una estructura que permita relacionar el equipo con sus fallas e intervenciones [39].

Los datos se organizaron por activo y fecha para conservar la secuencia cronológica de los eventos. La información extraída de los documentos de mantenimiento se organizó en campos normalizados, cuyo contenido se presenta en la Tabla VII.

TABLA VII
CAMPOS DE INFORMACIÓN DE LA MATRIZ CONSOLIDADA

Campo	Contenido
Código	Identificación del activo
Activo crítico	Nombre normalizado
Área o proceso	Ubicación del activo
Fecha	Fecha del evento de mantenimiento
Tipo de intervención	Preventiva o correctiva
Actividad	Trabajo ejecutado
Causa	Motivo registrado
Tiempo de intervención	Duración de la actividad
Tiempo de paro	Tiempo de indisponibilidad atribuido al evento
Técnico	Personal registrado en la intervención
Repuesto o insumo	Elemento utilizado
Observaciones	Información complementaria
Año	Año del evento
Mes	Mes del evento

Fuente: Elaboración propia.

La matriz histórica consolidada se presenta en el Anexo 6.

3.6.5. Cálculo de indicadores

A partir de los registros históricos se calcularon el tiempo medio entre fallas (MTBF), el tiempo medio de reparación (MTTR) y la disponibilidad. Estos indicadores permiten analizar el comportamiento de los activos mediante información relacionada con fallas, tiempos de operación y actividades de mantenimiento [29], [39].

Para el cálculo de MTBF y MTTR se utilizaron las intervenciones correctivas consideradas como eventos asociados con fallas o pérdida de la condición operativa. Las actividades preventivas no se contabilizaron como fallas.

La interpretación de estos indicadores se realizó de acuerdo con los registros disponibles y las condiciones del caso de estudio [29], [39].

3.6.6. Preparación de los datos

La preparación de los datos se desarrolló mediante Microsoft Excel y Python, tomando como referencia la fase de preparación de datos de la metodología CRISP-DM, que comprende actividades de selección, limpieza, construcción, integración y transformación de la información antes del modelado [51].

A partir de este enfoque, se revisaron y depuraron los registros históricos, se normalizaron códigos y denominaciones, se unificaron categorías y se ordenaron las intervenciones por activo y fecha. Posteriormente, para el periodo 2023–2025 se construyó una cuadrícula mensual completa por activo, manteniendo también los meses sin intervenciones con valores de cero, con el fin de conservar la continuidad temporal de la información [51].

Sobre esta estructura se generaron características históricas utilizando únicamente información disponible antes del mes analizado, como correctivos e intervenciones acumulados, tiempos de intervención y paro, y antecedentes de los tres meses previos. Este procedimiento evita incorporar información futura en la construcción de los datos de entrada y reduce el riesgo de filtración de información durante la evaluación de los modelos [52].

El preprocesamiento para el modelado se integró mediante Pipeline, combinando la transformación de características categóricas y numéricas con cada algoritmo, de manera que las operaciones aprendidas durante el entrenamiento se aplicaran de forma consistente al conjunto de prueba [50]. La base mensual preparada se presenta en el Anexo 7 y el código utilizado para la limpieza, normalización y construcción de esta estructura se incluye en el Anexo 8.

Las actividades ejecutadas para convertir los registros originales en una base adecuada para el modelado se resumen en la Tabla VIII.

TABLA VIII
ETAPAS DE PREPARACIÓN DE LOS DATOS

Etapa	Acción ejecutada	Resultado
Revisión y depuración	Verificación de campos, formatos y registros	Base histórica consistente
Normalización	Unificación de códigos, denominaciones y categorías	Información estandarizada
Ordenamiento	Organización por activo y fecha	Secuencia histórica
Integración temporal	Construcción de la cuadrícula activo x mes	Secuencia mensual continua
Compleción temporal	Asignación de cero a meses sin intervenciones	Conservación de periodos sin eventos
Construcción	Generación de características históricas	Base preparada para el modelado

Fuente: Adaptado de [51].

3.6.7. Construcción de la salida de clasificación

La salida de clasificación se construyó a partir de la base mensual preparada, manteniendo el orden cronológico de cada activo. El horizonte predictivo se definió como un mes calendario, por lo que para cada activo y periodo se asignó el valor 1 cuando se registró al menos una intervención correctiva durante el mes siguiente y el valor 0 cuando no se registraron correctivos en dicho mes. Esta formulación corresponde a un problema de clasificación binaria supervisada [50].

La característica objetivo se denominó correctivo_siguiente_periodo. Debido a que la base mensual contiene todos los meses del periodo 2023–2025, incluidos aquellos sin intervenciones, el desplazamiento hacia el periodo siguiente representa el mes calendario posterior y no únicamente el siguiente mes con registros disponibles. Este criterio conserva la secuencia temporal y evita una asignación incorrecta de la salida [52].

Para el modelado se excluyó el último mes disponible de cada activo, debido a que no existe un periodo posterior dentro del intervalo histórico analizado que permita conocer su resultado real. Con este procedimiento se obtuvo la base utilizada para entrenar y evaluar los modelos de clasificación [63].. El código empleado para construir la salida binaria se presenta en el Anexo 9.

3.6.8. Construcción de la salida para regresión

La salida de regresión se construyó a partir de la base mensual empleada en clasificación, con el propósito de estimar una referencia temporal del correctivo dentro del mes calendario siguiente. Para cada activo y periodo se identificó el primer correctivo registrado en el mes posterior y se tomó como salida el día del mes en que ocurrió. Esta formulación corresponde a un problema de regresión supervisada, en el que el modelo aprende a estimar un valor numérico continuo a partir de características históricas [50].

Esta salida se denominó dia_condicional_correctivo_siguiente_mes. Los meses cuyo periodo posterior no presentó correctivos se conservaron en la base general, pero no se utilizaron para entrenar los regresores, debido a que en esos casos no existe un día de ocurrencia que pueda emplearse como valor objetivo. La construcción se realizó respetando el orden temporal y utilizando únicamente información disponible antes del periodo que se pretende estimar, con el fin de evitar filtración de información futura [52].

Con este procedimiento se obtuvieron 73 casos válidos para el modelado de regresión. La salida se interpreta como una referencia temporal aproximada para apoyar la planificación cuando existe un evento correctivo en el mes siguiente y no como una predicción exacta de la fecha de falla. El código utilizado para construir esta salida se

presenta en el Anexo 10, manteniendo la trazabilidad entre la preparación de los datos, la construcción del objetivo y la etapa posterior de modelado [63].

3.6.9. Modelado predictivo

El modelado predictivo se estructuró mediante aprendizaje supervisado, utilizando la base mensual preparada y las salidas definidas previamente. Se plantearon dos problemas complementarios: clasificación binaria para estimar la ocurrencia de al menos un correctivo en el mes calendario siguiente y regresión condicional para estimar el día aproximado del primer correctivo dentro de dicho mes, cuando el evento se encuentra presente [50].

Los algoritmos evaluados para clasificación y regresión se presentan en la Tabla IX.

TABLA IX
MODELOS EVALUADOS

Problema	Salida	Modelos
Clasificación	correctivo_siguiente_periodo	Árbol de Decisión, Regresión Logística, Random Forest y SVM
Regresión	dia_condicional_correctivo_siguiente_mes	Árbol Regressor, Regresión Lineal, Random Forest Regressor y SVR

Fuente: Elaboración propia.

El preprocesamiento y el entrenamiento se integraron mediante Pipeline, aplicando OneHotEncoder a las características categóricas y StandardScaler a las numéricas antes del ajuste de cada modelo. Esta estrategia permite que las transformaciones se estimen con los datos de entrenamiento y se apliquen posteriormente al conjunto de prueba, reduciendo el riesgo de filtración de información [50], [52].

3.6.10. División de los datos

Para evaluar los modelos, los datos correspondientes a cada problema predictivo se dividieron en dos subconjuntos mediante la función train_test_split de scikit-learn,. Se destinó el 75 % de los registros al entrenamiento y el 25 % restante a la prueba. El conjunto de entrenamiento se utilizó para ajustar los modelos, mientras que el conjunto de prueba se reservó para generar las predicciones y calcular las métricas de desempeño [50].

En clasificación se emplearon 735 casos evaluables y se aplicó una partición estratificada mediante stratify=y, con el fin de conservar aproximadamente la proporción de meses con y sin correctivo en ambos subconjuntos. La división produjo 551 casos de entrenamiento y 184 de prueba. En regresión condicional se utilizaron 73 casos,

distribuidos en 54 para entrenamiento y 19 para prueba, sin estratificación debido al carácter numérico continuo de la salida [50].

En ambos problemas se utilizó random_state=42 para mantener una partición reproducible durante la comparación de los algoritmos. La separación entre entrenamiento y prueba se conservó durante todo el proceso de ajuste y evaluación, evitando que los casos reservados para prueba intervinieran en el entrenamiento y reduciendo el riesgo de filtración de información [50], [52]. El código correspondiente a la división de los datos se presenta en el Anexo 11.

3.6.11. Entrenamiento de los modelos

El entrenamiento se realizó utilizando el subconjunto correspondiente al 75 % de los datos definido en la etapa anterior. Para cada algoritmo se integraron el preprocesamiento y el modelo mediante Pipeline, de modo que la codificación de las características categóricas y la estandarización de las numéricas se ajustaran con los datos de entrenamiento antes de generar las predicciones sobre el conjunto de prueba [50], [52].

En clasificación se entrenaron Árbol de Decisión, Regresión Logística, Random Forest y SVM. Debido al desbalance entre meses con y sin correctivo, se empleó ponderación balanceada de clases en los algoritmos que permiten este ajuste, con el propósito de reducir el sesgo hacia la clase mayoritaria y favorecer la detección de eventos correctivos [50].

Para regresión condicional se entrenaron Árbol de Decisión Regressor, Regresión Lineal, Random Forest Regressor y SVR sobre los mismos 73 casos disponibles para este problema. Las configuraciones se mantuvieron fijas durante la comparación y se evaluaron posteriormente con MAE, RMSE y R^2, asegurando que todos los algoritmos estimaran la misma salida temporal bajo el mismo esquema de partición [50], [51].

Para garantizar la reproducibilidad del entrenamiento, las configuraciones principales empleadas en cada algoritmo se presentan en la Tabla X. Los códigos completos de entrenamiento y comparación de los modelos se presentan en el anexo 12.

TABLA X

CONFIGURACIÓN DE LOS MODELOS EVALUADOS

Tipo	Modelo	Configuración principal
Clasificación	Árbol de Decisión	criterion=gini: max_depth=5; min_samples_leaf=2; class_weight=balanced; random_state=42
Clasificación	Regresión Logística	solver=liblinear; max_iter=2000; class_weight=balanced; random_state=42

Tipo	Modelo	Configuración principal
Clasificación	Random Forest	n_estimators=300; max_depth=6; min_samples_leaf=2; class_weight=balanced; random_state=42
Clasificación	SVM	kernel=rbf; C=1; gamma=scale; class_weight=balanced; probability=True; random_state=42
Regresión	Árbol Regressor	max_depth=2; min_samples_leaf=5; min_samples_split=6; random_state=42
Regresión	Regresión Lineal	fit_intercept=True
Regresión	Random Forest Regressor	n_estimators=100; max_depth=7; min_samples_leaf=3; max_features=sqrt; random_state=42
Regresión	SVR	kernel=rbf; C=1; gamma=0,03; epsilon=7

Fuente: Adaptado de [50], [51].

3.6.12. Evaluación de los modelos de clasificación

Los modelos de clasificación se evaluaron mediante accuracy, precision, recall y F1-score. Estas métricas permitieron analizar el desempeño desde diferentes perspectivas, debido a que una única medida no refleja por completo la capacidad de un clasificador para identificar correctamente las clases positiva y negativa [50], [53].

La accuracy se utilizó como medida del desempeño global, al representar la proporción total de predicciones correctas. La precision permitió analizar la confiabilidad de las predicciones positivas, mientras que el recall indicó la capacidad del modelo para detectar los eventos correctivos que realmente ocurrieron. El F1-score se utilizó para evaluar el equilibrio entre precision y recall [50], [53].

En esta investigación, el recall tuvo especial relevancia porque un falso negativo representó un evento correctivo real que el modelo no identificó. Por esta razón, la evaluación no se basó únicamente en la accuracy, sino también en la capacidad de detectar la mayor cantidad posible de eventos correctivos sin perder el equilibrio con la precision [50], [53]. Las métricas utilizadas para comparar los modelos de clasificación se resumen en la Tabla XI. El código de evaluación de los modelos se presenta en el Anexo 13.

TABLA XI
CRITERIOS DE EVALUACIÓN DE LOS MODELOS DE CLASIFICACIÓN

Métrica	Criterio de uso
Accuracy	Desempeño global del modelo
Precision	Confiabilidad de las predicciones positivas
Recall	Detección de eventos correctivos reales

Métrica	Criterio de uso
F1-score	Equilibrio entre precision y recall

Fuente: Adaptado de [50], [53].

3.6.13. Evaluación de los modelos de regresión

Los modelos de regresión se evaluaron sobre el conjunto de prueba reservado mediante el error absoluto medio (MAE), la raíz del error cuadrático medio (RMSE) y el coeficiente de determinación (R^2). Estas métricas permiten cuantificar la magnitud del error de estimación y analizar la capacidad del modelo para representar la variabilidad de la salida temporal [50].

El MAE se utilizó como criterio principal de comparación por expresar, en días, la diferencia promedio entre el valor real y el estimado. El RMSE se empleó como medida complementaria, debido a que penaliza con mayor intensidad los errores de mayor magnitud. En ambos indicadores, valores menores representan un mejor desempeño predictivo [50], [55].

El R^2 se consideró como indicador complementario de capacidad explicativa. Valores cercanos a 1 reflejan un mejor ajuste, mientras que valores iguales o inferiores a 0 indican que el modelo no mejora la referencia basada en el valor promedio de la salida. Por esta razón, la selección del regresor se realizó considerando conjuntamente MAE, RMSE y R^2, con énfasis en la reducción del error absoluto [50], [55].

El MAE se utilizó para determinar el error absoluto promedio entre los días reales y los días estimados hasta el próximo correctivo. Debido a que la variable objetivo se expresó en días, esta métrica permitió interpretar directamente la magnitud promedio del error de cada modelo [50], [53].

Las métricas empleadas para valorar el error y la capacidad de los modelos de regresión se presentan en la Tabla XII. El código de evaluación de los modelos se presenta en el Anexo 14.

TABLA XII
CRITERIOS DE EVALUACIÓN DE LOS MODELOS DE REGRESIÓN

Métrica	Criterio de uso
MAE	Error absoluto promedio expresado en días
RMSE	Penalización de errores de mayor magnitud
(R^2)	Capacidad explicativa respecto de la referencia

Fuente: Adaptado de [50], [53].

3.6.14. Selección de los modelos

La selección de los modelos se realizó a partir de las métricas obtenidas sobre el conjunto de prueba, manteniendo las mismas condiciones de evaluación para los algoritmos comparados[50], [53].

En clasificación se priorizaron el Recall y el F1-score, debido a que el objetivo fue identificar la mayor proporción posible de eventos correctivos reales y reducir los falsos negativos. Accuracy y Precision se consideraron como indicadores complementarios para verificar el comportamiento general de cada modelo [50], [53].

En regresión se priorizaron los menores valores de MAE y RMSE, mientras que el R^2 se utilizó como indicador complementario de capacidad explicativa. Bajo estos criterios se seleccionaron los modelos con el mejor desempeño relativo para cada problema predictivo [50], [53].

Finalmente, se seleccionó un modelo de clasificación para estimar la ocurrencia de al menos un correctivo en el mes calendario siguiente y un modelo de regresión condicional para proporcionar una referencia aproximada del día de ocurrencia dentro de dicho mes [50], [63].

3.6.15. Diseño conceptual del sistema

El diseño conceptual del sistema se desarrolló mediante cinco etapas: definición de requerimientos, generación del concepto, materialización de la solución, evaluación e iteración y documentación. Esta secuencia permitió transformar los resultados del diagnóstico y del modelado en una propuesta funcional de sistema [64].

Definición de requerimientos

Se definió que el sistema debía integrar tres fuentes de información: registros históricos de mantenimiento, mediciones manuales de condición y nuevos datos ingresados durante su uso [65], [66].

A partir de esta necesidad se establecieron cinco funciones: mostrar indicadores y predicciones, generar alertas, registrar nuevos mantenimientos, ingresar nuevas mediciones y conservar la información para futuras actualizaciones de los modelos [50], [64].

Generación del concepto

Con los requerimientos definidos se estableció el concepto general del sistema. La solución se organizó en cuatro componentes: interfaz de usuario, base de datos, procesamiento de información y motor predictivo [64].

El flujo se definió así: lectura de registros históricos y referencias de condición; ingreso de nuevas mediciones y mantenimientos; almacenamiento y actualización del historial; procesamiento de los datos; generación de predicciones; y presentación de alertas e indicadores [50], [66].

Definición de la estructura funcional

La solución se concretó mediante la estructura de la base de datos y de la interfaz. Se mantuvo la hoja principal de registros críticos y se añadieron "Referencias_condicion" y "Mediciones_condicion" [65], [66]. Los campos propuestos para conservar las referencias y mediciones de condición se presentan en la Tabla XIII.

TABLA XIII
ESTRUCTURA DEFINIDA PARA LOS DATOS DE CONDICIÓN

Hoja	Contenido principal	Uso en el sistema
Referencias condicion	Activo, punto, magnitud, instrumento, valor, unidad y condición de operación	Conservar el valor inicial en funcionamiento óptimo
Mediciones_condicion	Fecha, activo, magnitud, valor medido, referencia, diferencia y variación	Registrar la evolución del equipo

Fuente: Adaptado de [65], [66].

Las mediciones iniciales de condición se obtuvieron con termómetro láser, amperímetro y una aplicación móvil para medir vibraciones, cuando los equipos se encontraban en condiciones óptimas de funcionamiento. Estos valores se utilizaron como línea base para comparar las nuevas lecturas ingresadas manualmente desde la interfaz, las cuales se vincularon con el mismo activo y punto de medición [65].

Se definió que el código debía integrar tres fuentes de información: los registros históricos de mantenimiento, la línea base de condición y las nuevas mediciones. Con estos datos se actualizaron el historial y las tendencias de cada activo, y se preparó la información utilizada por los modelos predictivos [50], [66].

La interfaz se estructuró en un panel general, detalle del activo, alertas, registro de nuevos mantenimientos, ingreso de nuevas mediciones e historial. El prototipo se desarrolló con Antigravity.

Integración del aprendizaje

El sistema se diseñó para iniciar con los modelos seleccionados a partir de los registros históricos. Las nuevas mediciones y los nuevos mantenimientos se almacenaron

en orden cronológico y se vincularon por activo, lo que permitió analizar la evolución de su condición antes de cada intervención [50], [66].

Cuando la base dispuso de información suficiente, se previó incorporar al reentrenamiento datos derivados de condición, como la desviación respecto de la línea base, la variación porcentual y la tendencia reciente. Así, las predicciones integraron el historial de mantenimiento con la evolución de la temperatura, la corriente y la vibración [50], [65], [66].

La actualización del modelo se definió mediante una secuencia controlada: ingreso y validación de datos, almacenamiento, actualización de tendencias, reentrenamiento, evaluación y aprobación de la nueva versión [50], [66].

Evaluación e iteración

El prototipo se evaluó comparando sus funciones con los requerimientos definidos al inicio. Se verificó la consulta de predicciones, la visualización de tendencias, el registro de mantenimientos, el ingreso de mediciones y la revisión de alertas e historial [64].

Las observaciones obtenidas se utilizaron para ajustar las pantallas, los campos de los formularios y la secuencia de navegación. La revisión se repitió hasta obtener una estructura coherente con el flujo previsto del sistema [64], [67].

Documentación

Finalmente, se estructuró el manual de usuario. El documento incluyó acceso al sistema, lectura de indicadores, interpretación de predicciones, registro de mantenimientos, ingreso de mediciones, consulta del historial y revisión de alertas [64].

CAPÍTULO IV

RESULTADOS Y ANÁLISIS

En este capítulo se presentan y analizan los resultados obtenidos a partir del diagnóstico de la gestión del mantenimiento en Reproavi Cía. Ltda. Inicialmente, se describe el estado de la información disponible y el proceso de selección de los activos críticos. A continuación, se exponen la preparación y organización de los registros históricos, los indicadores de mantenimiento calculados y los resultados obtenidos mediante los modelos de clasificación y regresión. Finalmente, estos resultados sirven como base para sustentar el diseño conceptual del Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo propuesto.

4.1. Diagnóstico de la gestión del mantenimiento

La revisión documental mostró que Reproavi Cía. Ltda. dispone de inventario de maquinaria, hojas de vida, órdenes de trabajo, reportes técnicos, registros históricos y un plan de mantenimiento preventivo. La información permitió identificar equipos e intervenciones, pero se encontraba distribuida en diferentes documentos y no se utiliza de forma integrada para analizar recurrencias, tiempos de mantenimiento o comportamiento histórico de los activos.

El proceso productivo funciona como una secuencia continua desde la recepción de las aves hasta el empaque y almacenamiento en frío. Esta condición hizo relevante la disponibilidad de los equipos asociados con transporte, escaldado, eviscerado, enfriamiento, clasificación, empaque y servicios auxiliares. El diagrama general del proceso se presenta en el Anexo 15.

La codificación existente permitió relacionar las intervenciones con el activo correspondiente. Se identificó una estructura compuesta por el área, el equipo o sistema y, cuando correspondía, el componente.

La estructura utilizada por la empresa se resume en la Tabla XIV.

TABLA XIV
ESTRUCTURA GENERAL DE CODIFICACIÓN DE LOS ACTIVOS

Elemento	Criterio	Interpretación
Primero	Letra	Área de ubicación del activo
Segundo	Número	Equipo o sistema dentro del área
Tercero	0	Equipo o sistema completo
Tercero	Diferente de 0	Componente del equipo o sistema

Fuente: Elaboración propia, con base en la codificación de Reproavi Cía. Ltda., 2026.

4.2. Identificación y selección de activos críticos

La evaluación de criticidad se aplicó a los equipos incluidos en el inventario y permitió priorizar los activos con mayor combinación de frecuencia de intervención y consecuencia. La consecuencia consideró el impacto en la producción, el tiempo de paro, el costo de mantenimiento, la seguridad y la calidad. La matriz completa se presenta en el Anexo 5.

Como resultado se seleccionaron 21 activos clasificados con criticidad alta. Estos equipos constituyeron la base del análisis histórico, del cálculo de indicadores y de la preparación de datos para los modelos predictivos.

La selección mostró que la prioridad no depende únicamente del número de intervenciones. Algunos activos alcanzaron criticidad alta por su efecto potencial sobre la continuidad del proceso, aun cuando su frecuencia de intervención no fuera la mayor. Esta combinación evitó priorizar equipos solo por recurrencia y mantuvo el análisis alineado con las consecuencias operativas.

La aplicación de la matriz de criticidad permitió seleccionar los activos con mayor prioridad para el análisis, los cuales se presentan en la Tabla XV.

TABLA XV
ACTIVOS CRÍTICOS SELECCIONADOS PARA EL ANÁLISIS

Código	Activo crítico	Área / proceso
A10	Aturdidor eléctrico	Colgado y sacrificio
A20	Cadena de transporte aéreo	Colgado y sacrificio
C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado
C30	Escaldadora para aves	Escaldado y pelado
C30,1	Blower de la escaldadora	Escaldado y pelado
D60	Cadena de transporte aéreo 2	Eviscerado
E50	Chiller de pollos	Chillers
F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque
F11	Equipo banda de pesaje	Clasificación y empaque
F20	Cadena de escurrido inoxidable	Clasificación y empaque
F40,1	Inyectora / Marinadora 1	Clasificación y empaque
F40,2	Inyectora / Marinadora 2	Clasificación y empaque
G10	Cuarto frío 1 y tablero de control	Cuartos fríos
G30	Cuarto frío 3 y tablero de control	Cuartos fríos
G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos
G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos
I10	Bomba sumergible de 1 pulgada	Bombas y caldero
I30	Bomba de agua de proceso	Bombas y caldero
I40	Fábrica de hielo 1	Bombas y caldero
I50	Caldero de vapor #1	Bombas y caldero
I61	Compresor 1 de aire	Bombas y caldero

Fuente: Elaboración propia, con base en el inventario de Reproavi Cía. Ltda**.,** 2026.

4.3. Consolidación y análisis de los registros históricos

Los registros correspondientes a los activos críticos se consolidaron para el periodo 2023–2025. La base histórica incluyó información sobre la identificación del activo, fecha y tipo de intervención, actividad ejecutada, causa registrada, tiempos de intervención y paro, personal responsable, repuestos utilizados y observaciones. Después de la revisión y depuración se conservaron 389 registros válidos, organizados cronológicamente por activo. La matriz completa se presenta en el Anexo 6.

A partir de estos registros se construyó posteriormente una estructura mensual continua para los 21 activos críticos, considerando los 36 meses comprendidos entre enero de 2023 y diciembre de 2025. Esta transformación generó 756 combinaciones activo–mes, incluyendo los periodos sin intervenciones. De esta estructura se obtuvieron 735 casos evaluables para clasificación y 73 casos válidos para regresión condicional, de acuerdo con los criterios definidos en el Capítulo III.

La síntesis de las bases utilizadas durante el procesamiento y modelado se presenta en la Tabla XVI.

TABLA XVI
SÍNTESIS DE LAS BASES UTILIZADAS EN EL ANÁLISIS

Base	Contenido	Uso
Matriz histórica consolidada	389 registros del periodo 2023–2025	Análisis histórico y construcción de la base mensual
Base mensual completa	756 combinaciones activo–mes	Construcción de características históricas y salidas predictivas
Base de clasificación	735 casos evaluables	Entrenamiento y evaluación de los modelos de clasificación
Base de regresión condicional	73 casos válidos	Entrenamiento y evaluación de los modelos de regresión

Fuente: Elaboración propia, 2026.

4.4. Indicadores de mantenimiento

Con la matriz histórica se calcularon MTBF, MTTR y disponibilidad estimada. Para MTBF y MTTR se consideraron las intervenciones correctivas como eventos asociados con pérdida de condición operativa. El detalle por activo se presenta en el Anexo 16.

La recurrencia correctiva se concentró principalmente en la Fábrica de hielo 1 (I40), el Chiller de pollos (E50), el Cuarto frío 5 (G50), la Clasificadora (F10) y la Desplumadora (C10). En conjunto, estos activos representaron el 49,0 % de los

correctivos registrados, lo que mostró una concentración de la carga correctiva en un grupo reducido de equipos.

Los mayores valores de MTBF correspondieron al Aturdidor (A10), la Cadena de transporte aéreo (A20), el Blower de la escaldadora (C30,1), el Compresor 1 de aire (I61) y la Cadena de transporte aéreo 2 (D60). Estos resultados indicaron mayores intervalos promedio entre eventos correctivos dentro del historial disponible.

Los mayores valores de MTTR se observaron en el Compresor 1 de aire (I61), el Caldero de vapor #1 (I50), la Bomba sumergible de 1 pulgada (I10), la Fábrica de hielo 1 (I40) y la Marinadora 1 (F40.1). Estos activos demandaron mayor tiempo promedio de recuperación y, por tanto, requirieron mayor atención en la planificación de repuestos, recursos y tiempos de respuesta.

La disponibilidad estimada fue superior al 98 % en los activos analizados. Este resultado no se interpretó de forma aislada, porque una disponibilidad alta puede coexistir con recurrencia correctiva o tiempos de reparación elevados. La lectura conjunta de los indicadores permitió diferenciar activos con problemas de frecuencia y activos con problemas de recuperación.

Los activos destacados por recurrencia correctiva y por tiempos elevados de reparación se sintetizan en la Tabla XVII.

TABLA XVII
CRITERIOS DE PRIORIDAD DERIVADOS DE LOS INDICADORES

Criterio	Activos destacados	Implicación
Alta recurrencia correctiva	I40, E50, G50, F10 y C10	Seguimiento de recurrencias y causas repetitivas
MTTR elevado	I61, I50, I10, I40 y F40,1	Planificación de recursos, repuestos y respuesta

Fuente: Elaboración propia, 2026.

4.5. Preparación de los datos para Inteligencia Artificial

A partir de los registros históricos depurados se construyó una base mensual por activo para el periodo 2023–2025, incorporando también los meses sin intervenciones. Esta estructura permitió conservar la continuidad temporal de la información y generar las características históricas utilizadas posteriormente en los modelos predictivos. La base preparada se presenta en el Anexo 7.

Para clasificación y regresión se utilizaron como características categóricas el código del activo, el activo crítico, el área o proceso y la criticidad. Entre las características numéricas se incluyeron los correctivos e intervenciones acumulados, los

tiempos acumulados de intervención y paro, y los antecedentes correspondientes a los tres meses previos. A partir de esta misma estructura se construyeron dos salidas: correctivo_siguiente_periodo para clasificación y dia_condicional_correctivo_siguiente_mes para regresión.

La base de clasificación quedó conformada por 735 casos evaluables, mientras que la regresión condicional utilizó 73 casos válidos. En ambos problemas se aplicó una partición de 75 % para entrenamiento y 25 % para prueba mediante random_state=42; en clasificación se empleó estratificación y en regresión se realizó una división aleatoria sin estratificación. Los códigos correspondientes a la preparación, construcción de las salidas, división y entrenamiento se presentan en los anexos técnicos definidos en el Capítulo III.

4.6. Resultados de los modelos de clasificación

Los cuatro modelos de clasificación se evaluaron sobre el mismo conjunto de prueba mediante Accuracy, Precision, Recall y F1-score. Los resultados obtenidos se presentan en la Tabla XVIII.

TABLA XVIII
RESULTADOS DE LOS MODELOS DE CLASIFICACIÓN

Modelo	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
Árbol de Decisión	0,804	0,179	0,278	0,217
Regresión Logística	0,788	0,244	0,556	0,339
Random Forest	0,859	0,300	0,333	0,316
SVM	0,755	0,245	0,722	0,366

Fuente: Elaboración propia, 2026.

Random Forest alcanzó la mayor Accuracy (0,859) y Precision (0,300); sin embargo, su Recall fue de 0,333. En contraste, SVM obtuvo el mayor Recall (0,722) y F1-score (0,366), lo que indica una mayor capacidad para identificar los correctivos reales presentes en el conjunto de prueba.

4.6.1. Selección del modelo de clasificación

SVM fue seleccionado debido a que presentó el mayor Recall y F1-score entre los modelos evaluados, lo que permitió identificar una mayor proporción de los correctivos reales presentes en el conjunto de prueba.

El conjunto de prueba estuvo conformado por 184 casos, de los cuales 18 correspondieron a meses con al menos un correctivo en el periodo siguiente y 166 a meses sin correctivos. Esta distribución se debe al desbalance existente en la base original y se

mantuvo mediante la partición estratificada aplicada durante la división de los datos. SVM identificó correctamente 13 de los 18 casos positivos y no detectó 5, alcanzando un Recall de 72,2 %. El código utilizado se presenta en el Anexo 12-A.

4.7. Resultados de los modelos de regresión

Los cuatro modelos de regresión se evaluaron sobre el mismo conjunto de prueba mediante MAE, RMSE y R^2. La salida utilizada fue dia_condicional_correctivo_siguiente_mes, correspondiente al día del primer correctivo registrado en el mes calendario siguiente. Los resultados obtenidos se presentan en la Tabla XIX.

TABLA XIX

RESULTADOS DE LOS MODELOS DE REGRESIÓN

Modelo	MAE (días)	RMSE (días)	R^2
Árbol de Decisión Regressor	9,83	11,11	-0,190
Regresión Lineal	14,14	15,70	-1,377
Random Forest Regressor	10,10	11,01	-0,168
SVR	9,61	10,40	-0,042

Fuente: Elaboración propia, 2026.

SVR presentó el menor MAE (9,61 días) y RMSE (10,40 días), además del valor de R^2 más próximo a cero (-0,042). Random Forest Regressor mostró un desempeño cercano, con un MAE de 10,10 días y un RMSE de 11,01 días.

Los valores negativos de R^2 obtenidos en los cuatro modelos muestran una capacidad limitada para representar con precisión la variación del día de ocurrencia del correctivo. Por ello, la comparación se realizó principalmente con base en MAE y RMSE.

4.7.1. Selección del modelo de regresión

SVR fue seleccionado por presentar los menores errores entre los modelos evaluados, con un MAE de 9,61 días y un RMSE de 10,40 días. Su R^2 de -0,042 fue también el valor más próximo a cero dentro de la comparación.

La evaluación se realizó sobre 19 casos del conjunto de prueba, provenientes de los 73 casos válidos en los que se registró al menos un correctivo durante el mes calendario siguiente. Por tanto, la salida del modelo se interpreta como una referencia aproximada del día de ocurrencia dentro de ese mes, y no como una fecha exacta de falla. El código correspondiente se presenta en el Anexo 12-B.

4.8. Validación retrospectiva de la propuesta

4.8.1. Validación retrospectiva del modelo SVM

El modelo SVM se evaluó sobre 184 casos del conjunto de prueba. De los 18 correctivos reales, identificó correctamente 13 y no detectó 5, alcanzando un Recall de 72.2%. La matriz de confusión correspondiente se presenta en la Fig. 10.

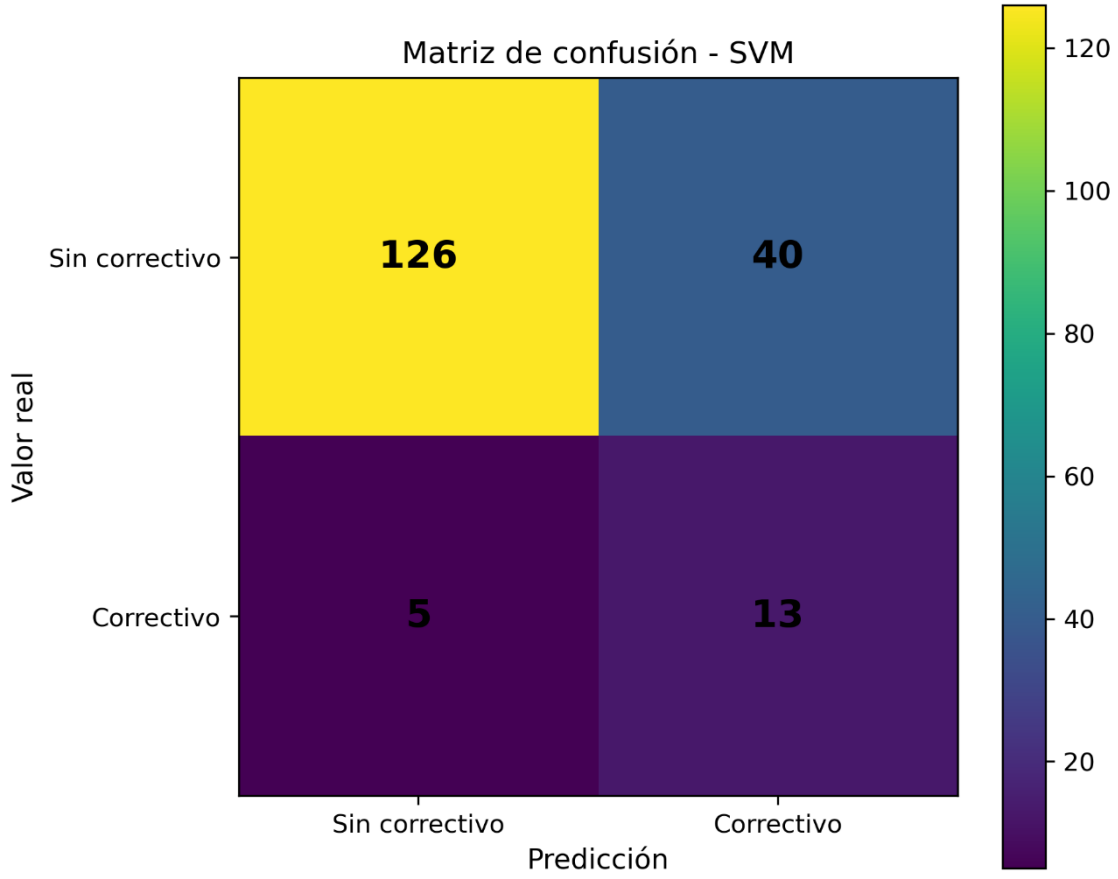


Fig. 10. Matriz de confusión del modelo SVM.

Fuente: Elaboración propia, 2026.

La matriz de confusión registró 126 verdaderos negativos, 13 verdaderos positivos, 40 falsos positivos y 5 falsos negativos. Para el propósito de la propuesta, el resultado más relevante corresponde a la detección de 13 de los 18 correctivos reales, debido a que el criterio de selección priorizó la reducción de eventos correctivos no identificados.

Aunque el modelo generó 40 falsas alertas, estas se consideran menos críticas que los falsos negativos dentro del enfoque planteado, ya que pueden derivar en una revisión adicional del activo, mientras que un correctivo no identificado podría limitar la capacidad de anticipación del mantenimiento. El detalle de los casos evaluados y su clasificación se presenta en el Anexo 17.

4.8.2. Validación retrospectiva del modelo SVR

La validación retrospectiva del modelo SVR se realizó sobre 19 casos del conjunto de prueba, correspondientes a periodos en los que se registró al menos un correctivo durante el mes calendario siguiente. El modelo obtuvo un MAE de 9,61 días, un RMSE de 10,40 días y un R^2 de -0,042. La Fig. 11 presenta la comparación entre los valores reales y predichos

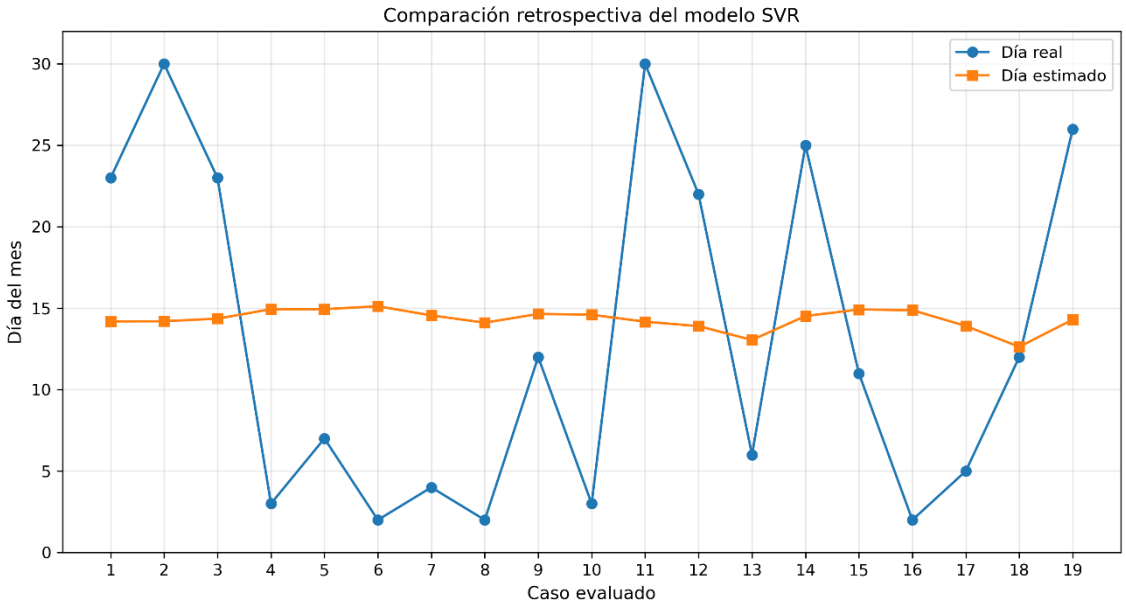


Fig. 11. Desempeño retrospectivo del modelo SVR.

Fuente: Elaboración propia, 2026.

El MAE indica una diferencia absoluta promedio de aproximadamente 9,61 días entre el día real y el estimado, mientras que el RMSE de 10,40 días refleja la presencia de algunas diferencias superiores al promedio. El valor negativo de R^2 evidencia que el modelo presenta una capacidad explicativa limitada sobre los casos evaluados.

Por esta razón, la salida del SVR se interpreta como una referencia temporal aproximada del primer correctivo dentro del mes siguiente, y no como una predicción exacta de la fecha de ocurrencia. Su utilidad dentro de la propuesta consiste en complementar la clasificación realizada por el SVM y proporcionar una referencia adicional para la planificación del mantenimiento. El detalle de los valores reales, predichos y sus respectivos errores se presenta en el Anexo 18.

4.8.3. Análisis de la viabilidad técnica

La validación retrospectiva permitió comprobar el funcionamiento de los modelos seleccionados dentro del alcance de la propuesta. El SVM identificó 13 de los 18 casos

con correctivo real, mientras que el SVR presentó un MAE de 9,61 días en la estimación del día del primer correctivo dentro del mes siguiente.

Estos resultados respaldan la viabilidad técnica preliminar del sistema como herramienta de apoyo para la gestión del mantenimiento. El SVM permite priorizar los casos con mayor riesgo de presentar un correctivo y el SVR complementa esta salida con una referencia temporal aproximada.

Las predicciones no se consideran una determinación exacta de la ocurrencia o fecha de una falla, sino información complementaria para la toma de decisiones. En el diseño conceptual, estos resultados se integran con los indicadores de mantenimiento, el historial de los activos y las mediciones de condición contempladas en la propuesta.

4.9. Diseño conceptual del sistema

A partir del diagnóstico y de los modelos seleccionados se desarrolló la propuesta conceptual del Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo. El diseño sigue la secuencia definida en el Capítulo III: definición de requerimientos, generación del concepto, estructura funcional, evaluación e iteración y documentación.

La propuesta se orienta a organizar la información por activo crítico, integrar la línea base de condición, registrar nuevos datos y presentar resultados útiles para apoyar la planificación del mantenimiento y se resume en la Fig. 12.

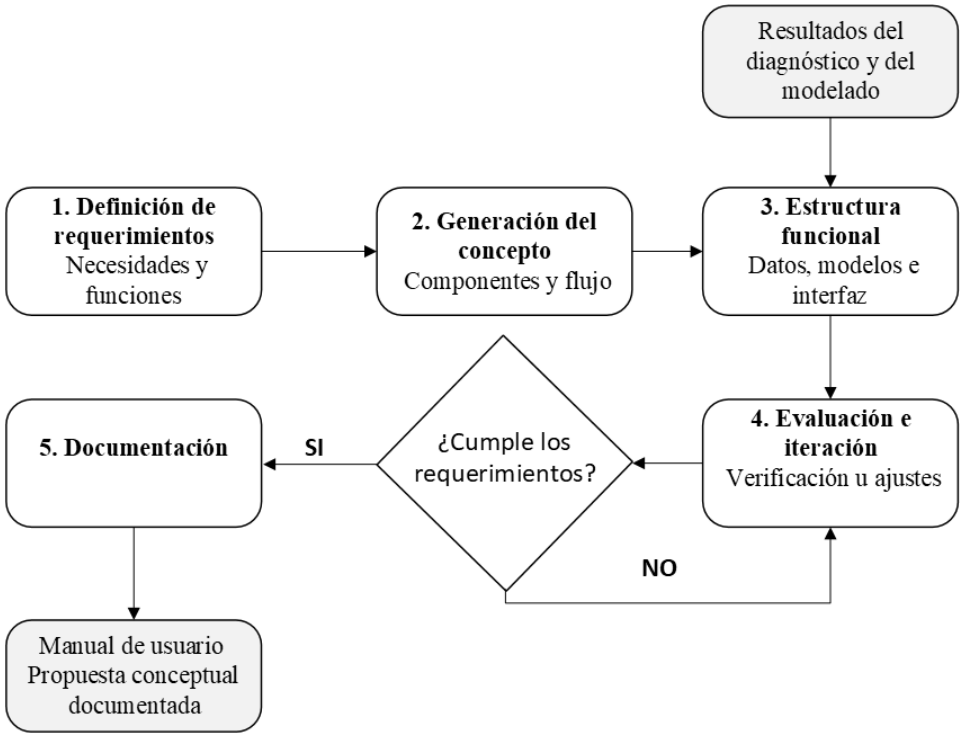


Fig. 12. Proceso de diseño conceptual del Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo.

Fuente: Elaboración propia, 2026.

4.9.1. Definición de requerimientos

Los requerimientos se definieron a partir de las necesidades identificadas en la gestión actual y de las salidas obtenidas por los modelos seleccionados. La propuesta debe permitir la consulta del activo, la visualización de predicciones, el registro de mediciones y mantenimientos, la generación de alertas y la conservación de información para realizar las respectivas actualizaciones, como se muestra en la Tabla XX.

TABLA XX
REQUERIMIENTOS FUNCIONALES DE LA PROPUESTA

Código	Requerimiento	Resultado esperado
RF-01	Consultar el estado del activo	Indicadores, historial y condición organizada por equipo
RF-02	Estimar el riesgo de ocurrencia de al menos un correctivo durante el mes calendario siguiente mediante SVM.	Clasificación del riesgo de ocurrencia de un correctivo en el mes siguiente mediante el modelo SVM.
RF-03	Estimar una referencia temporal del primer correctivo dentro del mes calendario siguiente mediante SVR.	Día aproximado del primer correctivo dentro del mes siguiente, condicionado a que exista al menos un correctivo en dicho periodo.
RF-04	Registrar la condición del activo	Ingreso manual de temperatura, corriente y vibración
RF-05	Generar alertas	Priorización de activos que requieren revisión
RF-06	Actualizar la información	Registro de nuevos mantenimientos y mediciones
RF-07	Conservar el historial para futuras actualizaciones	Base de datos ampliable y trazable

Fuente: Elaboración propia, 2026.

4.9.2. Generación del concepto

El concepto general se estructura en cuatro componentes: interfaz de usuario, base de datos, procesamiento de información y motor predictivo. Esta organización conecta el ingreso de datos con la consulta de resultados por activo. La base de datos concentra la información por activo y fecha; el procesamiento actualiza indicadores y tendencias; el motor predictivo genera la clasificación de ocurrencia de un correctivo en el mes siguiente y, cuando corresponde, una referencia aproximada del día de ocurrencia dentro de ese mes; y la interfaz permite consultar los resultados e ingresar nueva información.

La base de datos concentra la información por activo y fecha. El procesamiento actualiza indicadores y tendencias. El motor predictivo entrega la probabilidad de

correctivo y los días estimados hasta el próximo correctivo. La interfaz permite consultar resultados e ingresar nueva información.

4.9.3. Definición de la estructura funcional

La estructura funcional se definió a partir del recorrido de la información. Las entradas del sistema fueron los registros históricos, la línea base de condición, las nuevas mediciones manuales y los nuevos mantenimientos.

La información ingresada se almacenó cronológicamente por activo, se validó y se procesó para generar indicadores, tendencias, datos para IA, predicciones y alertas. Con ello se separaron las funciones de ingreso, almacenamiento, procesamiento, predicción y visualización.

La estructura funcional del sistema se resume en la Fig. 13.

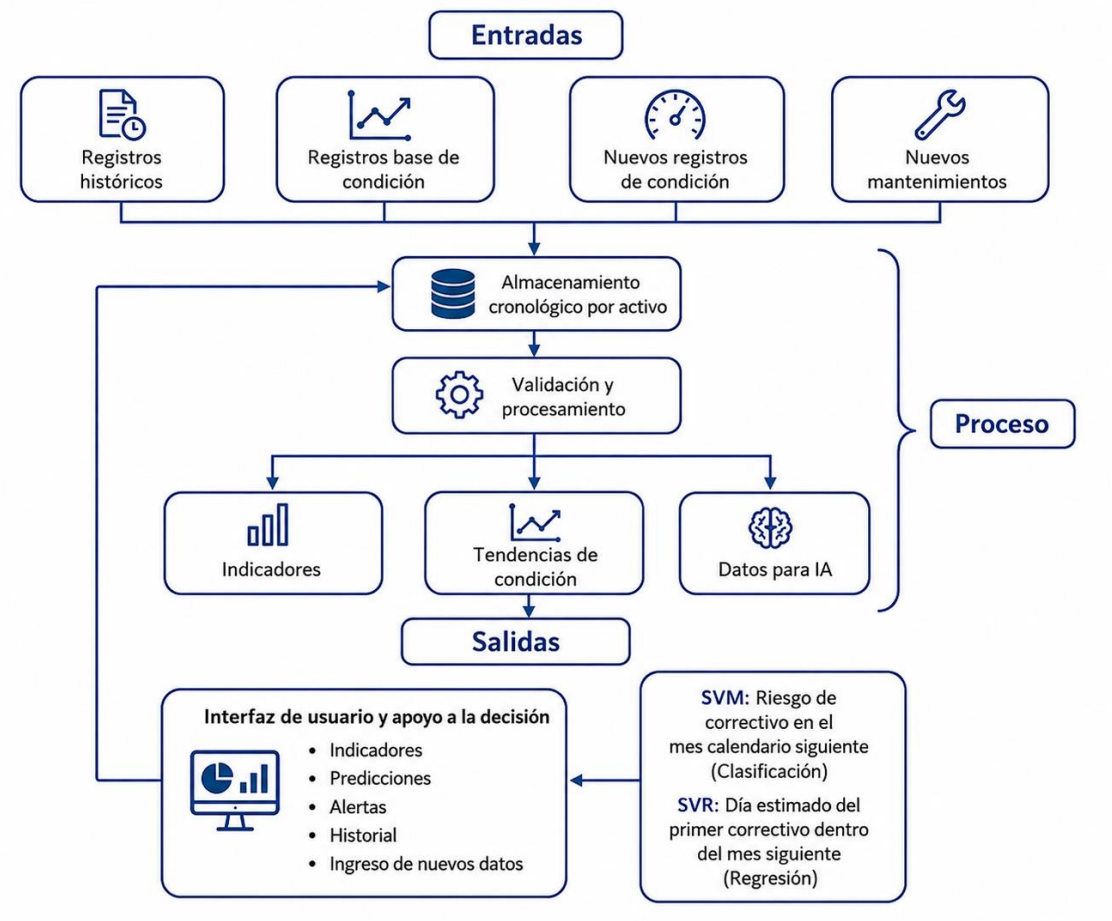


Fig. 13. Flujo funcional del Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo

Fuente: Elaboración propia, 2026.

4.9.4. Estructura de la información por activo

La información se organiza mediante un expediente digital por cada activo crítico, identificado por su código. Este integra datos generales, historial de intervenciones, indicadores, registros de condición, predicciones y alertas.

Los registros de mantenimiento y condición se vinculan al activo mediante su código y fecha. Las mediciones de condición se consideran información complementaria y no forman parte de las características utilizadas por los modelos predictivos evaluados.

La estructura mantiene separados los registros originales, las características procesadas y las salidas de los modelos SVM y SVR, facilitando la trazabilidad y futuras actualizaciones.

4.9.5. Integración de los datos de condición y generación de alertas

Los datos de condición se incorporan como criterio de alerta temprana. Las mediciones se registraron manualmente, sin sensores automáticos, y se compararon con la línea base del activo. Anexo 19.

En los motores, la corriente medida también se compara con la corriente nominal. Cuando la corriente supera el valor nominal, o cuando la temperatura y la vibración aumentan de forma considerable respecto a la línea base, el sistema genera una alerta.

La alerta se presenta junto con la predicción del modelo, la tendencia de la medición y el historial del activo. Su función es advertir una condición anormal y orientar la revisión técnica del equipo.

Las nuevas mediciones y los nuevos mantenimientos quedan almacenados para futuros reentrenamientos, de modo que la base histórica pueda ampliarse progresivamente.

4.9.6. Interfaz de usuario (UI)

Con la estructura funcional definida se desarrolló el prototipo de la interfaz. El panel general presenta una vista resumida del estado de los activos críticos, incluyendo alertas, activos en seguimiento, predicciones del modelo y prioridades de revisión.

Desde esta pantalla se puede acceder al detalle de cada activo, consultar su historial, indicadores y registros asociados. La vista principal del prototipo se presenta en la Fig. 14.

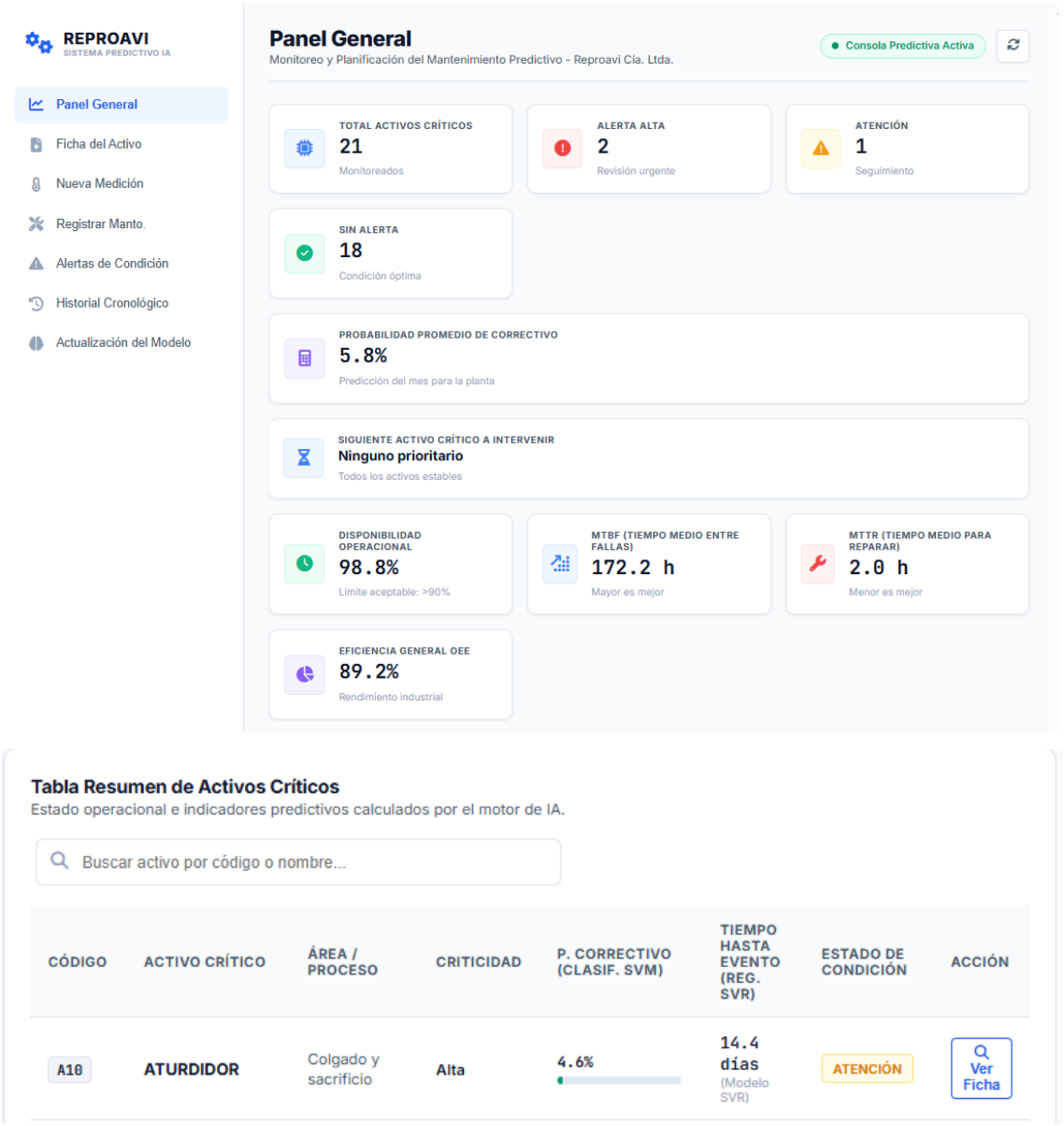


Fig. 14. Panel general del prototipo del sistema

Fuente: Elaboración propia, 2026.

4.9.7. Consulta del activo crítico

La vista del activo concentra la información específica del equipo seleccionado. En esta pantalla se presentan la ficha técnica, los registros de condición, la clasificación de ocurrencia de un correctivo en el mes siguiente, y la referencia temporal proporcionada por el SVR y las observaciones asociadas.

Esta vista permite revisar el estado del equipo antes de registrar una nueva medición, realizar el seguimiento o planificar una revisión, tal como se muestra en la Fig. 15.

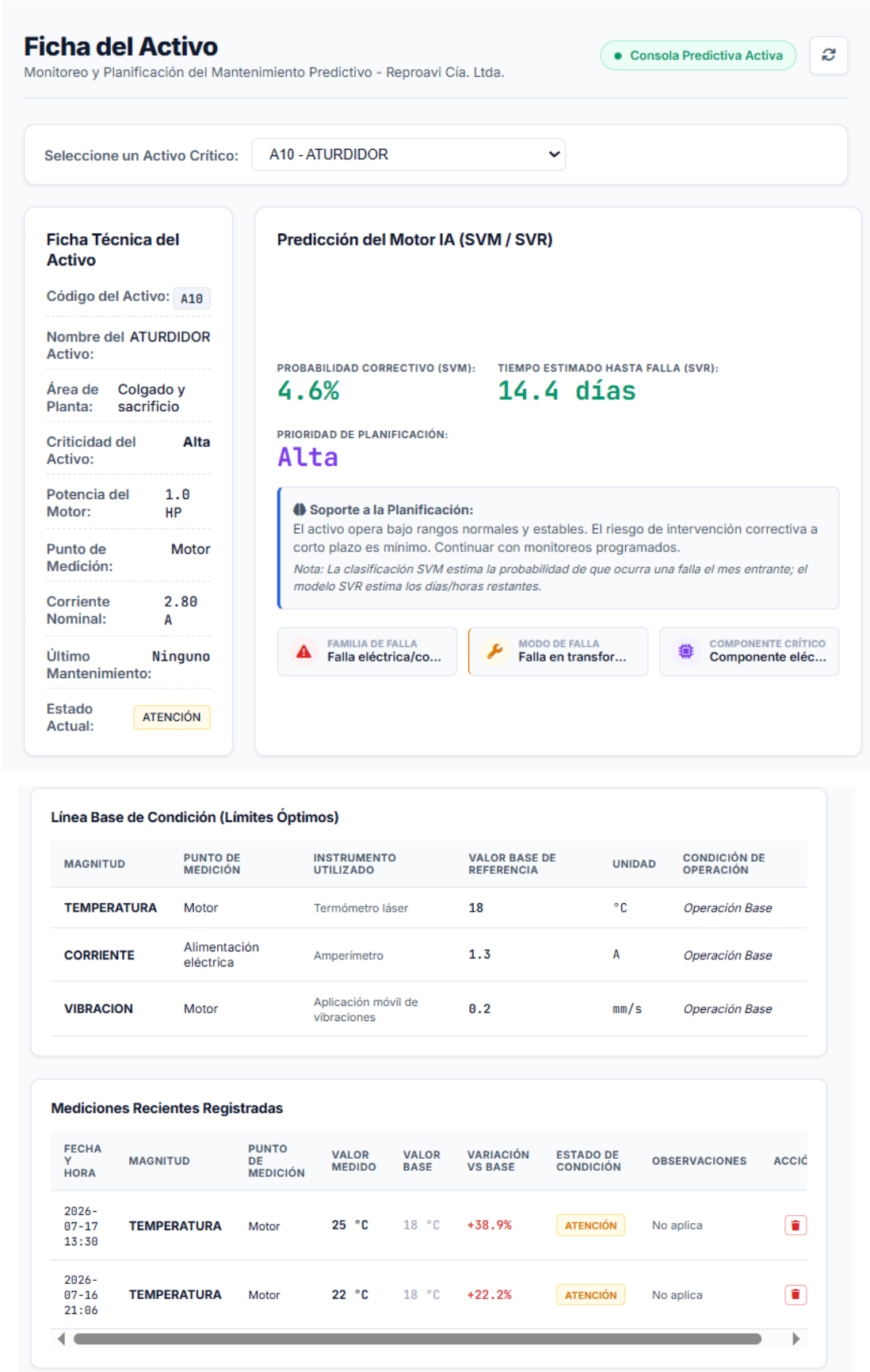


Fig. 15. Vista de consulta del activo crítico

Fuente: Elaboración propia, 2026.

4.9.8. Ingreso de nueva información

El prototipo incluye formularios para ingresar mediciones de condición y registrar nuevas intervenciones de mantenimiento. Cada registro queda vinculado al activo seleccionado.

En las mediciones se registran magnitud, punto de medición, instrumento, valor y observaciones. En los mantenimientos se registran fecha, tipo de intervención, actividad, causa, tiempos, responsable y repuestos utilizados. El formato del formulario se presenta en la Fig. 16.

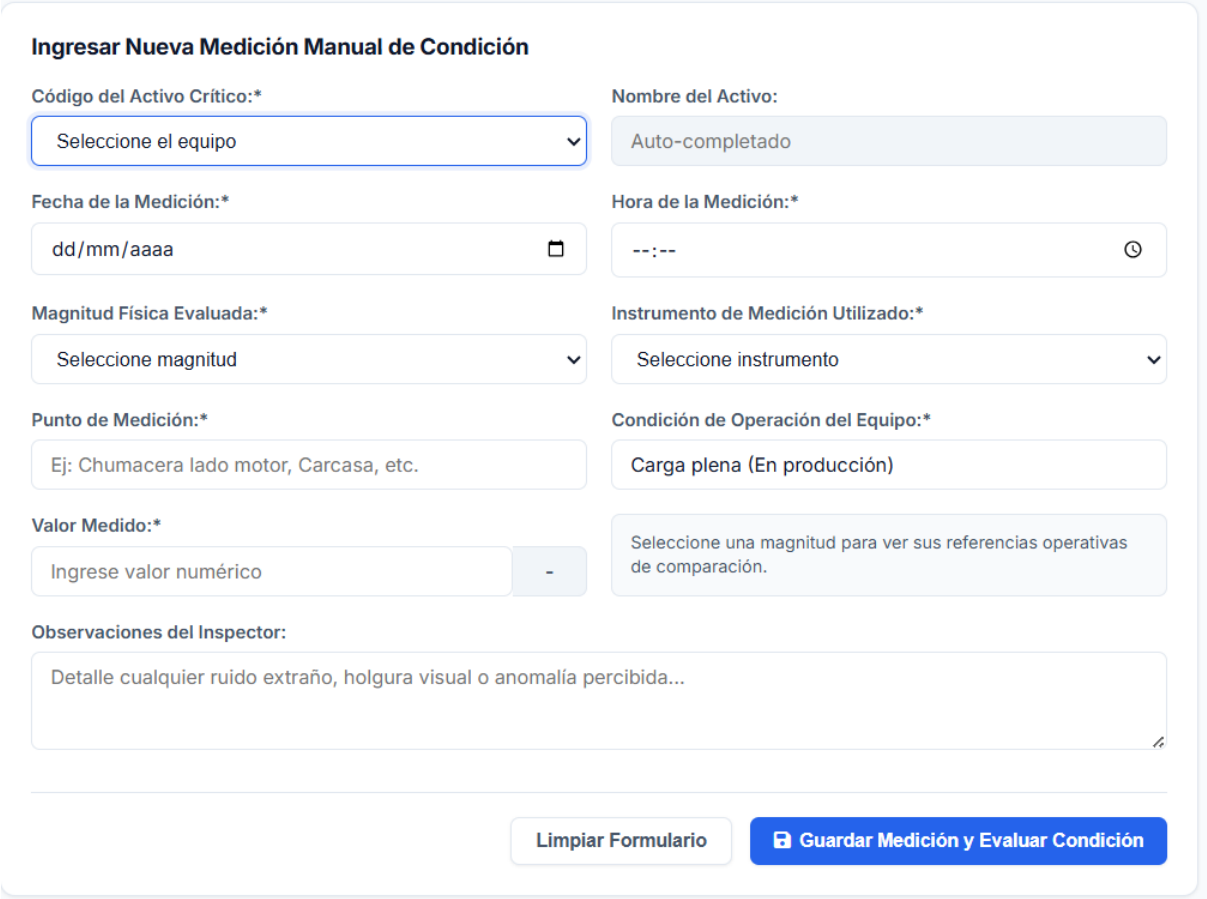


Fig. 16. Registro de nueva medición de condición

Fuente: Elaboración propia, 2026.

4.9.9. Visualización de alertas

La pantalla de alertas permite identificar el activo, la magnitud asociada, el motivo de la alerta, el nivel de atención y la información predictiva relacionada.

La forma en que el prototipo comunica desviaciones y eventos que requieren atención se presenta en la Fig. 17.

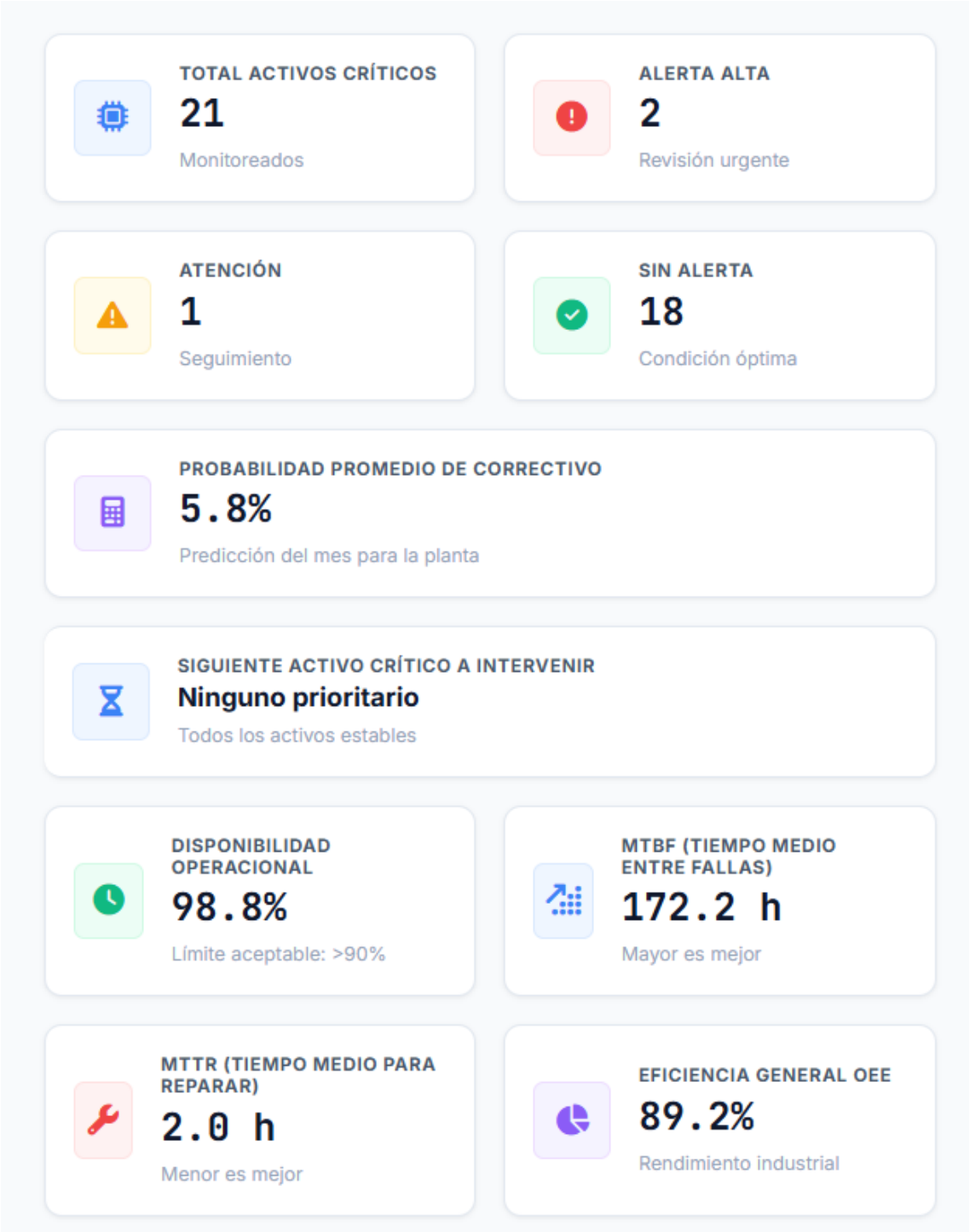


Fig. 17. Visualización de alertas del sistema.

Fuente: Elaboración propia, 2026.

4.9.10. Actualización de información para el modelo

El prototipo incluye una sección que representa el proceso previsto para actualizar los modelos predictivos a partir de la nueva información almacenada. En una futura implementación, esta función permitiría incorporar nuevos registros de mantenimiento y mediciones de condición a la base histórica y ejecutar el reentrenamiento de los modelos.

El proceso contempla la actualización del SVM, utilizado para clasificar la ocurrencia de al menos un correctivo en el mes calendario siguiente, y del SVR, empleado para estimar el día aproximado del primer correctivo dentro de ese mes. El proceso conceptual se presenta en la Fig. 18.



Fig. 18. Actualización progresiva de la información del modelo

Fuente: Elaboración propia, 2026.

4.9.11. Evaluación e iteración del diseño

El prototipo se revisó frente a los requerimientos definidos en la Tabla XX. La evaluación comprobó que el diseño representa las funciones previstas de consulta de activos, visualización de predicciones, ingreso de datos, generación de alertas, conservación del historial y preparación de información para futuras actualizaciones.

4.9.12. Documentación del sistema propuesto

Como parte de la documentación final se elaboraron dos documentos complementarios: el manual de usuario del prototipo, presentado en el Anexo 20 y la propuesta conceptual documentada del sistema, incluida en el Anexo 21. El manual de usuario está orientado al personal de mantenimiento y describe el uso de la interfaz, la consulta de activos, el ingreso de mediciones, el registro de mantenimientos, la revisión de alertas, el historial cronológico y el proceso previsto para el reentrenamiento del modelo. La propuesta conceptual documentada consolida la estructura técnica del sistema, sus componentes, entradas, procesamiento, salidas, lógica de alertas, actualización progresiva y relación con el prototipo desarrollado.

Con esta documentación se completa el diseño conceptual del sistema, y se deja registro de su funcionamiento previsto y su alcance como herramienta de apoyo para la planificación del mantenimiento.

Conclusiones

La revisión bibliográfica permitió establecer los fundamentos técnicos que sustentan el sistema propuesto, al integrar conceptos de gestión del mantenimiento, análisis de criticidad, mantenimiento predictivo y aprendizaje automático. Esta base respaldó la selección de los indicadores, los modelos de clasificación y regresión y la estructura conceptual empleada en la investigación.

El diagnóstico realizado en Reproavi Cía. Ltda. mostró que la empresa dispone de información histórica de mantenimiento, aunque esta se encontraba distribuida en diferentes documentos y con un aprovechamiento limitado para la toma de decisiones. Mediante la matriz de criticidad se priorizaron 21 activos, considerando la frecuencia de intervención y las consecuencias sobre la producción, el tiempo de paro, el costo, la seguridad y la calidad.

El análisis histórico permitió consolidar 389 registros válidos correspondientes al periodo 2023–2025. A partir de esta información se construyó una base mensual continua de 756 combinaciones activo–mes; de ellas, 735 casos fueron evaluables para clasificación y 73 resultaron válidos para la regresión condicional. Esta estructura permitió identificar recurrencias, calcular indicadores de mantenimiento y preparar las características históricas empleadas en el modelado predictivo.

De acuerdo con el criterio de selección definido para clasificación, SVM fue el modelo seleccionado al alcanzar el mayor recall (0,722) y F1-score (0,366); en la validación retrospectiva identificó 13 de los 18 correctivos reales del conjunto de prueba. Para la estimación temporal condicional, SVR presentó el menor MAE (9,61 días) y RMSE (10,40 días), con un R^2 de -0,042. Estos resultados permiten utilizar las predicciones como información de apoyo para priorizar revisiones y orientar la planificación, pero no como una determinación exacta de la ocurrencia o de la fecha de una falla.

El diseño conceptual integró registros históricos, mediciones manuales de condición, indicadores, predicciones, alertas e historial por activo dentro de una estructura orientada a apoyar la planificación del mantenimiento. La validación retrospectiva mostró un desempeño útil pero limitado, por lo que la factibilidad técnica de la propuesta se considera preliminar. Antes de una aplicación operativa se requiere fortalecer la calidad y cantidad de los registros, reducir las falsas alertas, mejorar la capacidad explicativa de la estimación temporal y realizar una validación prospectiva.

Recomendaciones

Fortalecer la calidad y estandarización de los registros de mantenimiento antes de ampliar el uso del sistema predictivo. Se recomienda definir campos obligatorios para fecha, tipo de intervención, causa, componente afectado, tiempo de paro, tiempo de reparación y repuestos utilizados, además de mantener criterios uniformes de registro entre técnicos y equipos. Una base histórica más completa y consistente permitiría reducir las limitaciones encontradas durante la preparación de los datos y facilitaría la aplicación de la propuesta en otras empresas con estructuras de mantenimiento similares.

Ampliar progresivamente la información disponible para el modelado mediante nuevas mediciones de condición y un mayor número de eventos históricos. Además de temperatura, corriente y vibración, pueden evaluarse parámetros como presión, caudal, velocidad de rotación, consumo energético, ultrasonido, condición del lubricante y variables propias de los sistemas de refrigeración, según el tipo de activo. El aumento de observaciones, especialmente de eventos correctivos, permitiría disponer de conjuntos de datos más representativos y mejorar la capacidad de los modelos para diferenciar condiciones normales de situaciones asociadas con futuras intervenciones.

Evaluar nuevos esquemas de modelado y validación a medida que se disponga de una base de datos más amplia. Los resultados obtenidos mostraron una capacidad limitada para estimar con precisión el día de ocurrencia del correctivo y una cantidad importante de falsas alertas en clasificación, por lo que se recomienda comparar nuevos algoritmos, ajustar hiperparámetros y analizar técnicas orientadas al tratamiento del desbalance de clases y de información temporal. Asimismo, futuras evaluaciones deberían incorporar validación prospectiva o temporal para comprobar el comportamiento de los modelos frente a datos generados después de su entrenamiento.

Implementar la propuesta inicialmente mediante una prueba piloto controlada antes de utilizarla como herramienta habitual de planificación. Durante esta etapa se recomienda comparar las predicciones con los eventos realmente ocurridos, registrar falsas alertas y correctivos no detectados, analizar la utilidad de las alertas para el personal de mantenimiento y evaluar su efecto sobre los tiempos de paro, disponibilidad, planificación de recursos y preparación de repuestos. Esta validación permitiría establecer criterios objetivos para determinar cuándo el sistema posee un desempeño suficiente para apoyar decisiones operativas.

Para facilitar la adaptación de la propuesta a otras empresas, se recomienda conservar una arquitectura modular en la que la estructura de los registros, los

indicadores, los modelos predictivos y las mediciones de condición puedan ajustarse a las características de cada organización. Su aplicación en nuevos entornos debería comenzar con la identificación de activos críticos, la evaluación de la calidad de los datos disponibles y el entrenamiento de los modelos con información propia de cada empresa, evitando trasladar directamente los modelos obtenidos en Reproavi. La comparación de resultados entre diferentes procesos y organizaciones permitiría determinar el grado de generalización de la metodología y establecer condiciones mínimas de información para su utilización en otros contextos industriales.

Referencias bibliográficas

[1] L. M. Pintelon and L. F. Gelders, “Maintenance management decision making,” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 58, no. 3, pp. 301–317, May 1992, doi: 10.1016/0377-2217(92)90062-E.

[2] P. Avitia-Carlos, A. B. Pimentel-Mendoza, J. Luis Rodríguez-Verduzco, and B. Rodríguez-Tapia, “La formación del personal de mantenimiento para la industria 4.0 The training of maintenance personnel for industry 4.0”, doi: 10.37636/recit.v54407418.

[3] D. Thomas, B. Weiss, D. Thomas, and B. Weiss, “Economics of Manufacturing Machinery Maintenance: A Survey and Analysis of U.S. Costs and Benefits,” Jun. 2020, doi: 10.6028/NIST.AMS.100-34.

[4] Fracttal, “Informe IA en el Mantenimiento en Países de Habla Hispana.” Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available: https://www.fracttal.com/hubfs/Descargables%202025/Informe%20IA%20en%20mantenimiento/Informe-IA-en-el-Mantenimiento-paises-de-habla-hispana.pdf

[5] “Vista de Mantenimiento Preventivo en América Latina: Un análisis comparado de principios, metodologías y aplicaciones.” Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available: https://revistas.unj.edu.pe/index.php/pakamuros/article/view/598/614

[6] SENESCYT, “Plan Nacional de la Economía Social de los Conocimientos, Creatividad, Innovación y Saberes Ancestrales-ESCCISA.” Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available: https://www.educacionsuperior.gob.ec/wp-content/uploads/2024/04/plan_esccisa.pdf

[7] R. L. Katz, “Capital humano para la transformación digital en América Latina”.

[8] “Información Sector Avícola Público - CONAVE.” Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available: https://conave.org/informacion-sector-avicola-publico/

[9] N. A. Santana Zuñiga and G. A. Vásconez Galarza, “Impacto en la comercialización de la producción de pollos Broilers y su relación con la economía ecuatoriana,” 2024.

[10] R. Torres and R. Patricio, “Propuesta de un sistema de gestión de mantenimiento preventivo para la maquinaria de faenamiento de una PYME avícola,” Sep. 2024, Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available: https://repositorio.utn.edu.ec/handle/123456789/16469

[11] “El costo de las paradas no planificadas debido a prácticas de mantenimiento ineficientes | Industria-Asia.” Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available:

https://industry-asia-pacific.com/news/96259-the-cost-of-unplanned-downtime-due-to-inefficient-maintenance-practices?utm_source=chatgpt.com

[12] "Plan Nacional de Desarrollo Ecuador No Se Detiene 2025 – 2029 – Secretaría Nacional de la Administración Pública y Planificación." Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available: https://www.planificacion.gob.ec/plan-nacional-de-desarrollo-2025-2029-ecuador-no-se-detiene/

[13] D. Legislativo, "CONSTITUCIÓN DE LA REPÚBLICA DEL ECUADOR," *Registro Oficial*, vol. 449, no. 20, pp. 25–2021, 2008, Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available: www.lexis.com.ec

[14] "Planificación estratégica definición y beneficios | Aicad." Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available: https://www.aicad.es/planificacion-estrategica?utm_source=chatgpt.com

[15] ISO, "ISO 55000:2014 Gestión de Activos," *International Infrastructure Management Manual*, pp. 1.2-1.8, 2014, Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available: https://www.iso.org/obp/ui#iso:std:iso:55000:ed-1:v2:es

[16] "ISO 9001:2015(es), Sistemas de gestión de la calidad — Requisitos." Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available: https://www.iso.org/obp/ui/#iso:std:iso:9001:ed-5:v1:es

[17] B. Al-Najjar and I. Alsyouf, "Selecting the most efficient maintenance approach using fuzzy multiple criteria decision making," *Int. J. Prod. Econ.*, vol. 84, no. 1, pp. 85–100, Apr. 2003, doi: 10.1016/S0925-5273(02)00380-8.

[18] J. E. Martínez Garcia, "Mantenimiento predictivo PID_00253878".

[19] L. V. Raher Pérez, "Artificial Intelligent for Decisions Making in Predictive Maintenance to Turbocompressors Equipment in the Oil Industry." Accessed: Jan. 06, 2026. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/profile/Leonardo-Villegas-Morphy/publication/371008558_Artificial_Intelligence_for_Decisions_Making_in_Predictive_Maintenance_to_Turbocompressors_Equipment_in_the_Oil_Industry/links/646ec6c86a0082273fa8982c/Artificial-Intelligence-for-Decisions-Making-in-Predictive-Maintenance-to-Turbocompressors-Equipment-in-the-Oil-Industry.pdf

[20] C. H. Chang, H. T. Chiao, H. C. Chang, E. Kristiani, and C. T. Yang, "A predictive maintenance architecture for TFT-LCD manufacturing using machine learning on

the cloud service," *Internet of Things*, vol. 31, p. 101541, May 2025, doi: 10.1016/J.IOT.2025.101541.

[21] S. Duan, J. Sun, Z. Q. Yu, and S. Q. Liu, "Uncertain data driven predictive maintenance: A cost-oriented implementation method on aircraft system," *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 264, p. 111278, Dec. 2025, doi: 10.1016/J.RESS.2025.111278.

[22] A. K. Rojas-Valverde and C. Alexandra Muñoz-Briceño, "A Lean Manufacturing Case Study: Enhancing Efficiency and Reducing Waste in Latin American Food Production," 2024, doi: 10.46254/WC01.20240040.

[23] C. Javier and L. Lascano, "Minería de Datos para la Optimización de Procesos Industriales en la Manufactura Latinoamericana," *Innovación Integral*, vol. 2, no. 1, pp. 1–15, Mar. 2025, doi: 10.70577/C7273G40.

[24] P. De, F. Mediante, and U. M. De, "Predicción de fallas mediante un modelo de aprendizaje automático en motores de combustión interna.," 2024, Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available: http://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/28661

[25] J. J. M. Loor, M. A. J. Sánchez, P. A. V. Cuadrado, and D. C. E. Vivanco, "Mantenimiento predictivo con inteligencia artificial en equipos electromecánicos para minimizar riesgos ambientales," *Revista Científica Arbitrada Multidisciplinaria PENTACIENCIAS*, vol. 7, no. 5, pp. 482–493, Dec. 2025, doi: 10.59169/PENTACIENCIAS.V7I5.1683.

[26] R. M. Leitch, "Predictive maintenance model design system," Jul. 2021.

[27] "Dynamically updated predictive modeling of systems and processes," Apr. 2016.

[28] "Performing predictive maintenance on equipment," Apr. 2001.

[29] A. K. S. Jardine and A. H. C. Tsang, "Maintenance, Replacement, and Reliability: Theory and Applications," *Maintenance, Replacement, and Reliability: Theory and Applications*, pp. 1–315, Jan. 2005, doi: 10.1201/9781420044614.

[30] C. A. Montilla Montaña, "Fundamentos de mantenimiento industrial," *Fundamentos de mantenimiento industrial*, 2016, doi: 10.22517/9789587224092.

[31] Oliverio. García Palencia, "Gestión moderna del mantenimiento industrial," p. 156, 2012.

[32] F. C. Gómez de León, "Tecnología del mantenimiento industrial," p. 341, 1998, Accessed: Feb. 03, 2026. [Online]. Available: https://books.google.com/books/about/Tecnolog%C3%ADa_del_mantenimiento_industrial.html?hl=es&id=bOrFC3532MEC

[33] S. Otero-Potosi, V. Aguirre-Chagna, S. antiago López-Chamorro, Á. Vargas-Chavarrea, C. Suárez-Valencia, and D. Guevara-Vera, "Evolución y nuevas perspectivas del mantenimiento industrial: una revisión sitemática," *ESTUDIOS EN INGENIERÍA Y CIENCIAS EXACTAS*, vol. 6, no. 2, p. e17963, Jul. 2025, doi: 10.54021/seesv6n2-002.

[34] R. Ahmad and S. Kamaruddin, "An overview of time-based and condition-based maintenance in industrial application," *Comput. Ind. Eng.*, vol. 63, no. 1, pp. 135–149, Aug. 2012, doi: 10.1016/j.cie.2012.02.002.

[35] T. P. Carvalho, F. A. A. M. N. Soares, R. Vita, R. da P. Francisco, J. P. Basto, and S. G. S. Alcalá, "A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance," *Comput. Ind. Eng.*, vol. 137, p. 106024, Nov. 2019, doi: 10.1016/j.cie.2019.106024.

[36] A. K. S. Jardine, D. Lin, and D. Banjevic, "A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 20, no. 7, pp. 1483–1510, Oct. 2006, doi: 10.1016/j.ymssp.2005.09.012.

[37] "ISO 55000:2024(en), Asset management — Vocabulary, overview and principles." Accessed: Jul. 04, 2026. [Online]. Available: https://www.iso.org/obp/ui/en/#iso:std:iso:55000:ed-2:v1:en

[38] "ISO 55001:2024(en), Asset management — Asset management system — Requirements." Accessed: Jul. 04, 2026. [Online]. Available: https://www.iso.org/obp/ui/en/#iso:std:iso:55001:ed-2:v1:en

[39] "ISO 14224:2016(en), Petroleum, petrochemical and natural gas industries — Collection and exchange of reliability and maintenance data for equipment." Accessed: Jul. 04, 2026. [Online]. Available: https://www.iso.org/obp/ui/en/#iso:std:iso:14224:ed-3:v2:en

[40] C. A. Parra Marquez and A. Crespo Marquez, "Ingenieria de Mantenimiento y fiabilidad aplicada en la gestion de activos," *Ingeman*, vol. 2, no. August, pp. 1–49, 2015, Accessed: Feb. 04, 2026. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/344196736_Ingenieria_de_Mantenimiento_y_Fiabilidad_aplicada_en_la_Gestion_de_Activos_Segunda_Edicion_2015_Edita_INGEMAN_Espana_Capitulos_1_y_2

[41] J. A. Alarcón González, "Reingeniería de Procesos Empresariales, Teoría y práctica de la Reingeniería de la empresa a través de su estrategia, sus procesos y

sus valores corporativos," p. 253, 1998, Accessed: Feb. 06, 2026. [Online]. Available: https://books.google.es/books?hl=es&lr=&id=TeveToI-e5MC&oi=fnd&pg=PA11&dq=reingeniería+de+procesos&ots=jTEuxcYJMM&sig=p04et24bLUD0MZ0ORZDvmYHeV0Q

[42] L. A. Confiabilidad and J. Moubray, "MANTENIMIENTO CENTRADO EN".

[43] "Norma iso-14224 en español | PDF." Accessed: Apr. 25, 2026. [Online]. Available: https://es.slideshare.net/slideshow/norma-iso14224-en-espaol/90461771

[44] "Calidad y productividad (Humberto Gutiérrez Pulido)." Accessed: Feb. 06, 2026. [Online]. Available: https://www.academia.edu/85396777/Calidad_y_productividad_Humberto_Guti%C3%A9rrez_Pulido_

[45] G. A. Diaz Muñoz, D. A. Salazar Duque, G. A. Diaz Muñoz, and D. A. Salazar Duque, "La calidad como herramienta estratégica para la gestión empresarial.," *Podium*, no. 39, pp. 19–36, Jun. 2021, doi: 10.31095/podium.2021.39.2.

[46] P. John Moubray and traducido J. adaptado por Carlos Mario Pérez wwwsoporteyciacomco, "MANTENIMIENTO CENTRADO EN CONFIABILIDAD (RCM)", Accessed: Feb. 06, 2026. [Online]. Available: www.soporteycia.com.co

[47] S. P. R. Lema and https://dialnet.unirioja.es/servlet/autor?codigo=4310327, "Implementación de análisis modal de fallos y efectos (AMFE)," *3c Tecnología: glosas de innovación aplicadas a la pyme, ISSN-e 2254-4143, Vol. 8, Nº. 1, 2019, págs. 64-75*, vol. 8, no. 1, pp. 64–75, 2019, doi: 10.17993/3ctecno/2019.v8n1e29/64-75.

[48] "Inteligencia artificial para desarrolladores: conceptos e implementación en C# - Virginie Mathivet - Google Libros." Accessed: Apr. 14, 2026. [Online]. Available: https://books.google.com.ec/books?hl=es&lr=&id=Fd06Ql4QRWkC&oi=fnd&pg=PA15&dq=inteligencia+artificial+concepto&ots=r0-ljy2elE&sig=uoyk-xZNOIAjNJZzkN5LmoF6Fhw&redir_esc=y#v=onepage&q=inteligencia%20artificial%20concepto&f=false

[49] S. J. Russell, P. Norvig, J. F. Canny, J. M. Malik, and D. D. Edwards, "Artificial Intelligence A Modern Approach," 1995.

[50] F. Pedregosa *et al.*, "Scikit-learn: Machine Learning in Python Pedregosa, Varoquaux, Gramfort et al," *Journal of Machine Learning Research*, vol. 12, pp.

2825–2830, 2011, Accessed: Apr. 25, 2026. [Online]. Available: http://scikit-learn.org.

[51] "IBM SPSS Modeler CRISP-DM Guide".

[52] "12. Errores comunes y prácticas recomendadas — Documentación de scikit-learn 1.9.0." Accessed: Jul. 04, 2026. [Online]. Available: https://scikit-learn.org/stable/common_pitfalls.html?utm_source=chatgpt.com

[53] J. Franklin, "The elements of statistical learning: data mining, inference and prediction," *Mathematical Intelligencer*, vol. 27, no. 2, pp. 83–85, Mar. 2005, doi: 10.1007/BF02985802.

[54] W. Y. Loh, "Classification and regression trees," *Wiley Interdiscip. Rev. Data Min. Knowl. Discov.*, vol. 1, no. 1, pp. 14–23, Jan. 2011, doi: 10.1002/WIDM.8.

[55] L. Breiman, "Random forests," *Mach. Learn.*, vol. 45, no. 1, pp. 5–32, Oct. 2001, doi: 10.1023/A:1010933404324/METRICS.

[56] C. Cortes, V. Vapnik, and L. Saitta, "Support-vector networks," *Machine Learning 1995 20:3*, vol. 20, no. 3, pp. 273–297, Sep. 1995, doi: 10.1007/BF00994018.

[57] "CONSTITUCION DE LA REPUBLICA DEL ECUADOR 2008 Decreto Legislativo 0 Registro Oficial", Accessed: Feb. 06, 2026. [Online]. Available: www.lexis.com.ec

[58] M. P. Maya, "CODIGO DEL TRABAJO", Accessed: Feb. 07, 2026. [Online]. Available: www.lexis.com.ec

[59] "DECRETO-EJECUTIVO-255-REGLAMENTO-DE-SEGURIDAD-Y-SALUD-DE-LOS-TRABAJADORES." Accessed: Feb. 06, 2026. [Online]. Available: https://www.trabajo.gob.ec/wp-content/uploads/2024/01/DECRETO-EJECUTIVO-255-REGLAMENTO-DE-SEGURIDAD-Y-SALUD-DE-LOS-TRABAJADORES.pdf

[60] "NORMA TECNICA SANITARIA PARA EL CONTROL DE PRODUCTOS CONSUMO HUMANO LA DIRECCION EJECUTIVA DE LA AGENCIA NACIONAL DE REGULACION, CONTROL Y VIGILANCIA SANITARIA-ARCSA", Accessed: Feb. 07, 2026. [Online]. Available: www.lexis.com.ec

[61] Roberto Hernández Sampieri, Carlos Fernández Collado, and María del Pilar Baptista Lucio, "Metodología De La Investigación," Sexta edición. Accessed: Apr. 11, 2026. [Online]. Available: https://apiperiodico.jalisco.gob.mx/api/sites/periodicooficial.jalisco.gob.mx/files/metodologia_de_la_investigacion_-_roberto_hernandez_sampieri.pdf

[62] M. M. Hadi *et al.*, “GUÍA PARA EL PROYECTO DE TESIS UN LIBRO PARA TESISTAS”, doi: 10.35622/inudi.b.073.

[63] “Wirth, R. y Hipp, J. (2000) CRISP-DM: Hacia un modelo de proceso estándar para la minería de datos. Actas de la 4.ª Conferencia Internacional sobre Aplicaciones Prácticas del Descubrimiento de Conocimiento y la Minería de Datos, Manchester, 11-13 de abri….” Accessed: Jun. 28, 2026. [Online]. Available: https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=3276479

[64] “(69) Carles Riba DC1 Quito 2004.” Accessed: Jul. 08, 2026. [Online]. Available: https://www.academia.edu/17308868/Carles_Riba_DC1_Quito_2004

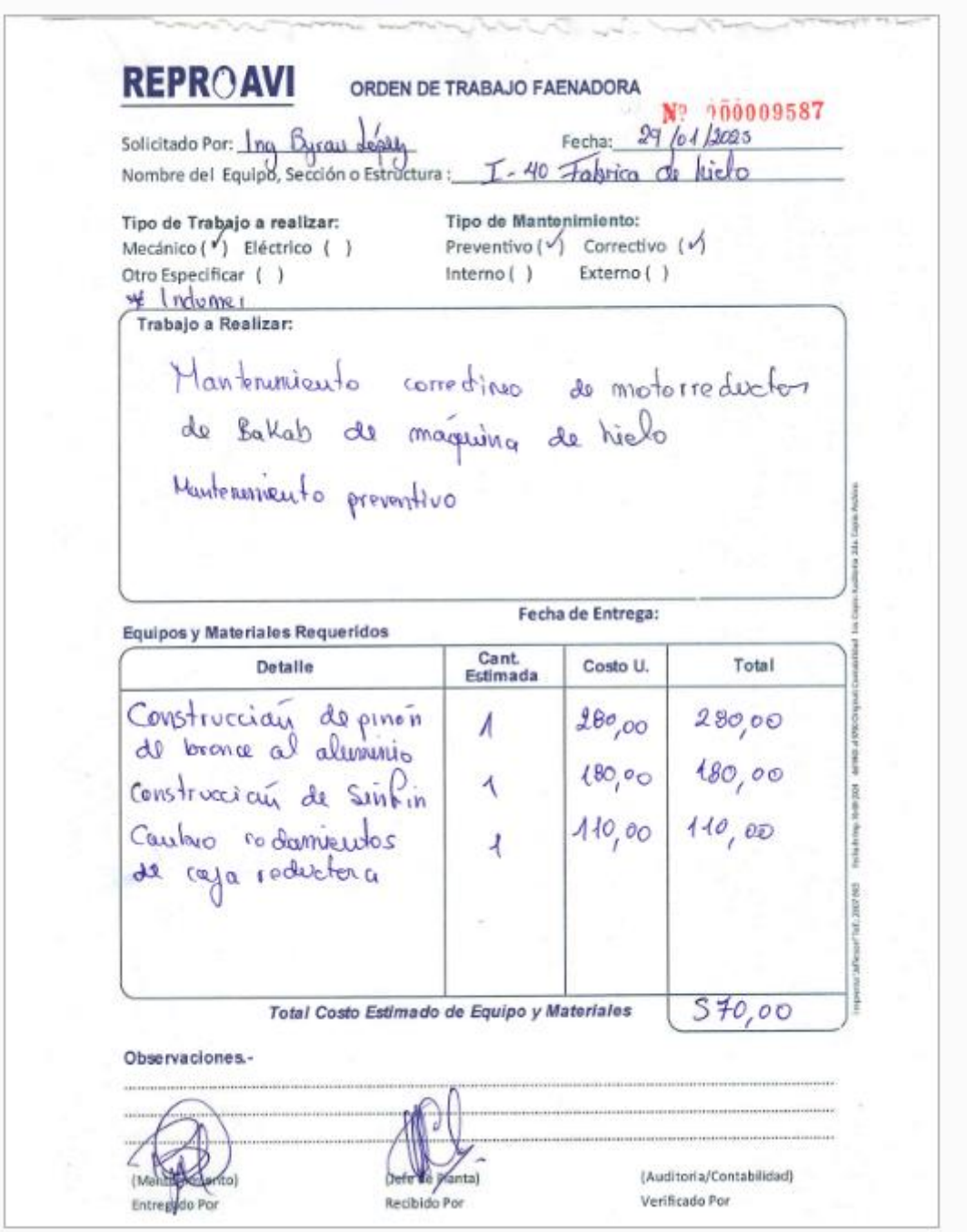
[65] “ISO 17359:2018(en), Condition monitoring and diagnostics of machines — General guidelines.” Accessed: Jul. 08, 2026. [Online]. Available: https://www.iso.org/obp/ui/#iso:std:iso:17359:ed-3:v1:en

[66] “ISO 13374-1:2003(en), Condition monitoring and diagnostics of machines — Data processing, communication and presentation — Part 1: General guidelines.” Accessed: Jul. 08, 2026. [Online]. Available: https://www.iso.org/obp/ui/en/#iso:std:iso:13374:-1:ed-1:v1:en

[67] “Primeros pasos con Google Antigravity.” Accessed: Jul. 08, 2026. [Online]. Available: https://codelabs.developers.google.com/getting-started-google-antigravity?hl=es-419#0

ANEXOS

Anexo 1. Ordenes de trabajo, hojas de vida y fichas técnicas.



REPROAVI ORDEN DE TRABAJO FAENADORA

Nº 000009587

Solicitado Por: Ing Byron López Fecha: 29/01/2023

Nombre del Equipo, Sección o Estructura: I-40 Fabrica de hielo

Tipo de Trabajo a realizar:
Mecánico (✓) Eléctrico ( )
Otro Especificar ( )
* Informe:

Tipo de Mantenimiento:
Preventivo (✓) Correctivo (✓)
Interno ( ) Externo ( )

Trabajo a Realizar:

Mantenimiento correctivo de motorreductor de BaKab de máquina de hielo
Mantenimiento preventivo

Fecha de Entrega:

Equipos y Materiales Requeridos

Detalle	Cant. Estimada	Costo U.	Total
Construcción de piñón de bronce al aluminio	1	280,00	280,00
Construcción de sinfin	1	180,00	180,00
Cambio rodamientos de caja reductora	1	110,00	110,00
		Total Costo Estimado de Equipo y Materiales	$70,00

Observaciones.-

(Mantenimiento) Entregado Por

(Jefe de Planta) Recibido Por

(Auditoria/Contabilidad) Verificado Por

INDUMEI
INDUSTRIAS METALICAS IBARRA
Dir.: Julio Zaldumbide 1-56 y Bonero / Telf.: 062 643 480
Celular: 099 985 2646 / www.indumei.com Ibarra - Ecuador

FABRICACIÓN, MONTAJE Y MANTENIMIENTO DE EQUIPOS Y MAQUINARIAS TORNO CNC CONTROL NUMERICO COMPUTARIZADO ESPECIALISTAS EN ENGRANAJES - SOLDADURAS ESPECIALES

OT Nº 0000819

GCL-REG-02/Rev. 01

ORDEN DE TRABAJO

Cliente: REPRO AVI		Cel.:
Dirección:		E-mail:
Fecha: 29-01-2015	Fecha de Entrega:	Orden de producción:

PROPIEDAD DEL CLIENTE	ESTADO
MOTOREDUCTOR MAQUINA DE HIELO	

CANT.	DESCRIPCIÓN DEL TRABAJO	P. UNITARIO	P. TOTAL
1	CONSTRUCCION DE PINOS EN BRONCE AL ALUMINIO DE MAQUINA DE HIELO	280,00	280,00
1	CONSTRUCCION DE SINFIN DE MAQUINA DE HIELO	180,00	180,00
1	CAMBIO DE RODAMIENTOS DE CAJA REDUCTORA	110,00	110,00

CRÉDITO ☐	ANTICIPO $:	Subtotal $	570,00
		12% IVA	
NOMBRE:	SALDO $:	TOTAL $	570,00

Declaro haber recibido a mi entera satisfacción y sin ningún reclamo, la maquinaria o servicio detallado en este documento y nos comprometemos a cancelar su valor. INDUMEI no se responsabiliza por los trabajos no retirados por un lapso de 90 días.

Reductor Bakab

INDUMEI CLIENTE

REPROAVI ORDEN DE TRABAJO FAENADORA

Nº 000009586

Solicitado Por: Ing Oscar Muñoz Fecha: 24/01/2025

Nombre del Equipo, Sección o Estructura: Chiller de pollos

Tipo de Trabajo a realizar:
Mecánico (✓) Eléctrico ( )
Otro Especificar ( )

Tipo de Mantenimiento:
Preventivo ( ) Correctivo ( )
Interno ( ) Externo ( )

Trabajo a Realizar:

Reubicación de chiller de pollos, nivelado de patas, corte y ajuste de canal de pollos Soldadura de bases de canal de salida de pollos

Fecha de Entrega:

Equipos y Materiales Requeridos

Detalle	Cant. Estimada	Costo U.	Total
Trabajo de reubicación de chiller.	1	350,00	350,00

HISTORIAL DE MAQUINA
FAENADORA

DATOS DE PLACA

COD.	NOMBRE	MARCA	MODELO	N ° SERIE	POT. (HP)	VOLT.	PH
A20	CADENA DE TRANSPORTE	ITA			3,0	220	3

HISTORIA

ITEM	ACTIVIDAD EJECUTADA	RESPONSABL	FECHA	TIPO MANT PREV	TIPO MANT CORRECTIVO
1	Chequeo de troles, templado de cadena, revisión de motoreductor de velocidad.	B.L	24/1/23	√	
2	Chequeo de troles, templado de cadena.	B.L	4/4/23	√	
3	Chequeo de troles, templado de cadena, revisión de motoreductor de velocidad.	B.L	13/6/23	√	
4	Chequeo de troles, templado de cadena.	B.L	23/8/23	√	
5	Chequeo de troles, templado de cadena, revisión de motoreductor de velocidad.	B.L	12/11/23	√	
6		B.L		√	
7		B.L		√	
8		B.L		√	
9		B.L		√	
10		B.L		√	
11		B.L		√	
12		B.L		√	
13		B.L		√	
14		B.L		√	

FICHA TÉCNICA DE MAQUINARIA

REPROAVI

MÁQUINA-EQ	CADENA DE TRANSPORTE 1	UBICACIÓ	FAENADORA
MODELO:		ÁREA:	A
MARCA:	ITA	CÓDIGO:	A-20

CARACTERISTICAS TÉCNICAS	FOTOGRAFÍA MÁQUINA-EQUIPO
CADENA DE TRANSPORTE CON VELOCIDAD VARIABLE	

FUNCIÓN
TRANSPORTAR POLLO EN PIE, PASAR POR ATURDIDO, SACRIFICIO, DESANGRADO, ESCALDADO Y PELADO

	DETALLE	MODELO	CANTIDAD
REPUESTOS Y CONSUMIBLES:	troles, ganchos, ruedas guía	I T A	
PROVEDORES:			

REPROAVI CIA LTDA

HISTORIAL DE MAQUINA
FAENADORA

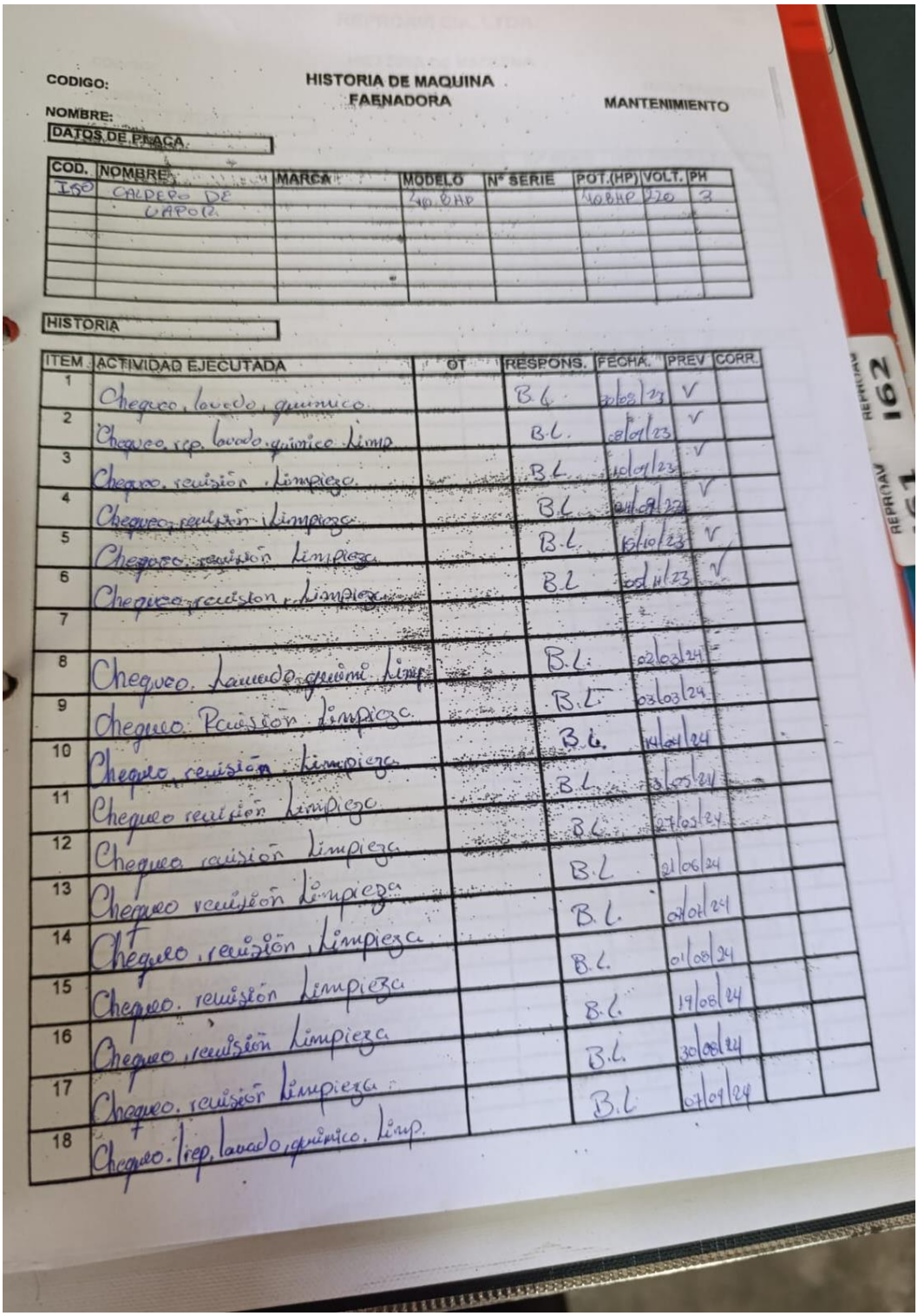
DATOS DE PLACA

COD.	NOMBRE	MARCA	MODEL	N ° SERIE	POT. (HP	VOLT.	PH
J10	BOMBA SUMERJIBLE (PTA	PEDROLLO			7	220	3

HISTORIA

ITEM	ACTIVIDAD EJECUTADA	RESPONSABL	FECHA	TIPO MANT PREV	TIPO MANT CORRECTIVO
1	Chequeo y revirian de motar, tablera, turbinar y radamientar	BAYRON L	1/1/23	√	
2	Mantenimiento completo, cambio de capacitar de arranque, cambio de aceite, rebobinaje babinar de arranque, revirian y puesta en marcha	BAYRON L	9/1/23		√
3	Dermantaje y reemplaza de bomba sumerjible por falta de arranque	BAYRON L	1/2/23		√
4	Reemplaza de bombar	BAYRON L	15/2/23		√
5	Chequeo de motar y radamientar	BAYRON L	12/3/23	√	
6	Instalacian de bomba de aqua residual	BAYRON L	25/3/23		√
7	Dermantaje y cambia de bomba sumerjible por daña en babinar	BAYRON L	26/5/23		√
8	Purgada de tuberia de bomba sumerjible	BAYRON L	18/6/23	√	
9	Chequeo de motar, motar radamientar, turbina y tablerar	BAYRON L	10/7/23	√	
10	Limpieza de turbina	BAYRON L	1/10/23	√	
11	Reemplaza de contactarer y refornica	BAYRON L	2/11/23	√	√
12	Revirian de motar y radamientar	BAYRON L	13/11/23	√	
13					

RESPONSABLE
ING. BYRON LOPEZ
JEFE DE MANTENIMIENTO



CODIGO:

NOMBRE:

HISTORIA DE MAQUINA FAENADORA

MANTENIMIENTO

DATOS DE PLACA

COD.	NOMBRE	MARCA	MODELO	N° SERIE	POT.(HP)	VOLT.	PH
ISO	CALDERO DE VAPOR		140 BHP		140BHP	220	3

HISTORIA

ITEM	ACTIVIDAD EJECUTADA	OT	RESPONS.	FECHA.	PREV	CORR.
1	Chequeo, lavado, quimico.		B.L	30/03/23	V	
2	Chequeo, rep. lavado, quimico, limp.		B.L.	28/04/23	V	
3	Chequeo, revisión, limpieza.		B.L	30/09/23	V	
4	Chequeo, revisión, limpieza.		B.L	04/09/23	V	
5	Chequeo, revisión, limpieza.		B.L	15/10/23	V	
6	Chequeo, revision, limpieza.		B.L	06/11/23	V	
7						
8	Chequeo, lavado, quimi, limp.		B.L.	02/03/24		
9	Chequeo, Revisión, limpieza.		B.L	03/03/24		
10	Chequeo, revisión, limpieza.		B.L.	14/04/24		
11	Chequeo revisión, limpieza.		B.L.	13/05/24		
12	Chequeo, revisión, limpieza.		B.L.	27/03/24		
13	Chequeo, revisión, limpieza.		B.L	21/06/24		
14	Chequeo, revisión, limpieza.		B.L.	24/07/24		
15	Chequeo, revisión, limpieza.		B.L.	01/08/24		
16	Chequeo, revisión, limpieza.		B.L.	19/08/24		
17	Chequeo, revisión, limpieza.		B.L	30/08/24		
18	Chequeo, rep, lavado, quimico, limp.		B.L	07/09/24		

Anexo 2. Guía de entrevista semiestructurada y ficha de revisión documental

GUÍA DE ENTREVISTA SEMIESTRUCTURADA Y FICHA DE REVISIÓN DOCUMENTAL

A. Datos generales del instrumento

Empresa:	Reproavi Cía. Ltda.
Área:	Mantenimiento
Tema de investigación:	Diseño de un Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo apoyado en Inteligencia Artificial.
Técnica:	Entrevista semiestructurada y revisión documental
Informante:	Responsable o personal vinculado con la gestión del mantenimiento
Fecha de aplicación:	_____
Lugar:	_____
Entrevistador:	Geovanny Patricio Lara Puerres

Objetivo

Recopilar información sobre la planificación, ejecución, registro, seguimiento y control de las actividades de mantenimiento desarrolladas en Reproavi Cía. Ltda., con el propósito de identificar el estado actual de la gestión, las fuentes de información disponibles y las necesidades funcionales del sistema propuesto.

B. Guía de entrevista semiestructurada

Dimensión 1. Organización del mantenimiento

1. ¿Cómo se encuentra organizada actualmente la gestión del mantenimiento en la empresa?
2. ¿Quiénes son los responsables de planificar, autorizar y ejecutar las actividades de mantenimiento?
3. ¿Qué tipos de mantenimiento se aplican con mayor frecuencia: correctivo, preventivo o basado en condición?
4. ¿Cómo se determina qué equipos requieren mayor atención?

Dimensión 2. Planificación y programación

5. ¿La empresa dispone de un plan de mantenimiento preventivo actualizado?
6. ¿Cómo se programan las intervenciones de mantenimiento?
7. ¿Qué criterios se utilizan para definir la frecuencia de las actividades preventivas?
8. ¿Cómo se gestionan las intervenciones no planificadas o de emergencia?

Dimensión 3. Registro de la información

9. ¿Qué documentos se utilizan para registrar las actividades de mantenimiento?
10. ¿Las intervenciones se registran mediante órdenes de trabajo, hojas de vida, formatos físicos, hojas de cálculo u otros medios?
11. ¿Qué información se registra después de cada intervención?
12. ¿Se registran datos como fecha, causa, tipo de falla, tiempo de intervención, tiempo de paro, repuestos y observaciones?

13. ¿Los registros se encuentran almacenados de manera centralizada o distribuidos en diferentes documentos?

Dimensión 4. Análisis y seguimiento

14. ¿Se calculan indicadores como MTBF, MTTR, disponibilidad o frecuencia de fallas?
15. ¿Se analizan las causas de las fallas recurrentes?
16. ¿La información histórica se utiliza para planificar futuras intervenciones?
17. ¿Se elaboran informes periódicos sobre el desempeño de los equipos?
18. ¿Qué dificultades existen para consultar y analizar los registros históricos?

Dimensión 5. Equipos críticos

19. ¿Qué equipos se consideran más importantes para la continuidad del proceso productivo?
20. ¿Cuáles presentan fallas o intervenciones con mayor frecuencia?
21. ¿Qué consecuencias genera la falla de estos equipos sobre la producción, seguridad, calidad y costos?
22. ¿Existe actualmente una metodología formal para evaluar la criticidad de los activos?

Dimensión 6. Mantenimiento predictivo y sistema propuesto

23. ¿La empresa realiza mediciones de temperatura, vibración, corriente u otras condiciones de funcionamiento?
24. ¿Qué información debería mostrar un sistema de apoyo a la gestión del mantenimiento?
25. ¿Qué tipos de alertas o predicciones serían útiles para el personal responsable?
26. ¿Qué funciones considera necesarias para registrar, consultar y actualizar la información de los equipos?
27. ¿Qué limitaciones técnicas u organizacionales podrían afectar la utilización de un sistema de mantenimiento predictivo?

Observaciones generales

C. Ficha de revisión documental

Identificación de documentos disponibles

N.°	Documento revisado	Disponible	Periodo	Información identificada	Utilidad en la investigación
1	Inventario de máquinas y equipos	Sí	2023-2024-2025	Código, nombre, área y ubicación	Identificación y codificación de activos
2	Hojas de vida de los equipos	Sí	2023-2024-2025	Antecedentes técnicos e intervenciones	Contraste del historial de mantenimiento
3	Órdenes de trabajo	Sí	2023-2024-2025	Actividades, fechas, responsables y repuestos	Consolidación de intervenciones
4	Registros históricos de mantenimiento	Sí	2023-2024-2025	Tipo, causa, tiempos y observaciones	Construcción de la base histórica
5	Plan de mantenimiento preventivo	Sí	2023-2024-2025	Actividades y frecuencias programadas	Diagnóstico de la planificación
6	Reportes técnicos	Sí	2023-2024-2025	Descripción de fallas y acciones realizadas	Complementación de registros
7	Fichas técnicas o manuales	Sí	2023-2024-2025	Características y recomendaciones del fabricante	Identificación técnica de activos
8	Registros de repuestos e insumos	Sí	2023-2024-2025	Componentes utilizados y costos	Análisis complementario
9	Registros de tiempos de paro	Sí	2023-2024-2025	Duración e impacto de las fallas	Cálculo de indicadores
10	Mediciones de condición	No	2023-2024-2025	Temperatura, vibración, corriente u otras	Referencia para la propuesta predictiva

D. Criterios de revisión de la calidad documental

Criterio	Cumple	Cumple parcialmente	No cumple	Observación
Los equipos poseen un código único	X			
Las fechas están registradas de forma uniforme	X			
Se identifica el tipo de intervención	X			
Se registra la causa de la falla		X		
Se identifica el componente afectado		X		
Se registra el tiempo de intervención		X		
Se registra el tiempo de paro		X		
Se registran repuestos o materiales utilizados	X			

Anexo 3. Inventario de máquinas y equipos de Reproavi Cía. Ltda.

INVENTARIO DEPURADO DE MÁQUINAS Y EQUIPOS DE REPROAVI CÍA LTDA										
Total de equipos			**80**	**ESTADO**			**FALLAS, INTERVENCIONES, MC, MPd**			
UBICACIÓN	**CÓDIGO**	**DESCRIPCIÓN**	**CANTIDAD**	**B**	**R**	**M**	**2023**	**2024**	**2025**	**PROMEDIO**
COLGADO Y SACRIFICIO										
ÁREA A	A 10	ATURDIDOR ELÉCTRICO	1	X			14	14	10	13
ÁREA A	A 20	CADENA TRANSPORTE AÉREO	1	X			7	9	7	8
ÁREA A	A 30	LAVADORA DE HUACALES 3 ETAPAS	1	X			7	4	4	5
AREA A	A40	VENTILADORES	4	X					1	1
DESANGRADO										
ÁREA B	B10	CANAL DE DESANGRADO	1	X			1	1	1	1
ÁREA B	B10,1	TANQUE RECOLECTOR DE SANGRE	1	X			1	1	1	1
ESCALDADO Y PELADO										
ÁREA C	C 10	DESPLUMADORA DE POLLOS	1	X			9	8	4	7
ÁREA C	C 10,1	MOTOR + TABLERO DE CONTROL	8	X			2	2	3	2
ÁREA C	C 20	PELADORA DE PATAS	1	x			5	4	3	4
ÁREA C	C 30	ESCALDADORA PARA AVES + TABLERO DE CONTROL	1	X			12	2	5	6
ÁREA C	C 30,1	BLOWER ESCALDADORA	1	X			12	15	12	13
ÁREA C	C 30,2	TABLERO DE CONTROL	1	X			1	1	4	2
ÁREA C	C 50	ESCALDADORA DE PATAS+ TABLERO DE CONTROL	1	X			4	4	3	4
EVISCERADO										
ÁREA D	D 10	PULIDORA DE MOLLEJAS + TABLERO + BOTONERAS	2	X			8	8	5	7
ÁREA D	D 20	ELEVADOR DE MOLLEJAS	1	X			5	5	2	4
ÁREA D	D 30	ELEVADOR DE CABEZAS	1	X			5	4	4	4
ÁREA D	D 40	ELEVADOR DE HÍGADOS	1	X			6	4	3	4
ÁREA D	D 50	EXTRACTOR DE PULMONES	1	X			2	1	1	1
ÁREA D	D 60	CADENA TRANSPORTE AÉREO 2	1	X			8	4	5	6
ÁREA D	D 70	LAVADORA DE CARCAZAS ALTA PRESIÓN	1	X			1	1	1	1
ÁREA D	D 80	TIJERA CORTADORA DE CUELLOS	1	X			10	6	7	8
ÁREA D	D 90	EXTRACTOR DE CLOACAS	1	X			9	7	8	8
CHILLERS										
ÁREA E	E 10	CHILLER DE MOLLEJAS	1	X			2	2	3	2
ÁREA E	E 10,1	MOTOREDUCTOR	1	X			2	2	2	2
ÁREA E	E 10,2	MOTOREDUCTOR	1	X			2	2	2	2
ÁREA E	E 20	CHILLER DE CABEZAS	1	X			2	1	2	2
ÁREA E	E 20 1	MOTOREDUCTOR	1	X			2	1	2	2
ÁREA E	E 20 2	MOTOREDUCTOR	1	X			2	1	2	2
ÁREA E	E 30	CHILLER HÍGADOS	1	X			2	2	2	2
ÁREA E	E 30,1	MOTOREDUCTOR	1	X			2	2	2	2
ÁREA E	E 30,2	MOTOREDUCTOR	1	X			2	2	2	2
ÁREA E	E 40	CHILLER PATAS	1	X			2	2	3	2
ÁREA E	E 40,1	MOTOREDUCTOR	1	X			2	2	2	2
ÁREA E	E 40,2	MOTOREDUCTOR	1	X			2	2	2	2
ÁREA E	E 50	CHILLER POLLOS	1	X			8	3	5	5
ÁREA E	E 50,1	MOTOREDUCTOR	1	X			2	2	2	2
ÁREA E	E 50,2	MOTOREDUCTOR	1	X			2	2	2	2

ÁREA E	E 60	PRE-CHILLER	1	X			2	2	1	2
ÁREA E	E 60,1	MOTOREDUCTORES	2	X			2	2	2	2
ÁREA E	E 60,2	MOTOREDUCTORES	1	X			2	2	2	2
ÁREA E	E 70	MESAS ACERO INOXIDABLE CON CONO DE EMPAQUE- MEN	1	X			1	1	1	1
CLASIFICACIÓN Y EMPAQUE										
ÁREA F	F 10	CLASIFICADORA + TABLERO DE CONTROL	1	X			8	5	4	6
ÁREA F	F 11	EQUIPO BANDA DE PESAJE	1	X			22	19	18	20
ÁREA F	F 20	CADENA DE ESCURRIDO INOXIDABLE	1	X			2	5	1	3
ÁREA F	F 30	CLIPADORAS	2	X			4	6	3	4
ÁREA F	F 40, 1, 2	INYECTORA	2	X		X	18	9	5	11
ÁREA F	F 50	TANQUE MESCLADOR ACERO INOX + MOTOR	1	X			3	8	5	5
ÁREA F	F 60	BASCULA DE SOBREPISO + MONITOR CAS-200	1	X			2	2	2	2
ÁREA F	F 70	MESAS PLANAS ACERO INOXIDABLE	4	X			2	1	1	1
ÁREA F	F 80	MÁQUINA DESPRESADORA	3	X			2	2	2	2
AREA F	F110	ESCURRIDOR DE POLLOS TOMBLER	1	X			3	4	2	3
CUARTOS FRÍOS										
ÁREA G	G 10	CUARTO FRÍO 1 + TABLERO DE CONTROL	1	X			7			7
ÁREA G	G 30	CUARTO FRÍO 3 + TABLERO DE CONTROL	1	X			9		3	6
ÁREA G	G 40	CUARTO FRÍO 4 + TABLERO DE CONTROL	1	X			8			8
ÁREA G	G50	CUARTO FRÍO 5 + TABLERO DE CONTROL	1	X			12	2		7
ÁREA G	G 60	FREEZER + TABLERO DE CONTROL	1	X			6		1	4
SEPARDORES DE SOLIDOS										
ÁREA H	H 10	SEPARADOR SÓLIDOS 1	1	X			1	2	1	1
ÁREA H	H 20	SEPARADOR SÓLIDOS 2	1	X			1	1	1	1
ÁREA H	H 30,1	BOMBA DE RECIRCULACIÓN	1	X			4	3	2	3
ÁREA H	H 40,1	BOMBA DE VACÍO	1	X			9	1	4	5
ÁREA H	H 50	BÁSCULA RECEPCIÓN EN PIE 1000 kg	1	X			3	2	3	3
AREA H	H 60	BOMBA DE LAV. HUACALES	1		X		1	2	1	1
ÁREA H	H 70	TARRO ALMACENAMIENTO DE SANGRE	1	X			1	1	2	1
BOMBAS Y CALDERO										
ÁREA I	I 10	BOMBA SUMERGIBLE DE 1´´	1	X			6	8	10	8
ÁREA I	I 20	BOMBA SUMERGIBLE DE 2´´	1			X	2	3	1	2
ÁREA I	I 30	BOMBA AGUA DE PROCESO + BOTONERAS	1	X			8	6	3	6
ÁREA I	I 30,1	BOMBA AGUA DE PROCESO + BOTONERAS	1	X			2	1	2	2
ÁREA I	I 40	FÁBRICA DE HIELO 1	1	X			12	14		13
AREA I	I 50	CALDERO DE VAPOR # 1	1		X		24	11		18
ÁREA I	I 61	COMPRESOR 1 AIRE	1	X			8	6	7	7
ÁREA I	I 90	BÁSCULA DESPACHO 1000 KG≥200gr	2	X			2	2	2	2
ÁREA I	I 83	GENERADOR DE ENERGÍA ELÉCTRICA + BATERIA	1	X				7	11	9
ÁREA I	I 100	HIDROLAVADORA	2	X			1	1	1	1
PLANTA DE TRATAMIENTO DE AGUAS RESIDUALES										
ÁREA J	J10	BOMBA SUMERGIBLE 1 (PTAR)	1	X			16	3	2	7
ÁREA J	J20	BOMBA DE LODOS (PTAR)	1	X			5	3	3	4
ÁREA J	J30	BLOWER 1(PTAR)	1	X			11	4	4	6
ÁREA J	J40	BLOWER 2(PTAR)	1	X			7	5	3	5
ÁREA J	J50	REVOLVEDOR(PTAR)	1	X			4	4	3	4
ÁREA J	J60	BLOWER 3 (PTAR)	1	X					2	2
ÁREA J	J70	BLOWER 4 (PTAR)	1	X				9	4	7

Anexo 4. Escala para la consecuencia de falla

Escala para consecuencia de falla (CF)		
Impacto en la producción (IP)	Detiene el proceso productivo	5
	Detiene una sección importante de la línea productiva	4
	Afecta parcialmente una etapa del proceso	3
	Genera retrasos menores o ajustes operativos	2
	No genera afectación significativa en la producción	1
Tiempo de paro (TP)	Requiere más de una jornada para recuperar el equipo	5
	Requiere varias horas de intervención	4
	Requiere una intervención moderada	3
	Requiere una intervención corta	2
	No genera paro o se recupera rápidamente.	1
Costo de mantenimiento (CM)	Costo muy alto por repuestos, reparación especializada o intervención crítica	5
	Costo alto por repuestos o reparación técnica relevante	4
	Costo medio por materiales, repuestos o mano de obra técnica	3
	Costo bajo asociado a intervención menor	2
	Costo mínimo o sin costo significativo registrado	1
Seguridad y calidad (SC)	Compromete la seguridad del personal, la inocuidad o la calidad del producto	5
	Puede generar riesgo importante para el personal o afectar la calidad del producto	4
	Presenta riesgo moderado o posible	3
	Presenta riesgo menor o afectación leve	2
	No representa riesgo significativo para seguridad ni calidad	1

Anexo 5. Matriz de criticidad

Matriz de criticidad									
N	Equipo	Descripción	FI	Consecuencia				FI*CF	Criticidad
				IP	TP	CM	SC		
1	A 10	Aturdidor eléctrico	5	5	3	3	3	70	ALTO
2	A 20	Cadena transporte aéreo	3	5	5	3	5	54	ALTO
3	A 30	Lavadora de huacales 3 etapas	2	1	3	1	1	12	BAJO
4	A40	Ventiladores	1	1	2	3	3	9	BAJO
5	B10	Canal de desangrado	1	2	3	1	2	8	BAJO
6	B10,1	Tanque recolector de sangre	1	1	3	2	2	8	BAJO
7	C 10	Desplumadora de pollos	3	5	4	5	5	57	ALTO
8	C 10,1	Motor + tablero de control	1	5	4	4	5	18	BAJO
9	C 20	Peladora de patas	2	4	3	2	4	26	MEDIO
10	C 30	Escaldadora para aves	3	5	5	5	5	60	ALTO
11	C 30,1	Blower escaldadora	5	5	3	3	4	75	ALTO
12	C 30,2	Tablero de control	1	5	3	4	4	16	BAJO
13	C 50	Escaldadora de patas	2	3	3	3	4	26	MEDIO
14	D 10	Pulidora de mollejas	3	2	3	3	4	36	MEDIO
15	D 20	Elevador de mollejas	2	2	2	2	1	14	BAJO
16	D 30	Elevador de cabezas	2	2	2	2	1	14	BAJO
17	D 40	Elevador de hígados	2	2	2	2	1	14	BAJO
18	D 50	Extractor de pulmones	1	2	3	2	3	10	BAJO
19	D 60	Cadena transporte aéreo 2	3	5	5	4	5	57	ALTO
20	D 70	Lavadora de carcasas alta presión	1	1	1	3	1	6	BAJO
21	D 80	Tijera cortadora de cuellos	3	5	3	3	5	48	MEDIO
22	D 90	Extractor de cloacas	3	5	3	3	5	48	MEDIO
23	E 10	Chiller de mollejas	1	2	2	2	3	9	BAJO
24	E 10,1	Motorreductor	1	2	3	3	2	10	BAJO
25	E 10,2	Motorreductor	1	2	3	3	2	10	BAJO
26	E 20	Chiller de cabezas	1	2	3	2	3	10	BAJO
27	E 20 1	Motorreductor	1	2	2	3	2	9	BAJO
28	E 20 2	Motorreductor	1	2	3	3	2	10	BAJO
29	E 30	Chiller hígados	1	2	2	2	3	9	BAJO
30	E 30,1	Motorreductor	1	2	3	3	2	10	BAJO
31	E 30,2	Motorreductor	1	2	3	3	2	10	BAJO
32	E 40	Chiller patas	1	2	2	2	3	9	BAJO
33	E 40,1	Motorreductor	1	2	3	3	2	10	BAJO
34	E 40,2	Motorreductor	1	2	3	3	2	10	BAJO
35	E 50	Chiller pollos	3	5	5	5	5	60	ALTO
36	E 50,1	Motorreductor	1	5	5	5	5	20	BAJO
37	E 50,2	Motorreductor	1	5	5	5	5	20	BAJO
38	E 60	Pre-chiller	2	5	5	5	5	40	MEDIO
39	E 60,1	Motorreductores	1	5	4	3	5	17	BAJO
40	E 60,2	Motorreductores	1	5	4	3	5	17	BAJO
41	E 70	Mesas acero inoxidable con cono de empaque	1	1	1	1	3	6	BAJO
42	F 10	Clasificadora y tablero de control	3	5	4	5	4	54	ALTO

43	F 11	Equipo banda de pesaje	5	5	5	4	2	80	ALTO
44	F 20	Cadena de escurrido inoxidable	3	5	4	3	5	51	ALTO
45	F 30	Clipadoras	2	5	3	2	3	26	MEDIO
46	F 40, 1, 2	Inyectora (MarinadoraS 1,2)	4	5	5	4	4	72	ALTO
47	F 50	Tanque mezclador acero inox + motor	2	4	3	3	2	24	BAJO
48	F 60	Báscula de sobrepiso y monitor CAS-200	1	2	3	3	1	9	BAJO
49	F 70	Mesas planas acero inoxidable	1	1	1	1	1	4	BAJO
50	F 80	Máquina despresadora	1	2	2	3	2	9	BAJO
51	F110	Escurridor de pollos tombler	2	5	4	4	5	36	MEDIO
52	G 10	Cuarto frío 1 y tablero de control	3	4	4	4	5	51	ALTO
53	G 30	Cuarto frío 3 y tablero de control	3	4	4	4	5	51	ALTO
54	G 40	Cuarto frío 4 y tablero de control	3	4	4	4	5	51	ALTO
55	G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	3	4	4	4	5	51	ALTO
56	G 60	Freezer y tablero de control	2	4	4	3	4	30	MEDIO
57	H 10	Separador sólidos 1	1	1	1	3	1	6	BAJO
58	H 20	Separador sólidos 2	1	1	1	3	1	6	BAJO
59	H 30,1	Bomba de recirculación	2	2	2	2	2	16	BAJO
60	H 40,1	Bomba de vacío	2	5	5	3	4	34	MEDIO
61	H 50	Báscula recepción en pie 1000 kg	2	5	3	4	1	26	MEDIO
62	H 60	Bomba de lav. huacales	1	1	1	2	1	5	BAJO
63	H 70	Tarro almacenamiento de sangre	1	2	3	1	2	8	BAJO
64	I 10	Bomba sumergible de 1”	3	5	4	4	4	51	ALTO
65	I 20	Bomba sumergible de 2”	1	1	4	3	2	10	BAJO
66	I 30	Bomba agua de proceso + botoneras	3	5	4	4	5	54	ALTO
67	I 30,1	Bomba agua auxiliar de proceso	1	1	4	3	2	10	BAJO
68	I 40	Fábrica de hielo 1	5	5	5	3	4	85	ALTO
69	I 50	Caldero de vapor # 1	5	5	5	5	5	100	ALTO
70	I 61	Compresor 1 aire	3	5	5	4	4	54	ALTO
71	I 90	Báscula despacho 1000 kg x 200 g	1	3	3	4	1	11	BAJO
74	I 100	Hidrolavadora	1	1	2	2	1	6	BAJO
76	J10	Bomba sumergible 1 (PTAR)	3	1	1	3	2	21	BAJO
77	J20	Bomba de lodos (PTAR)	2	1	1	3	3	16	BAJO
78	J30	Blower 1 (PTAR)	3	1	1	2	3	21	BAJO
79	J40	Blower 2 (PTAR)	2	1	1	2	3	14	BAJO
80	J50	Revolvedor (PTAR)	2	1	1	2	3	14	BAJO
81	J60	Blower 3 (PTAR)	1	1	1	2	3	7	BAJO
82	J70	Blower 4 (PTAR)	3	1	1	2	3	21	BAJO

Criticidad	Total Equipos
BAJO	48
MEDIO	11
ALTO	20
Total	79

Frecuencia					
	5	**25**	**50**	**75**	**100**
	4	**20**	**40**	**60**	**80**
	3	**15**	**30**	**45**	**60**
	2	**10**	**20**	**30**	**40**
	1	**5**	**10**	**15**	**20**
		5	10	15	20
		Consecuencia			

Anexo 6. Matriz histórica de mantenimiento de activos críticos

Código	Activo crítico	Área / proceso	Fecha de intervención	Año	Tipo de intervención	Actividad registrada	Causa registrada	Tiempo de intervención (h)	Tiempo de paro (h)	Repuesto utilizado	Estado final
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2023-01-03	2023	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2023-01-30	2023	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2023-02-19	2023	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2023-03-12	2023	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2023-04-02	2023	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2023-04-23	2023	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2023-05-14	2023	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2023-06-04	2023	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2023-07-02	2023	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2023-08-03	2023	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2023-08-29	2023	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2023-09-26	2023	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2023-10-17	2023	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2023-11-14	2023	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2024-01-05	2024	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2024-01-28	2024	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2024-02-29	2024	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2024-03-04	2024	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2024-04-23	2024	Correctivo	Revisión de tina y soldadura de soportes	Fisura en tina y soportes.	5,0	3,5	Material de soldadura	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2024-05-20	2024	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2024-06-16	2024	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2024-07-18	2024	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2024-08-15	2024	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2024-09-08	2024	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2024-10-06	2024	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2024-11-03	2024	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2024-12-01	2024	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	2024-12-29	2024	Preventivo	Chequeo limpieza y calibracion	Calibración y limpieza preventiva del aturdidor.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	2023-01-24	2023	Preventivo	Chequeo de troles, templado de cadena, revisión de motoreductor de velocidad.	Holgura de cadena; desgaste de troles; revisión del motoreductor.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	2023-04-04	2023	Preventivo	Chequeo de troles, templado de cadena, revisión de motoreductor de velocidad.	Holgura de cadena; desgaste de troles; revisión del motoreductor.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	2023-06-13	2023	Preventivo	Chequeo de troles, templado de cadena, revisión de motoreductor de velocidad.	Holgura de cadena; desgaste de troles; revisión del motoreductor.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	2023-11-12	2023	Preventivo	Chequeo de troles, templado de cadena, revisión de motoreductor de velocidad.	Holgura de cadena; desgaste de troles; revisión del motoreductor.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	2023-11-12	2023	Preventivo	Chequeo de troles, templado de cadena, revisión de motoreductor de velocidad.	Holgura de cadena; desgaste de troles; revisión del motoreductor.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	2024-01-14	2024	Preventivo	Chequeo de troles, templado de cadena, revisión de motoreductor de velocidad.	Holgura de cadena; desgaste de troles; revisión del motoreductor.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	2024-01-22	2024	Preventivo	Chequeo de troles, templado de cadena, revisión de motoreductor de velocidad.	Holgura de cadena; desgaste de troles; revisión del motoreductor.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	2024-02-06	2024	Preventivo	Chequeo de troles, templado de cadena, revisión de motoreductor de velocidad.	Holgura de cadena; desgaste de troles; revisión del motoreductor.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	2024-04-02	2024	Preventivo	Chequeo de troles, templado de cadena, revisión de motoreductor de velocidad.	Holgura de cadena; desgaste de troles; revisión del motoreductor.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	2024-06-11	2024	Preventivo	Chequeo de troles, templado de cadena, revisión de motoreductor de velocidad.	Holgura de cadena; desgaste de troles; revisión del motoreductor.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	2024-08-18	2024	Preventivo	Chequeo de troles, templado de cadena, revisión de motoreductor de velocidad.	Holgura de cadena; desgaste de troles; revisión del motoreductor.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	2024-11-12	2024	Preventivo	Chequeo de troles, templado de cadena, revisión de motoreductor de velocidad.	Holgura de cadena; desgaste de troles; revisión del motoreductor.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	2023-01-04	2023	Preventivo	Chequeo de transmisión y platos	Desgaste en transmisión y platos.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	2023-01-24	2023	Correctivo	Cambio de kit de pelado desgastados	Kit de pelado desgastado.	4,0	2,5	Kit de pelado	Operativo
C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	2023-02-15	2023	Correctivo	Revisión de poleas, reajuste de manzanas, reemplazo de polea de motor	Polea de motor desgastada; manzanas desajustadas.	4,0	3,0	Polea	Operativo
C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	2023-03-28	2023	Preventivo	Chequeo de transmisión y platos	Desgaste en transmisión y platos.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	2023-05-10	2023	Correctivo	Cambio de banda de transmisión	Banda de transmisión desgastada.	4,0	3,0	Banda de transmisión	Operativo
C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	2023-06-19	2023	Preventivo	Chequeo de transmisión y platos	Desgaste en transmisión y platos.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	2023-08-30	2023	Correctivo	Reemplazo de rodillos desgastados	Rodillos desgastados.	4,0	3,0	Rodillos	Operativo
C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	2023-09-03	2023	Preventivo	Chequeo de transmisión y platos	Desgaste en transmisión y platos.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	2023-11-21	2023	Preventivo	Chequeo de transmisión y platos	Desgaste en transmisión y platos.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	2024-01-02	2024	Preventivo	Chequeo de transmisión y platos	Desgaste en transmisión y platos.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	2024-03-25	2024	Preventivo	Chequeo de transmisión y platos	Desgaste en transmisión y platos.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	2024-05-23	2024	Correctivo	Cambio de rodillos	Rodillos desgastados.	4,0	3,0	Rodillos	Operativo
C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	2024-06-22	2024	Preventivo	Chequeo de transmisión y platos	Desgaste en transmisión y platos.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	2024-07-01	2024	Correctivo	Revisión de rodillos y bandas	Rodillos y bandas desgastados.	4,0	3,0	Banda de transmisión	Operativo
C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	2024-09-05	2024	Preventivo	Chequeo de transmisión y platos	Desgaste en transmisión y platos.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	2024-10-15	2024	Correctivo	Revisión de rodamientos y ejes	Rodamientos y ejes con desgaste.	5,0	3,5	Rodamientos	Operativo
C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	2024-11-19	2024	Preventivo	Chequeo de transmisión y platos	Desgaste en transmisión y platos.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	2023-03-02	2023	Preventivo	Chequeo y reposicion de boquillas	Boquillas obstruidas o desgastadas.	1,5	0,0	Boquillas	Operativo
C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	2023-03-26	2023	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	2023-04-21	2023	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	2023-05-29	2023	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	2023-06-23	2023	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	2023-08-20	2023	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	2023-09-10	2023	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	2023-10-15	2023	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	2023-11-05	2023	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	2023-11-26	2023	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	2023-12-17	2023	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	2024-04-23	2024	Correctivo	Cambio del control de temperatura	Control de temperatura defectuoso.	3,5	2,0	Controlador de temperatura	Operativo
C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	2024-07-07	2024	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo

C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2023-01-04	2023	Preventivo	Reemplazo de filtro de aire	Filtro de aire saturado.	1,5	0,0	Filtro de aire	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2023-01-22	2023	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2023-02-12	2023	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2023-03-03	2023	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2023-04-21	2023	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2023-05-07	2023	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2023-07-09	2023	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2023-09-24	2023	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2023-11-05	2023	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2023-11-26	2023	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2023-12-17	2023	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2023-12-31	2023	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2024-02-04	2024	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2024-04-14	2024	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2024-05-03	2024	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2024-05-27	2024	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2024-06-21	2024	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2024-08-01	2024	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2024-08-19	2024	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2024-09-10	2024	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2024-10-02	2024	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2024-10-13	2024	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2024-10-20	2024	Preventivo	Chequeo y limpieza de filtro	Filtro sucio y saturado.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2024-11-05	2024	Preventivo	Chequeo y limpieza de filtro	Filtro sucio y saturado.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2024-11-15	2024	Preventivo	Chequeo y limpieza de filtro	Filtro sucio y saturado.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2024-11-26	2024	Preventivo	Chequeo y limpieza de filtro	Filtro sucio y saturado.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	2024-12-15	2024	Preventivo	Chequeo revision y limpieza	Revisión preventiva y limpieza general.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
D60	Cadena transporte aéreo 2	Eviscerado	2023-03-02	2023	Preventivo	Chequeo de motor	Revisión preventiva del motor.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
D60	Cadena transporte aéreo 3	Eviscerado	2023-03-02	2023	Correctivo	Reparacion de troles	Troles desgastados y desalineados.	4,0	3,0	Troles	Operativo
D60	Cadena transporte aéreo 4	Eviscerado	2023-05-18	2023	Preventivo	Chequeo de troles y motorreductor	Desgaste de troles y revisión del motoreductor.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
D60	Cadena transporte aéreo 5	Eviscerado	2023-05-26	2023	Preventivo	Templado de cadena	Holgura de cadena.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
D60	Cadena transporte aéreo 6	Eviscerado	2023-08-01	2023	Preventivo	Chequeo de troles y motorreductor	Desgaste de troles y revisión del motoreductor.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
D60	Cadena transporte aéreo 7	Eviscerado	2023-10-24	2023	Preventivo	Chequeo de troles y motorreductor	Desgaste de troles y revisión del motoreductor.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
D60	Cadena transporte aéreo 8	Eviscerado	2024-03-01	2024	Preventivo	Chequeo de troles y motorreductor	Desgaste de troles y revisión del motoreductor.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
D60	Cadena transporte aéreo 9	Eviscerado	2024-08-01	2024	Preventivo	Chequeo de troles y motorreductor	Desgaste de troles y revisión del motoreductor.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
D60	Cadena transporte aéreo 10	Eviscerado	2024-10-22	2024	Preventivo	Chequeo de troles y motorreductor	Desgaste de troles y revisión del motoreductor.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
D60	Cadena transporte aéreo 11	Eviscerado	2024-10-23	2024	Preventivo	Templado de cadena	Holgura de cadena.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
E 50	Chiller pollos	Chillers	2023-02-28	2023	Correctivo	Soldadura de base del motor principal en acero inoxidable con suelda	Base del motor fisurada.	5,0	3,5	Material de soldadura	Operativo
E50	Chiller pollos	Chillers	2023-02-28	2023	Correctivo	Reemplazo de motor electrico en moto reductor principal, por desgaste de rodamientos	Motor eléctrico con rodamientos desgastados.	6,0	4,5	Motor eléctrico / rodamientos	Operativo
E 50	Chiller pollos	Chillers	2023-03-07	2023	Preventivo	Chequeo y control del reemplazo del motor electrico	Verificación posterior al cambio de motor.	6,0	0,0	No aplica	Operativo
E 50	Chiller pollos	Chillers	2023-03-11	2023	Correctivo	Reemplazo de rodamientos de motor electrico	Rodamientos del motor desgastados.	6,0	4,5	Motor eléctrico / rodamientos	Operativo
E 50	Chiller pollos	Chillers	2023-05-26	2023	Preventivo	Montaje y pintado de motoreductor de repuesto	Motoreductor con pérdida de fuerza.	5,0	0,0	Motoreductor/ pintura	Operativo
E 50	Chiller pollos	Chillers	2023-08-22	2023	Preventivo	Chequeo y revision de motoreductor	Revisión preventiva del motoreductor.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
E 50	Chiller pollos	Chillers	2023-08-29	2023	Correctivo	Reemplazo de motoreductores	Motoreductor con pérdida de fuerza.	7,0	2,5	Motoreductor	Operativo
E 50	Chiller pollos	Chillers	2023-09-20	2023	Correctivo	Montaje de piñon en motoreductor	Piñón del motoreductor desgastado.	5,0	3,0	Motoreductor	Operativo
E 50	Chiller pollos	Chillers	2024-01-04	2024	Correctivo	Ajuste y nivelado de patas	Patas o anclajes desalineados.	3,5	2,5	No aplica	Operativo
E 50	Chiller pollos	Chillers	2024-03-05	2024	Preventivo	Chequeo de transmisión y control	Revisión preventiva de transmisión y control.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
E 50	Chiller pollos	Chillers	2024-08-23	2024	Preventivo	Chequeo de transmisión y control	Revisión preventiva de transmisión y control.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
E 50	Chiller pollos	Chillers	2024-08-24	2024	Correctivo	Reparación transmisión y control	Falla en transmisión o control.	3,5	2,5	No aplica	Operativo
F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	2023-03-22	2023	Preventivo	Cambio de orquilla	Horquilla desgastada.	1,5	0,0	Horquilla	Operativo
F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	2023-04-06	2023	Preventivo	Revision de brazos, lubricacion cambio de pernos inoxidables	Brazos con holgura; pernos desgastados.	1,5	0,0	Pernos	Operativo
F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	2023-06-30	2023	Preventivo	Cambio de pernos y reajuste de brazo neumatico	Pernos flojos; brazo neumático desajustado.	1,5	0,0	Pernos	Operativo
F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	2023-07-27	2023	Preventivo	Retificacion de platos, cambio de pernos y cambio de cilindros	Platos desgastados; pernos y cilindros deteriorados.	1,5	0,0	Pernos	Operativo
F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	2023-11-05	2023	Preventivo	Recalibracion de bascula	Báscula descalibrada.	2,0	0,0	No aplica	Operativo
F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	2023-12-10	2023	Preventivo	Revisión de báscula, calibración de celdas y reajuste de cilindros	Celdas descalibradas; cilindros desajustados.	2,0	0,0	Celdas de carga	Operativo
F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	2023-12-17	2023	Preventivo	Revisión de báscula, reajuste de pestañas y calibración	Pestañas desajustadas; báscula descalibrada.	2,0	0,0	No aplica	Operativo
F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	2023-12-20	2023	Correctivo	Reemplazo de celdas de carga	Celda de carga sin señal.	3,5	2,0	Celdas de carga	Operativo
F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	2024-02-05	2024	Correctivo	Cambio de regulador de presión	Regulador de presión defectuoso.	3,5	2,0	Regulador de presión	Operativo
F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	2024-02-06	2024	Correctivo	Cambio de rótula	Rótula con juego mecánico.	3,5	2,0	Rótula	Operativo
F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	2024-03-17	2024	Preventivo	Chequeo de estructura de bandejas	Bandejas con desajuste estructural.	3,0	0,0	No aplica	Operativo
F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	2024-05-04	2024	Preventivo	Cheque y reparación de base de piston y brazos	Base de pistón y brazos fisurados.	3,0	0,0	No aplica	Operativo
F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	2024-05-28	2024	Correctivo	Reemplazo de dos chumaceras de pie	Chumaceras con desgaste.	4,5	3,5	Chumaceras	Operativo
F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	2024-12-10	2024	Correctivo	Reemplazo de rodamientos de brazos	Rodamientos de brazos desgastados.	4,5	3,5	Rodamientos	Operativo
F11	Equipo banda de pesaje	Clasificación y empaque	2023-01-25	2023	Preventivo	Chequeo de control y celdas	Control y celdas con desajuste.	3,0	0,0	Celdas de carga	Operativo
F11	Equipo banda de pesaje	Clasificación y empaque	2023-04-12	2023	Preventivo	Chequeo, limpieza y calibración	Sistema de pesaje sucio o descalibrado.	3,0	0,0	No aplica	Operativo
F11	Equipo banda de pesaje	Clasificación y empaque	2023-06-30	2023	Preventivo	Chequeo, limpieza y calibración	Sistema de pesaje sucio o descalibrado.	3,0	0,0	No aplica	Operativo
F11	Equipo banda de pesaje	Clasificación y empaque	2023-08-20	2023	Preventivo	Chequeo, limpieza y calibración	Sistema de pesaje sucio o descalibrado.	3,0	0,0	No aplica	Operativo
F11	Equipo banda de pesaje	Clasificación y empaque	2024-01-26	2024	Preventivo	Chequeo, limpieza y calibración	Sistema de pesaje sucio o descalibrado.	3,0	0,0	No aplica	Operativo
F11	Equipo banda de pesaje	Clasificación y empaque	2024-04-09	2024	Preventivo	Chequeo, limpieza y calibración	Sistema de pesaje sucio o descalibrado.	3,0	0,0	No aplica	Operativo
F11	Equipo banda de pesaje	Clasificación y empaque	2024-06-25	2024	Preventivo	Chequeo y limpieza de control	Control con suciedad o humedad.	3,0	0,0	No aplica	Operativo
F11	Equipo banda de pesaje	Clasificación y empaque	2024-06-26	2024	Preventivo	Chequeo y limpieza de celdas	Celdas con suciedad o descalibración.	3,0	0,0	Celdas de carga	Operativo
F11	Equipo banda de pesaje	Clasificación y empaque	2024-12-04	2024	Preventivo	Chequeo, limpieza y calibración de celdas	Celdas con suciedad o descalibración.	3,0	0,0	Celdas de carga	Operativo
F11	Equipo banda de pesaje	Clasificación y empaque	2024-12-05	2024	Preventivo	Chequeo y limpieza de control	Control con suciedad o humedad.	3,0	0,0	No aplica	Operativo
F20	Cadena de escurrido inoxidable	Clasificación y empaque	2023-01-05	2023	Preventivo	Chuequeo de controles y motor	Revisión preventiva de controles y motor.	2,5	0,0	No aplica	Operativo
F20	Cadena de escurrido inoxidable	Clasificación y empaque	2023-01-05	2023	Correctivo	Enderezado y templado de cadena	Cadena desalineada y floja.	4,0	3,0	No aplica	Operativo
F20	Cadena de escurrido inoxidable	Clasificación y empaque	2023-06-09	2023	Preventivo	Chequeo y reparacion de troles y motorreductor	Troles desgastados o desalineados.	7,0	0,0	Motoreductor	Operativo
F20	Cadena de escurrido inoxidable	Clasificación y empaque	2024-01-03	2024	Preventivo	Chequeo y reparacion de troles y motorreductor	Troles desgastados o desalineados.	7,0	0,0	Motoreductor	Operativo
F20	Cadena de escurrido inoxidable	Clasificación y empaque	2024-01-09	2024	Correctivo	Reparación de piñon	Piñón desgastado.	4,0	3,0	Piñón	Operativo
F20	Cadena de escurrido inoxidable	Clasificación y empaque	2024-01-09	2024	Correctivo	Cambio de motor eléctrico	Motor eléctrico defectuoso.	6,0	4,5	Motor eléctrico	Operativo
F20	Cadena de escurrido inoxidable	Clasificación y empaque	2024-02-07	2024	Correctivo	Reemplazo de pulsadores de botonera de control	Pulsadores de botonera defectuosos.	3,5	2,0	Pulsadores	Operativo
F20	Cadena de escurrido inoxidable	Clasificación y empaque	2024-02-18	2024	Correctivo	Mantenimiento y cambio de piñon	Piñón desgastado.	4,0	3,0	Piñón	Operativo
F20	Cadena de escurrido inoxidable	Clasificación y empaque	2024-02-19	2024	Correctivo	Mantenimiento y cambio de piñon	Piñón desgastado.	4,0	3,0	Piñón	Operativo
F20	Cadena de escurrido inoxidable	Clasificación y empaque	2024-06-05	2024	Preventivo	Chequeo y reparacion de troles y motorreductor	Troles desgastados o desalineados.	7,0	0,0	Motoreductor	Operativo
F20	Cadena de escurrido inoxidable	Clasificación y empaque	2024-12-29	2024	Preventivo	Chequeo y reparacion de troles y motorreductor	Troles desgastados o desalineados.	7,0	0,0	Motoreductor	Operativo

F40,1	Marinadora 1	Clasificación y empaque	2023-01-10	2023	Preventivo	Chequeo y revision interna, cambio de rodamientos de motor y banda lobular	Rodamientos del motor y banda lobular desgastados.	3,5	0,0	Rodamientos	Operativo
F40,1	Marinadora 2	Clasificación y empaque	2023-04-05	2023	Preventivo	Chequeo ajuste y lubricacionn interna	Ajuste y lubricación preventiva interna.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
F40,1	Marinadora 3	Clasificación y empaque	2023-04-26	2023	Preventivo	Revision de agujas, empaques resortes de sistema de inyeccion	Agujas, empaques y resortes con desgaste.	1,5	0,0	Agujas	Operativo
F40,1	Marinadora 4	Clasificación y empaque	2023-05-29	2023	Preventivo	Mantenimiento preventivo	Rutina preventiva programada.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
F40,1	Marinadora 5	Clasificación y empaque	2023-06-21	2023	Preventivo	Montaje de Marinadora queda en funcionamiento	Montaje y prueba posterior a mantenimiento.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
F40,1	Marinadora 6	Clasificación y empaque	2023-09-06	2023	Preventivo	Chequeo ajuste y lubricacionn interna	Ajuste y lubricación preventiva interna.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
F40,1	Marinadora 7	Clasificación y empaque	2023-09-18	2023	Preventivo	Reemplazo de cabezal y reemplazo de un resorte de agujas	Cabezal y resorte de agujas desgastados.	1,5	0,0	Agujas	Operativo
F40,1	Marinadora 8	Clasificación y empaque	2023-10-18	2023	Preventivo	Revision de tubos guias y reemplazo de mangueras de presion	Tubos guia y mangueras con desgaste.	1,5	0,0	Mangueras de presión	Operativo
F40,1	Marinadora 9	Clasificación y empaque	2023-10-24	2023	Preventivo	Montaje de marinadora y cambio de tubos	Tubos de inyección deteriorados.	1,5	0,0	Tubos guia	Operativo
F40,1	Marinadora 10	Clasificación y empaque	2023-11-06	2023	Preventivo	Montaje de bomba	Montaje preventivo de bomba.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
F40,1	Marinadora 11	Clasificación y empaque	2023-11-14	2023	Preventivo	Chequeo ajuste y lubricacionn interna	Ajuste y lubricación preventiva interna.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
F40,1	Marinadora 12	Clasificación y empaque	2024-01-08	2024	Preventivo	Chequeo ajuste y lubricacionn interna	Ajuste y lubricación preventiva interna.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
F40,1	Marinadora 13	Clasificación y empaque	2024-04-02	2024	Preventivo	Chequeo ajuste y lubricacionn interna	Ajuste y lubricación preventiva interna.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
F40,1	Marinadora 14	Clasificación y empaque	2024-05-09	2024	Correctivo	Cambio de aguja por fisura	Aguja fisurada.	5,0	3,5	Agujas	Operativo
F40,1	Marinadora 15	Clasificación y empaque	2024-06-18	2024	Preventivo	Chequeo ajuste y lubricacionn interna	Ajuste y lubricación preventiva interna.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
F40,1	Marinadora 16	Clasificación y empaque	2024-07-30	2024	Correctivo	Cambio de bomba de lóbulos	Bomba de lóbulos defectuosa.	5,0	4,5	Bomba de lóbulos	Operativo
F40,1	Marinadora 17	Clasificación y empaque	2024-08-22	2024	Correctivo	Cambio de banda de plástico	Banda plástica desgastada.	4,0	3,0	Banda plástica	Operativo
F40,1	Marinadora 18	Clasificación y empaque	2024-09-02	2024	Preventivo	Chequeo ajuste y lubricacionn interna	Ajuste y lubricación preventiva interna.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
F40,1	Marinadora 19	Clasificación y empaque	2024-11-12	2024	Preventivo	Chequeo ajuste y lubricacionn interna	Ajuste y lubricación preventiva interna.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
F40,1	Marinadora 20	Clasificación y empaque	2024-12-04	2024	Preventivo	Cambio de pernos y ruedas guias	Pernos flojos y ruedas guia desgastadas.	1,5	0,0	Pernos	Operativo
F40,2	Marinadora 2	Clasificación y empaque	2023-03-28	2023	Correctivo	Soldadura de estructura de acero inoxidable con suelda TIG	Estructura de acero inoxidable fisurada.	5,0	3,5	Material de soldadura	Operativo
F40,2	Marinadora 3	Clasificación y empaque	2023-04-19	2023	Preventivo	Mantenimiento preventivo y cambio de empaques	Empaques desgastados.	1,5	0,0	Empaques	Operativo
F40,2	Marinadora 4	Clasificación y empaque	2023-04-26	2023	Preventivo	Mantenimiento preventivo	Rutina preventiva programada.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
F40,2	Marinadora 5	Clasificación y empaque	2023-04-29	2023	Preventivo	Montaje de marinadora y prueba de funcionamiento	Montaje y prueba posterior a mantenimiento.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
F40,2	Marinadora 6	Clasificación y empaque	2023-07-07	2023	Preventivo	Cambio de placa de teflon	Placa de teflón desgastada.	1,5	0,0	Placa de teflón	Operativo
F40,2	Marinadora 7	Clasificación y empaque	2023-08-25	2023	Preventivo	Cambio de bomba por fuga	Bomba con fuga.	5,0	0,0	Bomba	Operativo
G1O	Cuarto frío 1 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-01-12	2023	Correctivo	Mantenimiento mensual de equipos de refrigeracion, revision de compresores , turbinas, filtro y limpieza de compresores	Baja eficiencia en compresor, turbinas o filtros.	6,0	4,0	No aplica	Operativo
G1O	Cuarto frío 1 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-01-12	2023	Preventivo	Chequeo y revision de compresores, evaporador, condensador lineas	Revisión preventiva de compresor, evaporador, condensador y lineas.	3,0	0,0	No aplica	Operativo
G1O	Cuarto frío 1 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-02-03	2023	Preventivo	Chequeo y revision de compresores, evaporador, condensador lineas	Revisión preventiva de compresor, evaporador, condensador y lineas.	3,0	0,0	No aplica	Operativo
G1O	Cuarto frío 1 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-02-20	2023	Correctivo	Mantenimiento de compresor equipos de refrigeracion, revision de condensador de lineas	Compresor o evaporador con baja eficiencia.	6,0	4,0	No aplica	Operativo
G1O	Cuarto frío 1 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-03-03	2023	Preventivo	Chequeo y revision de compresores, evaporador, condensador lineas	Revisión preventiva de compresor, evaporador, condensador y lineas.	3,0	0,0	No aplica	Operativo
G1O	Cuarto frío 1 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-03-30	2023	Correctivo	Reemplazo de cortinas	Cortinas deterioradas.	3,5	1,5	Cortinas PVC	Operativo
G1O	Cuarto frío 1 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-06-06	2023	Preventivo	Reparacion de puertas	Puertas con cierre deficiente.	3,0	0,0	Herrajes / empaques de puerta	Operativo
G30	Cuarto frío 3 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-01-12	2023	Correctivo	Se recarga un tanque de refrigeracion	Bajo nivel de refrigerante.	6,0	4,0	Refrigerante	Operativo
G30	Cuarto frío 3 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-01-12	2023	Correctivo	Mantenimiento mensual de equipos de refrigeracion y revision de compresor, evaporadores, turbinas, filtros y limpieza de compresor	Baja eficiencia en compresor, turbinas y filtros.	6,0	4,0	No aplica	Operativo
G30	Cuarto frío 3 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-01-15	2023	Preventivo	Chequeo y revision de compresores, evaporador, condensador y lineas	Revisión preventiva de compresor, evaporador, condensador y lineas.	3,0	0,0	No aplica	Operativo
G30	Cuarto frío 3 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-02-13	2023	Preventivo	Chequeo y revision de compresores, evaporador, condensador y lineas	Revisión preventiva de compresor, evaporador, condensador y lineas.	3,0	0,0	No aplica	Operativo
G30	Cuarto frío 3 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-02-16	2023	Correctivo	Mantenimiento de compresores equipos de refrigeracion y revision de evaporadores,	Compresor o evaporador con baja eficiencia.	6,0	4,0	No aplica	Operativo
G30	Cuarto frío 3 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-03-03	2023	Preventivo	Chequeo y revision de compresores, evaporador, condensador y lineas	Revisión preventiva de compresor, evaporador, condensador y lineas.	3,0	0,0	No aplica	Operativo
G30	Cuarto frío 3 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-03-30	2023	Correctivo	Cambio de cortinas	Cortinas deterioradas.	3,5	1,5	Cortinas PVC	Operativo
G30	Cuarto frío 3 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-06-06	2023	Correctivo	Reparacion de puertas	Puertas con cierre deficiente.	3,5	1,5	Herrajes / empaques de puerta	Operativo
G30	Cuarto frío 3 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-10-16	2023	Preventivo	Revision de cableado electrico	Cableado eléctrico deteriorado.	1,5	0,0	Cable eléctrico	Operativo
G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-01-12	2023	Correctivo	Mantenimiento mensual de equipos de refrigeracion, revision de compresores, evaporadores, turbinas, filtros y limpieza de compresor	Baja eficiencia en compresor, turbinas o filtros.	6,0	4,0	No aplica	Operativo
G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-02-13	2023	Preventivo	Chequeo y revision de compresores y condensadores lineales	Revisión preventiva de compresor, evaporador, condensador y lineas.	3,0	0,0	No aplica	Operativo
G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-03-13	2023	Preventivo	Chequeo y revision de compresores y condensadores lineales	Revisión preventiva de compresor, evaporador, condensador y lineas.	3,0	0,0	No aplica	Operativo
G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-03-20	2023	Correctivo	Mantenimiento de compresores, equipo de refrigeracion , revision de niquelinas y reposicion de cableado de evaporador	Niquelinas y cableado del evaporador deteriorados.	6,0	4,0	Cable eléctrico	Operativo
G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-03-23	2023	Correctivo	Chequeo y revision de compresores, evaporador, condensador y lineas	Revisión preventiva de compresor, evaporador, condensador y lineas.	6,0	4,0	No aplica	Operativo
G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-03-30	2023	Correctivo	Cambio de cortinas	Cortinas deterioradas.	3,5	1,5	Cortinas PVC	Operativo
G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-06-06	2023	Correctivo	Reparacion de puertas	Puertas con cierre deficiente.	3,5	1,5	Herrajes / empaques de puerta	Operativo
G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-01-12	2023	Correctivo	Mantenimiento mensual de equipos de refrigeracion, revision de compresores, evaporadores, turbinas, filtros y limpieza de compresor	Baja eficiencia en compresor, turbinas o filtros.	6,0	4,0	No aplica	Operativo
G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-01-12	2023	Preventivo	Chequeo y revision de compresores, evaporador, condensador y lineas	Revisión preventiva de compresor, evaporador, condensador y lineas.	3,0	0,0	No aplica	Operativo
G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-02-13	2023	Preventivo	Chequeo y revision de compresores, evaporador, condensador y lineas	Revisión preventiva de compresor, evaporador, condensador y lineas.	3,0	0,0	No aplica	Operativo
G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-02-20	2023	Correctivo	Mantenimiento de compresores, equipo de refrigeracion y revision de evaporador	Compresor o evaporador con baja eficiencia.	6,0	4,0	No aplica	Operativo
G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-03-03	2023	Preventivo	Chequeo y revision de compresores y condensadores lineales	Revisión preventiva de compresor, evaporador, condensador y lineas.	3,0	0,0	No aplica	Operativo
G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-03-16	2023	Correctivo	Cambio de cortinas	Cortinas deterioradas.	3,5	1,5	Cortinas PVC	Operativo
G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-06-06	2023	Correctivo	Reparacion de puertas	Puertas con cierre deficiente.	3,5	1,5	Herrajes / empaques de puerta	Operativo
G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-07-05	2023	Correctivo	Reemplazo de focos led	Focos LED quemados.	3,5	1,5	Focos LED	Operativo
G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-08-25	2023	Correctivo	Cambio de capacitores 5410	Capacitor defectuoso.	3,5	2,0	Capacitores	Operativo
G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-08-28	2023	Correctivo	Cambio de ventilador dañado	Ventilador dañado.	3,5	2,5	No aplica	Operativo
G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-09-17	2023	Correctivo	Reparacion de puertas	Puertas con cierre deficiente.	3,5	1,5	Herrajes / empaques de puerta	Operativo
G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	2023-10-27	2023	Correctivo	Cambio de contactor por desgaste	Contactor desgastado.	3,5	2,0	Contactor	Operativo
G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	2024-08-29	2024	Preventivo	Revisión del nivel de aceite	Verificación preventiva del nivel de aceite.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	2024-08-29	2024	Correctivo	Cambio de motor de ventilador	Motor de ventilador defectuoso.	6,0	4,5	Motor de ventilador	Operativo
I10	Bomba sumergible de 1"	Bombas y caldero	2023-04-24	2023	Preventivo	Aforo	Verificación preventiva del caudal.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
I10	Bomba sumergible de 1"	Bombas y caldero	2023-08-07	2023	Preventivo	Limpieza y revisión de pozo	Sedimentos en pozo.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
I10	Bomba sumergible de 1"	Bombas y caldero	2023-10-29	2023	Preventivo	Aforo	Verificación preventiva del caudal.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
I10	Bomba sumergible de 1"	Bombas y caldero	2024-01-18	2024	Preventivo	Limpieza de pozo y mantenimiento de bomba	Sedimentos en pozo y bomba.	4,0	0,0	No aplica	Operativo
I10	Bomba sumergible de 1"	Bombas y caldero	2024-04-24	2024	Preventivo	Aforo	Verificación preventiva del caudal.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
I10	Bomba sumergible de 1"	Bombas y caldero	2024-09-26	2024	Preventivo	Aforo	Verificación preventiva del caudal.	1,5	0,0	No aplica	Operativo
I10	Bomba sumergible de 1"	Bombas y caldero	2024-10-15	2024	Preventivo	Aforo	Verificación preventiva del caudal.	1,5	0,0	No aplica	Operativo

Anexo 7. Base mensual preparada para el modelado

Código	Periodo	Activo crítico	Área / proceso	Criticidad	correctivos_mes	intervenciones_mes	tiempo_intervencion_mes	tiempo_paro_mes	correctivos_previos	intervenciones_previas	tiempo_intervencion_previo	tiempo_paro_previo	correctivos_ultimos_3m	intervenciones_ultimos_3m	paro_ultimos_3m	correctivos_siguiente_mes	correctivo_siguiente_periodo
A10	2023-01	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	2	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A10	2023-02	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	0	2	3	0	0	2	0	0	0
A10	2023-03	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	0	3	4,5	0	0	3	0	0	0
A10	2023-04	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	2	3	0	0	4	6	0	0	4	0	0	0
A10	2023-05	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	0	6	9	0	0	4	0	0	0
A10	2023-06	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	0	7	10,5	0	0	4	0	0	0
A10	2023-07	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	0	8	12	0	0	4	0	0	0
A10	2023-08	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	2	3	0	0	9	13,5	0	0	3	0	0	0
A10	2023-09	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	0	11	16,5	0	0	4	0	0	0
A10	2023-10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	0	12	18	0	0	4	0	0	0
A10	2023-11	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	0	13	19,5	0	0	4	0	0	0
A10	2023-12	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	0	0	0	0	14	21	0	0	3	0	0	0
A10	2024-01	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	2	3	0	0	14	21	0	0	2	0	0	0
A10	2024-02	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	0	16	24	0	0	3	0	0	0
A10	2024-03	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	0	17	25,5	0	0	3	0	1	1
A10	2024-04	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	1	1	5	3,5	0	18	27	0	0	4	0	0	0
A10	2024-05	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	1	19	32	3,5	1	3	3,5	0	0
A10	2024-06	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	1	20	33,5	3,5	1	3	3,5	0	0
A10	2024-07	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	1	21	35	3,5	1	3	3,5	0	0
A10	2024-08	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	1	22	36,5	3,5	0	3	0	0	0
A10	2024-09	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	1	23	38	3,5	0	3	0	0	0
A10	2024-10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	1	24	39,5	3,5	0	3	0	0	0
A10	2024-11	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	1	25	41	3,5	0	3	0	0	0
A10	2024-12	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	2	3	0	1	26	42,5	3,5	0	3	0	0	0

A10	2025-01	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	1	28	45,5	3,5	0	4	0	0	0
A10	2025-02	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	1	29	47	3,5	0	4	0	0	0
A10	2025-03	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	0	0	0	1	30	48,5	3,5	0	4	0	0	0
A10	2025-04	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	1	30	48,5	3,5	0	2	0	0	0
A10	2025-05	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	1	31	50	3,5	0	2	0	0	0
A10	2025-06	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	1	32	51,5	3,5	0	2	0	0	0
A10	2025-07	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	1	33	53	3,5	0	3	0	0	0
A10	2025-08	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	1	34	54,5	3,5	0	3	0	0	0
A10	2025-09	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	1	35	56	3,5	0	3	0	0	0
A10	2025-10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	1,5	0	1	36	57,5	3,5	0	3	0	0	0
A10	2025-11	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	0	0	0	0	1	37	59	3,5	0	3	0	0	0
A20	2023-01	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	2,5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A20	2023-02	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	0	0	0	0	0	1	2,5	0	0	1	0	0	0
A20	2023-03	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	0	0	0	0	0	1	2,5	0	0	1	0	0	0
A20	2023-04	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	2,5	0	0	1	2,5	0	0	1	0	0	0
A20	2023-05	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	0	0	0	0	0	2	5	0	0	1	0	0	0
A20	2023-06	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	2,5	0	0	2	5	0	0	1	0	0	0
A20	2023-07	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	0	0	0	0	0	3	7,5	0	0	2	0	0	0
A20	2023-08	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	0	0	0	0	0	3	7,5	0	0	1	0	0	0
A20	2023-09	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	0	0	0	0	0	3	7,5	0	0	1	0	0	0
A20	2023-10	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	0	0	0	0	0	3	7,5	0	0	0	0	0	0
A20	2023-11	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	0	2	5	0	0	3	7,5	0	0	0	0	0	0
A20	2023-12	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	0	0	0	0	0	5	12,5	0	0	2	0	0	0
A20	2024-01	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	0	2	5	0	0	5	12,5	0	0	2	0	0	0
A20	2024-02	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	0	1	2,5	0	0	7	17,5	0	0	4	0	0	0

Anexo 8. Código para la preparación y construcción de la base mensual

Python

```python
periodos = pd.period_range(
    "2023-01",
    "2025-12",
    freq="M"
)

base_mensual = (
    pd.MultiIndex.from_product(
        [codigos, periodos],
        names=["Código", "Periodo"]
    )
    .to_frame(index=False)
)
```

Python

```python
base_mensual = base_mensual.merge(
    agregado,
    on=["Código", "Periodo"],
    how="left"
)

columnas_cero = [
    "correctivos_mes",
    "intervenciones_mes",
    "tiempo_intervencion_mes",
    "tiempo_paro_mes"
]

base_mensual[columnas_cero] = (
    base_mensual[columnas_cero]
    .fillna(0)
)
```

Python

```python
base_mensual["correctivos_previos"] = (
    base_mensual
    .groupby("Código")["correctivos_mes"]
    .cumsum()
    .groupby(base_mensual["Código"])
    .shift(1)
    .fillna(0)
)
```

Python

```python
base_mensual["correctivos_ultimos_3m"] = (
    base_mensual
    .groupby("Código")["correctivos_mes"]
    .transform(
        lambda s:
        s.shift(1)
        .rolling(3, min_periods=1)
        .sum()
    )
    .fillna(0)
)
```

Anexo 9. Construcción de la salida de clasificación

Python

```python
base_mensual["correctivos_siguiente_mes"] = (
    base_mensual.groupby("Código")["correctivos_mes"]
    .shift(-1)
)

base_mensual["correctivo_siguiente_periodo"] = (
    base_mensual["correctivos_siguiente_mes"] > 0
).astype(int)

base_modelo = base_mensual.dropna(
    subset=["correctivos_siguiente_mes"]
).copy()
```

Anexo 10. Construcción de la salida de regresión

Python

```python
# Identificación de intervenciones correctivas
df["es_correctivo"] = (
    df["Tipo de intervención"]
    .astype(str)
    .str.lower()
    .str.strip() == "correctivo"
).astype(int)

# Periodo mensual de cada intervención
df["Periodo"] = df["Fecha de intervención"].dt.to_period("M")

# Identificación del primer correctivo registrado en cada activo y mes
primeros_correctivos = (
    df[df["es_correctivo"] == 1]
    .groupby(["Código", "Periodo"])["Fecha de intervención"]
    .min()
    .reset_index(
        name="fecha_primer_correctivo_siguiente_mes"
    )
)

# Día del mes en el que ocurrió el primer correctivo
primeros_correctivos[
    "dia_condicional_correctivo_siguiente_mes"
] = (
    primeros_correctivos[
        "fecha_primer_correctivo_siguiente_mes"
    ].dt.day.astype(float)
)

# El periodo del correctivo se desplaza un mes hacia atrás,
# porque el objetivo corresponde al mes calendario siguiente
primeros_correctivos["Periodo"] = (
    primeros_correctivos["Periodo"] - 1
)
```

```
# Integración de la salida de regresión con la base mensual
base_mensual = base_mensual.merge(
    primeros_correctivos[
        [
            "Código",
            "Periodo",
            "fecha_primer_correctivo_siguiente_mes",
            "dia_condicional_correctivo_siguiente_mes"
        ]
    ],
    on=["Código", "Periodo"],
    how="left"
)

# Selección de los casos que disponen de un valor objetivo válido
base_modelo_regresion = base_mensual.dropna(
    subset=["dia_condicional_correctivo_siguiente_mes"]
).copy()

print(
    "Casos válidos para regresión:",
    len(base_modelo_regresion)
)
```

Anexo 11. División de los datos para entrenamiento y prueba

A. División de datos para clasificación

```python
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X,
    y,
    test_size=0.25,
    random_state=42,
    stratify=y
)
```

B. División de datos para regresión

```python
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X,
    y,
    test_size=0.25,
    random_state=42
)
```

Anexo 12. Códigos de entrenamiento de los modelos predictivos

A. Código final del modelo SVM seleccionado

```
        # CLASIFICACIÓN MENSUAL - REPROAVI CÍA. LTDA.
# Objetivo: estimar si ocurrirá al menos un correctivo en el mes calendario siguiente.
# Evaluación principal: 75 % entrenamiento / 25 % prueba, estratificada,
random_state=42.

        import os
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.compose import ColumnTransformer
from sklearn.preprocessing import OneHotEncoder, StandardScaler
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import accuracy_score, precision_score, recall_score, f1_score,
confusion_matrix

ARCHIVO = "Matriz_Final_2025.xlsx"
HOJA = "Matriz registros críticos"

        return codigo

def construir_base_clasificacion(ruta_excel=ARCHIVO):
    df = pd.read_excel(ruta_excel, sheet_name=HOJA)
    df["Fecha de intervención"] = pd.to_datetime(df["Fecha de intervención"],
```

```
errors="coerce")
    df = df[
        (df["Fecha de intervención"] >= "2023-01-01") &
        (df["Fecha de intervención"] <= "2025-12-31")
    ].copy()
    df = df.dropna(subset=["Código", "Fecha de intervención", "Tipo de
intervención"]).copy()

    df["Código"] = df["Código"].apply(normalizar_codigo)
    for columna in ["Tiempo de intervención (h)", "Tiempo de paro (h)"]:
        df[columna] = pd.to_numeric(df[columna], errors="coerce").fillna(0)

    for columna in ["Activo crítico", "Área / proceso", "Criticidad"]:
        df[columna] = df[columna].fillna("No registrado").astype(str).str.strip()

    df["es_correctivo"] = (
        df["Tipo de intervención"].astype(str).str.lower().str.strip() == "correctivo"
    ).astype(int)
    df["Periodo"] = df["Fecha de intervención"].dt.to_period("M")
    df = df.sort_values(["Código", "Fecha de intervención"])

    # Metadatos por activo.
    info_activos = (
        df.sort_values("Fecha de intervención")
        .groupby("Código")[["Activo crítico", "Área / proceso", "Criticidad"]]
        .first().reset_index()
    )

    # Cuadrícula completa activo x mes: 21 activos x 36 meses = 756 filas.
    periodos = pd.period_range("2023-01", "2025-12", freq="M")
    codigos = sorted(info_activos["Código"].unique())
    base_mensual = (
        pd.MultiIndex.from_product([codigos, periodos], names=["Código", "Periodo"])
        .to_frame(index=False)
```

```
        .merge(info_activos, on="Código", how="left")
    )

    agregado = (
        df.groupby(["Código", "Periodo"])
        .agg(
            correctivos_mes=("es_correctivo", "sum"),
            intervenciones_mes=("Tipo de intervención", "count"),
            tiempo_intervencion_mes=("Tiempo de intervención (h)", "sum"),
            tiempo_paro_mes=("Tiempo de paro (h)", "sum")
        )
        .reset_index()
    )

    base_mensual = base_mensual.merge(
        agregado, on=["Código", "Periodo"], how="left"
    )

    columnas_cero = [
        "correctivos_mes", "intervenciones_mes",
        "tiempo_intervencion_mes", "tiempo_paro_mes"
    ]
    base_mensual[columnas_cero] = base_mensual[columnas_cero].fillna(0)
    base_mensual = base_mensual.sort_values(["Código",
"Periodo"]).reset_index(drop=True)

    # Características históricas: exclusivamente información disponible antes del mes t.
    acumuladas = {
        "correctivos_previos": "correctivos_mes",
        "intervenciones_previas": "intervenciones_mes",
        "tiempo_intervencion_previo": "tiempo_intervencion_mes",
        "tiempo_paro_previo": "tiempo_paro_mes"
    }
    for nueva, origen in acumuladas.items():
```

```
    base_mensual[nueva] = (
        base_mensual.groupby("Código")[origen].cumsum()
        .groupby(base_mensual["Código"]).shift(1).fillna(0)
    )

base_mensual["correctivos_ultimos_3m"] = (
    base_mensual.groupby("Código")["correctivos_mes"]
    .transform(lambda s: s.shift(1).rolling(3, min_periods=1).sum()).fillna(0)
)
base_mensual["intervenciones_ultimos_3m"] = (
    base_mensual.groupby("Código")["intervenciones_mes"]
    .transform(lambda s: s.shift(1).rolling(3, min_periods=1).sum()).fillna(0)
)
base_mensual["paro_ultimos_3m"] = (
    base_mensual.groupby("Código")["tiempo_paro_mes"]
    .transform(lambda s: s.shift(1).rolling(3, min_periods=1).sum()).fillna(0)
)

# Como la cuadrícula contiene todos los meses, shift(-1) representa
# inequívocamente el MES CALENDARIO SIGUIENTE.
base_mensual["correctivos_siguiente_mes"] = (
    base_mensual.groupby("Código")["correctivos_mes"].shift(-1)
)
base_mensual["correctivo_siguiente_periodo"] = (
    base_mensual["correctivos_siguiente_mes"] > 0
).astype(int)

# Se excluye diciembre de 2025 porque no se dispone de enero de 2026
# dentro del periodo histórico definido para esta investigación.
base_modelo = base_mensual.dropna(
    subset=["correctivos_siguiente_mes"]
).copy()

variables_entrada = [
```

```
        "Código", "Activo crítico", "Área / proceso", "Criticidad",
        "correctivos_previos", "intervenciones_previas",
        "tiempo_intervencion_previo", "tiempo_paro_previo",
        "correctivos_ultimos_3m", "intervenciones_ultimos_3m",
        "paro_ultimos_3m"
    ]
    categoricas = ["Código", "Activo crítico", "Área / proceso", "Criticidad"]
    numericas = [c for c in variables_entrada if c not in categoricas]

    X = base_modelo[variables_entrada]
    y = base_modelo["correctivo_siguiente_periodo"]

    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
        X, y, test_size=0.25, random_state=42, stratify=y
    )

    def crear_preprocesamiento():
        return ColumnTransformer([
            ("cat", OneHotEncoder(handle_unknown="ignore"), categoricas),
            ("num", StandardScaler(), numericas)
        ])

    return df, base_mensual, base_modelo, X_train, X_test, y_train, y_test,
crear_preprocesamiento


from sklearn.svm import SVC
MODELO = SVC(
    kernel="rbf", C=1.0, gamma="scale",
    class_weight="balanced", probability=True, random_state=42
)
NOMBRE = "SVM"
```

```
df, base_mensual, base_modelo, X_train, X_test, y_train, y_test, crear_pre =
construir_base_clasificacion()
modelo = Pipeline([
    ("preprocesamiento", crear_pre()),
    ("modelo", MODELO)
])
modelo.fit(X_train, y_train)
y_pred = modelo.predict(X_test)

accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
precision = precision_score(y_test, y_pred, zero_division=0)
recall = recall_score(y_test, y_pred, zero_division=0)
f1 = f1_score(y_test, y_pred, zero_division=0)
mc = confusion_matrix(y_test, y_pred, labels=[0, 1])

print("\n========================================================")
print(f"RESULTADOS - {NOMBRE}")
print("========================================================")
print(f"Registros históricos válidos 2023-2025: {len(df)}")
print(f"Filas de la cuadrícula mensual: {len(base_mensual)}")
print(f"Casos evaluables: {len(base_modelo)}")
print(f"Entrenamiento: {len(X_train)} | Prueba: {len(X_test)}")
print(f"Accuracy:  {accuracy:.3f}")
print(f"Precision: {precision:.3f}")
print(f"Recall:    {recall:.3f}")
print(f"F1-score:  {f1:.3f}")
print("Matriz de confusión [VN, FP; FN, VP]:")
print(mc)

detalle = base_modelo.loc[X_test.index, [
    "Código", "Activo crítico", "Área / proceso", "Periodo",
    "correctivos_siguiente_mes", "correctivo_siguiente_periodo"
]].copy()
detalle["real"] = y_test.values
```

```
detalle["predicho"] = y_pred

salida = f"Resultado_{NOMBRE.replace(' ', '_')}_Clasificacion.xlsx"
with pd.ExcelWriter(salida, engine="openpyxl") as writer:
    pd.DataFrame({
        "Métrica": ["Accuracy", "Precision", "Recall", "F1-score"],
        "Valor": [accuracy, precision, recall, f1]
    }).to_excel(writer, sheet_name="Métricas", index=False)
    pd.DataFrame(
        mc,
        index=["Real 0", "Real 1"],
        columns=["Predicho 0", "Predicho 1"]
    ).to_excel(writer, sheet_name="Matriz confusión")
    detalle.to_excel(writer, sheet_name="Detalle evaluación", index=False)
    base_modelo.to_excel(writer, sheet_name="Base clasificación",
index=False)print("Archivo generado:", os.path.abspath(salida))
```

B. Código final del modelo SVR seleccionado

```
# REGRESIÓN CONDICIONAL - REPROAVI CÍA. LTDA.
# Objetivo: estimar el día del primer correctivo en el mes calendario siguiente,
# condicionado a que exista un correctivo en ese mes.
# Base: 73 casos. Evaluación principal: 75 % / 25 %, random_state=42.
import os
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.compose import ColumnTransformer
from sklearn.preprocessing import OneHotEncoder, StandardScaler
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, r2_score

ARCHIVO = "Matriz_Final_2025.xlsx"
HOJA = "Matriz registros críticos"
```

```
def normalizar_codigo(codigo):
    codigo = str(codigo).upper().strip().replace(" ", "")
    if len(codigo) > 1:
        codigo = codigo[0] + codigo[1:].replace("O", "0")
    return codigo

def construir_base_regresion(ruta_excel=ARCHIVO):
    df = pd.read_excel(ruta_excel, sheet_name=HOJA)
    df["Fecha de intervención"] = pd.to_datetime(df["Fecha de intervención"],
errors="coerce")
    df = df[
        (df["Fecha de intervención"] >= "2023-01-01") &
        (df["Fecha de intervención"] <= "2025-12-31")
    ].copy()
    df = df.dropna(subset=["Código", "Fecha de intervención", "Tipo de
intervención"]).copy()

    df["Código"] = df["Código"].apply(normalizar_codigo)
    for columna in ["Tiempo de intervención (h)", "Tiempo de paro (h)"]:
        df[columna] = pd.to_numeric(df[columna], errors="coerce").fillna(0)
    for columna in ["Activo crítico", "Área / proceso", "Criticidad"]:
        df[columna] = df[columna].fillna("No registrado").astype(str).str.strip()

    df["es_correctivo"] = (
        df["Tipo de intervención"].astype(str).str.lower().str.strip() == "correctivo"
    ).astype(int)
    df["Periodo"] = df["Fecha de intervención"].dt.to_period("M")
    df = df.sort_values(["Código", "Fecha de intervención"])

    info_activos = (
        df.sort_values("Fecha de intervención")
        .groupby("Código")[["Activo crítico", "Área / proceso", "Criticidad"]]
        .first().reset_index()
    )
```

```
    periodos = pd.period_range("2023-01", "2025-12", freq="M")
    codigos = sorted(info_activos["Código"].unique())
    base_mensual = (
        pd.MultiIndex.from_product([codigos, periodos], names=["Código", "Periodo"])
        .to_frame(index=False)
        .merge(info_activos, on="Código", how="left")
    )

    agregado = (
        df.groupby(["Código", "Periodo"])
        .agg(
            correctivos_mes=("es_correctivo", "sum"),
            intervenciones_mes=("Tipo de intervención", "count"),
            tiempo_intervencion_mes=("Tiempo de intervención (h)", "sum"),
            tiempo_paro_mes=("Tiempo de paro (h)", "sum")
        ).reset_index()
    )
    base_mensual = base_mensual.merge(agregado, on=["Código", "Periodo"],
how="left")
    columnas_cero = [
        "correctivos_mes", "intervenciones_mes",
        "tiempo_intervencion_mes", "tiempo_paro_mes"
    ]
    base_mensual[columnas_cero] = base_mensual[columnas_cero].fillna(0)
    base_mensual = base_mensual.sort_values(["Código",
"Periodo"]).reset_index(drop=True)

    acumuladas = {
        "correctivos_previos": "correctivos_mes",
        "intervenciones_previas": "intervenciones_mes",
        "tiempo_intervencion_previo": "tiempo_intervencion_mes",
        "tiempo_paro_previo": "tiempo_paro_mes"
    }
    for nueva, origen in acumuladas.items():
```

```
    base_mensual[nueva] = (
        base_mensual.groupby("Código")[origen].cumsum()
        .groupby(base_mensual["Código"]).shift(1).fillna(0)
    )

base_mensual["correctivos_ultimos_3m"] = (
    base_mensual.groupby("Código")["correctivos_mes"]
    .transform(lambda s: s.shift(1).rolling(3, min_periods=1).sum()).fillna(0)
)
base_mensual["intervenciones_ultimos_3m"] = (
    base_mensual.groupby("Código")["intervenciones_mes"]
    .transform(lambda s: s.shift(1).rolling(3, min_periods=1).sum()).fillna(0)
)
base_mensual["paro_ultimos_3m"] = (
    base_mensual.groupby("Código")["tiempo_paro_mes"]
    .transform(lambda s: s.shift(1).rolling(3, min_periods=1).sum()).fillna(0)
)

# Primer correctivo del mes calendario siguiente.
primeros = (
    df[df["es_correctivo"] == 1]
    .groupby(["Código", "Periodo"])["Fecha de intervención"]
    .min()
    .reset_index(name="fecha_primer_correctivo_siguiente_mes")
)
primeros["dia_condicional_correctivo_siguiente_mes"] = (
    primeros["fecha_primer_correctivo_siguiente_mes"].dt.day.astype(float)
)
primeros["Periodo"] = primeros["Periodo"] - 1

base_mensual = base_mensual.merge(
    primeros[[
        "Código", "Periodo",
        "fecha_primer_correctivo_siguiente_mes",
```

```
        "dia_condicional_correctivo_siguiente_mes"
    ]],
    on=["Código", "Periodo"], how="left"
)

# 73 casos: todos los meses t cuyo mes calendario t+1 tuvo al menos un correctivo.
base_modelo = base_mensual.dropna(
    subset=["dia_condicional_correctivo_siguiente_mes"]
).copy()

variables_entrada = [
    "Código", "Activo crítico", "Área / proceso", "Criticidad",
    "correctivos_previos", "intervenciones_previas",
    "tiempo_intervencion_previo", "tiempo_paro_previo",
    "correctivos_ultimos_3m", "intervenciones_ultimos_3m",
    "paro_ultimos_3m"
]
categoricas = ["Código", "Activo crítico", "Área / proceso", "Criticidad"]
numericas = [c for c in variables_entrada if c not in categoricas]

X = base_modelo[variables_entrada]
y = base_modelo["dia_condicional_correctivo_siguiente_mes"].astype(float)

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X, y, test_size=0.25, random_state=42
)

def crear_preprocesamiento():
    return ColumnTransformer([
        ("cat", OneHotEncoder(handle_unknown="ignore"), categoricas),
        ("num", StandardScaler(), numericas)
    ])

return df, base_mensual, base_modelo, X_train, X_test, y_train, y_test,
```

```
crear_preprocesamiento


from sklearn.svm import SVR
MODELO = SVR(
    kernel="rbf", C=1, gamma=0.03, epsilon=7
)
NOMBRE = "SVR"


df, base_mensual, base_modelo, X_train, X_test, y_train, y_test, crear_pre =
construir_base_regresion()
modelo = Pipeline([
    ("preprocesamiento", crear_pre()),
    ("modelo", MODELO)
])
modelo.fit(X_train, y_train)
y_pred = np.clip(modelo.predict(X_test), 1, 31)

mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred)
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y_test, y_pred))
r2 = r2_score(y_test, y_pred)

print("\n============================================================")
print(f"RESULTADOS - {NOMBRE}")
print("============================================================")
print(f"Registros históricos válidos 2023-2025: {len(df)}")
print(f"Casos de regresión condicional: {len(base_modelo)}")
print(f"Entrenamiento: {len(X_train)} | Prueba: {len(X_test)}")
print(f"MAE:  {mae:.2f} días")
print(f"RMSE: {rmse:.2f} días")
print(f"R²:   {r2:.3f}")

detalle = base_modelo.loc[X_test.index, [
```

```
    "Código", "Activo crítico", "Área / proceso", "Periodo",
    "fecha_primer_correctivo_siguiente_mes",
    "dia_condicional_correctivo_siguiente_mes"
]].copy()
detalle["dia_real"] = y_test.values
detalle["dia_predicho"] = np.round(y_pred, 2)
detalle["error_absoluto_dias"] = np.round(np.abs(y_test.values - y_pred), 2)

salida = f"Resultado_{NOMBRE.replace(' ', '_')}_Regresion.xlsx"
with pd.ExcelWriter(salida, engine="openpyxl") as writer:
    pd.DataFrame({
        "Métrica": ["MAE_días", "RMSE_días", "R2"],
        "Valor": [mae, rmse, r2]
    }).to_excel(writer, sheet_name="Métricas", index=False)
    detalle.to_excel(writer, sheet_name="Detalle evaluación", index=False)
    base_modelo.to_excel(writer, sheet_name="Base regresión", index=False)

print("Archivo generado:", os.path.abspath(salida))
```

Anexo 13. Código de comparación de modelos de clasificación

```
import os
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.compose import ColumnTransformer
from sklearn.preprocessing import OneHotEncoder, StandardScaler
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import accuracy_score, precision_score, recall_score, f1_score,
confusion_matrix

ARCHIVO = "Matriz_Final_2025.xlsx"
HOJA = "Matriz registros críticos"

def normalizar_codigo(codigo):
    codigo = str(codigo).upper().strip().replace(" ", "")
```

```
    if len(codigo) > 1:
        codigo = codigo[0] + codigo[1:].replace("O", "0")
    return codigo

def construir_base_clasificacion(ruta_excel=ARCHIVO):
    df = pd.read_excel(ruta_excel, sheet_name=HOJA)
    df["Fecha de intervención"] = pd.to_datetime(df["Fecha de intervención"],
errors="coerce")
    df = df[
        (df["Fecha de intervención"] >= "2023-01-01") &
        (df["Fecha de intervención"] <= "2025-12-31")
    ].copy()
    df = df.dropna(subset=["Código", "Fecha de intervención", "Tipo de
intervención"]).copy()

    df["Código"] = df["Código"].apply(normalizar_codigo)
    for columna in ["Tiempo de intervención (h)", "Tiempo de paro (h)"]:
        df[columna] = pd.to_numeric(df[columna], errors="coerce").fillna(0)

    for columna in ["Activo crítico", "Área / proceso", "Criticidad"]:
        df[columna] = df[columna].fillna("No registrado").astype(str).str.strip()

    df["es_correctivo"] = (
        df["Tipo de intervención"].astype(str).str.lower().str.strip() == "correctivo"
    ).astype(int)
    df["Periodo"] = df["Fecha de intervención"].dt.to_period("M")
    df = df.sort_values(["Código", "Fecha de intervención"])

    # Metadatos por activo.
    info_activos = (
        df.sort_values("Fecha de intervención")
        .groupby("Código")[["Activo crítico", "Área / proceso", "Criticidad"]]
        .first().reset_index()
    )
```

```
    # Cuadrícula completa activo x mes: 21 activos x 36 meses = 756 filas.
    periodos = pd.period_range("2023-01", "2025-12", freq="M")
    codigos = sorted(info_activos["Código"].unique())
    base_mensual = (
        pd.MultiIndex.from_product([codigos, periodos], names=["Código", "Periodo"])
        .to_frame(index=False)
        .merge(info_activos, on="Código", how="left")
    )

    agregado = (
        df.groupby(["Código", "Periodo"])
        .agg(
            correctivos_mes=("es_correctivo", "sum"),
            intervenciones_mes=("Tipo de intervención", "count"),
            tiempo_intervencion_mes=("Tiempo de intervención (h)", "sum"),
            tiempo_paro_mes=("Tiempo de paro (h)", "sum")
        )
        .reset_index()
    )

    base_mensual = base_mensual.merge(
        agregado, on=["Código", "Periodo"], how="left"
    )

    columnas_cero = [
        "correctivos_mes", "intervenciones_mes",
        "tiempo_intervencion_mes", "tiempo_paro_mes"
    ]
    base_mensual[columnas_cero] = base_mensual[columnas_cero].fillna(0)
    base_mensual = base_mensual.sort_values(["Código",
"Periodo"]).reset_index(drop=True)

    # Características históricas: exclusivamente información disponible antes del mes t.
```

```
acumuladas = {
    "correctivos_previos": "correctivos_mes",
    "intervenciones_previas": "intervenciones_mes",
    "tiempo_intervencion_previo": "tiempo_intervencion_mes",
    "tiempo_paro_previo": "tiempo_paro_mes"
}
for nueva, origen in acumuladas.items():
    base_mensual[nueva] = (
        base_mensual.groupby("Código")[origen].cumsum()
        .groupby(base_mensual["Código"]).shift(1).fillna(0)
    )

base_mensual["correctivos_ultimos_3m"] = (
    base_mensual.groupby("Código")["correctivos_mes"]
    .transform(lambda s: s.shift(1).rolling(3, min_periods=1).sum()).fillna(0)
)
base_mensual["intervenciones_ultimos_3m"] = (
    base_mensual.groupby("Código")["intervenciones_mes"]
    .transform(lambda s: s.shift(1).rolling(3, min_periods=1).sum()).fillna(0)
)
base_mensual["paro_ultimos_3m"] = (
    base_mensual.groupby("Código")["tiempo_paro_mes"]
    .transform(lambda s: s.shift(1).rolling(3, min_periods=1).sum()).fillna(0)
)

# Como la cuadrícula contiene todos los meses, shift(-1) representa
# inequívocamente el MES CALENDARIO SIGUIENTE.
base_mensual["correctivos_siguiente_mes"] = (
    base_mensual.groupby("Código")["correctivos_mes"].shift(-1)
)
base_mensual["correctivo_siguiente_periodo"] = (
    base_mensual["correctivos_siguiente_mes"] > 0
).astype(int)
```

```
    # Se excluye diciembre de 2025 porque no se dispone de enero de 2026
    # dentro del periodo histórico definido para esta investigación.
    base_modelo = base_mensual.dropna(
        subset=["correctivos_siguiente_mes"]
    ).copy()

    variables_entrada = [
        "Código", "Activo crítico", "Área / proceso", "Criticidad",
        "correctivos_previos", "intervenciones_previas",
        "tiempo_intervencion_previo", "tiempo_paro_previo",
        "correctivos_ultimos_3m", "intervenciones_ultimos_3m",
        "paro_ultimos_3m"
    ]
    categoricas = ["Código", "Activo crítico", "Área / proceso", "Criticidad"]
    numericas = [c for c in variables_entrada if c not in categoricas]

    X = base_modelo[variables_entrada]
    y = base_modelo["correctivo_siguiente_periodo"]

    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
        X, y, test_size=0.25, random_state=42, stratify=y
    )

    def crear_preprocesamiento():
        return ColumnTransformer([
            ("cat", OneHotEncoder(handle_unknown="ignore"), categoricas),
            ("num", StandardScaler(), numericas)
        ])

    return df, base_mensual, base_modelo, X_train, X_test, y_train, y_test,
crear_preprocesamiento

from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
```

```
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.svm import SVC

_, _, base_modelo, X_train, X_test, y_train, y_test, crear_pre =
construir_base_clasificacion()

modelos = {
    "Árbol de Decisión": DecisionTreeClassifier(
        criterion="gini", max_depth=5, min_samples_leaf=2,
        class_weight="balanced", random_state=42
    ),
    "Regresión Logística": LogisticRegression(
        max_iter=2000, class_weight="balanced",
        solver="liblinear", random_state=42
    ),
    "Random Forest": RandomForestClassifier(
        n_estimators=300, max_depth=6, min_samples_leaf=2,
        class_weight="balanced", random_state=42
    ),
    "SVM": SVC(
        kernel="rbf", C=1.0, gamma="scale",
        class_weight="balanced", probability=True, random_state=42
    )
}

resultados = []
for nombre, estimador in modelos.items():
    pipe = Pipeline([
        ("preprocesamiento", crear_pre()),
        ("modelo", estimador)
    ])
    pipe.fit(X_train, y_train)
    pred = pipe.predict(X_test)
    resultados.append({
```

```
        "Modelo": nombre,
        "Accuracy": accuracy_score(y_test, pred),
        "Precision": precision_score(y_test, pred, zero_division=0),
        "Recall": recall_score(y_test, pred, zero_division=0),
        "F1-score": f1_score(y_test, pred, zero_division=0)
    })
comparacion = pd.DataFrame(resultados)
print(comparacion.round(3).to_string(index=False))
comparacion.to_csv(
    "Comparacion_Clasificacion_Mensual_75_25.csv",
    index=False, encoding="utf-8-sig"
)
```

Anexo 14. Código de comparación de modelos de regresión

```
import os
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.compose import ColumnTransformer
from sklearn.preprocessing import OneHotEncoder, StandardScaler
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, r2_score

ARCHIVO = "Matriz_Final_2025.xlsx"
HOJA = "Matriz registros críticos"

def normalizar_codigo(codigo):
    codigo = str(codigo).upper().strip().replace(" ", "")
    if len(codigo) > 1:
        codigo = codigo[0] + codigo[1:].replace("O", "0")
    return codigo

def construir_base_regresion(ruta_excel=ARCHIVO):
    df = pd.read_excel(ruta_excel, sheet_name=HOJA)
```

```
    df["Fecha de intervención"] = pd.to_datetime(df["Fecha de intervención"],
errors="coerce")
    df = df[
        (df["Fecha de intervención"] >= "2023-01-01") &
        (df["Fecha de intervención"] <= "2025-12-31")
    ].copy()
    df = df.dropna(subset=["Código", "Fecha de intervención", "Tipo de
intervención"]).copy()

    df["Código"] = df["Código"].apply(normalizar_codigo)
    for columna in ["Tiempo de intervención (h)", "Tiempo de paro (h)"]:
        df[columna] = pd.to_numeric(df[columna], errors="coerce").fillna(0)
    for columna in ["Activo crítico", "Área / proceso", "Criticidad"]:
        df[columna] = df[columna].fillna("No registrado").astype(str).str.strip()

    df["es_correctivo"] = (
        df["Tipo de intervención"].astype(str).str.lower().str.strip() == "correctivo"
    ).astype(int)
    df["Periodo"] = df["Fecha de intervención"].dt.to_period("M")
    df = df.sort_values(["Código", "Fecha de intervención"])

    info_activos = (
        df.sort_values("Fecha de intervención")
        .groupby("Código")[["Activo crítico", "Área / proceso", "Criticidad"]]
        .first().reset_index()
    )
    periodos = pd.period_range("2023-01", "2025-12", freq="M")
    codigos = sorted(info_activos["Código"].unique())
    base_mensual = (
        pd.MultiIndex.from_product([codigos, periodos], names=["Código", "Periodo"])
        .to_frame(index=False)
        .merge(info_activos, on="Código", how="left")
    )
```

```
    agregado = (
        df.groupby(["Código", "Periodo"])
        .agg(
            correctivos_mes=("es_correctivo", "sum"),
            intervenciones_mes=("Tipo de intervención", "count"),
            tiempo_intervencion_mes=("Tiempo de intervención (h)", "sum"),
            tiempo_paro_mes=("Tiempo de paro (h)", "sum")
        ).reset_index()
    )
    base_mensual = base_mensual.merge(agregado, on=["Código", "Periodo"],
how="left")
    columnas_cero = [
        "correctivos_mes", "intervenciones_mes",
        "tiempo_intervencion_mes", "tiempo_paro_mes"
    ]
    base_mensual[columnas_cero] = base_mensual[columnas_cero].fillna(0)
    base_mensual = base_mensual.sort_values(["Código",
"Periodo"]).reset_index(drop=True)

    acumuladas = {
        "correctivos_previos": "correctivos_mes",
        "intervenciones_previas": "intervenciones_mes",
        "tiempo_intervencion_previo": "tiempo_intervencion_mes",
        "tiempo_paro_previo": "tiempo_paro_mes"
    }
    for nueva, origen in acumuladas.items():
        base_mensual[nueva] = (
            base_mensual.groupby("Código")[origen].cumsum()
            .groupby(base_mensual["Código"]).shift(1).fillna(0)
        )

    base_mensual["correctivos_ultimos_3m"] = (
        base_mensual.groupby("Código")["correctivos_mes"]
        .transform(lambda s: s.shift(1).rolling(3, min_periods=1).sum()).fillna(0)
```

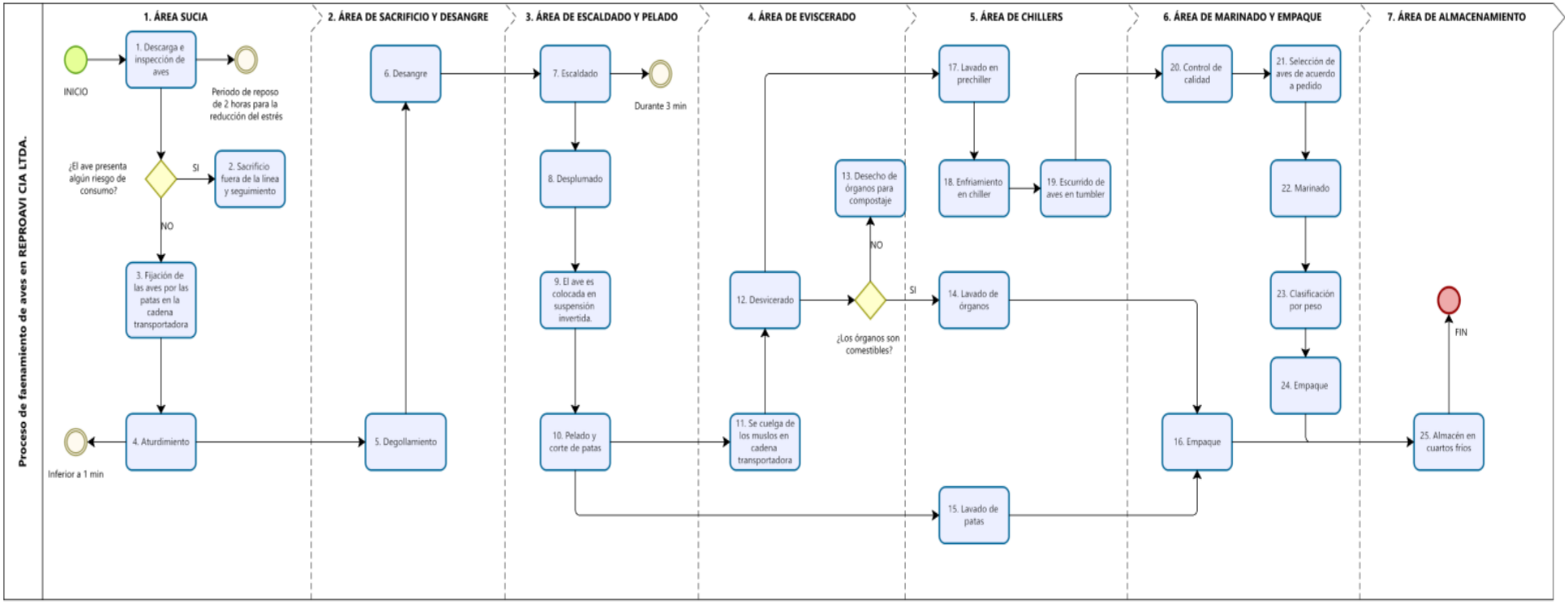
```
)
base_mensual["intervenciones_ultimos_3m"] = (
    base_mensual.groupby("Código")["intervenciones_mes"]
    .transform(lambda s: s.shift(1).rolling(3, min_periods=1).sum()).fillna(0)
)
base_mensual["paro_ultimos_3m"] = (
    base_mensual.groupby("Código")["tiempo_paro_mes"]
    .transform(lambda s: s.shift(1).rolling(3, min_periods=1).sum()).fillna(0)
)

# Primer correctivo del mes calendario siguiente.
primeros = (
    df[df["es_correctivo"] == 1]
    .groupby(["Código", "Periodo"])["Fecha de intervención"]
    .min()
    .reset_index(name="fecha_primer_correctivo_siguiente_mes")
)
primeros["dia_condicional_correctivo_siguiente_mes"] = (
    primeros["fecha_primer_correctivo_siguiente_mes"].dt.day.astype(float)
)
primeros["Periodo"] = primeros["Periodo"] - 1

base_mensual = base_mensual.merge(
    primeros[[
        "Código", "Periodo",
        "fecha_primer_correctivo_siguiente_mes",
        "dia_condicional_correctivo_siguiente_mes"
    ]],
    on=["Código", "Periodo"], how="left"
)

# 73 casos: todos los meses t cuyo mes calendario t+1 tuvo al menos un correctivo.
base_modelo = base_mensual.dropna(
    subset=["dia_condicional_correctivo_siguiente_mes"]
```

```
    ).copy()

    variables_entrada = [
        "Código", "Activo crítico", "Área / proceso", "Criticidad",
        "correctivos_previos", "intervenciones_previas",
        "tiempo_intervencion_previo", "tiempo_paro_previo",
        "correctivos_ultimos_3m", "intervenciones_ultimos_3m",
        "paro_ultimos_3m"
    ]
    categoricas = ["Código", "Activo crítico", "Área / proceso", "Criticidad"]
    numericas = [c for c in variables_entrada if c not in categoricas]

    X = base_modelo[variables_entrada]
    y = base_modelo["dia_condicional_correctivo_siguiente_mes"].astype(float)

    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
        X, y, test_size=0.25, random_state=42
    )

    def crear_preprocesamiento():
        return ColumnTransformer([
            ("cat", OneHotEncoder(handle_unknown="ignore"), categoricas),
            ("num", StandardScaler(), numericas)
        ])

    return df, base_mensual, base_modelo, X_train, X_test, y_train, y_test,
crear_preprocesamiento

from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.svm import SVR

_, _, base_modelo, X_train, X_test, y_train, y_test, crear_pre =
```

```
construir_base_regresion()

modelos = {
    "Árbol de Decisión Regressor": DecisionTreeRegressor(
        criterion="squared_error", max_depth=2,
        min_samples_leaf=5, min_samples_split=6, random_state=42
    ),
    "Regresión Lineal": LinearRegression(fit_intercept=True),
    "Random Forest Regressor": RandomForestRegressor(
        n_estimators=100, max_depth=7, min_samples_leaf=3,
        max_features="sqrt", random_state=42
    ),
    "SVR": SVR(kernel="rbf", C=1, gamma=0.03, epsilon=7)
}

resultados = []
for nombre, estimador in modelos.items():
    pipe = Pipeline([
        ("preprocesamiento", crear_pre()),
        ("modelo", estimador)
    ])
    pipe.fit(X_train, y_train)
    pred = np.clip(pipe.predict(X_test), 1, 31)
    resultados.append({
        "Modelo": nombre,
        "MAE_días": mean_absolute_error(y_test, pred),
        "RMSE_días": np.sqrt(mean_squared_error(y_test, pred)),
        "R2": r2_score(y_test, pred)
    })

comparacion = pd.DataFrame(resultados).sort_values(["MAE_días", "RMSE_días"])
print(comparacion.round({"MAE_días": 2, "RMSE_días": 2, "R2":
3}).to_string(index=False))
print(f"\nCasos totales: {len(base_modelo)} | Entrenamiento: {len(X_train)} | Prueba:
```

```
{len(X_test)}")
comparacion.to_csv(
    "Comparacion_Regresion_73casos_75_25.csv",
    index=False, encoding="utf-8-sig"
)
```

Anexo 13. Diagrama de flujo del proceso operativo de Reproavi Cía. Ltda.



Anexo 14. Cálculo de indicadores

Cálculo de indicadores de mantenimiento - Activos críticos

Parámetro	Valor	Criterio
Horas de operación anuales estimadas	2080	5 días/semana × 8 h/día × 52 semanas
Periodo base	2023-2024	Base histórica para cálculo de indicadores
Horas de operación periodo base	4160	2080 h/año × 2 años
Año de cotejo	2025	Referencia posterior para comparación
Criterio de cálculo	Solo correctivos	Los preventivos no se consideran fallas

Código	Activo crítico	Área/proceso	Correctivos 2023-2024	Preventivos 2023-2024	Total intervenciones 2023-2024	Tiempo intervención correctiva (h)	Tiempo paro correctivo (h)	MTBF (h)	MTTR (h)	Disponibilidad estimada (%)	Interpretación base	Correctivos 2025	Cotejo 2025
A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	1	27	28	5,00	3,50	4160,00	5,00	99,88	Recurrencia baja	0	Disminuye
A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	0	12	12	0,00	0,00	>4160	N/A	N/A	Sin correctivos 2023-2024	0	Se mantiene
C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	7	10	17	29,00	21,00	594,29	4,14	99,31	Recurrencia alta	0	Disminuye
C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	1	12	13	3,50	2,00	4160,00	3,50	99,92	Recurrencia baja	0	Disminuye
C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	0	27	27	0,00	0,00	>4160	N/A	N/A	Sin correctivos 2023-2024	0	Se mantiene
D60	Cadena transporte aéreo 2	Eviscerado	1	9	10	4,00	3,00	4160,00	4,00	99,90	Recurrencia baja	0	Disminuye
E50	Chiller pollos	Chillers	1	0	1	6,00	4,50	4160,00	6,00	99,86	Recurrencia baja	0	Disminuye
F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	5	9	14	19,50	13,00	832,00	3,90	99,53	Recurrencia alta	0	Disminuye
F11	Equipo banda de pesaje	Clasificación y empaque	0	10	10	0,00	0,00	>4160	N/A	N/A	Sin correctivos 2023-2024	0	Se mantiene
F20	Cadena de escurrido inoxidable	Clasificación y empaque	6	5	11	25,50	18,50	693,33	4,25	99,39	Recurrencia alta	0	Disminuye
F40,1	Marinadora 1	Clasificación y empaque	3	17	20	14,00	11,00	1386,67	4,67	99,66	Recurrencia media	0	Disminuye
F40,2	Marinadora 2	Clasificación y empaque	1	5	6	5,00	3,50	4160,00	5,00	99,88	Recurrencia baja	0	Disminuye
G1O	Cuarto frío 1 y tablero de control	Cuartos fríos	3	4	7	15,50	9,50	1386,67	5,17	99,63	Recurrencia media	0	Disminuye
G30	Cuarto frío 3 y tablero de control	Cuartos fríos	5	4	9	25,00	15,00	832,00	5,00	99,40	Recurrencia alta	0	Disminuye
G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	5	2	7	25,00	15,00	832,00	5,00	99,40	Recurrencia alta	0	Disminuye
G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	10	4	14	42,50	25,00	416,00	4,25	98,99	Recurrencia alta	0	Disminuye
I10	Bomba sumergible de 1”	Bombas y caldero	0	7	7	0,00	0,00	>4160	N/A	N/A	Sin correctivos 2023-2024	0	Se mantiene
I30	Bomba agua de proceso + botoneras	Bombas y caldero	5	7	12	20,00	15,00	832,00	4,00	99,52	Recurrencia alta	0	Disminuye
I40	Fábrica de hielo 1	Bombas y caldero	11	10	21	62,50	43,00	378,18	5,68	98,52	Recurrencia alta	0	Disminuye
I 50	Caldero de vapor # 1	Bombas y caldero	4	30	34	24,50	18,50	1040,00	6,13	99,41	Recurrencia media	0	Disminuye
I 61	Compresor 1 aire	Bombas y caldero	0	10	10	0,00	0,00	>4160	N/A	N/A	Sin correctivos 2023-2024	0	Se mantiene
TOTAL / RESUMEN			**69**	**221**	**290**	**326,50**	**221,00**					**0**	

Anexo 17. Datos para validación modelo SVM

VALIDACIÓN MODELO SVM										
Nro.	Código	Activo crítico	Área / proceso	Criticidad	Periodo	correctivos_siguiente_mes	correctivo_siguiente_periodo	Resultado real	Predicción SVM	Tipo de resultado
1	A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	2025-09	1	1	1	0	Falso negativo
2	C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	Alta	2023-07	1	1	1	1	Verdadero positivo
3	C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	Alta	2024-04	1	1	1	0	Falso negativo
4	C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	Alta	2025-06	2	1	1	1	Verdadero positivo
5	D60	Cadena transporte aéreo 2	Eviscerado	Alta	2023-02	1	1	1	0	Falso negativo
6	E50	Chiller pollos	Chillers	Alta	2023-07	1	1	1	1	Verdadero positivo
7	E50	Chiller pollos	Chillers	Alta	2023-08	1	1	1	1	Verdadero positivo
8	F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	Alta	2024-01	2	1	1	1	Verdadero positivo
9	F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	Alta	2024-11	1	1	1	1	Verdadero positivo
10	F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	Alta	2025-07	1	1	1	1	Verdadero positivo
11	F40,1	Marinadora 1	Clasificación y empaque	Alta	2024-04	1	1	1	0	Falso negativo
12	F40,1	Marinadora 1	Clasificación y empaque	Alta	2024-07	1	1	1	1	Verdadero positivo
13	G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2023-05	1	1	1	0	Falso negativo
14	G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2023-01	1	1	1	1	Verdadero positivo
15	G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2023-07	2	1	1	1	Verdadero positivo
16	I40	Fábrica de hielo 1	Bombas y caldero	Alta	2023-01	2	1	1	1	Verdadero positivo
17	I40	Fábrica de hielo 1	Bombas y caldero	Alta	2023-04	1	1	1	1	Verdadero positivo
18	I40	Fábrica de hielo 1	Bombas y caldero	Alta	2024-03	1	1	1	1	Verdadero positivo
19	A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	2023-02	0	0	0	0	Verdadero negativo
20	A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	2023-05	0	0	0	0	Verdadero negativo
21	A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	2024-02	0	0	0	0	Verdadero negativo
22	A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	2024-04	0	0	0	0	Verdadero negativo
23	A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	2024-10	0	0	0	0	Verdadero negativo
24	A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	2024-11	0	0	0	0	Verdadero negativo
25	A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	2025-05	0	0	0	0	Verdadero negativo
26	A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	2025-10	0	0	0	0	Verdadero negativo
27	A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	2023-01	0	0	0	0	Verdadero negativo
28	A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	2023-02	0	0	0	0	Verdadero negativo
29	A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	2023-07	0	0	0	0	Verdadero negativo
30	A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	2024-02	0	0	0	0	Verdadero negativo
31	A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	2024-06	0	0	0	0	Verdadero negativo
32	A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	2024-07	0	0	0	0	Verdadero negativo
33	A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	2025-01	0	0	0	0	Verdadero negativo
34	A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	2025-05	0	0	0	0	Verdadero negativo
35	A20	Cadena transporte aéreo	Colgado y sacrificio	Alta	2025-07	0	0	0	0	Verdadero negativo
36	C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	Alta	2023-06	0	0	0	1	Falso positivo
37	C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	Alta	2024-05	0	0	0	0	Verdadero negativo
38	C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	Alta	2024-12	0	0	0	1	Falso positivo
39	C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	Alta	2025-02	0	0	0	0	Verdadero negativo
40	C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	Alta	2025-06	0	0	0	0	Verdadero negativo
41	C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	Alta	2025-10	0	0	0	0	Verdadero negativo
42	C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	Alta	2023-02	0	0	0	1	Falso positivo
43	C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	Alta	2023-03	0	0	0	1	Falso positivo
44	C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	Alta	2023-04	0	0	0	0	Verdadero negativo
45	C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	Alta	2023-06	0	0	0	0	Verdadero negativo
46	C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	Alta	2023-09	0	0	0	0	Verdadero negativo

47	C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	Alta	2023-10	0	0	0	0	Verdadero negativo
48	C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	Alta	2024-05	0	0	0	0	Verdadero negativo
49	C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	Alta	2025-02	0	0	0	0	Verdadero negativo
50	C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	Alta	2025-11	0	0	0	0	Verdadero negativo
51	C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	Alta	2023-02	0	0	0	0	Verdadero negativo
52	C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	Alta	2023-06	0	0	0	0	Verdadero negativo
53	C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	Alta	2023-10	0	0	0	0	Verdadero negativo
54	C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	Alta	2025-05	0	0	0	0	Verdadero negativo
55	C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	Alta	2025-08	0	0	0	0	Verdadero negativo
56	C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	Alta	2025-09	0	0	0	0	Verdadero negativo
57	C30,1	Blower escaldadora	Escaldado y pelado	Alta	2025-10	0	0	0	0	Verdadero negativo
58	D60	Cadena transporte aéreo 2	Eviscerado	Alta	2023-05	0	0	0	0	Verdadero negativo
59	D60	Cadena transporte aéreo 2	Eviscerado	Alta	2023-09	0	0	0	0	Verdadero negativo
60	D60	Cadena transporte aéreo 2	Eviscerado	Alta	2024-06	0	0	0	0	Verdadero negativo
61	D60	Cadena transporte aéreo 2	Eviscerado	Alta	2025-02	0	0	0	0	Verdadero negativo
62	D60	Cadena transporte aéreo 2	Eviscerado	Alta	2025-05	0	0	0	0	Verdadero negativo
63	D60	Cadena transporte aéreo 2	Eviscerado	Alta	2025-07	0	0	0	0	Verdadero negativo
64	E50	Chiller pollos	Chillers	Alta	2023-09	0	0	0	1	Falso positivo
65	E50	Chiller pollos	Chillers	Alta	2023-10	0	0	0	1	Falso positivo
66	E50	Chiller pollos	Chillers	Alta	2024-03	0	0	0	1	Falso positivo
67	E50	Chiller pollos	Chillers	Alta	2024-04	0	0	0	1	Falso positivo
68	E50	Chiller pollos	Chillers	Alta	2025-02	0	0	0	1	Falso positivo
69	E50	Chiller pollos	Chillers	Alta	2025-05	0	0	0	1	Falso positivo
70	E50	Chiller pollos	Chillers	Alta	2025-06	0	0	0	1	Falso positivo
71	F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	Alta	2023-03	0	0	0	1	Falso positivo
72	F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	Alta	2023-09	0	0	0	1	Falso positivo
73	F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	Alta	2023-12	0	0	0	1	Falso positivo
74	F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	Alta	2024-02	0	0	0	1	Falso positivo
75	F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	Alta	2024-10	0	0	0	1	Falso positivo
76	F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	Alta	2024-12	0	0	0	1	Falso positivo
77	F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	Alta	2025-01	0	0	0	1	Falso positivo
78	F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	Alta	2025-02	0	0	0	1	Falso positivo
79	F11	Equipo banda de pesaje	Clasificación y empaque	Alta	2023-01	0	0	0	0	Verdadero negativo
80	F11	Equipo banda de pesaje	Clasificación y empaque	Alta	2023-02	0	0	0	0	Verdadero negativo
81	F11	Equipo banda de pesaje	Clasificación y empaque	Alta	2023-08	0	0	0	0	Verdadero negativo
82	F11	Equipo banda de pesaje	Clasificación y empaque	Alta	2024-05	0	0	0	0	Verdadero negativo
83	F11	Equipo banda de pesaje	Clasificación y empaque	Alta	2024-07	0	0	0	0	Verdadero negativo
84	F11	Equipo banda de pesaje	Clasificación y empaque	Alta	2024-08	0	0	0	0	Verdadero negativo
85	F11	Equipo banda de pesaje	Clasificación y empaque	Alta	2024-11	0	0	0	0	Verdadero negativo
86	F11	Equipo banda de pesaje	Clasificación y empaque	Alta	2025-02	0	0	0	0	Verdadero negativo
87	F11	Equipo banda de pesaje	Clasificación y empaque	Alta	2025-08	0	0	0	0	Verdadero negativo
88	F20	Cadena de escurrido inoxidable	Clasificación y empaque	Alta	2023-03	0	0	0	1	Falso positivo
89	F20	Cadena de escurrido inoxidable	Clasificación y empaque	Alta	2023-09	0	0	0	1	Falso positivo
90	F20	Cadena de escurrido inoxidable	Clasificación y empaque	Alta	2023-10	0	0	0	1	Falso positivo
91	F20	Cadena de escurrido inoxidable	Clasificación y empaque	Alta	2025-01	0	0	0	0	Verdadero negativo
92	F20	Cadena de escurrido inoxidable	Clasificación y empaque	Alta	2025-07	0	0	0	0	Verdadero negativo

93	F20	Cadena de escurrido inoxidable	Clasificación y empaque	Alta	2025-09	0	0	0	0	Verdadero negativo
94	F20	Cadena de escurrido inoxidable	Clasificación y empaque	Alta	2025-11	0	0	0	0	Verdadero negativo
95	F40,1	Marinadora 1	Clasificación y empaque	Alta	2024-01	0	0	0	0	Verdadero negativo
96	F40,1	Marinadora 1	Clasificación y empaque	Alta	2024-11	0	0	0	1	Falso positivo
97	F40,1	Marinadora 1	Clasificación y empaque	Alta	2025-02	0	0	0	1	Falso positivo
98	F40,1	Marinadora 1	Clasificación y empaque	Alta	2025-06	0	0	0	0	Verdadero negativo
99	F40,1	Marinadora 1	Clasificación y empaque	Alta	2025-08	0	0	0	0	Verdadero negativo
100	F40,1	Marinadora 1	Clasificación y empaque	Alta	2025-10	0	0	0	0	Verdadero negativo
101	F40,2	Marinadora 2	Clasificación y empaque	Alta	2024-01	0	0	0	0	Verdadero negativo
102	F40,2	Marinadora 2	Clasificación y empaque	Alta	2024-09	0	0	0	0	Verdadero negativo
103	F40,2	Marinadora 2	Clasificación y empaque	Alta	2025-03	0	0	0	0	Verdadero negativo
104	F40,2	Marinadora 2	Clasificación y empaque	Alta	2025-04	0	0	0	0	Verdadero negativo
105	F40,2	Marinadora 2	Clasificación y empaque	Alta	2025-07	0	0	0	0	Verdadero negativo
106	F40,2	Marinadora 2	Clasificación y empaque	Alta	2025-09	0	0	0	0	Verdadero negativo
107	F40,2	Marinadora 2	Clasificación y empaque	Alta	2025-10	0	0	0	0	Verdadero negativo
108	G10	Cuarto frío 1 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2023-06	0	0	0	0	Verdadero negativo
109	G10	Cuarto frío 1 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2023-07	0	0	0	0	Verdadero negativo
110	G10	Cuarto frío 1 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2023-08	0	0	0	0	Verdadero negativo
111	G10	Cuarto frío 1 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2023-09	0	0	0	0	Verdadero negativo
112	G10	Cuarto frío 1 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2023-11	0	0	0	0	Verdadero negativo
113	G10	Cuarto frío 1 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2024-01	0	0	0	0	Verdadero negativo
114	G10	Cuarto frío 1 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2024-02	0	0	0	0	Verdadero negativo
115	G10	Cuarto frío 1 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2024-07	0	0	0	0	Verdadero negativo
116	G10	Cuarto frío 1 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2024-11	0	0	0	0	Verdadero negativo
117	G10	Cuarto frío 1 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2025-04	0	0	0	0	Verdadero negativo
118	G10	Cuarto frío 1 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2025-08	0	0	0	0	Verdadero negativo
119	G10	Cuarto frío 1 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2025-11	0	0	0	0	Verdadero negativo
120	G30	Cuarto frío 3 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2023-08	0	0	0	0	Verdadero negativo
121	G30	Cuarto frío 3 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2024-05	0	0	0	0	Verdadero negativo
122	G30	Cuarto frío 3 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2025-01	0	0	0	0	Verdadero negativo
123	G30	Cuarto frío 3 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2025-05	0	0	0	0	Verdadero negativo
124	G30	Cuarto frío 3 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2025-07	0	0	0	0	Verdadero negativo
125	G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2023-11	0	0	0	0	Verdadero negativo
126	G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2023-12	0	0	0	0	Verdadero negativo
127	G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2024-03	0	0	0	0	Verdadero negativo
128	G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2024-04	0	0	0	0	Verdadero negativo
129	G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2024-05	0	0	0	0	Verdadero negativo
130	G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2024-06	0	0	0	0	Verdadero negativo
131	G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2024-11	0	0	0	0	Verdadero negativo
132	G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2025-04	0	0	0	0	Verdadero negativo
133	G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2025-05	0	0	0	0	Verdadero negativo
134	G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2025-07	0	0	0	0	Verdadero negativo
135	G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2025-08	0	0	0	0	Verdadero negativo
136	G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2025-09	0	0	0	0	Verdadero negativo
137	G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2024-01	0	0	0	0	Verdadero negativo
138	G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2024-06	0	0	0	0	Verdadero negativo
139	G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2024-09	0	0	0	0	Verdadero negativo

140	G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2024-10	0	0	0	0	Verdadero negativo
141	G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2025-02	0	0	0	0	Verdadero negativo
142	G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2025-04	0	0	0	0	Verdadero negativo
143	G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2025-06	0	0	0	0	Verdadero negativo
144	G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2025-08	0	0	0	0	Verdadero negativo
145	G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2025-10	0	0	0	0	Verdadero negativo
146	G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2025-11	0	0	0	0	Verdadero negativo
147	I10	Bomba sumergible de 1"	Bombas y caldero	Alta	2023-03	0	0	0	0	Verdadero negativo
148	I10	Bomba sumergible de 1"	Bombas y caldero	Alta	2023-04	0	0	0	0	Verdadero negativo
149	I10	Bomba sumergible de 1"	Bombas y caldero	Alta	2023-05	0	0	0	0	Verdadero negativo
150	I10	Bomba sumergible de 1"	Bombas y caldero	Alta	2023-11	0	0	0	0	Verdadero negativo
151	I10	Bomba sumergible de 1"	Bombas y caldero	Alta	2024-03	0	0	0	0	Verdadero negativo
152	I10	Bomba sumergible de 1"	Bombas y caldero	Alta	2024-07	0	0	0	0	Verdadero negativo
153	I10	Bomba sumergible de 1"	Bombas y caldero	Alta	2025-08	0	0	0	0	Verdadero negativo
154	I10	Bomba sumergible de 1"	Bombas y caldero	Alta	2025-11	0	0	0	0	Verdadero negativo
155	I30	Bomba agua de proceso + botoneras	Bombas y caldero	Alta	2023-08	0	0	0	1	Falso positivo
156	I30	Bomba agua de proceso + botoneras	Bombas y caldero	Alta	2024-06	0	0	0	1	Falso positivo
157	I30	Bomba agua de proceso + botoneras	Bombas y caldero	Alta	2024-07	0	0	0	1	Falso positivo
158	I30	Bomba agua de proceso + botoneras	Bombas y caldero	Alta	2025-01	0	0	0	1	Falso positivo
159	I30	Bomba agua de proceso + botoneras	Bombas y caldero	Alta	2025-02	0	0	0	1	Falso positivo
160	I30	Bomba agua de proceso + botoneras	Bombas y caldero	Alta	2025-04	0	0	0	1	Falso positivo
161	I30	Bomba agua de proceso + botoneras	Bombas y caldero	Alta	2025-05	0	0	0	1	Falso positivo
162	I30	Bomba agua de proceso + botoneras	Bombas y caldero	Alta	2025-06	0	0	0	1	Falso positivo
163	I30	Bomba agua de proceso + botoneras	Bombas y caldero	Alta	2025-07	0	0	0	1	Falso positivo
164	I30	Bomba agua de proceso + botoneras	Bombas y caldero	Alta	2025-08	0	0	0	1	Falso positivo
165	I40	Fábrica de hielo 1	Bombas y caldero	Alta	2023-06	0	0	0	1	Falso positivo
166	I40	Fábrica de hielo 1	Bombas y caldero	Alta	2023-11	0	0	0	1	Falso positivo
167	I40	Fábrica de hielo 1	Bombas y caldero	Alta	2024-01	0	0	0	1	Falso positivo
168	I40	Fábrica de hielo 1	Bombas y caldero	Alta	2025-05	0	0	0	1	Falso positivo
169	I40	Fábrica de hielo 1	Bombas y caldero	Alta	2025-06	0	0	0	1	Falso positivo
170	I40	Fábrica de hielo 1	Bombas y caldero	Alta	2025-11	0	0	0	0	Verdadero negativo
171	I50	Caldero de vapor # 1	Bombas y caldero	Alta	2023-08	0	0	0	1	Falso positivo
172	I50	Caldero de vapor # 1	Bombas y caldero	Alta	2023-10	0	0	0	0	Verdadero negativo
173	I50	Caldero de vapor # 1	Bombas y caldero	Alta	2023-11	0	0	0	0	Verdadero negativo
174	I50	Caldero de vapor # 1	Bombas y caldero	Alta	2024-07	0	0	0	0	Verdadero negativo
175	I50	Caldero de vapor # 1	Bombas y caldero	Alta	2024-10	0	0	0	0	Verdadero negativo
176	I50	Caldero de vapor # 1	Bombas y caldero	Alta	2025-02	0	0	0	0	Verdadero negativo
177	I50	Caldero de vapor # 1	Bombas y caldero	Alta	2025-06	0	0	0	0	Verdadero negativo
178	I61	Compresor 1 aire	Bombas y caldero	Alta	2023-01	0	0	0	0	Verdadero negativo
179	I61	Compresor 1 aire	Bombas y caldero	Alta	2024-02	0	0	0	0	Verdadero negativo
180	I61	Compresor 1 aire	Bombas y caldero	Alta	2024-05	0	0	0	0	Verdadero negativo
181	I61	Compresor 1 aire	Bombas y caldero	Alta	2024-07	0	0	0	0	Verdadero negativo
182	I61	Compresor 1 aire	Bombas y caldero	Alta	2024-12	0	0	0	0	Verdadero negativo
183	I61	Compresor 1 aire	Bombas y caldero	Alta	2025-05	0	0	0	0	Verdadero negativo
184	I61	Compresor 1 aire	Bombas y caldero	Alta	2025-09	0	0	0	0	Verdadero negativo

Anexo 18. Datos para validación del modelo SVR.

Evaluación modelo SVR											
Caso	**Código**	**Activo crítico**	**Área / proceso**	**Criticidad**	**Periodo**	**fecha_primer_correctivo_siguiente_mes**	**dia_condicional_correctivo_siguiente_mes**	**Día real**	**Día estimado SVR**	**Error (días)**	**Error absoluto (días)**
1	A10	ATURDIDOR	Colgado y sacrificio	Alta	2024-03	2024-04-23 00:00:00	23	23	14,19	-8,81	8,81
2	C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	Alta	2023-07	2023-08-30 00:00:00	30	30	14,2	-15,8	15,8
3	C10	Desplumadora de pollos	Escaldado y pelado	Alta	2024-04	2024-05-23 00:00:00	23	23	14,36	-8,64	8,64
4	C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	Alta	2025-06	2025-07-03 00:00:00	3	3	14,94	11,94	11,94
5	C30	ESCALDADORA	Escaldado y pelado	Alta	2025-07	2025-08-07 00:00:00	7	7	14,94	7,94	7,94
6	D60	Cadena transporte aéreo 2	Eviscerado	Alta	2023-02	2023-03-02 00:00:00	2	2	15,12	13,12	13,12
7	E50	Chiller pollos	Chillers	Alta	2023-12	2024-01-04 00:00:00	4	4	14,56	10,56	10,56
8	E50	Chiller pollos	Chillers	Alta	2025-08	2025-09-02 00:00:00	2	2	14,11	12,11	12,11
9	F10	Clasificadora y tablero de control	Clasificación y empaque	Alta	2025-07	2025-08-12 00:00:00	12	12	14,65	2,65	2,65
10	F20	Cadena de escurrido inoxidable	Clasificación y empaque	Alta	2025-05	2025-06-03 00:00:00	3	3	14,6	11,6	11,6
11	F40,1	Marinadora 1	Clasificación y empaque	Alta	2024-06	2024-07-30 00:00:00	30	30	14,17	-15,83	15,83
12	F40,1	Marinadora 1	Clasificación y empaque	Alta	2024-07	2024-08-22 00:00:00	22	22	13,9	-8,1	8,1
13	G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2023-05	2023-06-06 00:00:00	6	6	13,05	7,05	7,05
14	G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Cuartos fríos	Alta	2023-07	2023-08-25 00:00:00	25	25	14,52	-10,48	10,48
15	I30	Bomba agua de proceso + botoneras	Bombas y caldero	Alta	2023-07	2023-08-11 00:00:00	11	11	14,92	3,92	3,92
16	I30	Bomba agua de proceso + botoneras	Bombas y caldero	Alta	2024-08	2024-09-02 00:00:00	2	2	14,88	12,88	12,88
17	I40	Fábrica de hielo 1	Bombas y caldero	Alta	2024-03	2024-04-05 00:00:00	5	5	13,91	8,91	8,91
18	I40	Fábrica de hielo 1	Bombas y caldero	Alta	2024-07	2024-08-12 00:00:00	12	12	12,63	0,63	0,63
19	I61	Compresor 1 aire	Bombas y caldero	Alta	2025-07	2025-08-26 00:00:00	26	26	14,3	-11,7	11,7

Anexo 19. Datos de condición

A. Toma de datos en planta

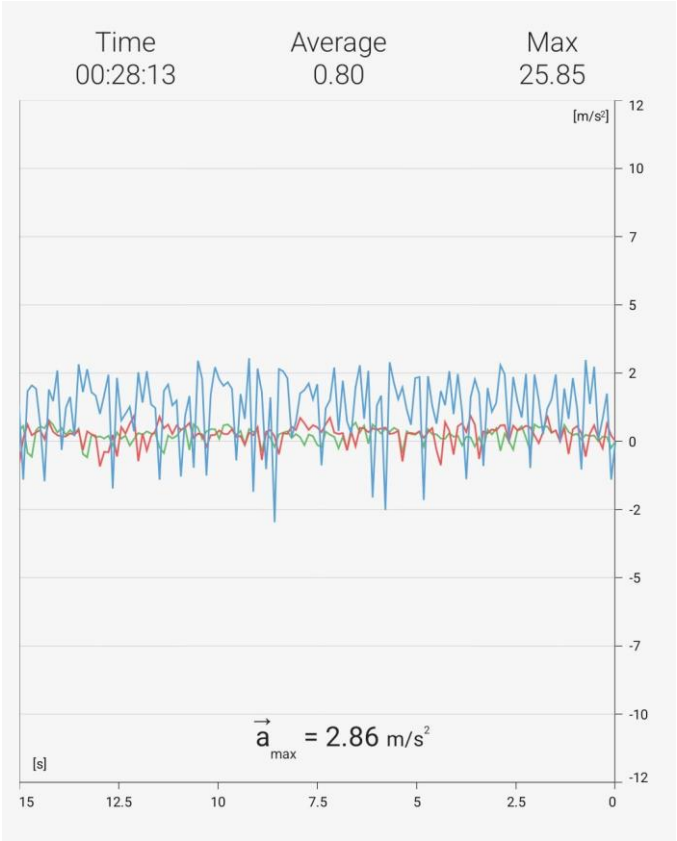





D 120
DESCOLGADOR
AUTOMÁTICO


179°
MAX


G 40
COMPRESOR 2


Time
00:28:13
Average
0.80
Max
25.85
[m/s²]
12
10
7
5
2
0
-2
-5
-7
-10
-12
$\vec{a}_{max}$ = 2.86 m/s²
[s]
15
12.5
10
7.5
5
2.5
0

B. Base de datos de condición

DATOS BASE DE CONDICIÓN									
Código	Activo crítico	Punto de medición	Potencia (HP)	Consumo de corriente de referencia (A)	Corriente nominal (A)	Temperatura (°C)	Vibración (m/s^2)	Fecha	Condición de referencia
A10	ATURDIDOR	Motor	1	1,3	2,8	18		2026-06-30 0:00:00	Operativo
A20	Cadena transporte aéreo	Motorreductor	3	4,3	8,1	17,3	0,09	2026-06-30 0:00:00	Operativo
C10	Desplumadora de pollos		3	5,5	8,1	31	0,15	2026-06-30 0:00:00	Operativo
C30	ESCALDADORA								
C30,1	Blower escaldadora								
D60	Cadena transporte aéreo 2	Motorreductor	3	4,8	8,1	17,9	0,06	2026-06-30 0:00:00	Operativo
E50	Chiller pollos	Motorreductor	2	6,19	6,5	20,7	0,42	2026-06-30 0:00:00	Operativo
F10	Clasificadora y tablero de control	Motorreductor	1	1,1	2,8	18,3	0,11	2026-06-30 0:00:00	Operativo
F11	Equipo banda de pesaje	Motorreductor	1	2,07	2,8	15,5	0,14	2026-06-30 0:00:00	Operativo
F20	Cadena de escurrido inoxidable			3,8		16,9	0,07	2026-06-30 0:00:00	Operativo
F40,1	Marinadora 1	Motor	3	2,87	8,1		1,87	2026-06-30 0:00:00	Operativo
F40,2	Marinadora 2	Motor	3	3,3	8,1	16,5	2,1	2026-06-30 0:00:00	Operativo
G10	Cuarto frío 1 y tablero de control	Motor	20	42,6	51	24,8	0,19	2026-06-30 0:00:00	Operativo
G30	Cuarto frío 3 y tablero de control	Motor	20	45,3	51	24,1	0,22	2026-06-30 0:00:00	Operativo
G40	Cuarto frío 4 y tablero de control	Motor	25	55,7	62	25,7	0,16	2026-06-30 0:00:00	Operativo
G50	Cuarto frío 5 y tablero de control	Motor	25	54,1	62	24,3	0,18	2026-06-30 0:00:00	Operativo
I10	Bomba sumergible de 1"	Motor	1	2,15	2,8	22,9	1,54	2026-06-30 0:00:00	Operativo
I30	Bomba agua de proceso + botoneras	Motor	15	30,6	39,4	20,5	0,26	2026-06-30 0:00:00	Operativo
I40	Fábrica de hielo 1	Motorreductor	50	88,9	120	24,3	0,12	2026-06-30 0:00:00	Operativo
I50	Caldero de vapor # 1								
I61	Compresor 1 aire	Motor	10	19,5	24,8	37,6	2,86	2026-06-30 0:00:00	Operativo

Anexo 20. Manual de usuario

UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS

CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

MANUAL DE USUARIO DEL PROTOTIPO
SISTEMA DE GESTIÓN DE MANTENIMIENTO PREDICTIVO

Reproavi Cía. Ltda.

Autor: Geovanny Patricio Lara Puerres

Ibarra - Ecuador

2026

Contenido

1. Objetivo 3

2. Alcance 3

3. Menú principal de la interfaz 3

4. Uso del panel general 3

5. Consulta de la ficha del activo 5

6. Registro de nueva medición manual 6

7. Interpretación de mediciones y alertas de condición 7

8. Registro de nueva intervención de mantenimiento 8

9. Eliminación de registros ingresados por error 9

10. Consulta de alertas de condición 9

11. Consulta del historial cronológico 10

12. Actualización y reentrenamiento del modelo de IA 11

13. Recomendaciones de uso 12

14. Errores comunes y acciones correctivas 12

15. Recomendación final 12

1. Objetivo

Guiar al personal de mantenimiento en el uso del prototipo del Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo, explicando de forma secuencial cómo consultar activos, registrar información, revisar alertas y actualizar el modelo de IA.

2. Alcance

El manual cubre el uso de las pantallas principales del prototipo: Panel General, Ficha del Activo, Nueva Medición, Registrar Manto., Alertas de Condición, Historial Cronológico y Actualización del Modelo.

La interfaz funciona como herramienta de apoyo. Las alertas y predicciones orientan la revisión técnica, pero no reemplazan el criterio del personal de mantenimiento.

3. Menú principal de la interfaz

La navegación se realiza desde el menú lateral izquierdo. Cada opción permite acceder a una función específica del sistema.

Opción	Uso principal
Panel General	Revisar el estado global de los activos críticos.
Ficha del Activo	Consultar información, condición, predicciones e historial de cada activo.
Nueva Medición	Ingresar temperatura, corriente o vibración de forma manual.
Registrar Manto.	Registrar una nueva intervención de mantenimiento.
Alertas de Condición	Revisar activos que requieren atención o seguimiento.
Historial Cronológico	Consultar mediciones, mantenimientos, alertas y predicciones por activo.
Actualización del Modelo	Actualizar los modelos SVM y SVR con la información acumulada.

4. Uso del panel general

El Panel General es la pantalla inicial. Permite revisar de forma rápida el estado de los activos críticos monitoreados, como se muestra en la figura 1.

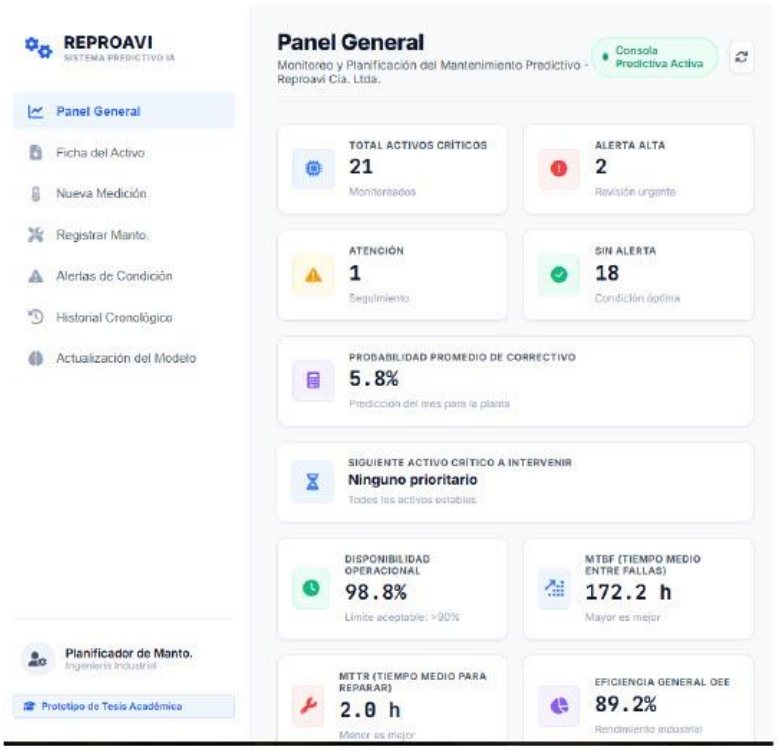


Figura 1. Panel general del prototipo.

Para utilizar esta pantalla:

1. Revise el total de activos críticos monitoreados.
2. Observe los activos en alerta alta, en atención y sin alerta.
3. Revise la clasificación de riesgo de correctivo para el mes calendario siguiente.
4. Revise los activos priorizados para seguimiento o revisión.
5. Use la tabla de activos para ubicar el equipo requerido.
6. Seleccione Ver ficha para abrir la información individual del activo.

Los estados del panel permiten priorizar la revisión:

- **Normal** indica condición estable;
- **Atención** indica seguimiento;
- **Alerta** alta indica revisión prioritaria.

5. Consulta de la ficha del activo

La Ficha del Activo concentra la información del equipo seleccionado. Debe revisarse antes de registrar una nueva medición o tomar una decisión de mantenimiento.

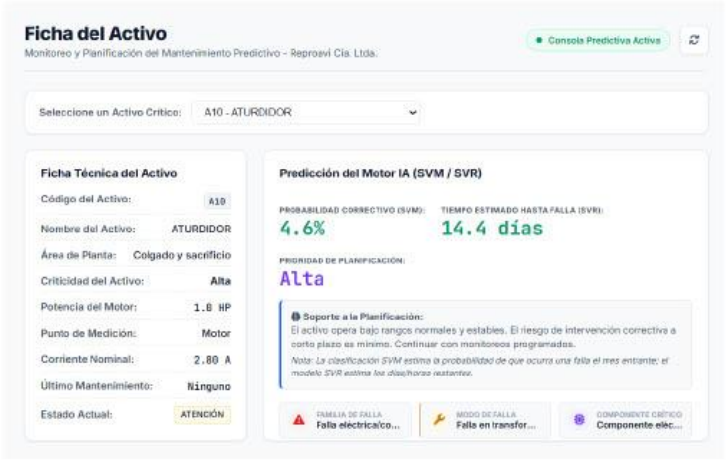


Figura 2. Consulta de ficha del activo.



Figura 3. Línea base, mediciones recientes y tendencias.

Para consultar un activo:

1. Ingrese a Ficha del Activo desde el menú lateral.
2. Seleccione el código o nombre del activo crítico.
3. Revise los datos generales del equipo: código, nombre, área, criticidad y estado.
4. Revise la clasificación de riesgo de correctivo y, cuando corresponda, el día aproximado estimado dentro del mes calendario siguiente.
5. Revise la línea base de condición.
6. Compare las mediciones recientes con los valores base.
7. Observe las tendencias de temperatura, corriente y vibración.
8. Consulte el historial de intervenciones ubicado en la parte inferior.

Esta pantalla permite revisar el comportamiento del equipo y decidir si requiere seguimiento, inspección o intervención.

6. Registro de nueva medición manual

La opción Nueva Medición permite ingresar valores de temperatura, corriente y vibración tomados manualmente por el personal de mantenimiento.

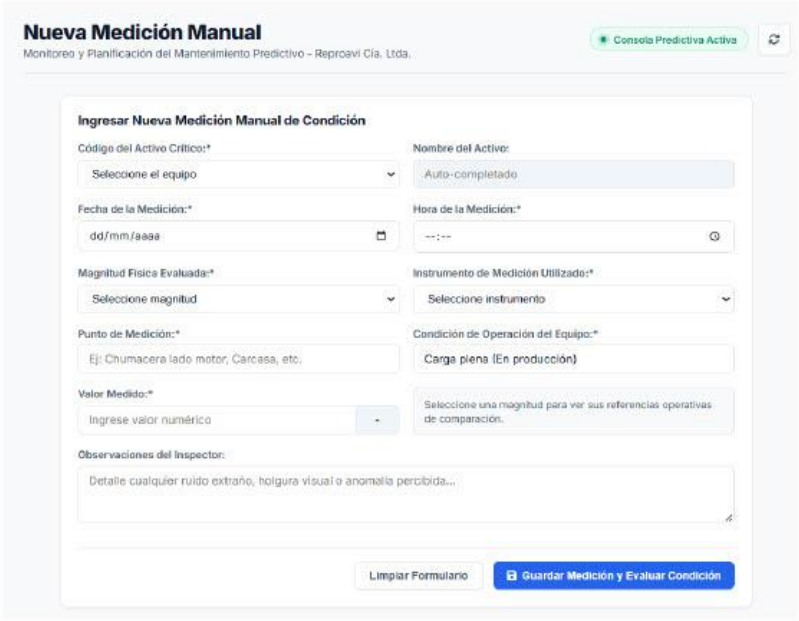


Figura 4. Formulario de registro de nueva medición manual.

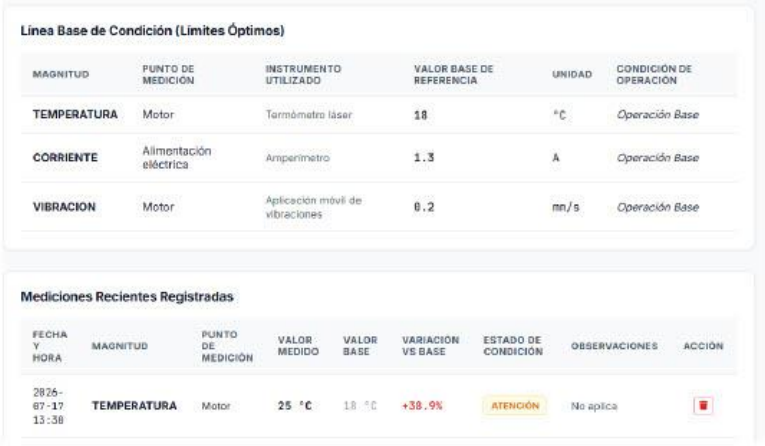
Para registrar una medición:

1. Ingrese a Nueva Medición.
2. Seleccione el código del activo crítico.
3. Verifique que el nombre del activo se cargue correctamente.
4. Ingrese fecha y hora de la medición.
5. Seleccione la magnitud física evaluada: temperatura, corriente o vibración.
6. Seleccione el instrumento utilizado: termómetro láser, amperímetro o aplicación móvil de vibraciones.
7. Especifique el punto de medición.
8. Indique la condición de operación del equipo.
9. Digite el valor medido y verifique la unidad.
10. Agregue observaciones si existe ruido, vibración, calentamiento, fuga, holgura u otra condición anormal.
11. Presione Guardar Medición y Evaluar Condición.

Después de guardar, el sistema compara la medición con la línea base. En motores, la corriente también se compara con la corriente nominal. Si el valor supera el criterio definido, se genera una alerta para revisión.

7. Interpretación de mediciones y alertas de condición

Las mediciones registradas se muestran junto con el valor base, la variación y el estado de condición.



Línea Base de Condición (Límites Óptimos)

MAGNITUD	PUNTO DE MEDICIÓN	INSTRUMENTO UTILIZADO	VALOR BASE DE REFERENCIA	UNIDAD	CONDICIÓN DE OPERACIÓN
TEMPERATURA	Motor	Termómetro láser	18	°C	*Operación Base*
CORRIENTE	Alimentación eléctrica	Amperímetro	1.3	A	*Operación Base*
VIBRACION	Motor	Aplicación móvil de vibraciones	0.2	mm/s	*Operación Base*

Mediciones Recientes Registradas

FECHA Y HORA	MAGNITUD	PUNTO DE MEDICIÓN	VALOR MEDIDO	VALOR BASE	VARIACIÓN VS BASE	ESTADO DE CONDICIÓN	OBSERVACIONES	ACCIÓN
2026-07-17 13:38	TEMPERATURA	Motor	25 °C	18 °C	+38.9%	ATENCIÓN	No aplica	

Figura 5. Comparación de mediciones frente a la línea base.

Para interpretar los resultados:

- **Normal:** la medición se mantiene dentro del comportamiento esperado.
- **Atención:** existe una variación que requiere seguimiento.
- **Alerta alta:** la desviación es relevante y el activo debe revisarse con prioridad.

En corriente, la alerta se genera cuando el valor medido supera la corriente nominal del motor. En temperatura y vibración, se genera cuando existe un incremento importante respecto a la línea base o al comportamiento reciente.

8. Registro de nueva intervención de mantenimiento

La opción Registrar Manto. permite agregar una intervención al historial del activo. Este registro queda disponible para futuras consultas y reentrenamientos del modelo.

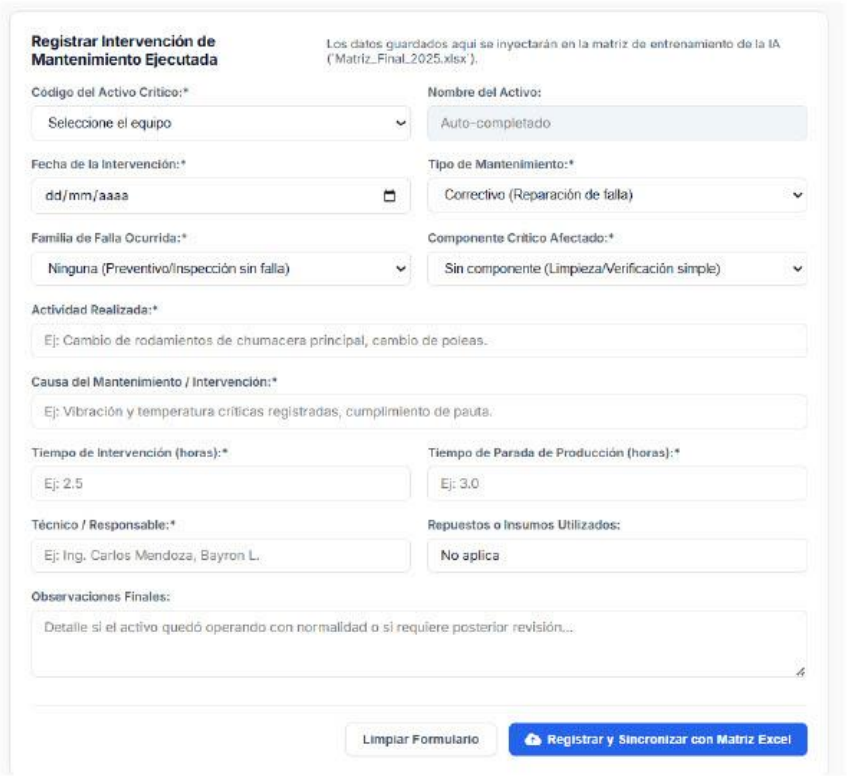


Figura 6. Formulario de registro de intervención de mantenimiento.

Para registrar un mantenimiento:

1. Ingrese a Registrar Manto.
2. Seleccione el código del activo crítico.
3. Verifique que el nombre del activo corresponda al equipo intervenido.
4. Ingrese la fecha de intervención.
5. Seleccione el tipo de mantenimiento: preventivo, correctivo, predictivo o inspección.
6. Seleccione la familia de falla cuando aplique.
7. Indique el componente crítico afectado.
8. Describa la actividad realizada.
9. Registre la causa de la intervención.
10. Ingrese el tiempo de intervención y el tiempo de parada de producción.
11. Escriba el técnico responsable.
12. Registre repuestos o insumos utilizados.
13. Agregue observaciones finales.
14. Presione Registrar y Sincronizar con Matriz Excel.

Antes de guardar, revise que el tipo de mantenimiento, los tiempos y la causa estén correctamente ingresados.

9. Eliminación de registros ingresados por error

Cuando una medición o un mantenimiento se registra de forma incorrecta, el usuario puede eliminar el registro desde la interfaz.

1. Ubique el registro incorrecto en la ficha del activo o en el historial correspondiente.
2. Revise que se trate del dato que desea eliminar.
3. Haga clic en el ícono de basurero ubicado en la columna de acción.
4. Confirme la eliminación si el sistema solicita confirmación.
5. Vuelva a ingresar el dato correcto desde Nueva Medición o Registrar Manto., según corresponda.

Esta opción debe usarse solo para corregir registros mal ingresados. No se recomienda eliminar registros válidos, porque forman parte del historial del activo.

10. Consulta de alertas de condición

La pantalla Alertas de Condición muestra los activos que presentan desviaciones o requieren seguimiento.

1. Ingrese a Alertas de Condición.
2. Identifique el activo asociado a la alerta.

3. Revise la magnitud que originó la alerta: corriente, temperatura o vibración.
4. Lea el motivo de la alerta.
5. Revise la probabilidad de correctivo y los días estimados hasta el próximo correctivo.
6. Determine si el activo requiere inspección, seguimiento o intervención.

La alerta es una señal de apoyo para la decisión. No debe interpretarse como una orden automática de mantenimiento.

11. Consulta del historial cronológico

El Historial Cronológico permite revisar los eventos registrados para un activo, incluyendo mediciones, intervenciones, alertas y predicciones.

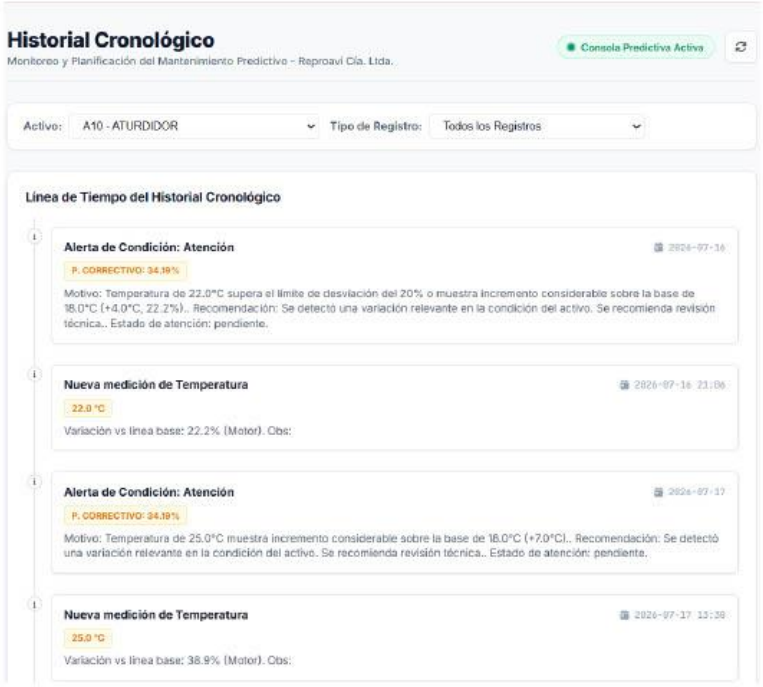


Figura 7. Historial cronológico del activo.

Para consultar el historial:

1. Ingrese a Historial Cronológico.
2. Seleccione el activo crítico.
3. Filtre por tipo de registro si es necesario.

4. Revise los eventos ordenados por fecha.
5. Relacione las mediciones previas con las intervenciones o alertas generadas.

Esta pantalla facilita la revisión de antecedentes y permite observar cómo cambió la condición del equipo antes de una intervención.

12. Actualización y reentrenamiento del modelo de IA

La opción Actualización del Modelo permite recalcular los modelos de IA con la información acumulada en la base de datos.



Figura 8. Pantalla de actualización y reentrenamiento del modelo.

Para ejecutar la actualización:

1. Ingrese a Actualización del Modelo.
2. Verifique que la consola predictiva se encuentre activa.
3. Confirme que el sistema indique Modelos listos.
4. Presione Reentrenar Modelos de IA.
5. Espere a que el sistema procese la base histórica actualizada.
6. Revise el estado final del reentrenamiento.
7. Regrese al Panel General para consultar las predicciones actualizadas.

Durante el reentrenamiento, el sistema procesa la base histórica actualizada y recalcula el modelo SVM para clasificar la ocurrencia de al menos un correctivo en el mes calendario

siguiente y el modelo SVR para estimar el día aproximado del primer correctivo dentro de ese mes.

13. Recomendaciones de uso

- Registrar las mediciones con el equipo en una condición de operación identificable.
- Usar siempre el mismo punto de medición para comparar correctamente con la línea base.
- Verificar la unidad antes de guardar una medición.
- No dejar campos obligatorios vacíos.
- Registrar observaciones claras.
- Revisar las alertas altas antes que las alertas de atención.
- Consultar la ficha del activo antes de tomar una decisión.
- Registrar cada intervención realizada.
- Eliminar únicamente los registros ingresados de forma incorrecta.
- Interpretar las predicciones como apoyo a la planificación y no como una decisión automática o una fecha exacta de falla.

14. Errores comunes y acciones correctivas

Situación	Acción recomendada
No se puede guardar una medición.	Verificar que todos los campos obligatorios estén completos.
El valor medido no corresponde a la unidad.	Corregir la magnitud o la unidad antes de guardar.
La alerta parece incorrecta.	Revisar la línea base, el valor nominal y el punto de medición.
Se llenó mal una medición o mantenimiento.	Eliminar el registro con el ícono de basurero y volver a ingresar el dato correcto.
El activo no aparece en la lista.	Verificar que el activo esté registrado como crítico en la base.
El reentrenamiento no inicia.	Confirmar que la consola predictiva esté activa y que existan datos disponibles.

15. Recomendación final

El uso correcto del prototipo depende de la calidad de los datos ingresados. La consulta de activos, el registro de mediciones y mantenimientos, la revisión de alertas y la actualización de los modelos permiten mantener una base histórica organizada para apoyar la planificación del mantenimiento.

El sistema debe utilizarse como herramienta de apoyo para priorizar revisiones y organizar la información, manteniendo el criterio técnico del personal de mantenimiento como elemento principal de decisión.

Anexo 21. Propuesta Final

UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS

CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

PROPUESTA CONCEPTUAL
SISTEMA DE GESTIÓN DE MANTENIMIENTO PREDICTIVO

Reproavi Cía. Ltda.

Autor: Geovanny Patricio Lara Puerres

Ibarra - Ecuador

2026

Contenido

1. Objetivo de la propuesta 3

2. Alcance de la propuesta 3

3. Componentes del sistema 3

4. Entradas del sistema 3

5. Organización por activo crítico 4

6. Flujo funcional propuesto 4

7. Lógica de alertas 5

8. Motor predictivo definido 5

9. Interfaz del prototipo 5

10. Actualización progresiva del sistema 6

11. Resultado final 6

1. Objetivo de la propuesta

Definir la estructura técnica y funcional del Sistema de Gestión de Mantenimiento Predictivo propuesto para Reproavi Cía. Ltda., a partir del diagnóstico, la selección de activos críticos y los modelos predictivos evaluados.

La propuesta organiza la información por activo crítico, presenta resultados predictivos, incorpora mediciones manuales de condición, genera alertas y conserva datos para futuras actualizaciones del modelo.

2. Alcance de la propuesta

La propuesta corresponde a un diseño conceptual y a un prototipo de apoyo a la planificación del mantenimiento. No representa una implementación operativa en planta ni contempla sensores automáticos, IoT, SCADA o captura de datos en tiempo real.

El sistema utiliza registros históricos, línea base de condición, mediciones manuales de condición y nuevos mantenimientos ingresados por el usuario.

3. Componentes del sistema

El sistema quedó organizado en cuatro componentes principales.

Componente	Función	Resultado
Interfaz de usuario	Consultar activos, ingresar datos, revisar alertas y ejecutar reentrenamiento.	Uso claro por parte del personal de mantenimiento.
Base de datos	Almacenar información por activo y fecha.	Historial trazable y ampliable.
Procesamiento de información	Validar registros, actualizar indicadores, tendencias y datos para IA.	Información lista para consulta y análisis.
Motor predictivo	Ejecutar SVM y SVR	Clasificación del riesgo de correctivo en el mes siguiente y referencia temporal aproximada del primer correctivo.

Nota. Elaboración propia.

4. Entradas del sistema

Entrada	Contenido	Uso
Registros históricos	Intervenciones, fechas, causas, tiempos, repuestos y observaciones.	Base inicial para indicadores y modelos.
Línea base de condición	Valores tomados con el equipo en funcionamiento óptimo.	Referencia para comparar nuevas mediciones y

		apoyar la generación de alertas.
Nuevas mediciones manuales	Temperatura, corriente y vibración.	Seguimiento de condición y generación de alertas complementarias
Nuevos mantenimientos	Intervenciones registradas desde la interfaz.	Actualización del historial y futura actualización de los modelos.

Nota. Elaboración propia.

5. Organización por activo crítico

La información se concentra en una ficha por activo crítico. Esta ficha permite consultar en un solo lugar la información necesaria para revisar el comportamiento del equipo.

Bloque	Contenido
Identificación	Código, nombre, área, criticidad y estado actual.
Historial	Intervenciones preventivas, correctivas, predictivas o inspecciones.
Línea base	Valores base de temperatura, corriente y vibración por punto de medición.
Mediciones recientes	Lecturas ingresadas manualmente, con fecha, instrumento y observaciones.
Predicciones	Clasificación del riesgo de correctivo en el mes siguiente y día aproximado del primer correctivo dentro de ese mes.
Alertas	Avisos por desviaciones relevantes de condición o superación de valores nominales.

Nota. Elaboración propia.

6. Flujo funcional propuesto

El flujo del sistema se definió como una secuencia de ingreso, almacenamiento, procesamiento, predicción, visualización y actualización.

Etapa	Descripción
Ingreso	El usuario consulta activos e ingresa mediciones o mantenimientos.
Almacenamiento	Los registros se guardan por activo y fecha.
Procesamiento	El sistema valida datos y actualiza indicadores, tendencias y datos para IA.
Predicción	El SVM clasifica la ocurrencia de correctivo en el mes siguiente y el SVR estima el día aproximado del primer correctivo dentro de ese mes.
Visualización	La interfaz presenta resultados, alertas, tendencias e historial.
Actualización	Los nuevos registros quedan disponibles para futuras actualizaciones del sistema.

Nota. Elaboración propia.

7. Lógica de alertas

Las alertas se generan a partir de la comparación entre nuevas mediciones, línea base de condición y valores nominales cuando corresponda.

Magnitud	Referencia	Criterio
Corriente	Corriente nominal del motor y línea base.	Alerta cuando supera el valor nominal o muestra incremento relevante.
Temperatura	Línea base en funcionamiento óptimo.	Alerta cuando aumenta de forma considerable respecto a la línea base.
Vibración	Línea base y comportamiento reciente.	Alerta cuando existe incremento brusco o tendencia creciente.

Nota. Elaboración propia.

Las alertas son señales de revisión técnica. No constituyen órdenes automáticas de mantenimiento.

8. Motor predictivo definido

Salida	Modelo	Interpretación
Riesgo de correctivo en el mes calendario siguiente	SVM	Clasificación de la ocurrencia de al menos un correctivo durante el mes calendario siguiente.
Día aproximado del primer correctivo en el mes siguiente	SVR	Referencia temporal condicionada a que exista al menos un correctivo en el mes calendario siguiente.

Nota. Elaboración propia.

9. Interfaz del prototipo

La interfaz se organizó en pantallas simples para consultar, registrar, revisar y actualizar información.

Pantalla	Función
Panel general	Mostrar el estado global de activos críticos.
Ficha del activo	Consultar información específica del equipo.
Nueva medición	Registrar temperatura, corriente o vibración.
Registrar mantenimiento	Ingresar una nueva intervención al historial.
Alertas de condición	Revisar activos con desviaciones o prioridad de atención.
Historial cronológico	Consultar eventos ordenados por fecha.
Actualización del modelo	Representar el proceso de actualización y reentrenamiento de los modelos.

Nota. Elaboración propia.

10. Actualización progresiva del sistema

Las nuevas mediciones y los nuevos mantenimientos se almacenan en la base de datos y amplían el historial del activo. Los registros de mantenimiento pueden incorporarse en futuras actualizaciones de los modelos, mientras que las mediciones de condición se conservan como información complementaria para seguimiento y posibles desarrollos posteriores.

En una futura implementación, el proceso de actualización permitiría reconstruir la base de modelado y reentrenar el SVM para clasificar la ocurrencia de al menos un correctivo en el mes calendario siguiente y el SVR para estimar el día aproximado del primer correctivo dentro de ese mes, condicionado a que exista un evento correctivo.

Paso	Acción
1	Ingreso de nuevas mediciones o mantenimientos.
2	Almacenamiento del registro por activo y fecha.
3	Actualización de tendencias e historial.
4	Reconstrucción de la base de modelado con la información disponible.
5	Reentrenamiento de los modelos SVM y SVR.
6	Generación de nuevas salidas predictivas.

Nota. Elaboración propia.

11. Resultado final

El resultado es un prototipo conceptual que integra la consulta de activos críticos, resultados predictivos, registro de mediciones de condición, registro de mantenimientos, alertas e historial de información.

La propuesta mantiene el alcance de la investigación y funciona como una herramienta conceptual de apoyo a la planificación del mantenimiento, sin constituir una implementación operativa en planta.