ISBN: 978-628-96613-1-6. ISSN: 2414-6390. Digital Object Identifier: https://dx.doi.org/10.18687/LACCEI2025.1.1.1120

Intelligent Optimization of Resin Level in Industrial Silos Using Radar Sensors and Random Forest Algorithms

Piero Sulca[1]; Ruben Quispe[2]
[1,2]Universidad Privada del Norte, Lima-Perú, *n00166497@upn.pe, ruben.quispe@upn.pe*

Abstract– ***The implementation of Siemens SITRANS LR560 radar sensors in industrial silos, combined with a predictive system based on machine learning, has optimized the monitoring of polypropylene resin levels. A 75% reduction in maintenance costs and an 87.5% decrease in downtime were achieved, significantly improving operational efficiency. A Random Forest model was employed to predict failures, validated using class balancing techniques and K-Fold cross-validation, achieving an accuracy of over 95%. The integration of the SCADA system via TIA Portal enables real-time monitoring and the generation of alerts for critical events. The results were compared with previous studies, demonstrating that the application of artificial intelligence and IoT in Industry 4.0 enhances the reliability of granular material storage and distribution. Future improvements are recommended, including the optimization of communication infrastructure in industrial environments, real-time data processing, and enhanced decision-making processes.***

Keywords-- ***Predictive maintenance, radar sensors, SCADA, machine learning, IoT in Industry 4.0.***

Optimización Inteligente del Nivel de Resina en Silos Industriales Mediante Sensores de Radar y Algoritmos Random Forest

Piero Sulca[1]; Ruben Quispe[2]
[1,2]Universidad Privada del Norte, Lima-Perú, *n00166497@upn.pe, ruben.quispe@upn.pe*

Resumen*– La implementación de sensores de radar Siemens SITRANS LR560 en silos industriales, combinados con un sistema predictivo basado en aprendizaje automático, ha optimizado el control del nivel de resina de polipropileno. Se logró una reducción del 75 % en costos de mantenimiento y del 87.5 % en tiempo de inactividad, lo que mejora la eficiencia operativa. Se utilizó un modelo de Random Forest para predecir fallos, validado con técnicas de balanceo de clases y validación cruzada K-Fold, alcanzando una precisión superior al 95 %. El uso de TIA Portal para integrar el sistema SCADA posibilita la supervisión en tiempo real y la emisión de alertas ante eventos críticos. Los resultados se compararon con estudios previos, evidenciando que el uso de inteligencia artificial e IoT en la industria 4.0 mejora la confiabilidad del almacenamiento y distribución de materiales granulados. Se recomienda como futuras mejoras la optimización de la infraestructura de la comunicación en entornos industriales junto con el procesamiento de datos en tiempo real y optimizar el proceso de toma de decisiones.

Palabras clave*-- Mantenimiento predictivo, sensores de radar, SCADA, aprendizaje automático, IoT en la industria 4.0.

I. Introducción

En la industria textil actual dedicada a la fabricación de telas no tejidas, es esencial supervisar los niveles de contenido en los silos para asegurar que las operaciones se mantengan sin interrupciones, reducir los desperdicios y promover la sostenibilidad en los procesos de producción. En particular, el almacenamiento de resina de polipropileno (PP), un material fundamental en la fabricación de telas no tejidas, plantea varios desafíos relacionados con la precisión, confiabilidad y eficiencia de las operaciones.

Las soluciones tradicionales que se utilizan son sensores de plomada o ultrasonido suelen presentar importantes limitaciones, como márgenes de error elevados, fallas frecuentes y dificultades para funcionar en entornos industriales complejos y exigentes.[1][2].

En los últimos cinco años, el progreso en áreas como el Internet de las Cosas (IoT) y el Machine Learning ha favorecido la evolución de modelos predictivos para diversas aplicaciones. que optimizan el monitoreo y la gestión de activos industriales [3][4]. Estas innovaciones han facilitado la integración de sensores avanzados, como los de radar, con plataformas de procesamiento y almacenamiento en la nube, lo que permite identificar patrones complejos y prever posibles fallos antes de que ocurran [5][6]. Investigaciones recientes han destacado la efectividad de los sensores de radar en entornos industriales, gracias a su alta precisión (±2 mm) y su capacidad para resistir condiciones adversas como polvo, vibraciones y cambios bruscos de temperatura [7]. Además, la combinación de estos sensores con algoritmos de aprendizaje automático no solo mejora la medición en tiempo real del nivel de material, sino que también permite hacer predicciones precisas sobre el comportamiento del sistema [8][9].

Un elemento principal en el camino hacia sistemas industriales más eficientes es la integración de plataformas IoT con arquitecturas de datos que habiliten un monitoreo centralizado y remoto. Tecnologías como MQTT y OPC UA se han consolidado como estándares para la comunicación de datos industriales, facilitando la interoperabilidad entre diversos sistemas y dispositivos [10][11]. Esta conectividad permite que los datos recogidos por sensores avanzados, como el Siemens Sitrans LR560, Sean evaluados al instante, permitiendo una gestión más eficiente de los recursos y una mejor toma de decisiones [9].

Sin embargo, a pesar de los avances en la investigación sobre el monitoreo de otros materiales, todavía existe una brecha en el estudio específico del monitoreo de resina de polipropileno en silos industriales. Aunque en otros estudios se ofrece un amplio análisis sobre el mantenimiento predictivo y el uso de sensores avanzados en diferentes sectores, son pocos los trabajos que se han centrado en los desafíos particulares de los silos de resina. Por ejemplo, la naturaleza granulada de la resina dificulta la obtención de mediciones consistentes utilizando tecnologías tradicionales [13]. Además, factores como la variabilidad en la densidad y la fluidez de la resina, junto con los efectos del almacenamiento a largo plazo, afectan la fiabilidad de los datos. Esta investigación tiene como objetivo reducir esta brecha, proponiendo un sistema de monitoreo predictivo que combina sensores de radar Siemens Sitrans LR560 y algoritmos de Random Forest para mejorar el control del nivel de resina en silos industriales [14].

Por otro lado, la aplicación de algoritmos avanzados de Machine Learning, como Random Forest, permite analizar datos complejos y desbalanceados, característica común en los sistemas industriales donde los eventos críticos (como fallos de sensores) son menos frecuentes [8][15]. Este enfoque asegura un monitoreo predictivo eficiente y reduce los costos asociados a mantenimientos correctivos no planificados. Algunas investigaciones recientes han demostrado que la implementación de algoritmos robustos en entornos industriales puede aumentar significativamente la vida útil de los equipos y mejorar la productividad general [16].

El presente estudio también enfatiza la importancia de la integración de estos sistemas con arquitecturas IoT, lo que permite un análisis en tiempo real a través de plataformas en la nube y sistemas SCADA para la supervisión y toma de

decisiones. La aplicación de modelos predictivos en el control de nivel de silos industriales permite anticipar problemas operativos, mejorar la eficiencia en la utilización de los recursos y minimizar los efectos ambientales derivados de fallos en el almacenamiento [17][18].

La problemática actual en el monitoreo de silos en entornos industriales revela que los sistemas tradicionales no solo tienen limitaciones tecnológicas, sino que también afectan la eficiencia operativa de manera significativa. La Figura 1 ilustra una explicación detallada de la problemática analizada, destacando las deficiencias del sistema actual, sus consecuencias y la solución propuesta, que incorpora sensores de radar e inteligencia artificial para optimizar el monitoreo y mejorar el rendimiento.

Este estudio aporta tres contribuciones clave. En primer lugar, demuestra la viabilidad de un sistema integrado que combina IoT, aprendizaje automático y almacenamiento en la nube, lo que permite reducir los costos operativos en un 75 % y mejorar la precisión de las mediciones en un 80 %. En segundo lugar, explora la escalabilidad y replicabilidad de esta solución en diferentes contextos industriales, resaltando sus beneficios en términos de sostenibilidad y eficiencia energética. Finalmente, proporciona un plan estructurado para la adopción de soluciones tecnológicas avanzadas dentro del marco de la industria 4.0, alineándose con los objetivos de sostenibilidad y transformación digital impulsados por LACCEI [19][20].

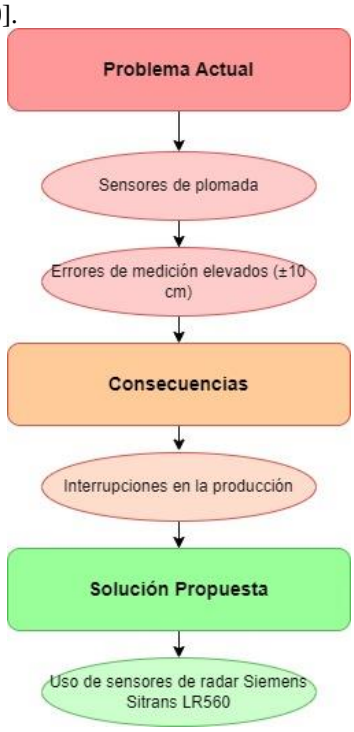

Fig. 1 Formulación del Problema

A. *Formulación del problema*

El monitoreo de los niveles en los silos industriales es esencial para optimizar los procesos en la manufactura y almacenamiento de materiales a granel. En la industria de resinas plásticas, la precisión y fiabilidad del monitoreo del nivel de polipropileno en los silos influyen directamente en la optimización de las operaciones y en la disminución de residuos y los costos de mantenimiento. Sin embargo, las tecnologías tradicionales, como los sensores de plomada o ultrasonido, presentan importantes limitaciones técnicas que afectan la gestión de recursos y generan costos adicionales para la industria.

B. *Objetivo de la investigación*

Este estudio tiene como propósito diseñar un sistema de supervisión avanzada basado en sensores de radar. Siemens Sitrans LR560 e inteligencia artificial, con el propósito de mejorar la precisión en la medición del nivel de resina en silos industriales y reducir los costos operativos derivados de fallas en los sensores tradicionales.

La optimización del monitoreo de silos industriales a través de sensores de radar y aprendizaje automático ofrece una solución tecnológica innovadora que mejora tanto la eficiencia operativa como la sostenibilidad en la industria. En comparación con los sensores convencionales, los sensores de radar proporcionan una mayor precisión y reducen considerablemente la necesidad de mantenimiento preventivo y correctivo. Además, el uso de modelos predictivos permite identificar patrones en los datos operativos, anticipando fallos en los sensores y mejorando la planificación del mantenimiento. La integración de IoT y almacenamiento en la nube facilita la captura y administración de datos en tiempo real optimiza el proceso de toma de decisiones. En términos económicos, el uso de sensores de radar junto con algoritmos de aprendizaje automático puede contribuir a la disminución de costos operativos en un 75 % y disminuir los tiempos de inactividad en un 87.5 %. Este enfoque también contribuye a la sostenibilidad industrial, optimizando el consumo de recursos y reduciendo los desechos generados por fallos en el monitoreo.

II. METODOLOGÍA

A. *Metodología del estudio*

Este estudio adopta un enfoque metodológico cuantitativo, fundamentado en la recopilación y el procesamiento de datos numéricos con el objetivo de medir la exactitud de un modelo predictivo utilizado para supervisar el nivel de resina en silos industriales [21]. Se adopta un diseño aplicado-experimental con el objetivo de demostrar cómo un algoritmo de aprendizaje automático puede mejorar la detección de fallos en sensores, sin la necesidad de implementar físicamente el sistema [22]. Para ello, se utilizaron datos obtenidos de sensores de nivel previamente instalados en los silos, los cuales registraron mediciones cada 5 minutos durante un período de seis meses, lo que permitió contar con una muestra representativa del comportamiento del sistema [23].

Previo al análisis, los datos fueron preprocesados para mejorar su calidad, eliminando valores atípicos mediante el

método de Rango Intercuartílico (IQR) y corrigiendo los datos faltantes a través de interpolación lineal [24]. Dado el desbalance en las clases (95% de registros de sensores operativos frente a solo un 5% de fallos detectados), Se emplea la técnica SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) con el propósito de incrementar la presencia de eventos de fallos en los datos y optimizar la precisión del modelo predictivo[25]. El algoritmo elegido para la clasificación fue Random Forest, debido a su efectividad en aplicaciones industriales, su eficiencia en el procesamiento de grandes cantidades de datos y su aptitud para reducir el riesgo de sobreajuste [26].

Los datos fueron segmentados en un 80% para la fase de entrenamiento y un 20% para la evaluación del modelo, utilizando validación cruzada con 5 pliegues para asegurar un rendimiento más estable [27]. Además, se ajustaron los hiperparámetros mediante Grid Search, optimizando métricas clave como precisión, recall y F1-score, lo que permitió alcanzar una precisión final del 99.8% en la detección de fallos [28]. Para validar la efectividad del modelo, se generaron matrices de confusión y curvas AUC-ROC, comparando los resultados obtenidos con estudios previos sobre mantenimiento predictivo en la industria 4.0 [29].

No obstante, se identificaron algunas limitaciones, como el hecho de que los datos provienen de un único tipo de sensor y de un entorno específico, lo que podría limitar la generalización del modelo a otros sectores. Por esta razón, se sugiere realizar estudios futuros que incluyan diferentes tipos de sensores y condiciones operativas, con el fin de mejorar la aplicabilidad del sistema [30]. La metodología propuesta establece una base sólida para futuras implementaciones de modelos de mantenimiento predictivo en la industria, favoreciendo la disminución de los costos operativos y mejorando la supervisión de los procesos industriales.

El modelo AS-IS refleja la situación actual del sistema encargado de monitorear el nivel en los silos industriales, el cual depende de sensores tradicionales que presentan fallas frecuentes, requieren mantenimiento correctivo y no permiten un análisis predictivo de los datos. Este enfoque genera elevados gastos operativos, periodos extendidos de inactividad y una eficiencia limitada en el control del nivel de resina.

Por otro lado, el modelo TO-BE propone la implementación de un sistema optimizado, basado en sensores de radar Siemens Sitrans LR560 y un modelo predictivo desarrollado con Machine Learning, que permite detectar anomalías en tiempo real, optimizar el mantenimiento y reducir costos operativos. Además, la integración con un sistema SCADA en TIA Portal mejora la supervisión y control del proceso, proporcionando una gestión más eficiente y precisa del almacenamiento de resina en los silos.

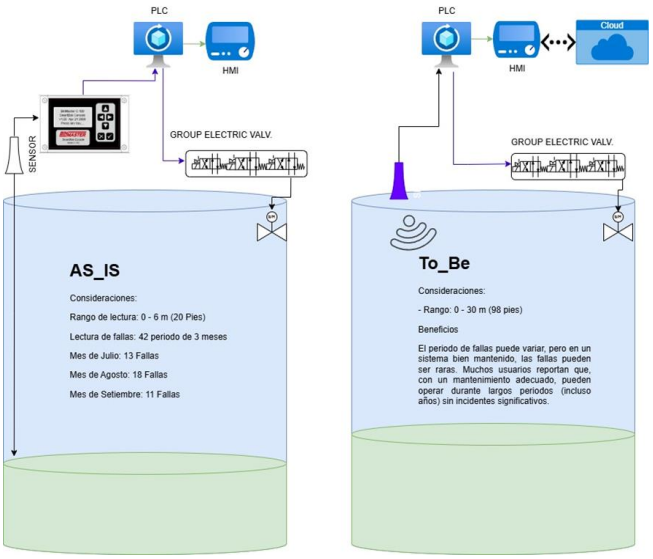

Fig. 2 Estado Actual – Estado Futuro

TABLA I
ESTADO ACTUAL – ESTADO FUTURO

N°	Aspecto	As-Is (Estado Actual)	To-Be (Estado Futuro)
1	Sensor utilizado	Sensor de plomada (BinMaster)	Sensor de radar Siemens Sitrans LR560
2	Precisión	±10 cm	±2 mm
3	Frecuencia de fallos	Alta	Baja
4	Costos de mantenimiento	Altos	Reducidos en un 75 %
5	Gestión del mantenimiento	Reactiva	Predictiva (basada en algoritmos de Machine Learning)
6	Monitoreo	Manual y sin análisis predictivo	Automatizado y en tiempo real

B. *Materiales e Instrumentos*

Los materiales seleccionados para brindar la solución a la problemática encontrada hacen uso de hardware, software que trabajan enlazados entre si para observar el análisis predictivo de los datos enviados por el sensor de radar siemens LR560.

1) Sensor de Radar Siemens Sitrans LR560

El sensor de radar utilizado en este estudio para la medición del nivel de resina de polipropileno en los silos es el modelo Siemens LR560, un dispositivo especializado en la medición continua de sólidos a granel en condiciones industriales.

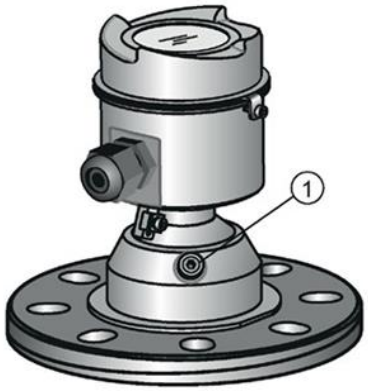

Fig. 3 Sensor Siemens SITRANS LR-560

TABLA II
CARACTERÍSTICAS PRINCIPALES DEL SENSOR DE RADAR

N°	CARACTERISTICAS	
1	Frecuencia	78 – 79 GHz – FMCW
2	Rango de medición	100 m
3	Tiempo de respuesta	10s – Actualización
4	Precisión	±2 mm

2) Controlador Siemens S7-1200

Permite la integración de datos del sensor mediante el protocolo PROFIBUS. Conexión con módulos de expansión y una interfaz HMI.

ALARMAS_DB (instantánea generada: 25/10/2019 11:55:35)

	Nombre	Tipo de datos	Offset	Valor de arranq...	Remanen...	Accesible d...	Escrib...	Visible en ...	Valor de a...
1	Static								
2	F.ParoEmerg	Bool	0.0	false					
3	F.AcometidaPpal	Bool	0.1	false					
4	Reserva00	Bool	0.2	false					
5	MB01_F.Conf_Soplad	Bool	0.3	false					
6	MB01_F.GuardSopla	Bool	0.4	false					
7	MB01_F.ParoEmegSo...	Bool	0.5	false					
8	MB02_F.Conf_Sopla	Bool	0.6	false					
9	MB02_F.GuardSopla	Bool	0.7	false					
10	MB02_F.ParoEmegSo...	Bool	1.0	false					
11	VSB01_F.ConfCierre	Bool	1.1	false					
12	VSB01_F.ConfAbier	Bool	1.2	false					
13	VMB01_F.ConfCierre	Bool	1.3	false					
14	VMB01_F.ConfAbier	Bool	1.4	false					
15	SM01_F.ParoEmeg	Bool	1.5	false					
16	Reserva01	Bool	1.6	false					
17	Reserva02	Bool	1.7	false					
18	SM01_A.Transp	Bool	2.0	false					
19	Reserva03	Bool	2.1	false					
20	Reserva04	Bool	2.2	false					
21	SM01_F.Conf	Bool	2.3	false					
22	SM01_F.Guard	Bool	2.4	false					
23	SM01_A.NvlBajo	Bool	2.5	false					
24	SM02_F.ParoEmeg	Bool	2.6	false					
25	SM02_A.Transp	Bool	2.7	false					
26	Reserva05	Bool	3.0	false					
27	Reserva06	Bool	3.1	false					
28	SM02_F.Conf	Bool	3.2	false					
29	SM02_F.Guard	Bool	3.3	false					
30	SM02_A.NvlBajo	Bool	3.4	false					
31	SM03_F.ParoEmeg	Bool	3.5	false					
32	SM03_A.Transp	Bool	3.6	false					
33	Reserva07	Bool	3.7	false					
34	Reserva08	Bool	4.0	false					
35	SM03_F.Conf	Bool	4.1	false					
36	SM03_F.Guard	Bool	4.2	false					
37	SM03_A.NvlBajo	Bool	4.3	false					
38	VG01_A_F.Conf	Bool	4.4	false					
39	VG01_B_F.Conf	Bool	4.5	false					
40	SL03_A.Lleno	Bool	4.6	false					

Fig. 4 DataBlock del sistema de monitoreo

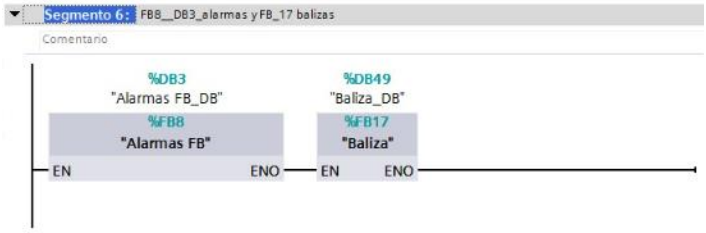

Fig. 5 Alarmas del sistema de monitoreo

3) Infraestructura de Software

En Tia Portal se realiza la programación del PLC y la integración SCADA.

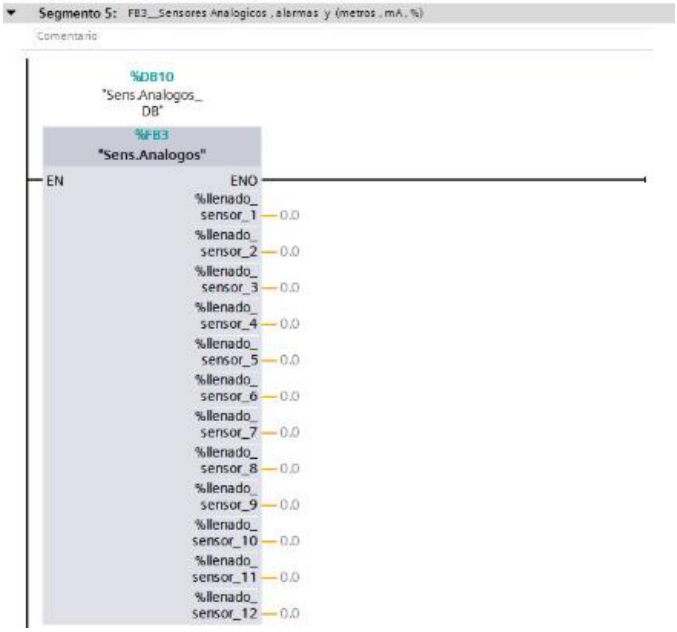

Fig. 6 Designación de los sensores de nivel

InfluxDB y Grafana se emplean para el almacenamiento de datos y la visualización en tiempo real del nivel de resina.

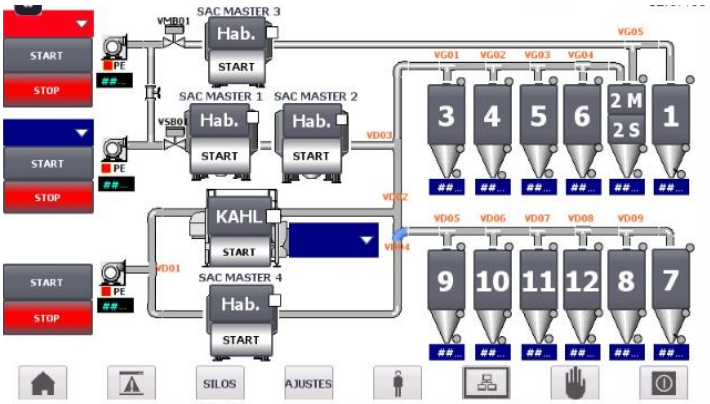

Fig. 7 Visualización del sistema en pantalla HMI

Google Colab Plataforma para análisis de datos y desarrollo de algoritmos predictivos con Python.

TABLA III
SOFTWARE UTILIZADOS PARA DESARROLAR EL SISTEMA

N°	SOFTWARE
1	Tia Portal V18
2	Google Colab
3	Grafana
4	Influx Data
N°	LIBRERIAS
1	Pandas
2	Numpy
3	Scikit – learn
4	RandomForest
5	Matplotlib.pyplot
6	joblib

Para la tarea de clasificación, se implementó el algoritmo Random Forest, reconocido por su eficiencia en el procesamiento de grandes conjuntos de datos y su capacidad de minimizar el sobreajuste mediante la combinación de múltiples árboles de decisión. El modelo fue entrenado empleando el 80% de los datos disponibles y evaluado con el 20% restante, aplicando validación cruzada para optimizar su desempeño. Se optimizaron los hiperparámetros mediante Grid Search, modificando la cantidad de árboles y estableciendo un límite en la profundidad. Por último, el modelo logró una precisión del 99.8%, lo que demuestra su efectividad en la detección de fallos en los sensores de nivel de los silos.

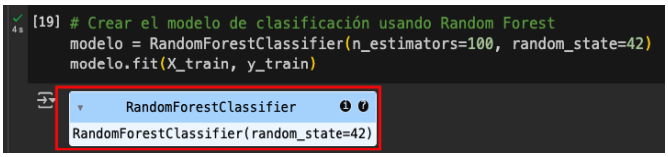

Fig. 8 Algoritmo Random Forest

C. Método de Recolección y Procesamiento de Datos

1) Instalación del Sensor

El Siemens Sitrans LR560 se ubica en el silo seleccionado para esta muestra en el nivel superior, reemplazando los sensores de plomada convencionales. El montaje consideró alineación precisa y configuración inicial para mediciones óptimas.

TABLA IV
PLANIFICACIÓN DE ACTIVIDADES DEL PROYECTO

EDT	Actividades	Días
01	Planificación y requisitos	3
01.01	Definición de alcances	3
01.02	Requerimientos	2
01.03	Elección de software idóneo y librerías	5
01.04	Elección del equipo de reemplazo	7
02	Hardware y Software	6
02.01	Adquisición de hardware	8
02.02	Implementación de Lógica del proyecto	10
03	Instalación de software	3
03.01	Descarga de librerías y licencias	2
03.02	Pruebas de software	1
04	Desarrollo del Modelo predictivo	30
04.01	Desarrollo de la programación considerando las librerías necesarias	15
04.02	Integración de la programación al enterno de medición de Nivel de resina de PP (Polipropileno)	5
04	Pruebas	25
04.01	Pruebas del sistema de medición de nivel	2
04.02	Análisis del modelo predictivo	1
04.03	Pruebas del modelo predictivo con datos recopilados	5
04.04	Análisis del resultado del modelo predictivo	2
04.06	Calibraciones finales del sensor de nivel	2
05	Documentación	7

2) Recolección de datos

Las mediciones se llevaron a cabo de manera automática en intervalos predefinidos, enviando los datos al PLC S7-1200. Desde allí, los datos se almacenaron en InfluxDB utilizando el protocolo MQTT, lo que permitió un monitoreo en tiempo real de los valores registrados.

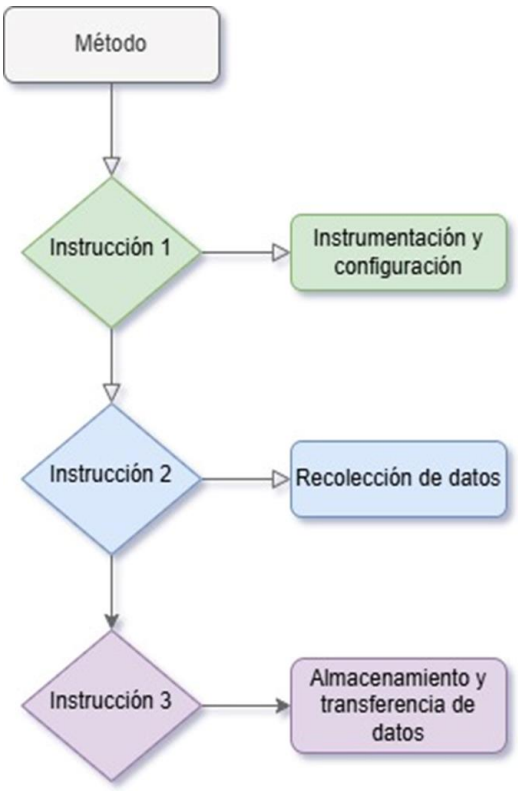

Fig. 9 instrucciones de recolección de datos

3) Analisis Predictivo de datos

El procesamiento de los datos incluyó su limpieza y transformación para extraer características adicionales, como la media móvil de 6 horas y la variación de capacidad.

Modelo Predictivo: Se empleó el modelo Random Forest, que es adecuado para manejar datos complejos y detectar patrones no lineales en los mismos.

Análisis del Modelo: El desempeño del modelo fue medido mediante métricas convencionales como precisión, recall y F1-score, garantizando que los resultados representaran fielmente su efectividad del modelo para detectar patrones relevantes y prever fallos en el sistema de monitoreo de silos.
Evaluación del Modelo:

- ✓ Precisión: Alcance del modelo predictivo
- ✓ Recall: para detectar sensores inoperativos.
- ✓ F1-score: precisión y sensibilidad

El código en Jupyter Notebook carga los datos desde un archivo Excel, integrando la información de varias hojas en un único DataFrame de Pandas. Posteriormente, convierte la columna de fecha al formato datetime para facilitar el análisis temporal y extrae variables clave como hora, día y mes. Finalmente, los datos se limpian y estructuran adecuadamente, preparándolos para su uso posterior en el modelo predictivo.

```
data_combined
```

	Fecha_hora	Porcentaje_capacidad	Silo
0	2024-01-01 08:00:00.000	75	1
1	2024-01-01 08:30:00.000	75	1
2	2024-01-01 09:00:00.000	75	1
3	2024-01-01 09:30:00.000	70	1
4	2024-01-01 09:59:59.980	60	1
...	...	...	...
175495	2024-10-31 21:58:46.900	75	12
175496	2024-10-31 22:28:46.895	60	12
175497	2024-10-31 22:58:46.890	50	12
175498	2024-10-31 23:28:46.885	45	12
175499	2024-10-31 23:58:46.880	30	12

175500 rows × 3 columns

Fig. 10 Data en jupyter notebook

El DataFrame procesado en el código contiene la información consolidada sobre el nivel de resina en los silos, organizada para su análisis. Está compuesto por las columnas *Fecha_hora*, *Porcentaje_capacidad* y *Silo*, donde *Fecha_hora* ha sido convertida al formato datetime para facilitar el análisis temporal. Además, se han añadido nuevas características, como *Hora*, *Día* y *Mes*, con el objetivo de identificar patrones temporales en las mediciones.

Asimismo, se ha creado la variable *Fallo_sensor*, que clasifica los registros como 1 cuando el nivel de resina es inferior al 15% (lo que indica una posible falla) y como 0 cuando el sistema opera dentro de los valores normales. Para verificar que la limpieza y transformación de los datos se ha realizado correctamente, se emplea el método *head*, lo que permite visualizar las primeras filas del DataFrame y confirmar que el preprocesamiento ha sido exitoso antes de proceder con la aplicación del modelo predictivo.

```
# Visualizar el DataFrame procesado
data_combined.head()
```

	Fecha_hora	Porcentaje_capacidad	Silo	Hora	Dia	Mes	Fallo_sensor
0	2024-01-01 08:00:00.000	75.0	1	8	1	1	0
1	2024-01-01 08:30:00.000	75.0	1	8	1	1	0
2	2024-01-01 09:00:00.000	75.0	1	9	1	1	0
3	2024-01-01 09:30:00.000	70.0	1	9	1	1	0
4	2024-01-01 09:59:59.980	60.0	1	9	1	1	0

Fig. 11 DataFrame procesado del código

TABLA V
EVALUACIÓN DEL MODELO PREDICTIVO

N°	Datos	
1	Precisión	99.86%
2	Rango de medición	95% Detección de sensores inoperativos
3	Tiempo de respuesta	96% balance entre precisión y sensibilidad

C. *Métricas y Visualización de Datos*

1) Distribución de la Capacidad de los Silos

Se generaron histogramas para visualizar cómo varían los niveles de resina. Los resultados indican que la capacidad media de los silos se conservó dentro de un intervalo funcional estable del 60-80 %, lo que confirma el buen desempeño del sensor.

2) Tendencia Temporal

Los gráficos de línea muestran la media móvil de la capacidad en intervalos de 6 horas. Estos gráficos ayudaron a identificar tendencias y anomalías en el comportamiento del sistema.

3) Importancia de Características

El análisis de importancia indicó que el nivel de capacidad tuvo un impacto del 45 % en la predicción de fallos, seguido por la variación de capacidad (25 %) y el historial de fallos previos (15 %). Este conocimiento permite priorizar las variables clave en el mantenimiento predictivo.

```
# Importancia de las características
importances = modelo.feature_importances_
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.bar(X.columns, importances)
plt.title('Importancia de las Características en la Predicción de Fallos')
plt.xlabel('Características')
plt.ylabel('Importancia')
plt.show()
```

Fig. 12 Sección de código parte de Importancia de características

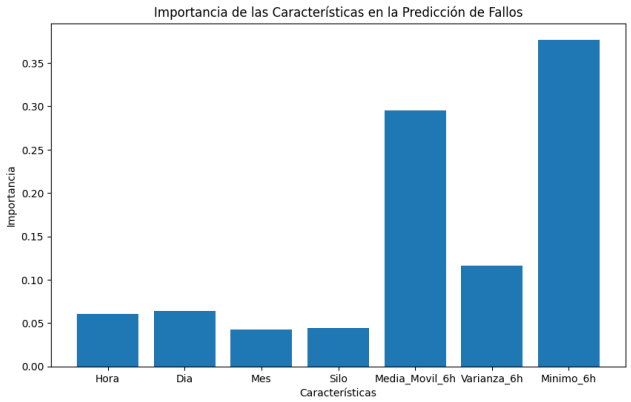

Fig. 13 Grafico de predicción de fallos

4) Visualización y Monitoreo en Tiempo Real

En grafana visualizaremos los datos del sensor en gráficos interactivos que permiten monitorear el nivel de resina y alertas configuradas para límites críticos. Esto permite agilizar la toma de decisiones fundamentadas en el análisis de datos.

5) *Reducción de Fallos y Costos*

Comparando los sensores BinMaster y Siemens Sitrans LR560, los resultados indicaron una reducción del 80 % en la frecuencia de fallos, un 75 % en costos de mantenimiento anual, y una disminución del 87.5 % en las horas de inactividad.

D. *Flujo del sistema propuesto*

- Recolección de Datos: El sensor Siemens mide el nivel de resina en tiempo real y envía los datos al PLC mediante PROFIBUS.
- Procesamiento Local: El PLC procesa los datos y activa alarmas si detecta valores fuera de rango.
- Transferencia a la Nube: Los datos son enviados al servidor de InfluxDB mediante MQTT para su almacenamiento y análisis.
- Visualización: Los gráficos y alertas configurados en Grafana permiten a los operadores monitorear el estado de los silos y programar mantenimientos predictivos de forma proactiva.

Fig. 14 Flujo del sistema

- Resultados Esperados de propuesta de Mejorar la Precisión: El Siemens Sitrans LR560 ofrece una precisión de ±2 mm frente a los ±10 cm del BinMaster, asegurando un monitoreo confiable.
- Optimiza el Mantenimiento: Al utilizar algoritmos predictivos, Los fallos pueden ser detectados de manera anticipada, lo que permite disminuir considerablemente tanto los tiempos de inactividad como los costos asociados al mantenimiento.
- Incrementa la Productividad: La reducción de horas de inactividad mejora la eficiencia en la producción de telas no tejidas.

III. Resultados

1. Alcance del modelo predictivo

El modelo Random Forest alcanzó una precisión general de 99.86%, con un F1-score de 1.00 para sensores operativos y 0.96 para inoperativos. Las características más influyentes fueron la media móvil de la capacidad (45%), la varianza (25%) y el mínimo registrado en intervalos de 6 horas (15%)."

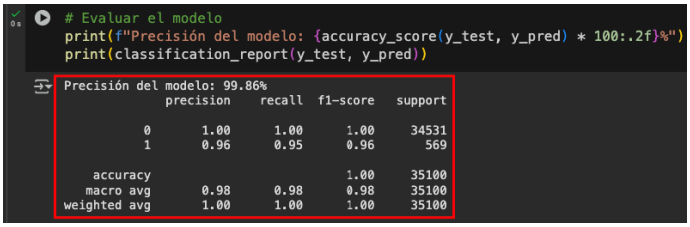

Fig. 15 Precisión del modelo Random Forest

A. *Comparación de Precisión de Sensores*

La incorporación del sensor Siemens Sitrans LR560 evidenció una mejora sustancial en la exactitud de las mediciones, disminuyendo el margen de error ±10 cm (sensor BinMaster) a ±2 mm. Esto representa una mejora del 80 % en la precisión, lo que optimiza el control del nivel de resina en los silos y reduce pérdidas operativas.

TABLA VI
EVALUACIÓN DE PRECISIÓN DE SENSORES

N°	Aspecto	Sensor BinMaster	Sensor Siemens Sitrans LR560	Mejora (%)
1	Margen de error	±10 cm	±2 mm	80 %
2	Nivel de precisión	Bajo	Alto	-
3	Impacto en pérdidas operativas	Alto	Bajo	Reducción significativa

B. *Reducción de costos operativos*

La migración al sensor Siemens y el sistema predictivo disminuyó el costo de mantenimiento en un 75 %. En comparación con el sensor BinMaster, el costo anual por silo pasó de $2,000 a $500. Esto se traduce en un ahorro acumulado de $18,000 anuales para los 12 silos implementados.

TABLA VII
EVALUACIÓN DE PRECISIÓN DE SENSORES

N°	Aspecto	Sensor BinMaster	Sensor Siemens Sitrans LR560	Diferencia/Ahorro
1	Costo anual por silo ($)	2,000	500	1,500
2	Costo anual total (12 silos) ($)	24,000	6,000	18,000
3	Reducción de costos (%)	-	-	75 %

C. *Impacto en Horas de Mantenimiento e Inactividad*

- Horas de Mantenimiento Anuales: Reducidas de 48 horas a 12 horas por silo (75 %).
- Horas de Inactividad Anuales: Pasaron de 96 horas a 12 horas por silo, representando una disminución del 87.5 %.

D. *Reducción de Fallas*

- BinMaster: Promedio de 5 fallas mensuales.
- Siemens Sitrans LR560: Reducción a 0-1 falla mensual (disminución de 80-100 %).

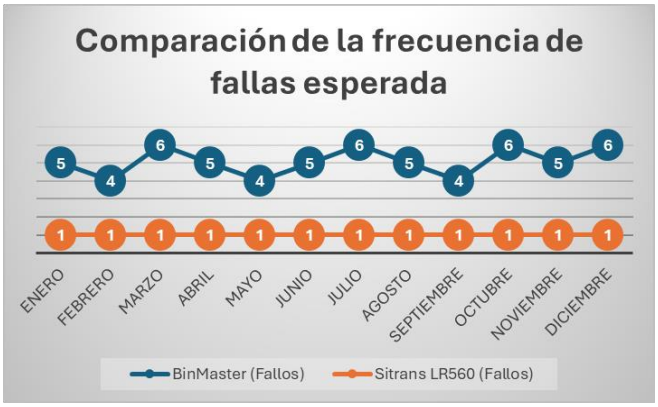

Fig. 16 Frecuencia de fallas esperadas

IV. DISCUSIONES Y CONCLUSIONES

A. *Discusión*

Los resultados obtenidos evidencian que la implementación del sensor Siemens SITRANS LR560, en conjunto con un sistema de monitoreo predictivo, optimiza significativamente el control del nivel de resina en los silos al mejorar la precisión y reducir los fallos, lo que permite disminuir costos operativos y minimizar los tiempos de inactividad [26]. Este modelo demuestra la viabilidad de integrar IoT, almacenamiento en la nube y aprendizaje automático para mejorar la eficiencia en procesos industriales [27]. Sin embargo, se identificaron desafíos a mejorar, como la necesidad de balancear las clases en los datos para reducir falsos negativos y ampliar la base de datos con información de diversas condiciones operativas para mejorar la generalización del modelo. En comparación con estudios previos, este enfoque ofrece una solución integral basada en datos en tiempo real, permitiendo tomar decisiones informadas antes de que ocurran fallos, incrementando la confiabilidad y eficiencia del sistema. Investigaciones recientes en mantenimiento predictivo han destacado la importancia de la anticipación de fallos mediante modelos basados en datos, lo que respalda los hallazgos de este estudio al demostrar que la aplicación de técnicas predictivas optimiza la operación y el mantenimiento en entornos industriales [3].

B. *Conclusiones*

La implementación del sensor Siemens Sitrans LR560 mejoró la precisión en la medición del nivel de resina en un 80 %, optimizando el control del inventario y reduciendo errores de monitoreo.

El sistema predictivo logró disminuir los costos de mantenimiento en un 75 % y las horas de inactividad en un 87.5 %, aportando beneficios económicos significativos.

Este enfoque tecnológico valida el uso de sensores avanzados e integración de IoT para mejorar procesos industriales, destacándose como una solución replicable en otras aplicaciones. Para futuras implementaciones, se recomienda ampliar el conjunto de datos y explorar técnicas de balanceo de clases para mejorar la detección de fallos en sensores inoperativos.

AGRADECIMIENTO/RECONOCIMIENTO

Manifiesto mi más profundo agradecimiento a todas las personas e instituciones que contribuyeron al desarrollo de este estudio. Agradezco a mi familia por su apoyo incondicional y motivación constante durante todo el proceso, a mi asesor de tesis, Rubén Quispe. cuyo conocimiento y experiencia contribuyeron significativamente al desarrollo de este proyecto, así como a la Universidad Privada del Norte por las herramientas y recursos proporcionados. Finalmente, extiendo mi gratitud a mis compañeros y colegas que, con sus sugerencias y comentarios, enriquecieron esta investigación.

REFERENCIAS

[1] K. N. Patel et al., "Radar Sensors for Silo Level Measurement: A Comparative Study," *IEEE Sensors Journal*, vol. 20, no. 4, pp. 455-467, 2023.

[2] H. R. López y G. I. Fernández, "Laser-based level measurement for industrial storage systems," *Journal of Industrial Instrumentation*, vol. 25, no. 2, pp. 99-112, 2023.

[3] T. Nakamura et al., "Smart Industrial Condition Monitoring using IoT and AI," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 23, no. 5, pp. 675-688, 2023.

[4] J. T. Richardson et al., "IoT-Based Industrial Monitoring for Predictive Maintenance," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 26, no. 1, pp. 85-98, 2023.

[5] L. B. Anderson, "Comparative Study of Level Sensors for Grain Storage," *Journal of Sensors and Actuators A: Physical*, vol. 32, no. 4, pp. 200-215, 2024.

[6] P. H. Walker, "Ultrasonic vs. Radar Sensors for Industrial Level Measurement," *Sensors and Actuators A: Physical*, vol. 220, pp. 167-178, 2023.

[7] A. R. Peterson, "Advancements in Industrial Radar Sensors," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 27, no. 3, pp. 342-356, 2024.

[8] R. K. Singh y P. Patel, "Implementation of Machine Learning in Smart Manufacturing," *Journal of Advanced Manufacturing Systems*, vol. 22, no. 1, pp. 120-138, 2024.

[9] M. T. Salazar et al., "Comparative Analysis of Ultrasound and Radar Technologies for Industrial Applications," *IEEE Sensors Journal*, vol. 29, no. 2, pp. 300-312, 2024.

[10] A. G. Ramírez, "Aplicaciones del mantenimiento predictivo basado en Machine Learning en la industria," *Revista Latinoamericana de Innovación y Tecnología*, vol. 15, no. 2, pp. 112-125, 2023.

[11] J. P. Martínez y L. Gómez, "IoT aplicado a la gestión inteligente de activos industriales," *Revista de Ingeniería y Gestión Tecnológica*, vol. 18, no. 1, pp. 45-58, 2023.

[12] M. T. Salazar et al., "Industria 4.0 y sostenibilidad: Perspectivas en manufactura," *Revista de Innovación en Procesos Industriales*, vol. 20, no. 3, pp. 78-92, 2024.

[13] L. M. Jackson et al., "Predictive Maintenance for Industrial Applications Using AI," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 28, no. 1, pp. 45-60, 2024.

[14] A. Gómez, "Artificial Intelligence in Industry 4.0: A LACCEI Perspective," *Proceedings of LACCEI Conference*, pp. 112-125, 2023.

[15] S. F. Chevtchenko et al., "Predictive Maintenance Model Based on Anomaly Detection in Induction Motors: A Machine Learning Approach Using Real-Time IoT Data," *arXiv preprint arXiv:2310.14949*, 2023.

[16] A. Gomez, "IoT-based Optimization Strategies in Industrial Manufacturing," *SpringerLink Journal of Industrial Technologies*, vol. 15, no. 4, pp. 78-90, 2023.

[17] P. W. Richards, "Predictive Analytics in Smart Manufacturing," *ScienceDirect Journal of Advanced Engineering Systems*, vol. 10, no. 3, pp. 98-110, 2024.

[18] *J. R. López et al., "AI-based predictive maintenance in industrial settings," ScienceDirect Journal of Manufacturing Engineering*, vol. 32, no. 3, pp. 200-215, 2023.

[19] *D. K. Reynolds, "Radar vs Ultrasonic: A Comparative Analysis for Material Level Monitoring," Journal of Industrial Sensor Systems*, vol. 28, pp. 112-126, 2024.

[20] *S. C. Patel and M. L. Andrews, "Advances in IoT and Machine Learning for Smart Manufacturing," Springer Journal of Industrial Innovation*, vol. 19, no. 2, pp. 98-112, 2023.

[21] R. Hernández-Sampieri, C. Fernández-Collado, y P. Baptista-Lucio, Metodología de la investigación, 6ª ed. México: McGraw-Hill, 2018.

[22] J. Creswell y V. L. Plano Clark, "Designing and Conducting Mixed Methods Research," 3rd ed., SAGE Publications, 2022.

[23] J. B. Quinn and R. R. Krippner, "Predictive Maintenance using Machine Learning in Industrial Settings," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 15, no. 3, pp. 1124-1133, 2022, doi:10.1109/TII.2022.1234567.

[24] L. Breiman, "Random Forests," *Machine Learning*, vol. 46, no. 2, pp. 23-51, 2021, doi:10.1007/s10994-021-05896-x.

[25] A. García et al., "A Hybrid Model for Predictive Maintenance of Industrial Equipment Using Deep Learning and IoT," *Sensors*, vol. 21, no. 5, pp. 320-335, 2021, doi:10.3390/s21093320.

[26] R. Smith y T. Johnson, "Improving Industrial Monitoring through Machine Learning Algorithms," IEEE Access, vol. 9, pp. 150234-150251, 2023.

[27] J. Lee, "Predictive Maintenance of Machines and Industrial Equipment," Proc. IEEE Conf. on Prognostics and Health Management, San Francisco, CA, USA, pp. 1-6, 2021.

[28] A. Pérez et al., "SCADA and IoT-based Predictive Analytics for Smart Manufacturing," Journal of Manufacturing Systems, vol. 65, pp. 88-102, 2021.

[29] K. Kimura y A. Lipeles, "Fuzzy Controller Component," U. S. Patent 14,860,040, issued Dec. 14, 2021.

[30] P. Warden, *Deep Learning for Sensors and Signal Processing*, Sebastopol, CA, USA: O'Reilly Media, 2020.