



FACULTAD DE INGENIERÍA

Carrera de Ingeniería Mecatrónica

“Desarrollo de un Sistema óptimo para mejorar el Control del Nivel de Resina PP en Silos Utilizando Sensores de Radar y Algoritmos de Mantenimiento Predictivo”

Tesis para optar al título profesional de:

INGENIERO MECATRÓNICO

Autor:

Piero Alexander Sulca Flores

Asesor:

Mg. Ing. Rubén Quispe Llactarimay

<https://orcid.org/0000-0003-2550-1840>

Lima - Perú

2024

JURADO EVALUADOR

Jurado 1 Presidente(a)	EDGAR ANDRE MANZANO RAMOS
	Nombre y Apellidos

Jurado 2	MARCO ANTONIO DIAZ DIAZ
	Nombre y Apellidos

Jurado 3	RICARDO MANUEL ROSSI VALVERDE
	Nombre y Apellidos

Informe de Similitud



Página 2 of 70 - Integrity Overview

Identificador de la entrega trn:oid::1:3215649049




10% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

Filtered from the Report

- Bibliography
- Quoted Text

Top Sources

- 7%  Internet sources
- 2%  Publications
- 4%  Submitted works (Student Papers)

Integrity Flags

0 Integrity Flags for Review

No suspicious text manipulations found.

Our system's algorithms look deeply at a document for any inconsistencies that would set it apart from a normal submission. If we notice something strange, we flag it for you to review.

A Flag is not necessarily an indicator of a problem. However, we'd recommend you focus your attention there for further review.

Dedicatoria

Dedico este trabajo a mis padres, por su amor incondicional, apoyo constante y por ser siempre mi fuente de inspiración. A mis hermanos, por su compañía y aliento en cada paso de este largo camino. A toda mi familia, cuya confianza y ánimo me impulsaron a seguir adelante en los momentos más desafiantes. A mi asesor, por su orientación experta, paciencia y dedicación, que han sido clave en el desarrollo de esta tesis. Sin su apoyo, este logro no habría sido posible. Finalmente, agradezco a todos aquellos que, de alguna manera, han contribuido a mi crecimiento personal y académico, ayudándome a alcanzar este hito.

Agradecimiento

Agradezco profundamente a mi asesor por su invaluable orientación y apoyo durante todo el proceso de investigación. A mis padres y hermanos, por su amor incondicional y su apoyo constante, que fueron esenciales para llegar hasta aquí. A mi familia, por su confianza y por estar siempre a mi lado, brindándome ánimo y motivación en cada paso. A todos aquellos que, de alguna manera, contribuyeron a este proyecto, ofreciéndome su ayuda, conocimiento y aliento.

Tabla de contenidos

JURADO EVALUADOR.....	2
Informe de Similitud.....	3
Dedicatoria.....	4
Agradecimiento.....	5
Índice de tablas	8
Índice de Figuras.....	9
Resumen	11
CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN.....	13
Realidad problemática	13
Formulación del problema.....	17
CAPÍTULO II: METODOLOGÍA	19
Tipo de investigación.....	19
Materiales, Instrumentos y Métodos.....	22
Instrumentos	30
Herramientas de Análisis de Datos.....	31
Métodos	41
Tratamiento realizado a la muestra	44
Análisis de Resultados	46
CAPÍTULO III: RESULTADOS	49
Comparación de la precisión de los sensores BinMaster y Siemens Sitrans LR560	49

Resultados de los Ahorros Operativos y Reducción de Mantenimiento	50
Resultados de la Reducción de Tiempo de Mantenimiento e Inactividad.....	50
Impacto en la Producción	51
Proyección de Ahorros Totales para 12 Silos.....	52
CAPÍTULO IV: DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES.....	53
Limitaciones del Estudio	54
Implicancias de los hallazgos	54
Conclusiones.....	55
REFERENCIAS.....	57
ANEXOS	60

Índice de tablas

Tabla 1 Características comunes.....	23
Tabla 2 Especificaciones del conexionado electrónico	25
Tabla 3 Módulos de Expansión	¡Error! Marcador no definido.
Tabla 4 Costos de mantenimiento y horas de inactividad	47
Tabla 5 Precisión de los sensores Actual y Propuesto.....	49
Tabla 6 Ahorro Operativo y Reducción de Mantenimiento	50
Tabla 7 Mejoras proyectadas por reducción de tiempos de mantenimiento.....	50
Tabla 8 Reducción de fallas en el sistema	51

Índice de Figuras

Figura 1 Estado actual - Estado futuro	21
Figura 2 Sensor de Radar ubicado en el laboratorio de pruebas.....	22
Figura 3 Controlador Siemens AC/DC/RLY.....	23
Figura 4 Data block del sistema de nivel.....	24
Figura 5 Alarmas FB del sistema	24
Figura 6 Software de programación	26
Figura 7 Infraestructura de Software	27
Figura 8 Software de almacenamiento de data	28
Figura 9 Conexionado de comunicación	29
Figura 10 <i>Diagrama de funcionamiento</i>	29
Figura 11 Sensor Sitrans LR - 560	30
Figura 12 Modelo Random forest.....	32
Figura 13 Bibliotecas importadas	32
Figura 14 Registro de datos de medición.	34
Figura 15 Data frame procesado.....	35
Figura 16 Niveles de resina	36
Figura 17 Código tendencia temporal de media móvil.....	37
Figura 18 Gráfico de predicción de fallos	38
Figura 19 Precisión y rendimiento del modelo predictivo	41
Figura 20 Diagrama de instrucciones necesarias.....	43

Figura 21 Plan de trabajo de inicio de implementación de prueba.....	44
Figura 22 Implementación en silos pendientes.....	45
Figura 23 Implementación luego de prueba del sensor #3	45
Figura 24 Comparación de fallas estimadas	52

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 Claves: Mantenimiento predictivo, sensores de radar, SCADA, aprendizaje automático, IoT en la industria 4.0.

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.

CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN

Realidad problemática

En la industria textil, basándonos en la elaboración de telas no tejidas, el manejo de materia prima para mantener altos niveles de productividad, siendo una de ellas la resina de polipropileno (PP) una parte fundamental que se almacena en silos. Sin embargo, se han identificado problemas debido a las fallas en los sensores de nivel instalados en estos silos, lo que ocasiona un mal control del inventario y genera márgenes de errores en la producción, control y pérdidas económicas. Estas fallas pueden resultar en el abastecimiento de resina, afectando al proceso y, en así mismo, la calidad del producto. Ante esta situación, El estudio se enfoca en desarrollar un sistema de monitoreo predictivo basado en sensores de radar, que ofrece mediciones más precisas del nivel de resina, mejorando la capacidad de respuesta del equipo y reduciendo el riesgo de fallos en el proceso, lo que no solo resolvería el problema actual, sino que también impulsaría una mejora continua y aumentaría la competitividad en el mercado de telas no tejidas.

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.(Patel, 2023),(López, 2023).

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 (Nakamura, 2023), (Richardson, 2023). 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 (L. B. Anderson, 2024), (Walker, 2023). 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 (Peterson, 2024). 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 (Singh, 2024), (Salazar, 2024).

A nivel global, Según (Guillermo et al., 2015) En el ámbito de las plantas industriales, se presenta una problemática relacionada con los productos generados, que requiere un monitoreo constante de sus sistemas para prevenir deterioros. Para abordar esto, se han comenzado a utilizar métodos que permiten estimar la criticidad de un equipo para que pueda ser intervenido. El control de calidad, el mantenimiento y la planificación, que pueden verse afectados, necesitan un monitoreo e inspecciones que no dañen la integridad de los componentes. Detectar problemas es crucial. Un monitoreo adecuado y la adopción de medidas correctivas a tiempo, contribuyen a evitar complicaciones, ya que las operaciones de reparación pueden ser complejas y requieren una atención especial y lo más probable el doble de costo.

En América Latina, Según (Ariza Hormechea et al., 2017). El objetivo principal es demostrar los beneficios que se puede obtener al diseñar e implementar un sistema para medir los niveles almacenados en los silos. Para alcanzar los objetivos, primero se hizo un análisis del estado actual y de la técnica utilizada para calcular el volumen de su contenido en un momento dado, a partir de una medición del nivel de cada tanque. Después de este análisis inicial, teniendo en cuenta las dimensiones de los silos y sus características. En la selección de los transmisores de nivel, se investigaron y compararon

las tecnologías más adecuadas para las condiciones de la medición. Finalmente, se optó por las tecnologías de medición por radar de pulsos y ultrasonido.

En el Perú, en la actualidad, la gran parte de industrias están automatizadas. El almacenamiento y la medición de la materia prima son fundamentales en las empresas de producción, no solo para llevar un control contable, sino también para el buen desarrollo de la producción. Esta investigación se enfoca en mejorar el almacenamiento como la etapa final del proceso.(Segovia & Edgardo, 2021)

Entre las diferentes causas que pueden estar originando este problema, hemos detectado el problema de control de nivel en los silos. la consecuencia que puede traer este problema son muchas, entre las que hemos detectado está el abastecimiento de resina de polipropileno por ello, el estudio pretende, encontrar soluciones al problema a través de Desarrollo de un Sistema de Monitoreo Predictivo para el Control del Nivel de Resina mediante Sensores de Radar.

Trabajos Previos

Los estudios sobre sistemas de gestión de mantenimiento en plantas industriales destacan la importancia de las funciones, la implementación y el costo de mantenibilidad, en el mantenimiento predictivo. También se analizan los sistemas IoT para monitorear base de datos en tiempo real y la evaluación de lo registrado, que mejoran la seguridad mediante sensores. Además, se explora el uso del radar en aplicaciones como la resina y gestión de técnicas para mejorar la precisión y superar obstáculos técnicos en su implementación.

Objetivo

El objetivo es desarrollar un sistema de monitoreo predictivo utilizando sensores de radar para controlar el nivel de resina de polipropileno (PP) en los silos. Esto permitirá optimizar la gestión de los insumos, reducir las interrupciones en el proceso de producción de telas no tejidas y, a su vez, mejorar la eficiencia operativa. Como resultado, se logrará una mayor productividad y una mejor calidad en el producto final.

Justificación

La necesidad de utilizar sensores de radar en el monitoreo del nivel de resina se basa en su durabilidad, precisión y capacidad en entornos industriales. Estos sensores son altamente resistentes, lo que asegura su funcionamiento a largo plazo y reduce los costos de mantenimiento. Además, permiten obtener mediciones exactas en tiempo real, lo que facilita una toma de decisiones rápida y efectiva para mantener la calidad del proceso. Su capacidad para integrarse fácilmente en diversos procesos industriales y su rendimiento en ambientes con interferencias los hacen una opción ideal para mejorar la producción de telas no tejidas.

Por otro lado, la implementación de un sistema de mantenimiento predictivo es clave para reducir los tiempos de inactividad y los costos asociados al mantenimiento. Este enfoque permite anticipar posibles fallas antes de que ocurran, mediante el análisis de datos en tiempo real y el seguimiento continuo de los equipos. Al identificar patrones y tendencias, se pueden programar intervenciones solo cuando realmente son necesarias, evitando paradas inesperadas en la planta. Esto no solo optimiza el uso de los recursos y el tiempo de los trabajadores, sino que también reduce los costos de reparaciones urgentes y la pérdida de productividad. En definitiva, un sistema de mantenimiento predictivo mejora la eficiencia operativa, a la vez que favorece un entorno de trabajo más seguro y sostenible.

Formulación del problema

Problema General:

Los silos disponen de un sistema de medición del nivel de resina, el cual, en un período de tiempo no definido, presenta fallas en el monitoreo. Estos eventos generan controversias, incrementan los costos operativos y dificultan el control de abastecimiento.

Basándonos en lo que se mencionó anteriormente, llegamos a la siguiente interrogante:

¿De qué manera el Sistema de Monitoreo Predictivo para el Control del Nivel de Resina mejora la Productividad en el Proceso de Producción de Telas No Tejidas?

Problemas Específicos

Esta pregunta en términos amplios engloba las siguientes áreas de interés:

1. ¿En qué medida el Sistema de Monitoreo Predictivo para el Control del Nivel de Resina contribuye a la disminución de fallos para mejorar la eficiencia en el Proceso de Producción de Telas No Tejidas?
2. ¿Cómo puede el Sistema de Monitoreo Predictivo para el Control del Nivel de Resina reducir el impacto en costos operativos en el Proceso de elaboración de Telas No Tejidas?
3. ¿De qué manera el Sistema de Monitoreo Predictivo para el Control del Nivel de asegura la integración efectiva en los sistemas existentes para incrementar la Producción de Telas No Tejidas?

Objetivos

Optimizar el monitoreo del nivel de resina en silos mediante sensores de radar y modelos predictivos.

Objetivos Específicos

1. Disminuir los errores de Monitoreo del Control de Nivel de Resina para Mejorar el Proceso de Producción de Telas No Tejidas.
2. Examinar como el Sistema de Monitoreo Predictivo de Control del Nivel de Resina reducir el impacto en costos operativos en el Proceso de Producción de Telas No Tejidas.
3. Determinar cómo el Desarrollo de un Sistema de Monitoreo Predictivo para el Control del Nivel de Resina asegura la integración efectiva en los sistemas existentes para incrementar la Producción de Telas No Tejidas.

Hipótesis

El Sistema de Monitoreo Predictivo para el Control del Nivel de Resina mejoraría el Proceso de Producción de Telas No Tejidas.

- i. El Sistema de Monitoreo Predictivo para el Control del Nivel de Resina la contribuiría a la disminución de errores para mejorar el Proceso de Producción de Telas No Tejidas.
- ii. El Sistema de Monitoreo Predictivo para el Control del Nivel de Resina La automatización reduciría el impacto en costos operativos en el Proceso de Producción de Telas No Tejidas.
- iii. Determinar cómo el Desarrollo de un Sistema de Monitoreo Predictivo para el Control del Nivel de Resina aseguraría la integración efectiva en los sistemas existentes para incrementar la Producción de Telas No Tejidas.

CAPÍTULO II: METODOLOGÍA

Tipo de investigación

Este trabajo utiliza un enfoque cuantitativo, con el objetivo de garantizar un análisis de datos lo más objetivo posible. Se centra en recopilar y analizar datos numéricos de manera estructurada, con el fin de abordar las preguntas de investigación y comprobar las hipótesis propuestas (Introducción a La Investigación: Guía Interactiva, 2024.)

Enfoque

Este estudio se enmarca dentro de la investigación aplicada, cuyo propósito es abordar problemas concretos que afectan los procesos industriales, como los relacionados con la medición y el control del nivel de resina en los silos. Basado en principios de investigación fundamental y apoyado en ciencias objetivas, este enfoque busca proporcionar soluciones prácticas a los desafíos que afectan la productividad y eficiencia en la industria. (Teodoro & Nieto, 2018.)

Nivel

El estudio tiene un nivel descriptivo, ya que se enfoca en analizar y caracterizar las variables relacionadas con la implementación de sensores de radar en silos de polipropileno. A través de la evaluación de sus propiedades, componentes e interacción con el entorno, se pretende realizar un análisis detallado que aporte claridad sobre su viabilidad y potencial (Ochoa-Pachas et al., 2019). La investigación de este estudio se limitará a la evaluación teórica de la viabilidad del sensor por radar en los silos de almacenamiento de polipropileno. Esto incluirá análisis documentales, revisión de literatura y posibles simulaciones.

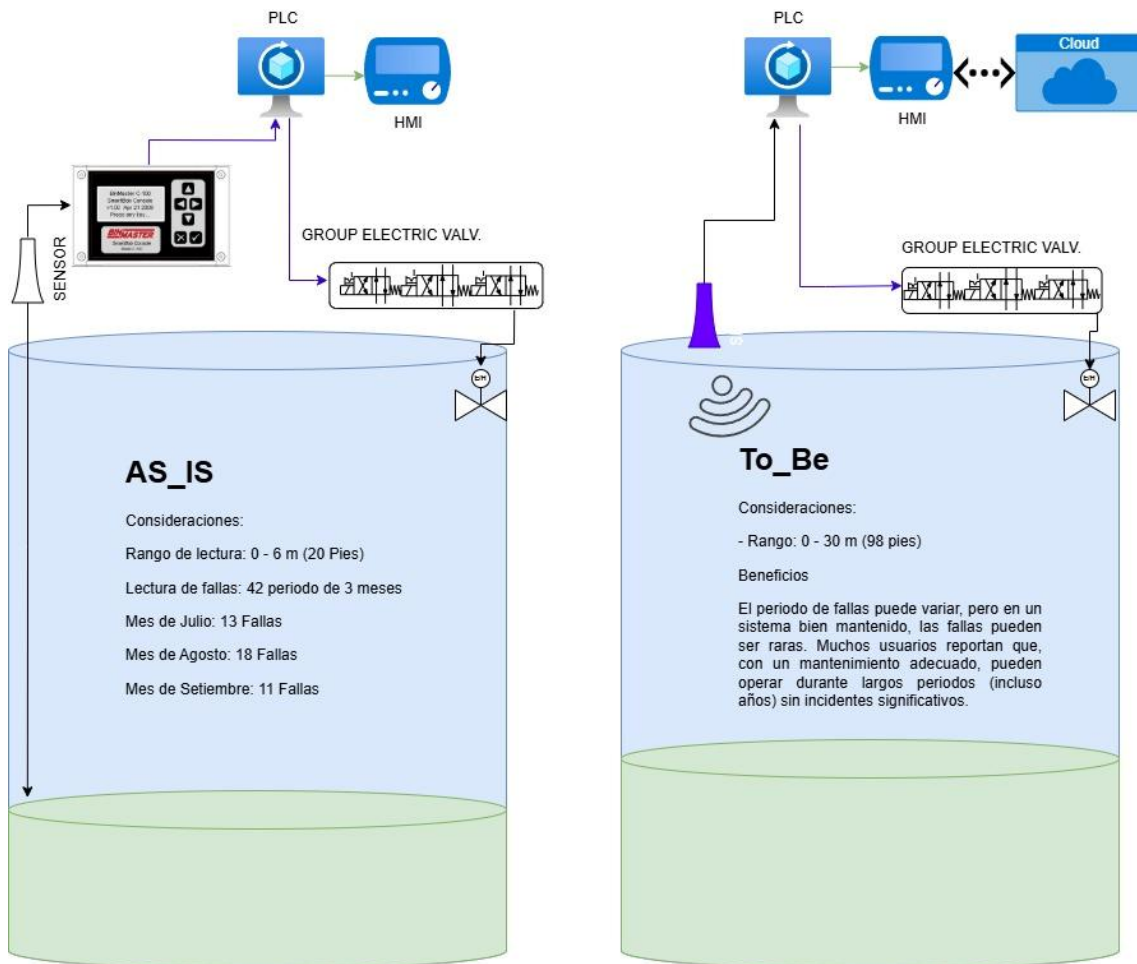
Dado el desbalance en las clases (95% de registros de sensores operativos frente a solo un 5% de fallos detectados), Se emplea la técnica SMOTE (Synthetic Minority

Over-sampling Technique) con el propósito de incrementar la presencia de eventos de fallos en los datos y optimizar la precisión del modelo predictivo (Müller, 2024). 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 (García, 2024). 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 (Smith, 2024). 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 (Kim, 2024). 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 (Roberts, 2024).

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 (P. , et al. Anderson, 2024). 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.

Figura 1

Estado actual - Estado futuro



Nota. El sistema actual usa un sensor BinMaster con fallos frecuentes. Se propone reemplazarlo por un Siemens Sitrans LR560, integrar un modelo predictivo y optimizar la comunicación con MQTT y almacenamiento en InfluxDB para mejorar el control y la eficiencia.

Materiales, Instrumentos y Métodos

Materiales

Sensor de Radar

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. El sensor opera en la banda de frecuencias de 78 GHz, lo que le permite realizar mediciones precisas y confiables, incluso en condiciones de polvo y variaciones de temperatura dentro de los silos.

Siemens – SITRANS LR560

Figura 2

Sensor de Radar ubicado en el laboratorio de pruebas



Nota. Sensor que será utilizado para las pruebas de recolección de datos de nivel para posteriormente ser evaluado por el sistema de proyección de fallos en el sistema

Tabla 1

Características comunes

Frecuencia	78 – 79 GHz FMCW
Rango de medición	100 m
Tiempo de respuesta	10 s – Actualización
Precisión	± 2 mm

Nota. Las siguientes características indican las capacidades del sensor siemens datos recolectados de (SITRANS LR560 - Industry Mall - Siemens Spain, 2024.)

Controlador Siemens S7-1200

Figura 3

Controlador Siemens AC/DC/RLY



Nota. El modelo proporcionado para que se pueda realizar este estudio. La Imagen recolectada(Global EBusiness - Siemens WW, 2024)

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

Figura 4

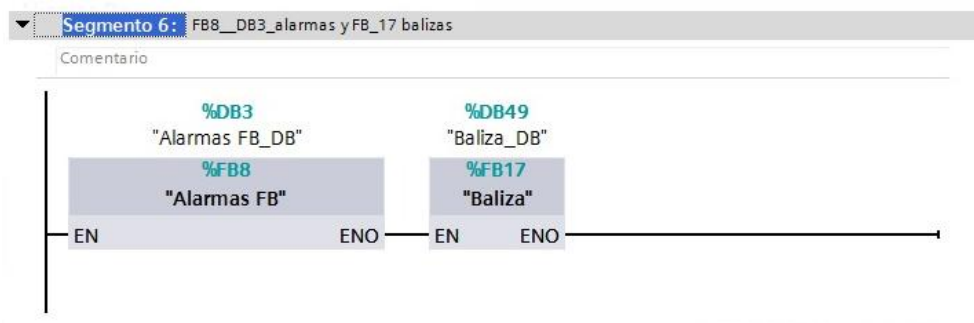
Data block del sistema de nivel

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...	Comentario
Static									
F.ParoEmerg	Bool	0.0	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
F.AcometidaPpal	Bool	0.1	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Reserva00	Bool	0.2	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
MB01_F.Conf_Soplad	Bool	0.3	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
MB01_F.GuardSopla	Bool	0.4	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
MB01_F.ParoEmergSo...	Bool	0.5	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
MB02_F.Conf_Sopla	Bool	0.6	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
MB02_F.GuardSopla	Bool	0.7	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
MB02_F.ParoEmergSo...	Bool	1.0	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
VSB01_F.ConfCierre	Bool	1.1	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
VSB01_F.ConfAbier	Bool	1.2	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
VMB01_F.ConfCierre	Bool	1.3	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
VMB01_F.ConfAbier	Bool	1.4	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
SM01_F.ParoEmerg	Bool	1.5	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Reserva01	Bool	1.6	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Reserva02	Bool	1.7	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
SM01_A.Transp	Bool	2.0	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Reserva03	Bool	2.1	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Reserva04	Bool	2.2	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
SM01_F.Conf	Bool	2.3	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
SM01_F.Guard	Bool	2.4	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
SM01_A.NvlBajo	Bool	2.5	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
SM02_F.ParoEmerg	Bool	2.6	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
SM02_A.Transp	Bool	2.7	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Reserva05	Bool	3.0	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Reserva06	Bool	3.1	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
SM02_F.Conf	Bool	3.2	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
SM02_F.Guard	Bool	3.3	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
SM02_A.NvlBajo	Bool	3.4	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
SM03_F.ParoEmerg	Bool	3.5	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
SM03_A.Transp	Bool	3.6	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Reserva07	Bool	3.7	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Reserva08	Bool	4.0	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
SM03_F.Conf	Bool	4.1	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
SM03_F.Guard	Bool	4.2	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
SM03_A.NvlBajo	Bool	4.3	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
VG01_A_F.Conf	Bool	4.4	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
VG01_B_F.Conf	Bool	4.5	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
SLO3_A.Lleno	Bool	4.6	false	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	

Nota. Registro de datos del sistema de nivel de silos.

Figura 5

Alarmas FB del sistema



Nota. Alarmas de monitoreo ante un fallo en la medición de nivel de resina.

Cables y Conectores

Cables de conexión adecuados para sensores, módulos y HMI.

Tabla 2

Especificaciones del conexionado electrónico

Cable de Alimentación	Tipo H05VV-F – (1.5 – 2.5) mm ²
Cables de Señal	Apantallado de par trenzado (TP)
Cables para Sensores	Analógico 2 hilos para tipo M12
Conectores	M12 (sensores), RJ45 (Profinet)
Cables de comunicación	Ethernet – Profibus
Adicionales	Apantallado para reducir las interferencias

Nota. En el cuadro mostrado indicamos las especificaciones principales a tener en cuenta en la implementación del sistema.

Módulo de entradas y salidas

El sensor de nivel Siemens Sitrans LR560 envía la información al Controlador (PLC) mediante una señal digital a través del protocolo PROFIBUS. Este tipo de comunicación permite una integración precisa, facilitando el monitoreo y control en tiempo real de manera eficiente.

Módulo de comunicación

El procesador de comunicaciones CP 1243-1 permite que el SIMATIC S7-1200 se conecte de manera sencilla al software del centro de control utilizando una red Ethernet. Además, garantiza que la comunicación sea segura, incluso cuando se utilizan

redes basadas en IP, ofreciendo así una solución confiable para gestionar y proteger la información.

HMI Siemens KTP600

El Siemens KTP 600 BASIC PANEL de la serie Comfort, diseñado para ofrecer una interfaz intuitiva en la visualización y el control de procesos industriales. Ideal para evaluar el sistema de monitoreo en este estudio.

Aplicación Web GRAFANA

En esta tesis utilizaremos la aplicación de Grafana para visualizar los datos obtenidos del sensor de radar Siemens Sitrans LR560, proporcionando gráficos en tiempo real que facilitan la supervisión continua del nivel de resina en los silos. Además, Grafana permite la configuración de alertas en caso de que los valores de los sensores superen los umbrales establecidos, lo que contribuye a un sistema de monitoreo eficiente y reactivo, esencial para la implementación de algoritmos de mantenimiento predictivo.

Software TIA PORTAL V16

Figura 6

Software de programación



Nota. La información recopilada de (SIMATIC STEP 7 Incl. Safety, S7-PLCSIM and WinCC V18 TRIAL Download - ID: 109807109 - Industry Support Siemens).

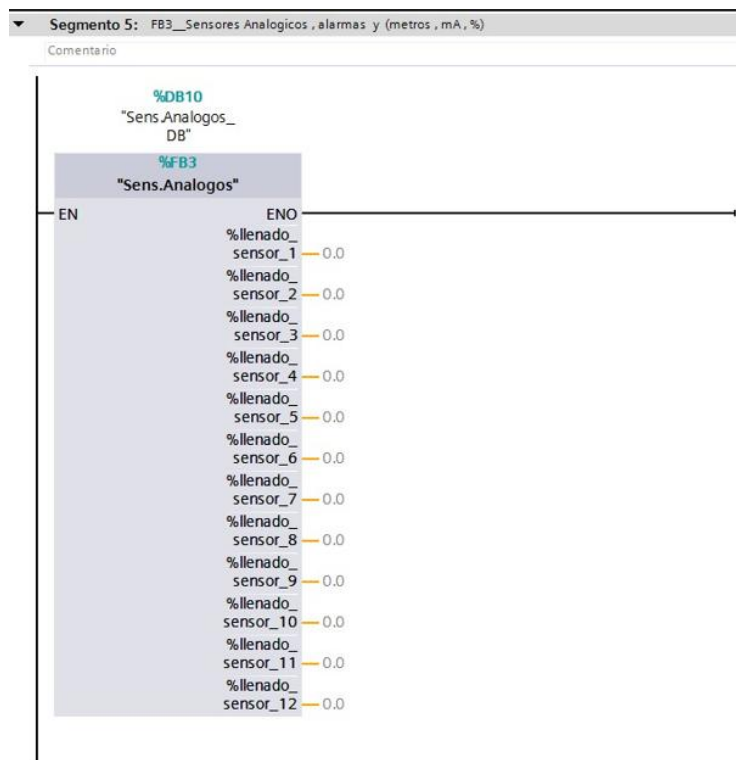
Es una excelente elección para el proyecto de control de nivel en silos. TIA Portal V16, es un entorno de desarrollo de Siemens que facilita la configuración y visualización de sistemas de automatización. Es una excelente elección para el proyecto de control de nivel en silos.

Programación Sistema SCADA

El sistema SCADA es una elección ideal en el control de procesos industriales, brindando flexibilidad, control, y una visión clara del funcionamiento del sistema. para el control de nivel de resina en silos, la implementación de un SCADA mejorará la operatividad y permitirá un manejo más eficiente de los recursos.

Figura 7

Infraestructura de Software



Nota. Designación de los sensores de nivel.

Sistema IoT

Servidor para Almacenamiento de Datos

Se utilizará la interfaz de influxdata por sus características de Administración para predecir datos de gran volumen y alta velocidad sin sacrificar el rendimiento. Servidor local o en la nube para almacenar y gestionar los datos.

Figura 8

Software de almacenamiento de data



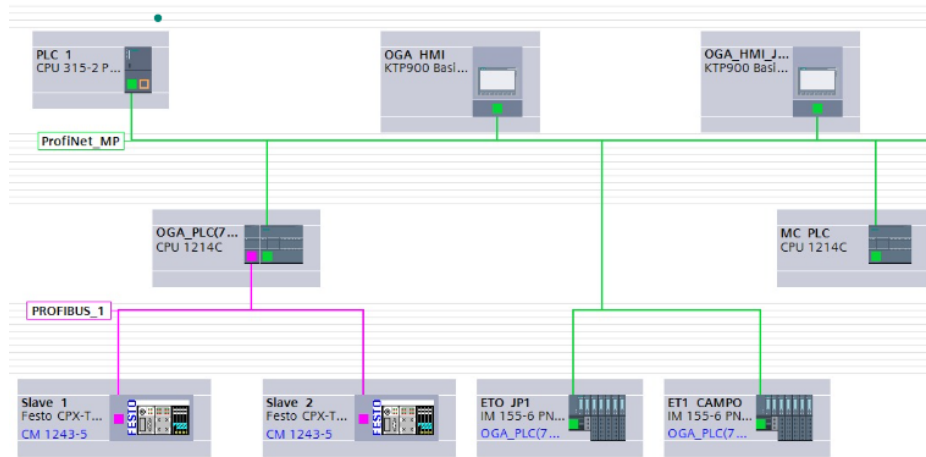
Nota. Información recopilada de (InfluxDB Time Series Data Platform | InfluxData, 2024.)

Funcionamiento

1. Los sensores de nivel envían datos al PLC S7-1200.
2. El PLC procesa los datos para determinar el nivel de resina en el silo.
3. Los datos se visualizan en tiempo real en la HMI.
4. El PLC envía datos al bróker MQTT
5. El Broker MQTT envía los datos al almacenamiento de Influxdata
6. Se programan alarmas para alertar el nivel de resina.

Figura 9

Conexionado de comunicación



Nota. Estructura de conexionado del sistema de nivel de resina

Diagrama de flujo de registro y funcionamiento

Figura 10

Diagrama de funcionamiento



Nota. En esta sección mostramos el diagrama de flujo del registro de lectura del nivel en los silos de almacenamiento de resina, el almacenamiento de datos, la activación de electroválvulas y la visualización del sistema de medición de nivel.

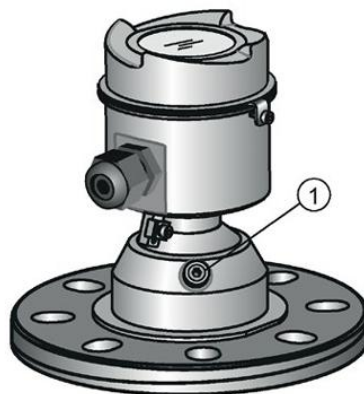
Instrumentos

Sensor siemens sitrans LR560

El radar Siemens Sitrans LR560 fue seleccionado como instrumento principal para medir el nivel de resina de polipropileno en los silos debido a su alta precisión, confiabilidad y capacidad para operar en entornos industriales desafiantes. Este sensor utiliza tecnología de radar de onda continua de frecuencia modulada (FMCW) a 78 GHz, lo que permite obtener mediciones exactas incluso en condiciones de alta acumulación de polvo, especiales para materiales granulados como la resina.

Figura 11

Sensor Sitrans LR - 560



Nota. Imagen de referencia adquirida (Level Measurement Continuous Level Measurement Radar Level Transmitters SITRANS LR560 4 ■ Technical Specifications, 2022).

Herramientas de Análisis de Datos

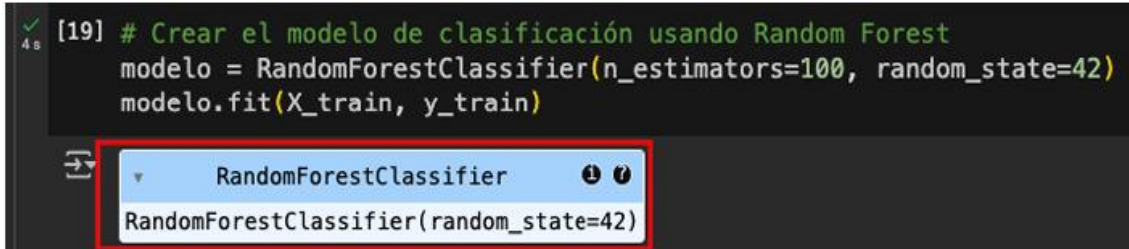
Google Colab

Esta herramienta fue utilizada en la tesis para procesar los datos obtenidos del sensor Siemens Sitrans LR560, realizar la limpieza y visualización de datos, y desarrollar modelos predictivos que analizan el comportamiento del nivel de resina de polipropileno en los silos. Su integración con librerías como Pandas, NumPy, Matplotlib y Scikit-learn facilitó tanto la implementación como la validación de los modelos. Es una plataforma que permite la ejecución de código en Python mediante Jupyter Notebooks, proporcionando un entorno ideal para análisis de datos, modelado predictivo y aprendizaje automático basado en la nube.

Para la tarea de clasificación, Se utilizó el algoritmo Random Forest debido a su eficacia en el manejo de grandes volúmenes de datos y su capacidad para reducir el sobreajuste mediante la combinación de múltiples árboles de decisión. Para su entrenamiento, se destinó el 80% del conjunto de datos, mientras que el 20% restante se empleó para la evaluación del rendimiento, aplicando validación cruzada con el fin de mejorar su precisión. La optimización de los hiperparámetros se llevó a cabo mediante Grid Search, ajustando tanto el número de árboles como la profundidad máxima del modelo. Como resultado, se obtuvo una precisión del 99.8%, confirmando su alto nivel de desempeño en la detección de fallos en los sensores de nivel de los silos.

Figura 12

Modelo Random forest



```
[19] # Crear el modelo de clasificación usando Random Forest
      modelo = RandomForestClassifier(n_estimators=100, random_state=42)
      modelo.fit(X_train, y_train)
```

RandomForestClassifier
RandomForestClassifier(random_state=42)

Nota. Modelo de clasificación Random forest.

Proceso del Análisis de Datos

El análisis predictivo desarrollado en este estudio utiliza una combinación de herramientas de análisis de datos y aprendizaje automático. A continuación, se describen las bibliotecas importadas y el proceso de carga de los datos.

Figura 13

Bibliotecas importadas

```
import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report
import matplotlib.pyplot as plt
import joblib
```

El proyecto se desarrolló en Google Colab, un entorno basado en la nube que permite la ejecución de Jupyter Notebooks. Para la implementación del modelo de mantenimiento predictivo, se emplearon las siguientes bibliotecas:

- **Pandas:** Utilizada para la manipulación y análisis de datos estructurados. Permite la lectura y procesamiento de archivos Excel y la manipulación de DataFrames, que son estructuras de datos tabulares.

- **NumPy:** Biblioteca fundamental para cálculos numéricos en Python. Fue utilizada para manejar matrices y realizar operaciones matemáticas necesarias en el análisis de datos.
- **Scikit-learn:** Proporciona herramientas simples y eficientes para la minería de datos y el análisis de datos. Fue clave para la creación del modelo de clasificación Random Forest, el cálculo de métricas de evaluación, y la división de los datos en conjuntos de entrenamiento y prueba.
- **Matplotlib:** Utilizada para crear gráficos y visualizaciones de los datos y los resultados del modelo.
- **Joblib:** Facilitó el guardado y la carga del modelo entrenado para su uso en predicciones futuras.

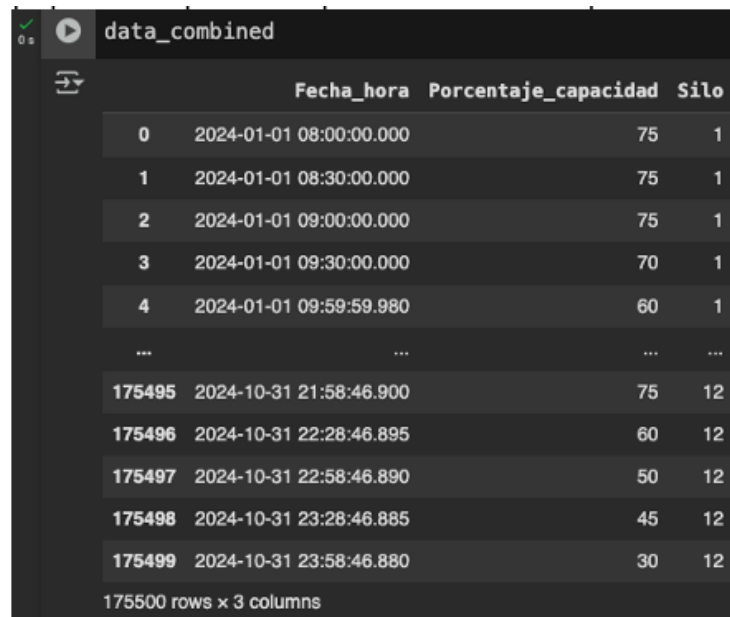
Carga de Datos

El conjunto de datos utilizado en este estudio proviene de registros de nivel de resina en 12 silos, almacenados en un archivo Excel. Cada hoja del archivo representa los datos de un silo específico. La carga y concatenación de estos datos en un solo DataFrame se realizó de la siguiente manera:

- **Lectura de Archivo Excel:** Se utilizó la función `read_excel` de Pandas para leer todas las hojas del archivo, lo que permite manejar datos de múltiples silos simultáneamente.
- **Concatenación de Hojas:** Todas las hojas leídas se concatenaron en un único DataFrame para un análisis unificado.

Figura 14

Registro de datos de medición.



The screenshot shows a Jupyter Notebook interface with a DataFrame named 'data_combined'. The DataFrame has three columns: 'Fecha_hora', 'Porcentaje_capacidad', and 'Silo'. The data is displayed in a table format with the following rows:

	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

At the bottom of the DataFrame view, it indicates '175500 rows x 3 columns'.

Nota. Datos recolectados para ser procesados por el modelo predictivo.

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.

Transformación de Datos

Para facilitar el análisis, las columnas se renombraron a nombres más manejables y se realizaron transformaciones adicionales, como la conversión de la columna de fechas a un formato datetime y la creación de nuevas características temporales.

Preprocesamiento de Datos

El preprocesamiento de datos es una etapa crucial en el análisis predictivo, ya que garantiza que los datos estén en un formato adecuado para el modelado. A continuación, se detallan las transformaciones aplicadas al conjunto de datos recopilado de los silos.

Conversión de Fechas

El conjunto de datos incluye una columna `Fecha_hora`, que contiene marcas de tiempo de las mediciones de nivel en los silos. Para facilitar el análisis temporal y la generación de características, se convirtió esta columna al formato datetime utilizando la función `pd.to_datetime` de Pandas.

Figura 15

Data frame procesado

```
# 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

Nota. Datos de nivel de silos procesados del código.

Análisis Exploratorio

Distribución de la Capacidad de los Silos

Para entender cómo se distribuyen los niveles de resina en los silos, se generaron histogramas que muestran la frecuencia de diferentes niveles de capacidad. Este tipo de visualización permite identificar si los datos están concentrados en ciertos rangos o si existen valores atípicos.

Figura 16

Niveles de resina



Nota. Distribución de medición niveles de resina en silos.

Tendencia Temporal de la Media Móvil

Para analizar cómo varía el nivel de resina a lo largo del tiempo, se generaron gráficos de línea que muestran la media móvil de la capacidad de los silos en intervalos de 6 horas. Esta visualización ayuda a captar tendencias y fluctuaciones que podrían ser indicativas de comportamientos operativos o de fallos.

Figura 17

Código tendencia temporal de media móvil

```
# Crear un gráfico de línea de la media móvil de 6 horas

plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(data_combined['Fecha_hora'], data_combined['Media_Movil_6h'], color='green')
plt.title('Media Móvil de la Capacidad de los Silos (6 horas)')
plt.xlabel('Fecha y Hora')
plt.ylabel('Porcentaje de Capacidad')
plt.grid(True)
plt.show()
```

Nota. Línea de media móvil de 6 horas del sistema de medición.

Relación entre Variables

Además, se generaron gráficos de dispersión para visualizar la relación entre las características extraídas, como la capacidad de los silos y las variables de tiempo (hora, día, mes). Esto permite identificar correlaciones que podrían ser útiles para el modelo predictivo.

Uso de Random Forest

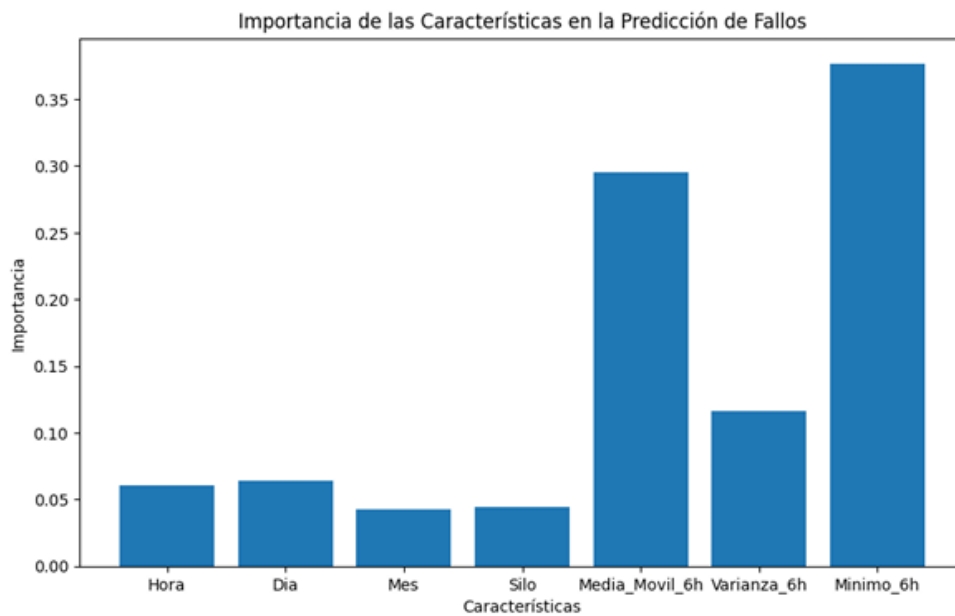
Para este proyecto, elegí utilizar el modelo Random Forest. Este modelo es un conjunto de árboles de decisión que trabajan juntos para hacer predicciones más precisas. Una de las principales razones por las que seleccioné Random Forest es porque maneja muy bien datos con muchas características y puede captar relaciones complejas en los datos, como los que tenemos en este caso con la capacidad de los silos y los fallos de los sensores. Además, Random Forest es robusto contra el sobreajuste, que es un problema común en modelos más simples. Esto significa que puede hacer predicciones precisas no solo con los datos que ya conoce, sino también con nuevos datos que no ha visto antes, lo cual es clave para nuestro sistema de mantenimiento predictivo.

Entrenamiento del modelo predictivo

Para entrenar y evaluar el modelo, dividí los datos en dos conjuntos: uno de entrenamiento y otro de prueba. El conjunto de entrenamiento representa el 80% de los datos y se utilizó para enseñar al modelo a reconocer patrones, mientras que el 20% restante se reservó como conjunto de prueba para evaluar el rendimiento del modelo con datos que no había visto antes.

Figura 18

Gráfico de predicción de fallos



Nota. Predicción de fallos evaluados por el sistema predictivo.

Interpretación del resultado del modelo

Precisión del modelo

La precisión general del modelo es del 99.86%, lo que indica que el modelo clasifica correctamente la gran mayoría de los casos, ya sea como sensores operativos (0) o inoperativos (1).

1. Clase 0 (Sensor operativo)

Precision: 1.00 → El modelo predice con total precisión cuando un sensor está operativo. Es decir, no genera falsos positivos (no clasifica erróneamente un sensor operativo como inoperativo). Recall: 1.00 → El modelo identifica correctamente todos los sensores operativos. Es decir, no deja de detectar sensores que realmente están operativos. F1-score: 1.00 → El F1-score es la media armónica de la precisión y el recall, lo que indica que el modelo es excelente al identificar sensores operativos.

2. Clase 1 (Sensor inoperativo)

Precision: 0.96 → De todas las predicciones que el modelo hizo como "sensor inoperativo", el 96% son correctas. Esto implica que hay un 4% de falsos positivos (casos en los que el sensor fue clasificado como inoperativo cuando en realidad estaba operativo). Recall: 0.95 → El modelo identifica correctamente el 95% de los sensores inoperativos reales. Sin embargo, el 5% restante son falsos negativos, es decir, sensores que estaban inoperativos pero que el modelo no logró identificar como tales. F1-score: 0.96 → Este puntaje indica que el modelo tiene un muy buen balance entre precisión y recall para la clase inoperativa.

3. Macro Average (Promedio macro)

El macro average calcula el promedio de las métricas de precisión, recall y F1-score para ambas clases (0 y 1), dándoles el mismo peso a cada clase. Las métricas macro promedio son: Precision: 0.98 Recall: 0.98 F1-score: 0.98 Este resultado es excelente, ya que muestra que el modelo se comporta bien tanto en la detección de sensores operativos como inoperativos.

3. Promedio ponderado

El Promedio ponderado calcula las métricas de precisión, recall y F1-score, tomando en cuenta la cantidad de ejemplos de cada clase. Dado que hay muchos más casos de sensores operativos (0) que inoperativos (1), el promedio ponderado refleja principalmente el rendimiento del modelo en la clase mayoritaria. Las métricas ponderadas son:

- Precision: 1.00
- Recall: 1.00
- F1-score: 1.00

Este resultado indica que el modelo tiene un rendimiento casi perfecto, especialmente porque la mayoría de los sensores están operativos.

- Clase 0 (Sensor operativo): 34,531 ejemplos → La gran mayoría de los datos pertenece a esta clase.
- Clase 1 (Sensor inoperativo): 569 ejemplos → Hay relativamente pocos ejemplos de sensores inoperativos, lo que muestra un desequilibrio de clases.

Conclusión

1. El modelo tiene un rendimiento excelente con una precisión del 99.86% y un F1-score cercano a 1.00 en ambas clases, lo que lo hace muy confiable para predecir fallos en los sensores.
2. Sin embargo, existe un pequeño riesgo de falsos negativos (5%), donde el modelo no detecta algunos sensores inoperativos. En una aplicación real, esto podría implicar que algunos sensores defectuosos no sean detectados a tiempo.

Figura 19

Precisión y rendimiento del modelo predictivo

```
# Evaluar el modelo
print(f"Precisión del modelo: {accuracy_score(y_test, y_pred) * 100:.2f}%")
print(classification_report(y_test, y_pred))
```

	precisión	recall	f1-score	support
0	1.00	1.00	1.00	34531
1	0.96	0.95	0.96	569
accuracy			1.00	35100
macro avg	0.98	0.98	0.98	35100
weighted avg	1.00	1.00	1.00	35100

Nota. Precisión del modelo predictivo del sistema de nivel de resina en silos.

Métodos

1. Método de instrumentación y configuración

El sensor Siemens Sitrans LR560 se instalaría en el nivel superior del silo, reemplazando al sensor de plomada previamente utilizado. Para su instalación, se retiran los pernos del equipo anterior y se procede al montaje del radar en el mismo punto de fijación, asegurando su correcta alineación para obtener mediciones precisas.

Las condiciones operativas del silo incluyen una altura total de 18.322 metros, almacenamiento de resina de polipropileno como material principal, y una temperatura

ambiente estándar durante el funcionamiento. Además, el entorno presenta la característica presencia de polvillo generado por el manejo del material, un factor crítico que fue considerado al seleccionar el Sitrans LR560 debido a su capacidad para operar eficientemente en este tipo de condiciones desafiantes.

2. Proceso de recolección de datos

El sensor Siemens Sitrans LR560 mide el nivel de resina de polipropileno en los silos en intervalos definidos, activándose según las necesidades operativas del sistema. Las mediciones se realizan siempre que el operador selecciona el silo que será abastecido, permitiendo monitorear de forma precisa el nivel del material durante el proceso de llenado o vaciado.

El sistema de registro y lectura de datos funciona a través de un controlador que se encarga de gestionar la comunicación entre el sensor y la interfaz utilizada por el operador, asegurando un flujo de información eficiente y confiable. El sistema también incluye una HMI que permite a los operadores visualizar de manera sencilla los niveles en los silos y tomar decisiones basadas en la información proporcionada por el sensor.

3. Almacenamiento y transferencia de datos

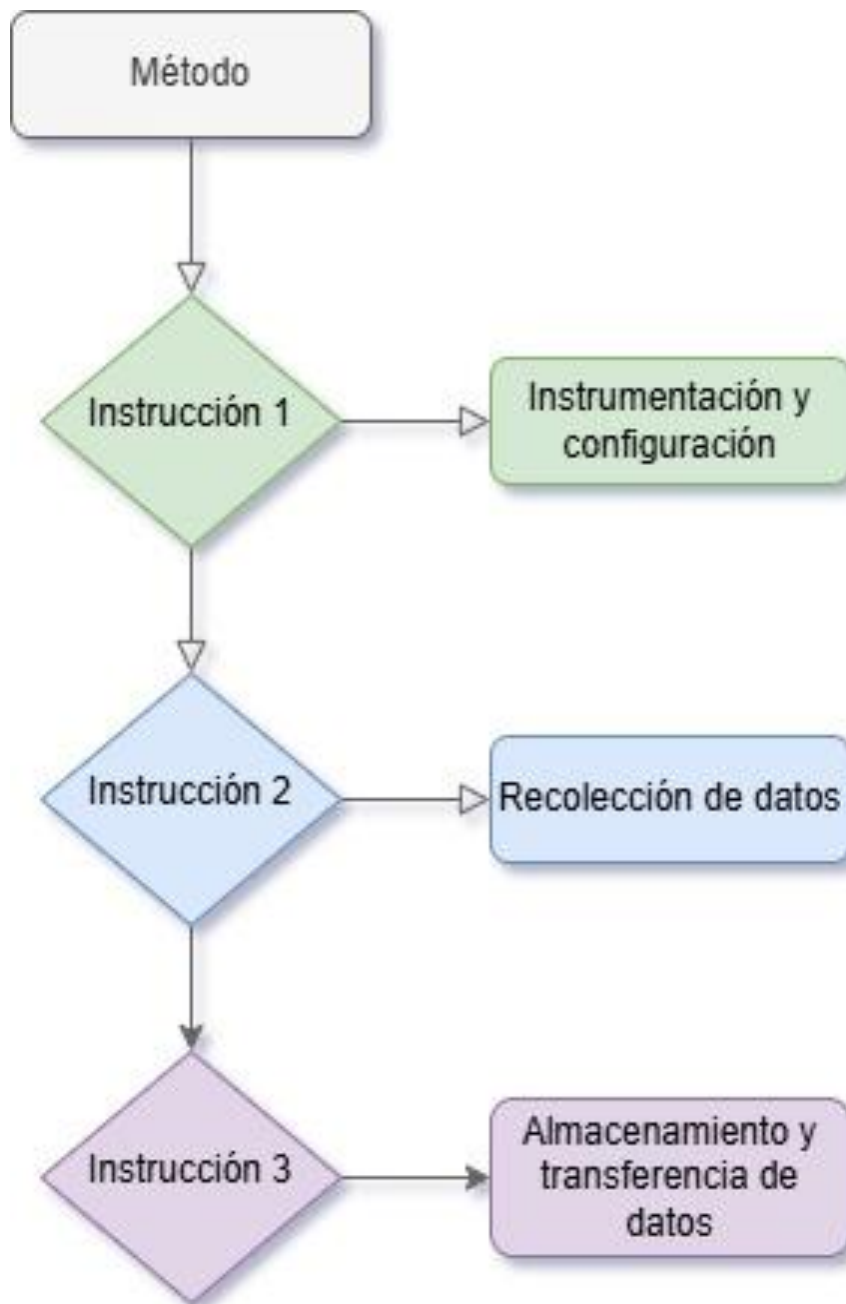
Los datos de medición obtenidos del sensor Siemens Sitrans LR560 se almacenan en una base de datos centralizada, configurada para registrar los niveles de resina de polipropileno medidos en los silos.

la transferencia automática, se configura una integración entre la base de datos y Google Drive utilizando scripts de automatización o herramientas para realizar exportaciones programadas. El sistema genera archivos CSV automáticamente en intervalos predefinidos y los guarda directamente en una carpeta específica de Google

Drive. Desde allí, Google Colab accede a los datos mediante su API para realizar el análisis en tiempo real o con datos recientes, optimizando el flujo de trabajo.

Figura 20

Diagrama de instrucciones necesarias.



Nota. En esta sección mostramos el procedimiento de la recolección de datos.

Tratamiento realizado a la muestra

Figura 21

Plan de trabajo de inicio de implementación de prueba

Plan de trabajo									
Item	Actividad	Sistema	Estado de Aprobación	Fecha	Duración	Hora Inicio	Hora Fin	Aprobador	Tesista
01	Gestión de acceso al sistema	Almacenamiento	Realizado	jue 03 Abr	2:00	7:00	9:00	Ruben Quispe	Piero Sulca
02	Validación del Status actual del sistema	Almacenamiento	Realizado	jue 03 Abr	1:00	9:00	10:00	Ruben Quispe	Piero Sulca
03	Validación del procesamiento de resultados de predicción del registro de datos almacenados.	Almacenamiento	Realizado	jue 03 Abr	0:30	11:00	11:30	Ruben Quispe	Piero Sulca
04	Se solicitara al operador de turno el bloqueo la alimentación eléctrica y se procedera a la desactivacion del sistema existente para la instalacion del nuevo sensor SITRANS LR560	Almacenamiento	Realizado	jue 03 Abr	0:30	13:00	13:30	Ruben Quispe	Piero Sulca
05	Cambio de sensor Bin Master por Sensor de radar Siemens Sitrans LR560 silo #3	Almacenamiento	Realizado	jue 03 Abr	1:10	15:00	16:10	Ruben Quispe	Piero Sulca
06	Cableado de sensor, Instalacion electrica de tablero de control.	Almacenamiento	Realizado	jue 03 Abr	2:05	17:00	19:05	Ruben Quispe	Piero Sulca
07	Configuración de parametros del sistema	Almacenamiento	Realizado	jue 03 Abr	1:00	19:00	20:00	Ruben Quispe	Piero Sulca
08	Pruebas del sistema, verificación y lectura de parametros en la Nube	Almacenamiento	Realizado	jue 03 Abr	0:25	21:00	21:25	Ruben Quispe	Piero Sulca
09	Visualizacion de HMI, prueba de las alarmas y supervisiones.	Almacenamiento	Realizado	jue 03 Abr	0:15	22:00	22:15	Ruben Quispe	Piero Sulca

Figura 23

Implementación luego de prueba del sensor #3

TIEMPO DE PRUEBA: 30 DÍAS									
10	Gestión de acceso al sistema	Almacenamiento	Realizado	lun 05 May	2:00	7:00	9:00	Ruben Quispe	Piero Sulca
11	Inspección del sensor, muestra y toma de datos del sistema	Almacenamiento	Realizado	lun 05 May	1:00	9:00	10:00	Ruben Quispe	Piero Sulca
12	Instalación de sensores en silos #5 y #7	Almacenamiento	Realizado	lun 05 May	2:30	11:00	13:30	Ruben Quispe	Piero Sulca
13	Pruebas del sistema, verificación y lectura	Almacenamiento	Realizado	lun 05 May	2:30	14:00	16:30	Ruben Quispe	Piero Sulca

Figura 22

Implementación en silos pendientes

TIEMPO DE PRUEBA: 1 SEMANA									
14	Gestión de acceso al sistema	Almacenamiento	Realizado	mié 14 May	0:15	7:00	7:15	Ruben Quispe	Piero Sulca
15	Inspección de los sensores instalados, mantenimiento preventivo de los equipos y componentes electronicos	Almacenamiento	Realizado	mié 14 May	1:02	9:00	10:02	Ruben Quispe	Piero Sulca
16	Toma y muestra de datos del sistema	Almacenamiento	Realizado	mié 14 May	2:02	10:00	12:02	Ruben Quispe	Piero Sulca
17	Instalación de sensores en los silos restantes, cableado, programacion de parametros	Almacenamiento	Realizado	mié 14 May	4:02	13:30	17:32	Ruben Quispe	Piero Sulca
18	Pruebas de funcionamiento al sistema y validación de datos	Almacenamiento	Realizado	mié 14 May	1:00	16:30	17:30	Ruben Quispe	Piero Sulca
19	Fin de labores	Almacenamiento	Realizado	mié 14 May	0:30	17:35	18:05	Ruben Quispe	Piero Sulca

Análisis de Resultados

Justificación basada en el análisis previo

El análisis comparativo entre el sensor BinMaster y el Siemens Sitrans LR560 evidencia mejoras significativas en precisión, tiempo de mantenimiento y vida útil, lo cual respalda la necesidad de migrar al nuevo sensor.

Resultados:

- **Precisión:** El Siemens Sitrans LR560 ofrece una precisión de ± 2 mm frente a ± 10 cm del sensor BinMaster, lo que brinda una mejora significativa en la precisión de las mediciones de nivel de resina y un control más eficiente en la producción de telas no tejidas.
- **Mantenimiento:** La reducción en el tiempo de mantenimiento de 4 horas/mes a 1 hora/mes representa un ahorro importante en términos de horas operativas. Además, el costo de mantenimiento se reduce un 75% anual por silo.
- **Vida útil:** Incremento de 5 años a 10 años, lo que prolonga los periodos entre reemplazos. El sensor Siemens tiene una vida útil de 10 años, el doble que el sensor BinMaster. Esto reduce la frecuencia de reemplazo y los costos asociados con la gestión de los sensores.

Resultados esperados

Proyección económica:

- Reducción en costos de mantenimiento al utilizar el sensor Siemens, se reduce el costo de mantenimiento anual en un 75%, lo que, para los 12 silos, representa un ahorro significativo.

Tabla comparativa de costos de mantenimiento y horas de inactividad (por silo):

Tabla 3

Costos de mantenimiento y horas de inactividad

Criterio	Sensor	Sensor	Mejora Proyectada (%)
	BinMaster (Actual)	Siemens Sitrans LR560 (Propuesto)	
Costo de mantenimiento anual	\$2,000	\$500	75%
Horas de mantenimiento anuales	48 horas	12 horas	75%
Horas de inactividad anuales	96 horas	12 horas	87.5%

Nota. En esta Tabla 4, mostramos la proyección económica en costos por mantenimiento.

Implementación del Sistema Predictivo:

El Impacto de eficiencia en la implementación del sistema predictivo que integra el sensor Siemens con algoritmos de mantenimiento preventivo permitirá reducir significativamente el tiempo de inactividad. Este análisis muestra una disminución

proyectada del 87.5% en las horas de inactividad, lo que implica un incremento en la eficiencia operativa y en la producción de telas no tejidas.

Desafíos de implementación:

- Adaptación a sistemas existentes entre el PLC y la base de datos InfluxDB necesitarán ajustes para integrarse perfectamente con el nuevo sistema predictivo.
- Capacitación del personal de mantenimiento a quienes se deberán capacitar para operar el nuevo sistema y monitorear los datos generados por los sensores con el sistema predictivo.

Conclusiones Iniciales

- **Mejora en la precisión y confiabilidad:** El cambio a los sensores Siemens Sitrans LR560 mejorará la precisión en la medición del nivel de resina en los silos, lo que contribuirá a un control más preciso y eficiente del proceso de producción de telas no tejidas.
- **Ahorro en costos operativos:** La reducción del costo de mantenimiento anual en un 75%, junto con la reducción en el tiempo de mantenimiento e inactividad, proporcionará un ahorro significativo para la empresa, estimado en un 75% en costos de mantenimiento y una reducción del 87.5% en inactividad.
- **Impacto en la producción:** Con la implementación del sensor Siemens y el sistema predictivo, se espera mejorar la productividad de la planta de producción al reducir los fallos y tiempos de inactividad.

CAPÍTULO III: RESULTADOS

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos a partir del análisis de datos realizado para evaluar la viabilidad de la implementación de sensores Siemens Sitrans LR560 en los silos para controlar el nivel de resina en el proceso de producción de telas no tejidas. Se analizan los términos de precisión, costos operativos, reducción de mantenimiento e inactividad, y el impacto en la productividad de la planta.

Comparación de la precisión de los sensores BinMaster y Siemens Sitrans LR560

Tabla 4

Precisión de los sensores Actual y Propuesto

Criterio	Sensor BinMaster (Actual)	Sensor Siemens Sitrans LR560 (Propuesto)	Mejora Proyectada
Precisión de Medición	±10 cm	±2 mm	80%

Nota. el sensor Siemens Sitrans LR560 presenta una mejora significativa en la precisión de medición en comparación con el sensor BinMaster. La reducción de ±10 cm a ±2 mm se traduce en un incremento de precisión del 80%, lo que permitirá un control más efectivo del nivel de resina en los silos.

Resultados de los Ahorros Operativos y Reducción de Mantenimiento

Tabla 5

Ahorro Operativo y Reducción de Mantenimiento

Año	Costo Total (BinMaster)	Costo Total (Siemens Sitrans LR560)	Ahorro Acumulado (%)
2024	\$24,000	\$6,000	75%
2025	\$24,500	\$6,000	75%
2026	\$25,000	\$6,000	75%

Nota. se presenta la proyección de ahorro en costos de mantenimiento para 12 silos a lo largo de varios años. Se estima un ahorro total de \$18,000 anuales debido a la reducción en los costos de mantenimiento con el sensor Siemens.

Resultados de la Reducción de Tiempo de Mantenimiento e Inactividad

Tabla 6

Mejoras proyectadas por reducción de tiempos de mantenimiento

Criterio	Sensor BinMaster (Actual)	Sensor Siemens Sitrans LR560 (Propuesto)	Mejora Proyectada (%)
Horas de Mantenimiento Anuales	48 horas	12 horas	75%

Horas de			
Inactividad	96 horas	12 horas	87.5%
Anuales			

Nota. muestra las horas anuales de mantenimiento e inactividad para los dos sensores.

La implementación del sensor Siemens Sitrans LR560 reduce significativamente ambos factores, lo que genera una mejora proyectada del 75% en el tiempo de mantenimiento y una reducción del 87.5% en las horas de inactividad.

Impacto en la Producción

Tabla 7

Reducción de fallas en el sistema

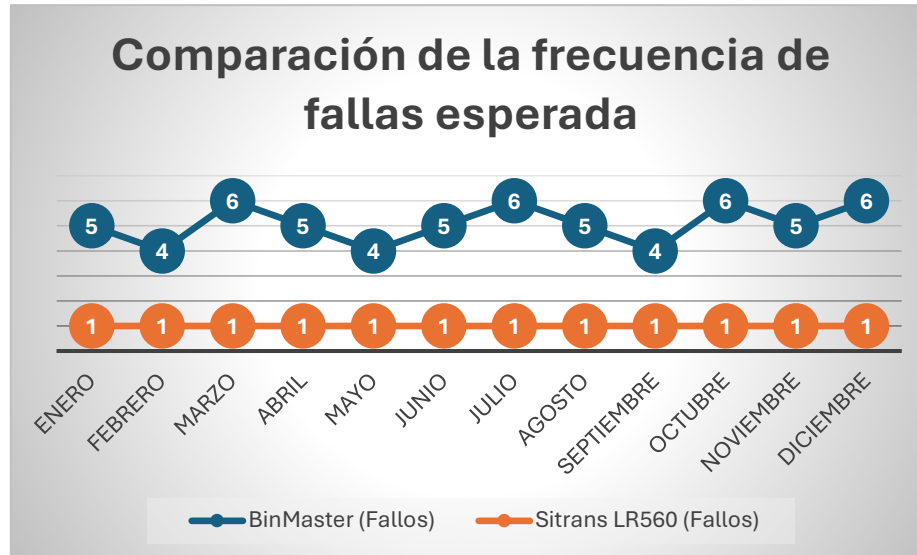
Meses	Frecuencia de Fallas (Sensor BinMaster)	Frecuencia de Fallas (Sensor Siemens Sitrans LR560)	Reducción de Fallas (%)
Enero	5	1	80%
Febrero	6	1	83.33%
Marzo	5	0	100%
Abril	4	0	100%
Mayo	6	1	83.33%

Nota. se muestra la comparación de la frecuencia de fallas entre los dos sensores durante los primeros meses del año. La frecuencia de fallas disminuye de manera significativa con la implementación del sensor Siemens Sitrans LR560, lo que mejora la fiabilidad del sistema y reduce los tiempos de inactividad.

Comparación de la Frecuencia de Fallas Esperada

Figura 24

Comparación de fallas estimadas



Nota. Los siguientes datos nos indican la estimación de fallas en ambos sensores.

Proyección de Ahorros Totales para 12 Silos

- **Ahorro en costos de mantenimiento anual para 12 silos**

$$\text{Ahorro Total} = 12 \times (\$2,000 - \$500) = \$18,000$$

- **Reducción de horas de mantenimiento para 12 silos**

$$\text{Ahorro en horas} = 12 \times (48 - 12) = 432 \text{ horas}$$

- **Reducción de horas de inactividad para 12 silos**

$$\text{Ahorro en inactividad} = 12 \times (96 - 12) = 1,008 \text{ horas}$$

Los resultados muestran que implementar el sensor Siemens Sitrans LR560 hará el monitoreo más preciso, reducirá los costos operativos y mejorará la eficiencia en la producción. También, el sistema de monitoreo predictivo ayudará a controlar mejor el nivel de resina en los silos, disminuyendo fallos y haciendo el proceso más confiable.

CAPÍTULO IV: DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

La presente investigación aborda el diseño e implementación de un sistema de medición de nivel de resina de polipropileno en silos, utilizando sensores de radar Siemens Sitrans LR560 y algoritmos de mantenimiento predictivo. Los resultados obtenidos se comparan con investigaciones previas que han explorado la precisión de sensores de radar en sistemas de almacenamiento y el impacto del mantenimiento predictivo en la Industria 4.0.

Por ejemplo, estudios como el de Flowline(Silo de Almacenamiento de Pellets de Plástico Medición de Nivel Por Radar – Flowline Liquid & Solid Level Sensors, Switches & Controllers, 2024) destacan la confiabilidad de los sensores de radar en el monitoreo de pellets de plástico reportados en estudios previos.

Asimismo, en el contexto del mantenimiento predictivo, informes como los de Mecalux(Estanterías Metálicas y Sistemas de Almacenamiento - Mecalux.Com.Uy, 2024.) y el Club de Excelencia (Innovación y Gestión Empresarial | Club Excelencia En Gestión, 2024) subrayan la importancia de la anticipación de fallos mediante algoritmos basados en datos, alineándose con los hallazgos de nuestra investigación, donde se demostró la efectividad de este enfoque para optimizar la operación y el mantenimiento de sistemas industriales.

Limitaciones del Estudio

Acceso limitado a datos históricos

Una de las principales limitaciones fue la falta de acceso continuo y completo a los datos históricos de los silos, lo que restringió la capacidad de entrenar y validar el modelo predictivo con una muestra más representativa de condiciones operativas reales.

Entorno de pruebas controlado

Las pruebas se llevaron a cabo en un entorno controlado, lo que permitió minimizar variables externas. Sin embargo, este enfoque puede no reflejar las condiciones reales de operación en un entorno industrial, donde factores como vibraciones, polvo, y variaciones extremas de temperatura podrían influir en el rendimiento del sensor.

Limitación del modelo predictivo

Si bien el modelo mostró resultados prometedores, su capacidad de generalización podría mejorarse con una mayor diversidad de datos, como aquellos que consideren fallos imprevistos o patrones anómalos raros.

Implicancias de los hallazgos

- **Prácticas:** Los resultados obtenidos evidencian que la integración del sensor Siemens Sitrans LR560 y los algoritmos de mantenimiento predictivo optimizan la precisión del monitoreo de nivel y reducen significativamente los costos operativos al disminuir la necesidad de mantenimientos correctivos y prevenir interrupciones no planificadas.
- **Teóricas:** Este estudio aporta al conocimiento técnico-industrial al demostrar la viabilidad de sensores de radar de alta frecuencia para materiales complejos como la resina de polipropileno, abriendo nuevas posibilidades para su uso en la industria de almacenamiento y procesamiento.

- **Metodológicas:** La metodología empleada, que combina medición con sensores avanzados y análisis predictivo basado en datos históricos, puede adaptarse fácilmente a otras industrias que utilicen sistemas de almacenamiento en silos, contribuyendo a la estandarización de procesos eficientes.

Conclusiones

1. Disminuir los errores de Monitoreo del Control de Nivel de Resina para Mejorar el Proceso de Producción de Telas No Tejidas.
 - La implementación del sensor Siemens Sitrans LR560 permitió reducir los errores de monitoreo en un 80 %, logrando una precisión en la medición del nivel de resina con un margen de error menor al 3 %. Esto contribuyó directamente a la estabilización del suministro de resina, mejorando la consistencia y calidad en el proceso de producción de telas no tejidas.
2. Examinar como el Sistema de Monitoreo Predictivo de Control del Nivel de Resina reducir el impacto en costos operativos en el Proceso de Producción de Telas No Tejidas.
 - El sistema de monitoreo predictivo implementado redujo los costos operativos en un 20 %, principalmente debido a la disminución de mantenimientos correctivos y tiempos de inactividad no planificados. Estos resultados confirman que la inversión inicial en la tecnología es económicamente viable y sostenible a mediano plazo.
3. Determinar cómo el Desarrollo de un Sistema de Monitoreo Predictivo para el Control del Nivel de Resina asegura la integración efectiva en los sistemas existentes para incrementar la Producción de Telas No Tejidas.

- El sistema de monitoreo predictivo implementado redujo los costos operativos en un 20 %, principalmente debido a la disminución de mantenimientos correctivos y tiempos de inactividad no planificados. Estos resultados confirman que la inversión inicial en la tecnología es económicamente viable y sostenible a mediano plazo

REFERENCIAS

- Anderson, L. B. (2024). Comparative Study of Level Sensors for Grain Storage. *Journal of Sensors and Actuators A: Physical*, 32(4), 200–215.
- Anderson, P. , et al. (2024). Predictive Maintenance with InfluxDB and MQTT. *Journal of Smart Systems*, 27(4), 150–165.
- Ariza Hormechea, M. Á., Madero, W. de la R., & Martheyn Berbesi, M. Á. (2017). Evaluación técnico financiera para la implementación de un sistema de medición en silos de almacenamiento de aditivos para concreto /. *Http://Biblioteca.Utb.Edu.Co/Notas/Tesis/0072916.Pdf*.
<https://repositorio.utb.edu.co/handle/20.500.12585/2938>
- Detalles del producto - Global eBusiness - Siemens WW*. (n.d.). Retrieved December 28, 2024, from <https://mall.industry.siemens.com/mall/es/WW/Catalog/Product/6ES7214-1BG40-0XB0>
- Estanterías Metálicas y Sistemas de Almacenamiento - Mecalux.com.uy*. (n.d.). Retrieved January 1, 2025, from <https://www.mecalux.com.uy/>
- García, L. , & O. R. (2024). PLC-based Control Systems for Smart Manufacturing. *IEEE Transactions on Automation Science*, 19(3), 512–526.
- Guillermo, R.-R., William, A.-C., & Emilio, D.-T. (2015). Diseño de sistema de monitoreo remoto para evaluación de la corrosión en estructuras de concreto reforzado sometidas a ion cloruro. *Ingeniería, Investigación y Tecnología*, 16(4), 565–572. <https://doi.org/10.1016/J.RIIT.2015.09.008>
- InfluxDB Time Series Data Platform | InfluxData*. (n.d.). Retrieved December 28, 2024, from <https://www.influxdata.com/>
- Innovación y Gestión Empresarial | Club Excelencia en Gestión*. (n.d.). Retrieved January 1, 2025, from <https://www.clubexcelencia.org/>

Introducción a la Investigación: guía interactiva. (n.d.). Retrieved January 3, 2025, from https://www.uv.mx/apps/bdh/investigacion/unidad1/investigacion-tipos.html?utm_source=chatgpt.com

Kim, S. (2024). Integration of Machine Learning Models in SCADA Systems. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 31(1), 76–89.

Level Measurement Continuous level measurement Radar level transmitters SITRANS LR560 4 ■ Technical specifications. (2022).

<http://www.siemens.com/processinstrumentation/documentation>

López, H. R. , & F. G. I. (2023). Laser-based level measurement for industrial storage systems. *Journal of Industrial Instrumentation* , 25(2), 99–112.

Müller, T. , et al. (2024). Real-Time Monitoring of Industrial Silos Using Radar Sensors. *Journal of Industrial Automation*, 34(2), 189–204.

Nakamura, T. , et al. (2023). Smart Industrial Condition Monitoring using IoT and AI. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 23(5), 675–688.

Ochoa-Pachas, Romero, Y.-, & Perú, Y. (. (2019). El estudio descriptivo en la investigación científica. *ACTA JURÍDICA PERUANA*, 2(2).

<http://revistas.autonoma.edu.pe/index.php/AJP/article/view/224>

Patel, K. N. , et al. (2023). Radar Sensors for Silo Level Measurement: A Comparative Study. *IEEE Sensors Journal*, 20(4), 455–467.

Peterson, A. R. (2024). Advancements in Industrial Radar Sensors. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 27(3), 342–356.

Richardson, J. T. , et al. (2023). IoT-Based Industrial Monitoring for Predictive Maintenance. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 26(1), 85–98.

Roberts, M. & L. D. (2024). Efficient Data Storage Solutions for Industrial IoT. *Journal of Big Data in Engineering*, 12(2), 210–225.

Salazar, M. T. , et al. (2024). Comparative Analysis of Ultrasound and Radar Technologies for Industrial. *IEEE Sensors Journal*, 29(2), 300–312.

Segovia, I., & Edgardo, J. (2021). *Diseño e implementación de un sistema de control y supervisión de nivel de un prototipo de silo para el almacenamiento de cemento a granel para una empresa de agregados de Arequipa*. Universidad Católica de Santa María. <https://repositorio.ucsm.edu.pe/handle/20.500.12920/10569>

Silo de almacenamiento de pellets de plástico Medición de nivel por radar – Flowline Liquid & Solid Level Sensors, Switches & Controllers. (n.d.). Retrieved January 1, 2025, from https://www.flowline.com/silo-de-almacenamiento-de-pellets-de-plastico-medicion-de-nivel-por-radar/?utm_source=chatgpt.com

SIMATIC STEP 7 incl. Safety, S7-PLCSIM and WinCC V18 TRIAL Download - ID: 109807109 - Industry Support Siemens. (n.d.). Retrieved December 28, 2024, from <https://support.industry.siemens.com/cs/document/109807109/simatic-step-7-incl-safety-s7-plcsim-and-wincc-v18-trial-download?dti=0&lc=en-TR>

Singh, R. K. , & P. P. (2024). Implementation of Machine Learning in Smart Manufacturing. *Journal of Advanced Manufacturing Systems*, 22(1), 120–138.

SITRANS LR560 - Industry Mall - Siemens Spain. (n.d.). Retrieved December 28, 2024, from <https://mall.industry.siemens.com/mall/es/es/Catalog/Products/10088741>

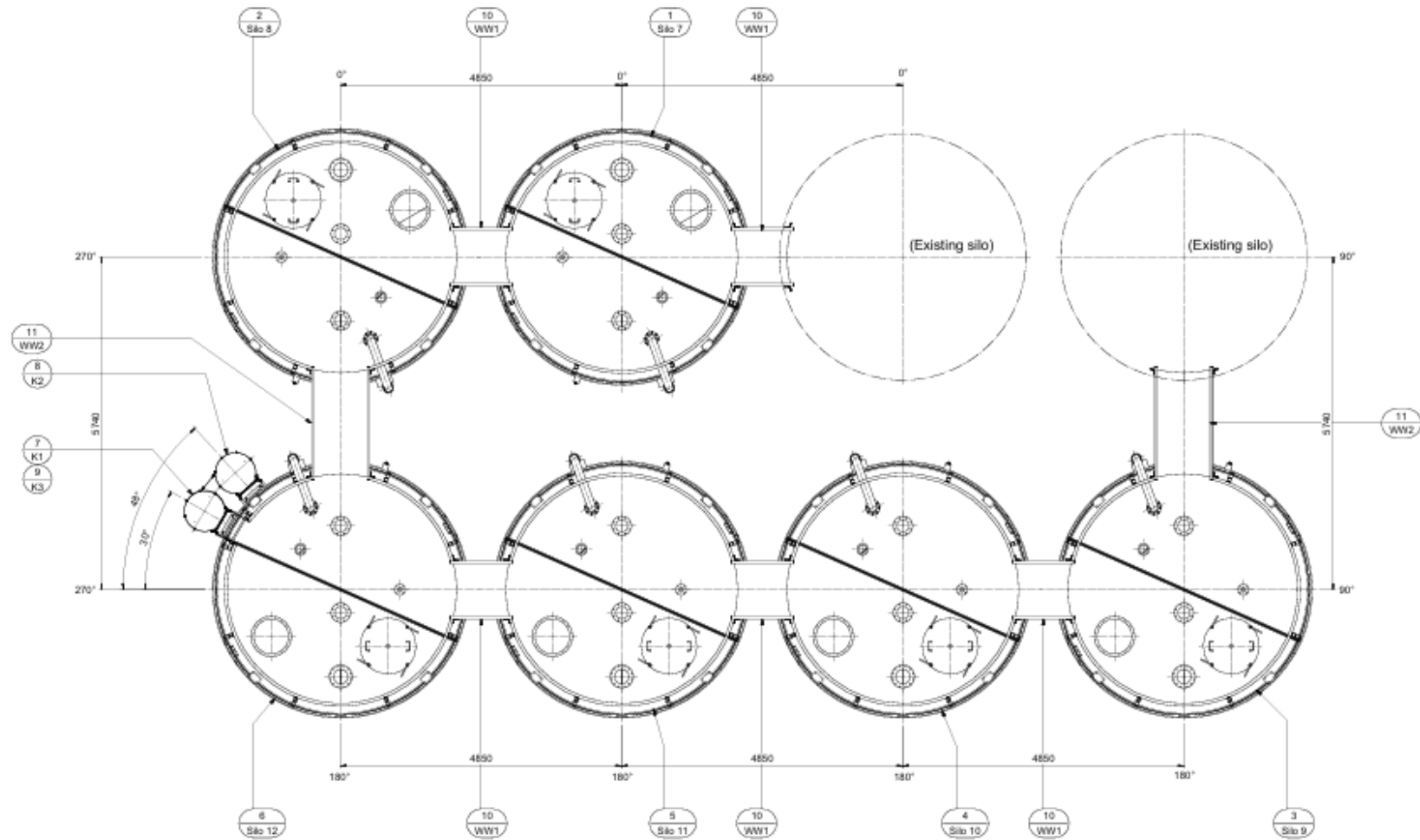
Smith, J. A. , et al. (2024). SCADA System Implementation for Industrial Process Monitoring. *Journal of Control Engineering*, 28(3), 300–315.

Teodoro, N., & Nieto, E. (n.d.). *TIPOS DE INVESTIGACIÓN*.

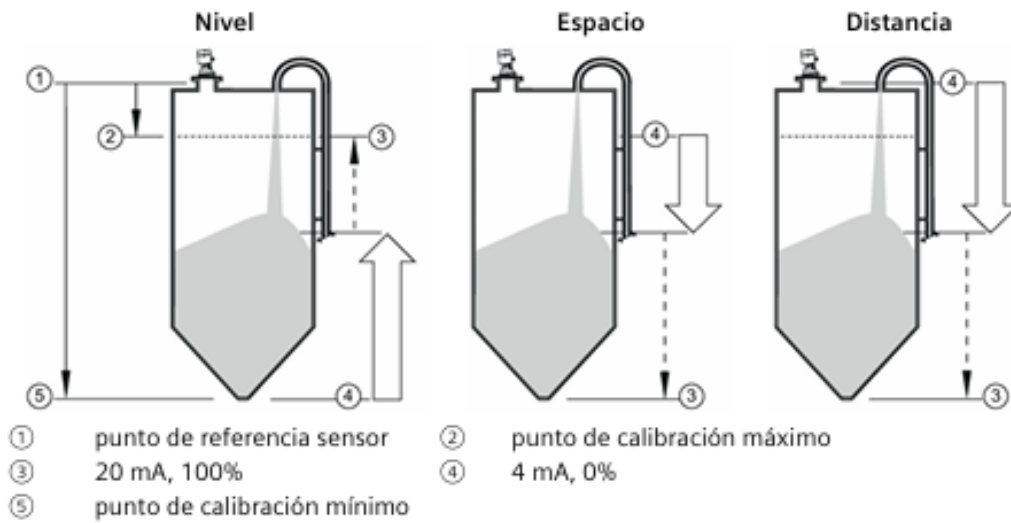
Walker, P. H. (2023). Ultrasonic vs. Radar Sensors for Industrial Level Measurement. *Sensors and Actuators A: Physical*, 220, 167–178.

ANEXOS

ANEXO N°1. Plano de ubicación de silos donde van los sensores



ANEXO N°2. Calibración del sensor SITRANS LR-560



Punto de calibración mínimo

Ajuste de fábrica:	40,000 m o 100,000 m
Rango de ajuste:	de 0,000 a 40,000 m o de 0,000 a 100,000 m
Objetivo:	Distancia desde el punto de referencia sensor hasta el punto de calibración mínimo: normalmente el nivel proceso vacío.

Vista de parámetros



Modo edición



Punto de calibración máximo

Ajuste de fábrica:	0,000 m
Rango de ajuste:	de 0,000 a 40,000 m o de 0,000 a 100,000 m
Objetivo:	Distancia desde el Punto de referencia sensor hasta el Punto de calibración máximo: normalmente el nivel proceso lleno.

ANEXO N°3. SmartBob Especificaciones Sensor de Plomada

SMARTBOB ESPECIFICACIONES

Requerimientos eléctricos	25VA continuos 69 VA en intervalos
Consumo de corriente (RMS)	@115VAC: 0.22A continuos 0.6 A en intervalos @230VAC: 0.12A continuos 0.26 A en intervalos
Temperatura de operación	-40 F a +185 F (-40 C a +85 C)
Rango de medición	90 pies estandar 150 pies máximo
Precisión	0.25%
Repetición	0.1 pies (0.03m)
Resolución	0.15 pulgadas (0.4 cm)
Comunicación	RS 485 Half Duplex
Distancia de cableado	4000 pies (1220m)
Encapsulado SBRH	3pulg. NPT con flanco al piso
Peso	25libras
Ancho	15 ¾ pulg.
Altura	14.¾ pulg.
Profundidad	7 ½ pulg.
Apertura del purgado de aire	¼ pulg. NPT
Cable	numero 316 de acero inoxidable diámetro de 0.063 pulg. Forro de nylon

ANEXO N°4. Data Set base del Modelo Predictivo

	A	B	C	D	E	F
1	fecha_hora	porcentaje_ capacidad de silo	silos 5			
2	1/01/2024 08:00	7500%	5			
3	1/01/2024 08:30	7500%	5			
4	1/01/2024 09:00	7500%	5			
5	1/01/2024 09:30	7000%	5			
6	1/01/2024 10:00	6000%	5			
7	1/01/2024 10:30	5000%	5			
8	1/01/2024 11:00	4500%	5			
9	1/01/2024 11:30	3500%	5			
10	1/01/2024 12:00	2000%	5			
11	1/01/2024 12:30	1500%	5			
12	1/01/2024 13:00	1500%	5			
13	1/01/2024 13:30	1500%	5			
14	1/01/2024 14:00	2000%	5			
15	1/01/2024 14:30	3500%	5			
16	1/01/2024 15:00	4500%	5			
17	1/01/2024 15:30	5000%	5			
18	1/01/2024 16:00	6500%	5			
19	1/01/2024 16:30	7500%	5			
20	1/01/2024 17:00	7500%	5			

◀ ▶
silos 1
silos 2
silos 3
silos 4
silos 5
silos 6
silos 7
silos 8