**ESCUELA MILITAR DE INGENIERÍA**

**“MCAL. ANTONIO JOSÉ DE SUCRE”**

**BOLIVIA**

**PROYECTO FINAL**

**Imagen que contiene texto

Descripción generada automáticamente**

**SISTEMA WEB DE DISTRIBUCIÓN DE COCA-COLA CON MÓDULO**

**CRUZ SERRANO SHARAID GABRIELA**

**GUTIÉRREZ LOZANO ELVIN ANDRES**

**SOSSA CHUGAR THIAGO LEONARDO**

**PINTO LUJAN JHERSON ADOLFO**

**COCHABAMBA,2025**



**ÍNDICE**

**ÍNDICE DE CONTENIDO**

**CONTENIDO**

[1. INTRODUCCIÓN. 1](#_Toc197990379)

[2. ANTECEDENTES. 1](#_Toc197990380)

[3. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA. 2](#_Toc197990381)

[3.1. IDENTIFICACIÓN DEL PROBLEMA. 2](#_Toc197990382)

[3.2. ANÁLISIS CAUSA EFECTO. 3](#_Toc197990383)

[3.3. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA. 3](#_Toc197990384)

[4. OBJETIVOS. 4](#_Toc197990385)

[4.1. OBJETIVOS GENERAL. 4](#_Toc197990386)

[4.2. OBJETIVOS ESPECIFICOS. 4](#_Toc197990387)

[5. JUSTIFICACIÓN. 5](#_Toc197990388)

[6. MARCO TEÓRICO. 5](#_Toc197990389)

[6.1. GESTIÓN DEL MANTENIMIENTO 5](#_Toc197990390)

[6.1.1. Predictivo 6](#_Toc197990391)

[6.1.2. Prescriptivo 7](#_Toc197990392)

[6.2. MODELOS ESTOCÁSTICOS DE DEGRADACIÓN 7](#_Toc197990393)

[6.2.1. Cadenas de Markov 8](#_Toc197990394)

[6.3. ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS Y VALIDACIÓN 8](#_Toc197990395)

[6.4. ANALÍTICA AVANZADA EN MANTENIMIENTO 9](#_Toc197990396)

[7. INGENIERÍA DEL PROYECTO. 9](#_Toc197990397)

[8. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES. 9](#_Toc197990398)

[8.1. CONCLUSIONES. 9](#_Toc197990399)

[8.2. RECOMENDACIONES. 9](#_Toc197990400)

[9. BIBLIOGRAFÍA. 9](#_Toc197990401)

[Anexos 1](#_Toc197990402)

Índice de figuras

[Figura 1. Árbol de problemas 2](#_Toc197972318)

Índice de ecuaciones

[Ecuación 1 8](#_Toc197990403)

Índice de tablas

**No se encuentran elementos de tabla de ilustraciones.**

Índice de anexos

[Anexo “A”: Variable del objetivo general. 1](#_Toc197972327)

# INTRODUCCIÓN.

# ANTECEDENTES.

EMBOL S.A. Embotelladoras Bolivianas Unidas, franquicia oficial de The Coca-Cola Company, opera desde 1972 en el Parque Industrial de Santa Cruz y concentra siete líneas de embotellado (KHS 60, Carballo-40, Bardi, Meyer, K-54, Combi-Sidel 135 y K-128). Estas líneas integran sopladora, llenadora, etiquetadora, inspección electrónica y paletizado automático, alcanzando, en conjunto, ritmos que superan las 60 000 botellas por hora en picos de demanda.

El control diario de cada línea se apoya en PLCs que registran caudal, presión y temperatura; los datos se visualizan en pantallas HMI y se exportan al sistema SCADA en intervalos de quince minutos. Paralelamente, el laboratorio de calidad retira botellas para medir torque de tapas, Brix y volumen de CO2; los resultados se introducen manualmente en un LIMS y, si alguno sale de rango, se emite una orden de mantenimiento correctivo que detiene la línea hasta volver a especificación. (Parada, 2023)

El departamento de mantenimiento aplica un programa TPM que combina inspección autónoma (limpieza, ajuste y lubricación ejecutados por los propios operarios) con rutinas preventivas basadas en horas de operación: lubricación diaria, cambio de juntas de las válvulas de llenado cada dos semanas e inspección termográfica mensual de tableros eléctricos. Las intervenciones se registran en hojas de cálculo por línea y se consolidan al final del turno para actualizar los indicadores de disponibilidad y OEE exigidos por los estándares KORE de Coca-Cola.

Aun con certificaciones ISO 9001, ISO 14001 e ISO 45001, el sistema presenta limitaciones: la información de producción, calidad y mantenimiento permanece dispersa (SCADA, LIMS, hojas Excel); algunas paradas menores se anotan a mano, lo que distorsiona la estimación real del tiempo de inactividad; y el plan de mantenimiento sigue siendo esencialmente preventivo, sin un modelo probabilístico que anticipe la transición de los equipos desde el estado operativo hacia fallas, reparación o fuera de servicio. (Baldivieso, 2016)

# PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.

A continuación, se describe el planteamiento del problema y el análisis causa efecto.

## IDENTIFICACIÓN DEL PROBLEMA.

La empresa EMBOL S.A. enfrenta sobrecostos de mantenimiento y pérdidas de productividad porque la información clave de sus líneas de embotellado, datos de producción del SCADA, resultados de calidad y partes de mantenimiento, se encuentra disgregada en plataformas inconexas. Esa fragmentación impide detectar a tiempo cuándo una máquina pasará de operación normal a parada correctiva, de modo que los equipos se detienen sin aviso, se cambian repuestos antes o después del momento óptimo y se consumen más energía y materias primas de lo necesario. Cada parada inesperada en las líneas de alta velocidad (Combi-Sidel 135 o K-128) retrasa los despachos y genera mermas que erosionan la rentabilidad.

A la vez, la ausencia de un modelo probabilístico que anticipe la transición entre estados operativos crea incertidumbre en la programación del mantenimiento: el plan sigue anclado a horas de servicio fijas, sin reflejar la carga real ni el desgaste efectivo de cada equipo. Esta poca precisión complica la logística interna de repuestos, eleva los tiempos de inactividad y pone en riesgo los niveles de servicio al mercado, afectando la satisfacción del cliente y la competitividad de la marca.

## ANÁLISIS CAUSA EFECTO.

Figura 1. Árbol de problemas

|  |
| --- |
| **EFECTO**  Tiempo de reacción prolongado, la línea sigue corriendo fuera de rango y aumenta el lote de producto no conforme.  Sobre costos de piezas y mano de obra, así como pérdidas de producción por fallas inesperadas.  Planes de mantenimiento mal calibrados, intervenciones demasiado frecuentes o tardías.        Paradas imprevistas y sobrecostos de mantenimiento porque la información de producción, calidad y mantenimiento está dispersa.        Carencia de integración automática de datos.  Mantenimiento fijado por horas de servicio.  Anotaciones manuales de paradas menores.  **CAUSA** |

Fuente: Elaboración propia,2025

## FORMULACIÓN DEL PROBLEMA.

EMBOL S.A. se enfrenta a la creciente presión de paradas imprevistas y sobrecostos de mantenimiento en sus siete líneas de embotellado, situación que repercute de manera directa en su competitividad, rentabilidad y capacidad de abastecer el mercado en los plazos prometidos. El origen de este problema radica en la dispersión de la información operativa (los indicadores de producción se alojan en el SCADA, los resultados de calidad en un LIMS y los partes de mantenimiento en hojas de cálculo independientes), lo que impide consolidar un historial fiable de fallas y programar intervenciones oportunas. Esta falta de integración provoca que las máquinas se detengan sin aviso, genere mermas de jarabe, CO₂ y energía y obligue a reprogramar despachos, deteriorando la percepción del cliente y encareciendo la operación diaria. Además, la ausencia de un modelo probabilístico que anticipe la transición de los equipos entre estados operativos conduce a reemplazos de componentes antes o después del momento óptimo, incrementa el inventario de repuestos y merma el indicador OEE, debilitando la posición de EMBOL frente a la competencia en un mercado cada vez más exigente.

# OBJETIVOS.

## OBJETIVOS GENERAL.

Desarrollar un sistema integral de predicción probabilístico, con la mayor precisión posible, los cambios de estado operativos en las líneas de embotellado de EMBOL S.A., de manera que el área de mantenimiento disponga de alertas oportunas para planificar intervenciones y reducir paradas no programadas.

## OBJETIVOS ESPECIFICOS.

* Integrar, en un flujo continuo, la información procedente de los PLC de producción, los registros de calidad y los reportes de mantenimiento, de forma que cada máquina crítica disponga de una etiqueta de estado.
* Implementar modelo de Cadenas de Markov que calcule las matrices de transición y sirva como línea base (benchmark) del sistema probabilístico.
* Desarrollar y entrenar un módulo de inteligencia artificial que tome las salidas del modelo markoviano, junto con variables de proceso y carga de producción, para afinar las predicciones cuando los patrones se vuelvan no lineales o cambien con el tiempo.
* Integrar los métodos (Markov + IA) en una sola plataforma que emita automáticamente la probabilidad horaria de entrar en Mantenimiento o Falla y genere órdenes de trabajo cuando se supere un umbral de riesgo.

# JUSTIFICACIÓN.

En la industria de bebidas carbonatadas los márgenes se estrechan y la exigencia de entregas just-in-time se vuelve crítica: cualquier minuto de línea parada genera mermas de jarabe y CO₂, consumo extra de energía y riesgo de desabastecer a los clientes. EMBOL S.A., pese a operar bajo los estándares ISO 9001, ISO 14001 e ISO 45001, todavía sufre detenciones imprevistas porque la información de producción, calidad y mantenimiento viaja en canales separados. La falta de una herramienta que consolide esos datos y anticipe con objetividad los cambios de estado de cada máquina provoca un OEE más bajo del potencial y encarece la operación diaria, erosionando la percepción de confiabilidad que distribuidores y consumidores tienen de la marca.

Un sistema de predicción probabilístico, sustentado en la integración automática de señales de planta, registros de laboratorio y partes de mantenimiento, permitirá a EMBOL conocer, con horas o días de antelación, cuándo conviene intervenir cada equipo. Pasar de un mantenimiento rígido “por calendario” a intervenciones basadas en riesgo real reducirá los costos de repuestos, liberará mano de obra para tareas de mayor valor y acortará los tiempos de inactividad.

# MARCO TEÓRICO.

## GESTIÓN DEL MANTENIMIENTO

La gestión del mantenimiento engloba la planificación, organización y control sistemáticos de todas las tareas necesarias para conservar en condiciones óptimas los activos de una organización. Su objetivo último es evitar paradas no programadas, maximizar la tasa de producción y asegurar la satisfacción del cliente mediante estrategias que van desde la corrección de fallos hasta la prevención y la predicción de éstos.

Bajo esta visión, el responsable de mantenimiento debe seleccionar y combinar distintos enfoques (correctivo, preventivo, predictivo, TPM, RCM o basado en riesgos) según la criticidad de cada activo, el presupuesto y las metas corporativas. Una correcta matriz de criticidad y el soporte de un sistema CMMS permiten asignar recursos donde el impacto sea mayor, reducir costos generales y optimizar la disponibilidad operacional.

La disciplina ha evolucionado hacia el Mantenimiento 4.0, integrando IoT, big data e inteligencia artificial para monitorizar equipos en tiempo real y predecir fallas con antelación. Esta cuarta “revolución” traslada la toma de decisiones desde simples calendarios hacia analítica avanzada y modelos predictivos, posicionando la gestión del mantenimiento como un pilar de la transformación digital industrial (Pinzón, 2020) Predictivo

### Predictivo

El mantenimiento predictivo se basa en medir y monitorizar variables físicas (temperatura, vibración, corriente, lubricación, etc.) para anticipar el punto futuro de falla y reemplazar componentes justo antes de que ocurra la avería, reduciendo el downtime y alargando la vida útil de los activos. Normalmente emplea técnicas no invasivas y apoyos de instrumentación IoT, análisis estadístico de tendencias y software tipo CMMS-Edge que genera alarmas y órdenes de trabajo en tiempo real. (Pinzón, 2020)

En el contexto de la Industria 4.0, el mantenimiento predictivo se reconoce como una de las principales palancas de digitalización: las empresas que invierten en sensorización, analítica avanzada e IA reportan mejoras de productividad, aunque siguen enfrentando barreras de costo, retorno de inversión y falta de datos integrados. Estudios del Observatorio de Industria 4.0 muestran que solo el 27 % de las compañías lleva tiempo aplicándolo y que el IoT y el análisis de datos concentran el 42 % de las inversiones tecnológicas actuales. (FUJITSU, 2023)

### Prescriptivo

El mantenimiento prescriptivo (RxM) es la evolución del predictivo: no solo detecta condiciones anómalas, sino que genera recomendaciones automáticas sobre qué acción tomar y cuándo, combinando grandes volúmenes de datos OT/IT con algoritmos de análisis avanzado, propios de la Cuarta Revolución Industrial. Integrado en programas de confiabilidad, RxM identifica fallas, prescribe la solución y vincula la ejecución a la estrategia operativa de la planta. (González, 2024)

Las organizaciones que dan el paso desde lo predictivo a lo prescriptivo aprovechan la analítica prescriptiva para optimizar automáticamente la planificación del mantenimiento, minimizar costos y alinear las tareas con los objetivos de negocio; soluciones como Digital Annealer ilustran cómo la optimización en tiempo real puede reducir aún más los gastos operativos. (FUJITSU, 2023)

## MODELOS ESTOCÁSTICOS DE DEGRADACIÓN

Los apuntes Modelos Estocásticos muestran cómo el deterioro acumulativo de un activo puede modelarse como un proceso aleatorio cuya evolución depende de incrementos sucesivos independientes. Un ejemplo típico es la sucesión, donde cada representa la variación de estado entre inspecciones; la cadena resultante cumple la propiedad de Markov y su matriz de transición queda determinada por las probabilidades de esos incrementos, si sólo se permiten saltos positivos, la matriz es triangular superior, capturando el hecho de que la condición del equipo sólo puede igualarse o empeorar con el tiempo . Este enfoque permite calcular, entre otras cosas, la distribución de tiempos hasta alcanzar un nivel crítico de daño y las probabilidades de que la degradación sobrepase ciertos umbrales. (Joaquí Ortega Sánchez, 2020)

### Cadenas de Markov

Una cadena de Markov a tiempo discreto es una sucesión de variables aleatorias que toman valores en un espacio de estados numerable y satisfacen:

Ecuación 1

|  |
| --- |
|  |

es decir, el futuro depende sólo del presente y no del pasado reuniendo las probabilidades, en la matriz de transición P, se dispone de una herramienta compacta para estudiar el comportamiento del sistema a cualquier número de pasos, gracias a las ecuaciones de Chapman-Kolmogorov. En el contexto de degradación, la cadena mencionada antes constituye un ejemplo ilustrativo: las probabilidades generan una matriz con forma escalonada que describe la dinámica de “acumulación de daño”. Con esta representación pueden analizarse tiempos de absorción (llegada al estado “fallo”), recurrencia o transitoriedad de niveles de daño y la existencia de distribuciones estacionarias asociadas. (Joaquí Ortega Sánchez, 2020)

## ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS Y VALIDACIÓN

La fase de estimación arranca con la calibración del modelo, es decir, la obtención de los valores de sus parámetros mediante medición directa o técnicas de optimización (por ejemplo, ajustes de regresión que minimizan una función objetivo). Durante la validación se comprueba el grado de ajuste entre salidas simuladas y observadas con métricas como R², la eficiencia de Nash-Sutcliffe, el índice de Wilmott o la razón RMSE/MAE, elegidas según la sensibilidad a errores constantes, proporcionales o extremos. La evaluación se completa con un análisis sistemático de errores (aproximación, cómputo, propagación) y de la incertidumbre inherente a los datos y al propio modelo, que puede requerir simulaciones Monte Carlo para estimar la propagación de errores cuando el esquema analítico resulta inviable. (Anonimo, 2021)

## ANALÍTICA AVANZADA EN MANTENIMIENTO

La analítica avanzada integra Big Data, Machine Learning y flujos OT/IT para transformar datos en recomendaciones prescriptivas. El modelo RxM (Reliability-centred Maintenance) parte de una fase off-line donde se preparan datos históricos (SCADA, PLC, RCM, FMECA), se construyen modelos estadísticos o de aprendizaje no supervisado y se validan con especialistas en confiabilidad. Una vez implantados on-line, los algoritmos reciben datos en streaming, detectan desviaciones, ejecutan análisis de causa raíz y generan avisos prescriptivos o work-flows automáticos; el sistema incluye re-entrenamiento continuo para adaptarse a cambios operativos. Entre las técnicas empleadas destacan clustering, PCA, redes neuronales, árboles de decisión, reglas secuenciales y optimización, combinadas con visualizaciones KPI en tiempo real para apoyar la toma de decisiones del personal de mantenimiento. (González, 2024)

# INGENIERÍA DEL PROYECTO.

# CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.

## CONCLUSIONES.

## RECOMENDACIONES.

# BIBLIOGRAFÍA.

Baldivieso, G. V. (2016). *BALANCE DE MASA DE TRATAMIENTO DE AGUA PARA EL CONSUMO DE LA GESTION 2017 DE EMBOL S.A.* UNIVERSIDAD AUTONOMA. Obtenido de https://es.scribd.com/document/402715092/practica-EMBOL-ULTIMISIMO-1-docx

CONGRESO DE MANTENIMIENTO & CONFIABILIDAD. (2024). “Mantenimiento prescriptivo (RxM) Modelo de implementación”. *BRÚJULA*, 39.

FUJITSU. (2023). El Mantenimiento Predictivo en la Industria 4.0. *Club Excelencia*, 37.

Joaquí Ortega Sánchez, V. R. (2020). *Modelos Estoc´asticos I.* Cimat, A.C.

Parada, M. M. (2023). *Informe de Pasantia.* Escuela Industrial superior ¨PEDRO DOMINGO MURILLO¨, La Paz.

Pinzón, C. (2020). TIPOS DE MANTENIMIENTO. *Tipos de mantenimiento que pueden ser aplicados*, 17.



**ANEXOS**

Anexos

Anexo “A”: Variable del objetivo general.