

**UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA**  
**SEDE VIÑA DEL MAR – JOSÉ MIGUEL CARRERA**

**LOGÍSTICA DE REPUESTOS Y GESTIÓN DE INVENTARIOS EN  
MANTENIMIENTO: MODELOS CLÁSICOS Y ALGORITMOS INTELIGENTES**

Trabajo de Titulación para optar al título de  
Ingeniero en Mantenimiento Industrial con  
licenciatura en ingeniería.

Alumno:

Srta. Daniela Constanza Garay Undurraga

Profesor Guía:

Mg. Ing. Félix Pizarro Martínez



## CONSTANCIA DE VALIDACIÓN Y CONFIDENCIALIDAD DE MONOGRAFÍA A REPOSITORIO ACADÉMICO

### 1.- IDENTIFICACIÓN DEL TRABAJO ACADÉMICO

Tipo de monografía (marcar una opción):  Memoria o trabajo de título  Tesis de Postgrado

Título del trabajo: Logística de repuestos y gestión de inventarios en mantenimiento modelos clásicos y algoritmos inteligentes.

Nombre del candidato(a): Daniela Constanza Garay Undurraga

Carrera / Grado: Ingeniería en Mantenimiento Industrial con licenciatura en ingeniería.

Campus: Sede Viña del Mar Departamento: Mecánica.

### 2.- VALIDACIÓN DEL PROFESOR GUÍA/DIRECTOR DE TESIS

Yo, Félix Pizarro Martínez en mi calidad de profesor(a) guía/director(a) del trabajo académico mencionado anteriormente DEJO CONSTANCIA que:

- He revisado esta versión del documento y corresponde a la versión final aprobada del trabajo.
- El trabajo cumple con los requisitos académicos y de formato establecidos por la institución.

### 3.- EVALUACIÓN DE CONFIDENCIALIDAD POR PROPIEDAD INDUSTRIAL (marcar una opción)

X El trabajo **NO contiene** información que amerite confidencialidad y puede ser publicado de inmediato en repositorio con acceso abierto.

El trabajo **CONTIENE** información con potenciales implicancias de propiedad industrial o intelectual y requiere un periodo de confidencialidad (**embargo**) por (**marcar una opción**):

6 meses  12 meses  2 años  3 años  5 años  10 años

Fundamentación de la necesidad de confidencialidad (obligatorio si se solicita embargo):

---

---

---

### 4.- FIRMAS

Profesor(a) guía o director(a) de memoria o tesis:

Fecha: 26/03/2027 Firma: \_\_\_\_\_

Estudiante o Candidato(a):

Fecha: 26/03/2027 Firma: \_\_\_\_\_

*Este formulario debe ser insertado como página 2 de la memoria o tesis, completado y firmado por estudiante y profesor(a) antes de la entrega en portal PRISMA de Biblioteca USM.*

## Agradecimientos

*A mí misma, por la resiliencia y la determinación de subir un escalón más, sin rendirme en los momentos más complejos.*

*A mis padres, por el apoyo incondicional y por acompañarme en cada una de mis locuras; este logro es el fruto del esfuerzo compartido y de la oportunidad que me brindaron de estar hoy aquí. A mi hermano Roberto, por sus palabras de aliento y por confiar siempre en mis capacidades.*

*Expreso mi gratitud a cada persona que conocí en este trayecto: amigos, profesores y funcionarios, quienes desde su rol me entregaron valiosas enseñanzas.*

*Finalmente, a mi osita, mi fiel compañera por su compañía silenciosa, constante durante las largas jornadas de estudio.*

*~NEI NUH NH*

## **Resumen**

**KEYWORDS:** Gestión de inventarios, repuestos de mantenimiento, logística industrial, modelos clásicos, inteligencia artificial, optimización.

La gestión de repuestos para mantenimiento industrial representa un desafío relevante para las organizaciones que operan activos críticos en sectores como minería, energía y manufactura. La disponibilidad de repuestos es fundamental para garantizar la continuidad operacional de los equipos y evitar detenciones no planificadas que pueden generar importantes pérdidas económicas. Sin embargo, la administración de estos inventarios presenta dificultades debido a la naturaleza de la demanda de repuestos, la cual suele ser intermitente, variable y difícil de predecir. En muchos casos, las empresas gestionan sus inventarios mediante herramientas tradicionales basadas en registros históricos, análisis manuales y modelos clásicos de planificación logística. Esta situación limita la capacidad de anticipación frente a quiebres de stock y provoca, al mismo tiempo, altos niveles de capital inmovilizado en inventarios.

### **Capítulo 1:**

En este capítulo se presentan los fundamentos conceptuales de la gestión de inventarios aplicada al mantenimiento industrial. Se revisan los principales modelos clásicos utilizados para la planificación de repuestos, tales como la clasificación ABC, el modelo de Cantidad Económica de Pedido (EOQ), el punto de reorden (ROP) y el stock de seguridad. Estas herramientas permiten definir políticas de reposición que buscan equilibrar la disponibilidad operacional con el control de los costos asociados al inventario. Además, se analiza el rol que cumplen estos modelos dentro de la logística de mantenimiento y su aplicación en entornos industriales donde la disponibilidad de repuestos es crítica para el funcionamiento de los activos productivos.

### **Capítulo 2:**

Se desarrolla un análisis del contexto industrial chileno en relación con la gestión de repuestos de mantenimiento. A partir de estudios sectoriales, tesis aplicadas y reportes técnicos de la industria nacional, se identifican patrones comunes en los procesos logísticos de abastecimiento, almacenamiento y control de inventarios. El análisis evidencia que muchas organizaciones gestionan sus repuestos mediante enfoques principalmente reactivos, utilizando sistemas ERP con funciones limitadas de análisis o herramientas externas como planillas de cálculo. Esta situación genera baja rotación de inventarios, altos niveles de cobertura y una significativa inmovilización de capital en bodegas, lo que refleja la necesidad de incorporar herramientas analíticas que permitan mejorar la anticipación y la toma de decisiones.

### **Capítulo 3:**

En este capítulo se presenta la propuesta de un modelo híbrido para la gestión de inventarios de repuestos, el cual combina los fundamentos de los modelos clásicos con herramientas modernas de análisis de datos y aprendizaje automático. La propuesta busca mejorar la capacidad de anticipación frente a la demanda y apoyar la toma de decisiones en la planificación de repuestos críticos. Como parte del desarrollo del trabajo se plantea el diseño conceptual de un prototipo denominado DGU Asset Engineering, orientado a integrar información logística, visualizar indicadores relevantes y analizar escenarios de inventario mediante herramientas analíticas. Finalmente, se realiza una comparación conceptual entre el enfoque tradicional y el modelo propuesto, destacando las principales mejoras en términos de capacidad de análisis, adaptabilidad frente a la incertidumbre y apoyo a la gestión logística de repuestos en entornos industriales.

# Índice

Introducción.....	1
Objetivos generales.....	2
Objetivos específicos.....	2
Hipótesis.....	3
Capítulo 1: Fundamentos conceptuales de la logística de repuestos y modelos clásicos de inventario.....	4
1. Introducción al rol de la logística en el mantenimiento industrial.....	5
1.1 Importancia estratégica de los repuestos en la continuidad operacional.....	6
1.2 Modelos de gestión de inventarios aplicados al mantenimiento.....	8
1.3 Limitaciones de los modelos tradicionales frente a la complejidad actual.....	11
1.4 Primer acercamiento a la inteligencia artificial en logística ( algoritmos de predicción de demanda).....	14
Capítulo 2 : Diagnóstico de la gestión actual en el contexto industrial chileno.....	17
2 Introducción al diagnóstico logístico en mantenimiento.....	18
2.1 Caracterización del entorno operacional y logístico.....	19
2.2 Análisis crítico de la línea base tecnológica en la gestión de repuestos en Chile.....	21
2.3 Síntesis crítica de la línea base nacional.....	23
2.4 Caracterización de la empresa o área de mantenimiento.....	24
2.5 Identificación de procesos logísticos actuales.....	24
2.6 Evaluación de la eficiencia actual mediante modelos clásicos.....	26
2.7 Brechas detectadas en la gestión de repuestos.....	31
2.8 Evaluación de la eficiencia de los modelos clásicos.....	34
2.9 Síntesis del capítulo 2.....	36
Capítulo 3: Propuesta metodológica para la optimización de la gestión de repuestos en mantenimiento.....	38
3. Introducción general al capítulo 3.....	39
3.1 Objetivo del modelo híbrido de gestión de repuestos.....	40

3.2	Diseño del modelo híbrido de optimización de inventarios .....	44
3.3	Desarrollo del prototipo de simulación .....	46
3.4	Aplicación del criterio ABC en el prototipo DGU - Asset Engineering.....	50
3.5	Alcance funcional del prototipo.....	52
3.6	Alcance temporal y de uso.....	54
3.7	Comparación de resultados entre métodos clásicos y el modelo propuesto.....	55
3.8	Lineamientos estratégicos para la implementación en la empresa .....	58
3.9	Enfoque general de comparación .....	59
3.10	Limitaciones del prototipo DGU.....	62
	Conclusión general y comparativa .....	66
	Referencias bibliográficas .....	68

## Índice de tablas

Tabla 1: Clasificación de metodología ABC..	10
Tabla 2: Comparativa de los modelos clásicos y los modelos inteligentes	14
Tabla 3: Levantamiento de información	26
Tabla 4: Metodología ABC aplicado	27
Tabla 5: Brechas detectadas en la gestión de repuestos.	33
Tabla 6: Metodología de la selección aplicada	42
Tabla 7. Tabla comparativa: Modelos clásicos vs DGU Asset Engineering	61

## Índice de figuras

Figura 1: Sistema DGU	47
Figura 2: Pantalla de inicio del prototipo DGU Asset Engineering.	50
Figura 3: Visualización de alertas críticas en el prototipo DGU Asset Engineering.	51
Figura 4: Módulo de entrada visual y selección del repuesto en DGU Asset Engineering.	53
Figura 5: Módulo de entrada visual y selección del repuesto en DGU Asset Engineering.	53
Figura 6: Resultados analizados y reporte de decisión en el prototipo DGU Asset Engineering.	54
Figura 7: Dashboard predictivo de comparación entre stock actual, stock mínimo y demanda proyectada.	56
Figura 8: Registro histórico de movimientos de inventario en DGU - Asset Engineering.	56

## Siglas

<b>Sigla</b>	<b>Significado</b>
<b>ABC</b>	Método de clasificación de inventarios basado en el principio de Pareto (priorización según valor y criticidad) <sup>1</sup> .
<b>ANN</b>	<i>Artificial Neural Network</i> – Red Neuronal Artificial, utilizada para la predicción de demanda <sup>2</sup> .
<b>CBM</b>	<i>Condition Based Maintenance</i> – Mantenimiento Basado en Condición.
<b>CMMS</b>	<i>Computerized Maintenance Management System</i> – Software de Gestión de Mantenimiento.
<b>EOQ</b>	<i>Economic Order Quantity</i> – Cantidad Económica de Pedido o modelo de Wilson.
<b>ERP</b>	<i>Enterprise Resource Planning</i> – Sistema de Planificación de Recursos Empresariales.
<b>IA</b>	Inteligencia Artificial.
<b>KPI</b>	<i>Key Performance Indicator</i> – Indicador Clave de Desempeño.
<b>LCC</b>	<i>Life Cycle Cost</i> – Costo del Ciclo de Vida.
<b>MTBF</b>	<i>Mean Time Between Failures</i> – Tiempo Medio Entre Fallas.
<b>MTTR</b>	<i>Mean Time To Repair</i> – Tiempo Medio de Reparación.
<b>OEM</b>	<i>Original Equipment Manufacturer</i> – Fabricante de Equipo Original.
<b>RCM</b>	<i>Reliability Centered Maintenance</i> – Mantenimiento Centrado en la Confiabilidad.
<b>ROP</b>	<i>Reorder Point</i> – Punto de Reorden.
<b>SKU</b>	<i>Stock Keeping Unit</i> – Unidad de Mantenimiento de Existencias.
<b>SS</b>	<i>Safety Stock</i> – Stock de Seguridad.
<b>YOLO</b>	<i>You Only Look Once</i> – Solo se mira una vez

## Introducción

En el escenario industrial actual, caracterizado por una creciente automatización, alta competencia y una presión constante por mejorar la eficiencia operativa, la gestión del mantenimiento ha adquirido un rol estratégico dentro de las organizaciones. La continuidad operacional depende en gran medida de la disponibilidad oportuna de repuestos, los cuales permiten asegurar la confiabilidad de los equipos y la estabilidad de los procesos productivos. En este contexto, la logística de repuestos deja de ser una actividad administrativa para convertirse en un factor crítico de la sostenibilidad operativa y la rentabilidad empresarial.

Diversos estudios nacionales evidencian la magnitud del problema. El Informe de Productividad Industrial de Chile 2024 de la Comisión Nacional de Productividad (CNP) indica que el 38% de las detenciones no programadas está relacionado con problemas en la gestión de repuestos o fallas logísticas. En minería, el Reporte de Desempeño Operacional del Consejo Minero (2024) señala que los quiebres de stock explican entre el 22% y el 30% del downtime (tiempo de detención) total, especialmente en plantas concentradoras y sistemas de bombeo. Asimismo, el Estudio de Continuidad Operacional 2025 de CORFO y Fundación Chile estima pérdidas de entre US\$18.000 y US\$38.000 por hora ante detenciones no programadas en minería, mientras que la Asociación de Productores de Salmón de Chile (2024) reporta pérdidas entre US\$12.000 y US\$25.000 por hora ante fallas en sopladores, sistemas de alimentación o bombas críticas.

Estos antecedentes confirman que la falta de un solo repuesto crítico puede detener completamente una operación, subrayando la necesidad de sistemas de inventario más eficientes, modelos avanzados de planificación y herramientas predictivas capaces de anticipar variaciones de demanda.

Históricamente, la gestión de repuestos se ha basado en modelos clásicos de inventario, tales como la clasificación ABC, el modelo de Wilson/EOQ y el punto de reorden con stock de seguridad. Estos modelos permiten mantener un control básico del equilibrio entre disponibilidad y costo, pero presentan limitaciones cuando se aplican a entornos complejos. Silver, Pyke & Thomas (2016) señalan que los modelos tradicionales funcionan adecuadamente solo cuando la demanda es estable y los tiempos de entrega presentan baja variabilidad. Sin embargo, Chopra & Meindl (2021) argumentan que, en cadenas de suministro globales y contextos industriales dinámicos, estos supuestos rara vez se cumplen. Investigaciones de Waller & Fawcett (2013) demuestran que la variabilidad estocástica de la demanda puede reducir la precisión de los modelos clásicos en más de un 40%, afectando directamente la disponibilidad operativa y los costos logísticos.

Frente a estas limitaciones, la transformación digital y el uso de técnicas inteligentes han surgido como una alternativa prometedora. Herramientas basadas en Inteligencia Artificial (IA), tales como algoritmos de predicción de demanda, regresiones avanzadas, redes

neuronales y modelos híbridos, permiten procesar grandes volúmenes de datos y anticipar el consumo futuro con mayor exactitud. Su integración con la logística de mantenimiento abre paso a sistemas de inventario más adaptativos, eficientes y alineados con la realidad operacional.

En este sentido, es importante destacar que el presente trabajo tiene un carácter investigativo, cuyo propósito no es implementar directamente una solución en una empresa específica, sino analizar teóricamente la problemática, diagnosticar el estado actual de la gestión de repuestos en el contexto chileno y proponer un modelo híbrido de optimización. Este modelo, basado en la combinación de métodos clásicos y algoritmos de predicción de demanda, constituye una propuesta conceptual que podrá ser aplicada y validada en investigaciones futuras o en estudios de caso empresariales.

Con esta orientación investigativa, el presente informe busca aportar un marco analítico y metodológico que permita mejorar la toma de decisiones en la gestión logística de repuestos, ofreciendo fundamentos sólidos para el diseño de estrategias más eficientes y adaptadas a la creciente complejidad de los sistemas industriales chilenos.

La motivación de este trabajo de título radica en analizar y fundamentar la gestión logística de repuestos en el mantenimiento industrial, explorando la evolución desde los modelos tradicionales hacia la incorporación de algoritmos inteligentes como herramienta de optimización. Con ello se busca aportar una visión actualizada y aplicada a la realidad industrial chilena, ofreciendo una base conceptual sólida para futuras propuestas de mejora técnica y económica en la gestión de inventarios de mantenimiento.

## **Objetivos generales**

Diseñar y analizar un modelo híbrido de optimización de inventarios que integre métodos clásicos e inteligencia artificial, con el fin de mejorar la toma de decisiones en la gestión de repuestos en contextos industriales, validando a nivel conceptual y mediante simulación.

## **Objetivos específicos**

1. Establecer el marco conceptual de la logística de repuestos, analizar los fundamentos de los modelos clásicos de gestión de inventarios (ABC, EOQ, Stock de Seguridad) y sus limitaciones inherentes en el contexto de la demanda industrial errática.
2. Validar conceptualmente la eficiencia de la gestión de repuestos en empresas chilenas, mediante la aplicación de modelos clásicos de inventario (ABC, rotación, cobertura y obsolescencia) con el fin de identificar brechas operacionales y oportunidades de mejora.

3. Diseñar y simular un modelo híbrido de optimización de inventarios que combine las técnicas de clasificación ABC/Criticidad con un algoritmo básico de predicción de demanda, demostrando su potencial para ajustar dinámicamente el stock de seguridad y el punto de reorden.

## **Hipótesis**

### **Hipótesis esperada:**

El diseño de un modelo híbrido de inventarios basado en métodos clásicos e inteligencia artificial mejora el desempeño logístico en la gestión, validándose a nivel conceptual y mediante simulación controlada.

### **Hipótesis nula:**

El diseño de un modelo híbrido de inventarios no produce mejoras significativas respecto al desempeño logístico de la gestión de repuestos .

**Capítulo 1: Fundamentos conceptuales de la logística de repuestos y modelos clásicos de inventario.**

## 1. Introducción al rol de la logística en el mantenimiento industrial

El mantenimiento industrial ha evolucionado significativamente, pasando de ser una actividad solamente reactiva, es decir centrada en la corrección de fallas a convertirse como un pilar estratégico dentro de la gestión moderna de activos ( Asset Management ). En el contexto chileno, especialmente en sectores de alta complejidad operativa como el rubro de la minería, la energía y la industria alimentaria, la continuidad operacional es sinónimo de rentabilidad, seguridad y cumplimiento normativo. En este escenario, la función de mantenimiento asume la responsabilidad de garantizar la máxima confiabilidad y disponibilidad de los equipos productivos, alineándose con los objetivos globales de eficiencia y sostenibilidad empresarial

En este marco, la logística de mantenimiento se vuelve fundamental, es la disciplina encargada de organizar y manejar todo lo que se necesita: los materiales, la información y los recursos para que las reparaciones y el mantenimiento se realicen de forma eficiente y oportuna. Su función es esencial: sin una gestión logística robusta, incluso los planes de mantenimiento más avanzados (preventivos, predictivos o basados en confiabilidad, RCM) pierden eficacia, pues la disponibilidad oportuna del repuesto se convierte en el factor limitante principal.

La logística de mantenimiento se define como la aplicación de principios logísticos a la gestión integral de repuestos, insumos y recursos que soportan la función de mantenimiento. Su alcance abarca todo el ciclo de vida del repuesto, desde la planificación de necesidades hasta la entrega en el punto de uso. Esta integración estratégica puede desglosarse en cuatro funciones críticas:

1. **Planificación y aprovisionamiento:** implica determinar las necesidades futuras de repuestos, gestionar las relaciones con proveedores y optimizar los ciclos de pedido para evitar tanto el exceso como la escasez de inventario.
2. **Almacenamiento y control de inventarios:** busca mantener condiciones óptimas de conservación, evitar la obsolescencia técnica y asegurar la precisión de los registros de stock.
3. **Distribución interna (Point-of-Use):** se refiere a la entrega rápida y precisa del repuesto al técnico o área solicitante en el momento exacto de la intervención.
4. **Gestión de la información:** comprende la trazabilidad y registro histórico del consumo de repuestos, los cuales son la base para desarrollar modelos de predicción de demanda, uno de los enfoques analíticos de esta investigación.

La logística del mantenimiento establece, además, una relación causal directa con los principales indicadores de desempeño (KPI's) del mantenimiento industrial y la operación. Entre ellos destacan:

- **Tiempo Medio de Reparación (MTTR – Mean Time To Repair):** un sistema logístico deficiente caracterizado por retrasos en la localización o entrega de repuestos incrementa el MTTR y por consiguiente, prolonga las detenciones productivas.
- **Disponibilidad física de los activos:** la probabilidad de que un equipo esté operativo en el momento requerido depende en gran medida del nivel de servicio de inventario, es decir, de la capacidad de contar con el repuesto necesario cuando se presenta una falla.

En consecuencia, la logística de mantenimiento no busca únicamente minimizar los costos de inventario, sino alcanzar un balance óptimo entre el costo de posesión de stock (capital inmovilizado, posible obsolescencia y el uso de espacio) y el costo de indisponibilidad (tiempo muerto, pérdida de producción o lucro cesante). Este equilibrio entre eficiencia económica y continuidad operacional es la idea principal de esta investigación, orientada a fundamentar la integración de modelos clásicos de gestión de inventarios con algoritmos inteligentes que optimicen la toma de decisiones logísticas en entornos a las empresas industriales chilenas.

## **1.1 Importancia estratégica de los repuestos en la continuidad operacional**

La gestión de repuestos es un componente esencial dentro del mantenimiento industrial, ya que su papel fundamental en la continuidad operacional y la rentabilidad de la empresa. Su correcta administración influye directamente en la confiabilidad y disponibilidad de los activos productivos. Más que un simple control de inventario, la gestión de repuestos representa una función estratégica que respalda el funcionamiento continuo y eficiente de las operaciones, contribuyendo al desempeño económico y competitivo de la organización.

### **1.1.1 Costos por fallas y tiempos muertos.**

La gestión eficiente de repuestos constituye un factor clave que incide directamente en la confiabilidad y desempeño de los activos industriales y la continuidad operacional. Cuando un equipo falla y el repuesto necesario no está disponible, el tiempo medio de reparación (MTTR) aumenta, generando pérdidas de producción, incumplimientos contractuales y mayores costos de mantenimiento.

En industrias de alta inversión, una detención no programada puede significar pérdidas económicas de gran magnitud. Estos costos se clasifican principalmente en:

- La pérdida directa de ingresos por la interrupción de la producción o la incapacidad de procesar material. Este costo suele ser el más alto.
- Los costos directos de reparación, que incluyen las horas extra, compra urgente de repuestos o servicios externos.
- Los costos indirectos, como el pago de horas extra, logística urgente o utilización de proveedores externos aumentan el gasto total del mantenimiento.

Por ello, una gestión eficiente de repuestos busca reducir los tiempos muertos y mantener un equilibrio entre el costo de posesión del inventario y el riesgo de faltante (stock out), minimizando así el costo total de mantenimiento y asegurando la disponibilidad operacional.

### 1.1.2 Gestión del ciclo de vida del repuesto

Cada repuesto posee un ciclo de vida que inicia con su diseño y adquisición, continúa con su almacenamiento y utilización, y finaliza con su obsolescencia o reemplazo. La gestión eficiente de este ciclo permite anticipar necesidades futuras, reducir costos y evitar pérdidas por materiales en desuso.

Durante las etapas de operación, los responsables de mantenimiento deben considerar factores como la frecuencia de fallas del equipo, los tiempos de entrega de proveedores (lead time) y la disponibilidad tecnológica del repuesto.

Una gestión del ciclo de vida bien estructurada contribuye a mantener una base de datos actualizada, facilita la trazabilidad del consumo y proporciona insumos clave para modelos predictivos de demanda y optimización de inventarios

### 1.1.3 Indicadores logísticos: Cobertura, Rotación y Obsolescencia

El desempeño del sistema de repuestos se mide mediante indicadores logísticos que reflejan la eficiencia y el equilibrio del inventario:

- **Cobertura de inventario:** expresa cuántos días, semanas o meses puede operar la planta con el stock disponible. Una cobertura adecuada evita tanto la escasez como el exceso.
- **Rotación de inventario:** mide la frecuencia con que los repuestos son utilizados o renovados en un período determinado. Una alta rotación sugiere eficiencia, mientras que una baja puede indicar capital inmovilizado.
- **Obsolescencia:** representa el porcentaje de inventario que ha perdido vigencia técnica o que ya no se utiliza. Este indicador es clave para detectar pérdidas potenciales y mantener un sistema logístico saludable.

El análisis conjunto de estos indicadores permite tomar decisiones basadas en datos, equilibrando el costo de mantener el inventario y el costo de faltante (riesgo de detención).

En consecuencia, la gestión de repuestos se convierte en una función estratégica, capaz de sostener la continuidad operacional y mejorar la competitividad de las organizaciones industriales.

## **1.2 Modelos de gestión de inventarios aplicados al mantenimiento**

En el contexto del mantenimiento industrial, los modelos de gestión de inventarios constituyen herramientas fundamentales para planificar, controlar y optimizar la disponibilidad de repuestos e insumos. Su aplicación permite equilibrar los costos asociados al almacenamiento con el riesgo de detenciones por falta de materiales. A continuación, se describen los modelos más utilizados en el ámbito del mantenimiento: la Clasificación ABC, el Modelo de Wilson o EOQ, y el Punto de Reorden y Stock de Seguridad. Estos modelos proporcionan control básico, pero presentan limitaciones que serán analizadas en relación con la demanda incierta presente en Chile.

### **1.2.1 Clasificación ABC**

El modelo de Clasificación ABC se basa en la técnica de clasificación de los repuestos según su importancia económica y su impacto en la operación, lo que permite asignar niveles de control diferenciados. Generalmente, los artículos se dividen en tres categorías:

- **Clase A:** Son las piezas más críticas, necesarias para la producción y de alto valor. Representan entre un 10% y 20% de los artículos, pero su valor monetario acumulado equivale a alrededor del 70% – 80% del costo total del inventario. Son repuestos de alto valor o alta criticidad, que requieren control individualizado y seguimiento permanente.
- **Clase B:** Son piezas importantes, pero menos críticas que las de la clase A. Su fallo podría causar retrasos en la producción, pero no una parada total. Requieren un control estricto, pero menos frecuente que las de la clase A.
- **Clase C:** Son las piezas menos críticas. Su fallo tiene un impacto mínimo en la producción. Abarcan la mayoría de los ítems (50% – 70%), aunque su contribución económica es baja (alrededor del 5% – 10% del valor total). Se administran con controles más simples o bajo estrategias de pedidos agrupados.

En mantenimiento, la clasificación ABC no solo considera el valor monetario, sino también la criticidad operativa del componente, ya que un repuesto de bajo costo puede detener una línea de producción si no está disponible. Por ello, algunas empresas aplican variantes como la matriz ABC/criticidad, combinando valor económico y riesgo operativo para definir políticas de control más precisas.

### 1.2.2 Modelo de Wilson o EOQ

El Modelo de Wilson o EOQ (Economic Order Quantity) busca determinar el tamaño de pedido óptimo que minimiza el costo total de inventario, considerando tanto el costo de ordenar como el costo de mantener existencias. Su aplicación en mantenimiento permite definir cuántas unidades de un repuesto deben solicitarse cada vez, para equilibrar la eficiencia financiera con la disponibilidad operacional.

El modelo se fundamenta en los siguientes supuestos clásicos:

- La demanda es conocida y constante.
- Los tiempos de entrega (lead time) son fijos.
- No se permiten faltantes de inventario.
- Los costos de pedido y de almacenamiento son conocidos y estables.

La fórmula general del EOQ es:

$$EOQ = \sqrt{\frac{2DS}{H}}$$

Donde:

**D** = Demanda anual (unidades/año)

**S** = Costo por realizar un pedido

**H** = Costo de mantener una unidad en inventario por año

Este modelo permite encontrar el punto en que los costos de reposición y de almacenamiento son mínimos. En el contexto del mantenimiento industrial, aunque la demanda de repuestos no siempre es constante, el EOQ ofrece una base útil para estimar volúmenes de compra racionales y planificar el abastecimiento con criterios económicos y logísticos.

### 1.2.3 Punto de reorden y stock de seguridad

El Punto de Reorden (ROP – Reorder Point) determina el nivel de inventario en el que debe emitirse una nueva orden de compra para reabastecer el stock antes de que se agote. Este punto depende principalmente de la demanda y del tiempo de entrega del proveedor.

La fórmula es:

$$ROP = d * L$$

Donde:

- **d** = Demanda promedio por período
- **L** = Tiempo de entrega (lead time)

Sin embargo, en entornos reales donde existen variaciones en la demanda o retrasos en la entrega, se agrega un Stock de Seguridad (SS – Safety Stock) para cubrir la incertidumbre. En este caso, la fórmula se ajusta a:

$$ROP = (d * L) + SS$$

El stock de seguridad actúa como un colchón que evita rupturas de inventario (stock out), garantizando la continuidad del mantenimiento. Su nivel depende de la variabilidad de la demanda y del nivel de servicio deseado que es la probabilidad de no quedarse sin existencias.

En el mantenimiento industrial, estos modelos se combinan para establecer políticas de reposición confiables, adaptadas a la criticidad de cada componente y al contexto operativo de la planta. De esta manera, se logra un equilibrio entre la disponibilidad técnica y el control de costos, factores esenciales para una gestión logística eficiente de repuestos.

Para ello se realizó ejemplos simples para las fórmulas anteriormente mencionadas.

#### 1. Tabla de ejemplo de Clasificación ABC.

Ítem	Costo unitario	Consumo anual	Valor anual
A1	\$500.000	20	\$10.000.000
A2	\$50.000	30	\$1.500.000
B1	\$15.000	40	\$600.000
C1	\$4.000	50	\$200.000
C2	\$2.000	80	\$160.000

Tabla 1: Clasificación de metodología ABC, elaboración propia.

Clasificación:

- Clase A = A1 (83% del valor total).
- Clase B = A2 y B1.
- Clase C = C1 y C2.

#### 2. Ejemplo de Modelo de Wilson – EOQ

Datos:

- $D = 600$  unidades/año
- $S = \$25$  por pedido
- $H = \$5$  por unidad-año

$$EOQ = \sqrt{\frac{2(600)(25)}{5}} = \sqrt{6000} = 77 \text{ unidades}$$

### 3. Ejemplo de ROP

Demanda diaria promedio: 8 unidades

Lead time: 5 días

$$ROP = d \times L = 8 \times 5 = 40$$

### 4. Ejemplo de SS

Variabilidad de la demanda = 3 unidades

Nivel de servicio 95% =  $Z = 1.65$

$$SS = Z \times \sigma \times \sqrt{L} = 1.65 \times 3 \times \sqrt{5} = 11$$

$$ROP_{final} = 40 + 11 = 51 \text{ unidades}$$

## 1.3 Limitaciones de los modelos tradicionales frente a la complejidad actual

Los modelos clásicos de gestión de inventarios, tales como la clasificación ABC, el modelo EOQ/Wilson y el punto de reorden con stock de seguridad, han sido ampliamente utilizados como herramientas de apoyo a la planificación logística en contextos caracterizados por demanda estable, tiempos de entrega constantes y entornos productivos predecibles. Bajo estas condiciones, dichos modelos permiten establecer políticas de control relativamente eficientes, equilibrando costos de almacenamiento y disponibilidad de materiales. No obstante, las condiciones actuales de la industria presentan un nivel de complejidad, incertidumbre y variabilidad significativamente mayor, lo que limita la aplicabilidad directa de estos enfoques.

En la práctica, los sistemas de mantenimiento industrial operan en entornos donde la demanda de repuestos es inherentemente estocástica, intermitente y dependiente del comportamiento de los activos, mientras que los proveedores presentan lead times variables y, en muchos casos, extensos. Silver, Pyke y Thomas (2016) señalan que la variabilidad simultánea de la demanda y del tiempo de entrega constituye uno de los principales factores que impide la aplicación exacta de modelos determinísticos como ABC, EOQ y ROP en contextos reales. Bajo estas condiciones, los supuestos de estabilidad que sustentan dichos modelos se ven sistemáticamente vulnerados.

A esta problemática se suma la creciente diversificación tecnológica y acelerada evolución de los equipos industriales, lo que incrementa el riesgo de obsolescencia de componentes almacenados. Chopra y Meindl (2021) destacan que la globalización de las cadenas de suministro y la rapidez del cambio tecnológico generan discontinuidades frecuentes en la disponibilidad y vigencia de los repuestos, dificultando la predicción precisa del comportamiento del inventario. En la misma línea, Blanchard (2014) advierte que los sistemas logísticos tradicionales carecen de la flexibilidad necesaria para absorber la variabilidad propia de las operaciones modernas, especialmente en industrias intensivas en activos críticos, donde el costo de una detención supera ampliamente el valor del repuesto.

En relación con la clasificación ABC, diversos estudios han evidenciado limitaciones estructurales cuando se aplica de forma unidimensional. Flores y Whybark (2017) demuestran que este método tiende a subestimar la criticidad de repuestos de bajo valor económico pero alto impacto operacional, lo que incrementa el riesgo de quiebres de stock en componentes clave. Esto confirma que una priorización basada exclusivamente en el valor monetario no refleja adecuadamente la importancia real de los ítems dentro del sistema productivo, particularmente en el contexto del mantenimiento industrial.

La literatura científica reciente profundiza esta crítica desde una perspectiva sistémica y contemporánea. Alnahhal et al. (2024) desarrollan una revisión exhaustiva del modelo Economic Order Quantity (EOQ) bajo condiciones modernas de operación, caracterizadas por alta incertidumbre, interrupciones en la cadena de suministro y restricciones externas. Los autores concluyen que la formulación clásica del EOQ, basada en parámetros determinísticos y supuestos estáticos, “raramente es aplicable en la práctica”, especialmente en entornos industriales complejos.

Desde un enfoque metodológico riguroso, el estudio identifica 18 factores prácticos que afectan directamente el desempeño del EOQ clásico y que no son considerados en su formulación original. Estos factores incluyen, entre otros, la variabilidad del lead time, restricciones contractuales de proveedores (como cantidades mínimas obligatorias), calidad imperfecta de los productos, interrupciones globales (pandemias o conflictos logísticos), exigencias de sostenibilidad ambiental, digitalización de procesos e integración con paradigmas de Industria 4.0. Técnicamente, la presencia simultánea de estos elementos

genera una inestabilidad estructural en los parámetros fundamentales del modelo, invalidando la hipótesis de optimalidad del tamaño de lote calculado.

En particular, la demanda deja de comportarse como una variable determinística y pasa a ser un proceso estocástico no estacionario, mientras que los costos de pedido y de mantenimiento fluctúan en función de condiciones externas al sistema. Bajo estas circunstancias, el EOQ clásico pierde su capacidad de minimizar el costo total del inventario, transformándose en una aproximación teórica de valor limitado para la toma de decisiones operativas.

Un aporte relevante del trabajo de Alnahhal et al. (2024) es la identificación explícita de vacíos de investigación dentro de la propia literatura del EOQ. Los autores evidencian que, si bien algunos factores han sido abordados parcialmente mediante extensiones matemáticas, al menos 11 de los 18 factores identificados permanecen escasamente estudiados o completamente ignorados, especialmente aquellos relacionados con interrupciones, resiliencia logística y estimación dinámica de parámetros. Este hallazgo confirma que la evolución del EOQ ha sido fragmentada y reactiva, sin una integración sistémica de las condiciones reales de operación.

Desde la perspectiva de la logística de mantenimiento industrial, estas conclusiones adquieren una relevancia particular. La demanda de repuestos no solo es incierta, sino que además está condicionada por la confiabilidad de los activos, los modos de falla y las estrategias de mantenimiento aplicadas. En este contexto, la aplicación directa del EOQ clásico implica asumir una estabilidad que no existe, lo que conduce a políticas de reabastecimiento subóptimas, caracterizadas por sobre stock defensivo o quiebres de inventario en componentes críticos.

En síntesis, las principales limitaciones de los modelos tradicionales radican en su incapacidad para adaptarse dinámicamente a la incertidumbre, procesar grandes volúmenes de datos y responder eficazmente a cambios imprevistos en la demanda y el suministro. Por esta razón, autores como Waller y Fawcett (2013) destacan la necesidad de adoptar enfoques basados en analítica avanzada e inteligencia artificial, capaces de modelar escenarios complejos y mejorar la precisión de las decisiones de inventario. En esta línea, el estudio de Alnahhal et al. (2024) no solo cuestiona la aplicabilidad del EOQ en entornos modernos, sino que respalda conceptualmente la necesidad de evolucionar hacia modelos híbridos, que integren estructuras clásicas de control con algoritmos inteligentes de predicción y ajuste dinámico, enfoque que constituye la base teórica de la presente investigación.

Tabla comparativa de los Modelos Clásicos y los Modelos Inteligentes

<b>Característica</b>	<b>Modelos Clásicos (ABC–EOQ–ROP)</b>	<b>Métodos basados en IA</b>
Tipo de datos	Determinísticos	Variables, históricos y tiempo real.
Supuestos	Demanda estable, lead time constante	Demanda variable, incertidumbre.
Complejidad	Baja–Media	Media–Alta
Capacidad de predicción	Limitada	Alta (aprendizaje automático).
Adaptación a cambios	Baja	Alta
Costo de implementación	Bajo	Medio/Alto
Uso recomendado	Inventarios estables	Inventarios críticos y dinámicos.

Tabla 2: Comparativa de los modelos clásicos y los modelos inteligentes, elaboración propia

Los aspectos teóricos presentados permiten ahora analizar cómo estos modelos se comportan en el contexto real chileno, desarrollando un diagnóstico basado en evidencia nacional.

#### **1.4 Primer acercamiento a la inteligencia artificial en logística ( algoritmos de predicción de demanda)**

La literatura científica más reciente coincide en que los mayores beneficios en la gestión de inventarios no se obtienen mediante la sustitución completa de los modelos clásicos, sino a través de enfoques híbridos que integran técnicas de inteligencia artificial (IA) con métodos de optimización matemática. Este enfoque permite aprovechar la estructura y simplicidad de los modelos tradicionales, incorporando al mismo tiempo capacidades avanzadas de aprendizaje y adaptación frente a la incertidumbre.

En esta línea, Kumar y Goyal (2025) desarrollan un sistema avanzado de control de inventarios que combina redes neuronales recurrentes del tipo LSTM (Long Short-Term Memory ) para el pronóstico de demanda con modelos de programación lineal orientados a la optimización de las decisiones de reabastecimiento. Desde un punto de vista técnico, esta arquitectura desacopla dos problemas de naturaleza distinta: por una parte, el pronóstico de demanda, caracterizado por relaciones no lineales, dependencia temporal y alta variabilidad; y por otra, el problema de optimización, estructurado en torno a restricciones operativas,

costos y niveles de servicio. Esta separación funcional permite construir soluciones más robustas, flexibles y adaptables a condiciones operativas cambiantes.

Los resultados del caso de estudio reportado por los autores muestran que el sistema híbrido alcanza niveles de satisfacción de demanda cercanos al 95%, junto con mejoras de rentabilidad del orden del 14% en comparación con políticas basadas en el EOQ estático. Estos resultados confirman que los modelos clásicos, al asumir parámetros constantes, subestiman sistemáticamente la variabilidad real de la demanda, conduciendo a decisiones de inventario subóptimas en contextos industriales complejos.

Este tipo de arquitectura híbrida resulta particularmente adecuada para la logística de repuestos de mantenimiento, donde la toma de decisiones debe integrar simultáneamente la predicción de demanda, la criticidad del activo y las restricciones de abastecimiento asociadas a proveedores y lead times variables. En este contexto, la inteligencia artificial se ha posicionado como una herramienta clave en la gestión logística moderna, al permitir la automatización del análisis de grandes volúmenes de datos, la anticipación del consumo futuro y la optimización dinámica de los niveles de inventario.

La aplicabilidad de estos enfoques ha sido demostrada también en experiencias industriales reales. Casos industriales reportados por empresas como Codelco y Enel evidencian mejoras en la gestión de activos y en la eficiencia operativa asociadas a procesos de digitalización y analítica avanzada, aunque los resultados no se presentan bajo métricas estandarizadas ni replicables. Estos casos evidencian que la IA no solo mejora la precisión del pronóstico, sino que también genera impactos económicos y operacionales medibles.

A diferencia de los modelos tradicionales, los algoritmos inteligentes poseen la capacidad de aprender continuamente a partir del comportamiento histórico de la demanda, de las condiciones operativas de los equipos y de variables externas relevantes, tales como el clima, los turnos de producción, las condiciones de operación o la variabilidad del proveedor. Esta capacidad de aprendizaje permite ajustar dinámicamente los niveles de inventario y los puntos de reorden en función de patrones reales de consumo, superando las limitaciones asociadas al uso de promedios estáticos.

Entre las técnicas de inteligencia artificial más empleadas en la gestión de repuestos destacan:

- **Redes Neuronales Artificiales (ANN):** utilizadas para predecir la demanda futura mediante el reconocimiento de patrones complejos en grandes volúmenes de datos históricos.
- **Algoritmos Genéticos:** aplicados a la optimización de políticas de pedido, explorando múltiples combinaciones de decisión hasta identificar soluciones cercanas al óptimo global.

- **Sistemas Difusos:** adecuados para modelar problemas con información incompleta, imprecisa o altamente incierta.
- **Modelos de Regresión Avanzada y Árboles de Decisión:** empleados para estimar consumos en función de variables operativas como horas de uso, temperatura, vibraciones o desgaste mecánico.

La incorporación de estas herramientas permite una transición desde un enfoque reactivo de la gestión logística hacia un enfoque predictivo y proactivo, donde las decisiones de abastecimiento se fundamentan en datos reales y pronósticos más confiables. En consecuencia, la inteligencia artificial contribuye a una logística de mantenimiento más flexible, precisa y eficiente, capaz de adaptarse a la complejidad y variabilidad propias de la industria chilena.

Un ejemplo representativo de aplicación en la industria minera corresponde al pronóstico del consumo de rodamientos SKF utilizados en molinos SAG. Mediante una Red Neuronal Artificial entrenada con variables operativas tales como horas de operación, vibración RMS, temperatura de chumaceras, frecuencia de fallas y lead time del proveedor, es posible estimar el consumo mensual de rodamientos con una precisión significativamente superior a la obtenida mediante métodos tradicionales. De acuerdo con los resultados reportados por Zhang (2021), Rosienkiewicz (2017) y Zhao et al. (2019), los modelos de aprendizaje profundo pueden reducir los errores de predicción desde valores del 25–30% hasta rangos cercanos al 8–10%, permitiendo además ajustar dinámicamente el stock de seguridad y disminuir la probabilidad de quiebres de inventario.

Este primer acercamiento a los algoritmos inteligentes constituye la base conceptual para las etapas posteriores de la investigación, en las cuales se propone integrar los modelos clásicos de inventario con técnicas de predicción basadas en inteligencia artificial, dando origen a un modelo híbrido de optimización orientado a mejorar de manera integral la gestión logística de repuestos en el mantenimiento industrial.

## **Capítulo 2 : Diagnóstico de la gestión actual en el contexto industrial chileno**

## 2 Introducción al diagnóstico logístico en mantenimiento

Este capítulo desarrolla un diagnóstico técnico y estructurado de la gestión logística de repuestos en el contexto del mantenimiento industrial chileno, con el objetivo de evaluar el desempeño real de los modelos tradicionales de gestión de inventarios frente a las condiciones actuales de operación. El análisis se construye a partir de artículos de investigación especializados, tesis aplicadas y estudios empíricos nacionales, los cuales proporcionan evidencia consistente sobre el comportamiento de los inventarios de mantenimiento en distintos sectores productivos del país.

El diagnóstico se orienta específicamente a evaluar la eficiencia de los modelos clásicos de gestión de inventarios clasificación ABC, rotación, cobertura, obsolescencia, EOQ y stock de seguridad, mediante el uso de indicadores logísticos fundamentales, ampliamente aceptados en la literatura de mantenimiento y logística industrial. Este enfoque permite identificar de manera objetiva las brechas existentes entre el desempeño esperado de dichos modelos y los resultados observados en la práctica operacional.

Dado que la presente investigación no se desarrolla en convenio con una empresa específica, se adopta una metodología de análisis representativa, basada en la triangulación de múltiples fuentes reales, lo cual constituye una práctica habitual en estudios investigativos de carácter académico. En particular, el diagnóstico se sustenta en:

- El análisis comparado de casos reales documentados en empresas chilenas.
- El levantamiento de información secundaria de alta calidad, proveniente de tesis universitarias, estudios sectoriales y reportes industriales.
- La aplicación práctica de indicadores logísticos, permitiendo evaluar tendencias, patrones y desviaciones relevantes.

Las empresas y casos analizados en la literatura nacional abarcan distintos sectores industriales, incluyendo repuestos automotrices, transporte pesado, agroindustria y minería, entre los que destacan: Refax Camiones y Buses (Villagrán, 2015), Sugal Group Chile (Andrades, 2021), la plataforma minera INEXLINK especializada en inventarios inmovilizados (INEXLINK, 2024), y una planta concentradora de cobre afectada por quiebres de stock derivados de inconsistencias en sistemas ERP (Sepúlveda, Huerta, H. E. 2022), La diversidad de estos casos permite capturar un espectro amplio de problemáticas logísticas comunes en el mantenimiento industrial chileno.

A partir de estas fuentes de información, se caracteriza un contexto de empresa chilena en el tipo de mantenimiento, lo que posibilita evaluar su desempeño logístico utilizando métricas reales y modelos clásicos, sin perder coherencia con la realidad operacional documentada.

Este enfoque permite analizar no solo los resultados cuantitativos de los indicadores, sino también las causas estructurales que explican dichos resultados.

La literatura internacional ha establecido de forma consistente que la gestión de repuestos de mantenimiento difiere sustancialmente de la gestión de inventarios de productos terminados, principalmente debido a la naturaleza estocástica, intermitente y altamente incierta de la demanda. Estudios fundamentales como los de Kennedy et al. (2002) y Huiskonen (2001) demuestran que esta diferencia invalida muchos de los supuestos sobre los cuales se construyen los modelos tradicionales de inventarios, especialmente en contextos donde el costo del quiebre de stock supera ampliamente el costo del repuesto.

En línea con investigaciones más recientes, el diagnóstico desarrollado en este capítulo busca demostrar que, pese a la madurez alcanzada por las estrategias de mantenimiento en la industria chilena, persisten brechas estructurales en la gestión logística de repuestos. Estas brechas se manifiestan en ineficiencias económicas relevantes ; como sobre stock, baja rotación y altos niveles de obsolescencia y en riesgos operacionales significativos como quiebres de stock en componentes críticos, los cuales no pueden ser explicados únicamente por fallas de ejecución, sino por la aplicación de modelos conceptualmente limitados frente a la complejidad actual.

En consecuencia, este diagnóstico no solo cumple un rol descriptivo, sino también fundamentalmente explicativo, constituyendo la base técnica que justifica la necesidad de evolucionar desde enfoques tradicionales hacia la integración de algoritmos inteligentes y modelos híbridos de optimización, los cuales serán desarrollados en los capítulos posteriores de la investigación.

## **2.1 Caracterización del entorno operacional y logístico**

### **2.1.1 El contexto industrial chileno: criticidad y riesgo**

El entorno operacional chileno se caracteriza por una fuerte dependencia de activos físicos de alto capital, los cuales operan frecuentemente en zonas geográficas remotas, con condiciones ambientales exigentes y restricciones logísticas relevantes. Esta configuración incrementa de forma significativa el impacto económico y operacional de las detenciones no programadas, transformando la gestión de repuestos en un elemento crítico para la continuidad productiva.

Uno de los factores más determinantes en este contexto es el alto costo del Downtime (tiempo de detención). Barrientos y Gómez (2020) evidencian que, en la minería chilena, el costo asociado al lucro cesante por la detención de un equipo crítico como molinos SAG o palas

eléctricas supera exponencialmente el valor del repuesto requerido para la reparación. Esta asimetría económica obliga a las organizaciones a operar bajo una lógica de minimización del riesgo operacional, más que bajo una estricta minimización de costos de inventario, fenómeno ampliamente documentado también en la literatura internacional reciente (Alnahhal et al., 2024).

A esta condición se suma la complejidad del suministro, derivada de la dependencia de proveedores internacionales para repuestos OEM (Original Equipment Manufacturer). Contreras et al. (2021) reportan lead times largos y altamente volátiles, que oscilan comúnmente entre 3 y 9 meses, situación que introduce una elevada incertidumbre en la planificación logística. Estudios contemporáneos confirman que esta variabilidad del lead time constituye uno de los principales factores que invalidan los supuestos determinísticos de los modelos clásicos de inventarios, particularmente del EOQ (Alnahhal et al., 2024).

### **2.1.2 Impacto de las estrategias de mantenimiento en la demanda**

En las últimas décadas, la industria chilena ha transitado progresivamente desde esquemas de mantenimiento correctivo hacia enfoques de mantenimiento preventivo y mantenimiento basado en condición (CBM/PdM). Si bien esta evolución ha permitido mejorar los indicadores de confiabilidad y disponibilidad de los activos, también ha modificado de manera sustantiva el comportamiento de la demanda de repuestos.

Huiskonen (2001) advierte que, bajo esquemas CBM/PdM, la demanda deja de responder a patrones regulares asociados a intervalos fijos y pasa a depender de la degradación real del activo, detectada mediante sensores, inspecciones y sistemas de monitoreo. En consecuencia, la demanda de repuestos se transforma en un proceso estocástico, intermitente y no estacionario, fenómeno que representa uno de los mayores desafíos para los modelos logísticos tradicionales.

La literatura reciente refuerza esta observación. Revisiones sistemáticas modernas confirman que la demanda intermitente constituye uno de los principales factores de error en la planificación de inventarios, generando sobre stock defensivo y quiebres simultáneos en repuestos críticos cuando se utilizan enfoques clásicos (Giannopoulos et al., 2025).

### **2.1.3 Diagnóstico de procesos: abastecimiento y almacenamiento**

El análisis de los estudios nacionales revela ineficiencias recurrentes en los procesos de soporte logístico, particularmente en las funciones de abastecimiento y almacenamiento. Una de las causas estructurales identificadas corresponde a la desalineación entre las áreas de compras y mantenimiento. Mientras el área de adquisiciones prioriza la reducción de costos unitarios y niveles de inventario, el área de mantenimiento privilegia la disponibilidad

inmediata de repuestos críticos. Pérez y Díaz (2023) señalan que esta falta de integración funcional genera el denominado “Efecto Látigo”, manifestado en compras urgentes frecuentemente por vía aérea que incrementan significativamente el costo total de la operación.

Asimismo, la precisión del inventario continúa siendo una debilidad relevante. Estudios de campo realizados por Hernández (2021) indican que las discrepancias entre el stock físico y el registrado en los sistemas ERP constituyen una causa raíz frecuente de la extensión del Tiempo Medio de Reparación (MTTR). Esta problemática es coherente con lo observado en estudios recientes, que señalan que los sistemas tradicionales de gestión de inventarios carecen de capacidades predictivas y de autocorrección frente a errores operativos (Liu et al., 2025).

Además de las brechas de proceso, la evidencia nacional muestra que existe una limitación transversal en la forma de analizar y convertir datos en decisiones. En particular, la gestión de repuestos se apoya mayoritariamente en herramientas descriptivas externas al ERP, lo que restringe la capacidad de anticipación y ajuste dinámico. Por ello, resulta necesario caracterizar la línea base tecnológica observada en los casos nacionales.

## **2.2 Análisis crítico de la línea base tecnológica en la gestión de repuestos en Chile**

A partir del análisis sistemático de casos de estudio relevantes de la industria chilena, desarrollados entre los años 2015 y 2024, se identifica un patrón consistente en la forma en que las organizaciones gestionan sus repuestos de mantenimiento. En términos generales, la gestión se sustenta predominantemente en análisis descriptivos y retrospectivos, con un fuerte componente manual, y sin incorporación de algoritmos de aprendizaje automático ni modelos predictivos avanzados.

Esta realidad configura lo que puede definirse como la “línea base tecnológica nacional” en gestión de repuestos, caracterizada no solo por limitaciones tecnológicas, sino principalmente por un enfoque conceptual reactivo, orientado al control histórico de inventarios más que a la anticipación del riesgo operacional.

### **Nivel básico: sistemas registrales y dependencia de planillas**

En el nivel más elemental se encuentran organizaciones que operan con sistemas internos o ERP's propios de carácter registral, cuya función principal es el almacenamiento de transacciones y movimientos históricos, sin capacidades analíticas embebidas. Casos como Refax Camiones y Buses (Villagrán, 2015) y Sugal Group (Andrades, 2021) evidencian una

gestión sustentada casi exclusivamente en la extracción manual de datos hacia planillas Excel para realizar cálculos básicos de rotación, análisis ABC y revisión de consumos.

En particular, Andrades (2021) señala explícitamente que en Sugal Group no se utilizan herramientas de inteligencia artificial ni sistemas de inteligencia empresarial, lo que obliga a que el análisis dependa del criterio individual del analista y de procesos manuales. Esta modalidad introduce alta dependencia del conocimiento tácito, escasa trazabilidad analítica y una fuerte exposición a errores humanos, además de impedir cualquier capacidad de adaptación dinámica frente a cambios en la demanda o en el entorno operacional.

Desde una perspectiva de ingeniería, este nivel representa una gestión puramente descriptiva, incapaz de modelar incertidumbre, detectar patrones complejos o anticipar quiebres de stock.

### **Nivel intermedio: ERP comercial con inteligencia externa**

Un segundo nivel corresponde a organizaciones que utilizan ERP comerciales consolidados, orientados principalmente al registro y control transaccional de inventarios. Si bien estos sistemas permiten una mejor estructuración de la información y una mayor estandarización de procesos logísticos, el análisis continúa realizándose fuera del ERP, mediante herramientas externas como planillas Excel.

La evidencia nacional muestra que, incluso en empresas que operan con ERP formales, los datos de inventario son exportados periódicamente para la elaboración de análisis ABC, gráficos de Pareto y evaluaciones de consumo histórico, sin incorporar capacidades analíticas embebidas ni modelos predictivos. Casos documentados en empresas del rubro transporte y agroindustrial, como Refax Camiones y Buses (Villagrán, 2015) y Sugal Group (Andrades, 2021), confirman que la “inteligencia” del sistema reside en procedimientos manuales y en el criterio del analista, más que en el propio sistema de información.

Este enfoque genera una latencia estructural en la toma de decisiones, dado que los análisis se realizan de forma retrospectiva y no en tiempo real, limitando la capacidad de anticipación frente a variaciones en la demanda, lead times inciertos o cambios en la estrategia de mantenimiento.

### **Nivel avanzado: ecosistemas SAP con enfoque estático**

En el contexto de la gran minería chilena, documentado por Werner (2018) y Sepúlveda, Huerta, H. E. (2022) se observa la utilización de plataformas robustas como SAP PM/MM, que permiten una gestión integral de activos, mantenimiento e inventarios. No obstante, el análisis revela que la sofisticación del sistema no se traduce necesariamente en sofisticación analítica, manteniéndose en muchos casos un enfoque estático y descriptivo de la información.

A pesar de contar con grandes volúmenes de datos históricos, estos son comúnmente extraídos hacia herramientas externas como Excel o Minitab para su procesamiento. Los modelos aplicados corresponden, en su mayoría, a políticas de stock de seguridad estáticas, basadas en promedios históricos y supuestos de normalidad, sin explotación de técnicas predictivas ni aprendizaje a partir del comportamiento real de la demanda.

Desde un punto de vista técnico, este nivel evidencia una subutilización del potencial informacional disponible, donde sistemas de clase mundial operan bajo lógicas analíticas equivalentes a entornos de baja madurez, manteniendo un enfoque reactivo frente a la incertidumbre.

### **2.1.5 Plataformas de visibilidad: avances en control, no en predicción**

Un caso particular lo constituye INEXLINK (2024), iniciativa que representa uno de los avances más relevantes en la gestión colaborativa de inventarios en la minería chilena. Esta plataforma permite identificar materiales sin movimiento, obsolescencia y oportunidades de redistribución entre compañías, aportando valor en términos de visibilidad y eficiencia global del stock.

Sin embargo, su enfoque se orienta principalmente al control y la coordinación interorganizacional, sin incorporar modelos de predicción dinámica de demanda ni algoritmos de aprendizaje automático, orientados a anticipar consumos futuros o ajustar parámetros de inventario en tiempo real. En consecuencia, si bien INEXLINK mejora la transparencia del sistema, no resuelve la problemática central de la incertidumbre operativa, que es precisamente donde los modelos predictivos aportan mayor valor.

## **2.3 Síntesis crítica de la línea base nacional**

En conjunto, el análisis de estos casos permite concluir que la gestión de repuestos en la industria chilena, incluso en sectores de alta complejidad tecnológica, se encuentra anclada en un paradigma descriptivo y estático, donde:

- Los datos se utilizan para explicar el pasado, no para anticipar el futuro.
- La toma de decisiones depende de análisis manuales y criterio experto individual.
- Los modelos clásicos se aplican fuera de su dominio de validez teórica.
- La capacidad predictiva de los sistemas de información existentes permanece subexplotada.

Esta brecha tecnológica y conceptual no obedece a la ausencia de datos ni de plataformas, sino a la falta de integración entre la gestión de inventarios y herramientas analíticas avanzadas.

## **2.4 Caracterización de la empresa o área de mantenimiento.**

Las empresas chilenas analizadas en los estudios de referencia presentan características comunes que permiten definir una empresa tipo de mantenimiento, representativa del contexto nacional:

### **Sector operativo**

- Industria intensiva en activos (minería, manufactura, transporte o agroindustria).
- Equipos críticos: bombas, motores, correas, válvulas, compresores, sopladores.

### **Gestión de mantenimiento**

- Predomina el mantenimiento preventivo, pero con presencia importante de actividades reactivas.
- El mantenimiento depende fuertemente de la disponibilidad de repuestos críticos.

### **Gestión de inventarios**

- Entre 3.000 y 12.000 unidades de mantenimiento de existencias (SKU) según casos estudiados.
- Dependencia importante de repuestos importados (lead times largos).
- Inventarios históricamente altos para proteger la continuidad operacional.

## **2.5 Identificación de procesos logísticos actuales**

Los casos nacionales analizados muestran patrones consistentes en los procesos logísticos:

### **Abastecimiento**

- Predominantemente reactivo.
- Decisiones basadas en experiencia del comprador.
- Lead time entre 30 y 120 días para repuestos importados.
- Compras urgentes frecuentes que generan los sobrecostos.

(Casos: Villagrán, 2015; Andrades, 2021; INEXLINK, 2024)

## Almacenamiento

- Ausencia de ubicaciones fijas.
- Desorden en bodega y falta de codificación única.
- Existencia de repuestos sin movimiento por más de 5 años.
- Falta de criterios de conservación.

(Casos: Villagrán, 2015; Andrades, 2021; INEXLINK, 2024)

## Control de inventarios

- Registros incompletos o desalineados con el stock físico.
- Falta de análisis de rotación, cobertura y obsolescencia.
- Uso parcial de ERP; CMMS sin integración logística.
- ABC aplicado solo por valor, no por criticidad.

(Casos: Sepúlveda, Huerta, H. E. (2022); Andrades 2021)

La literatura reciente confirma que esta aplicación unidimensional del ABC subestima repuestos de bajo valor económico pero alto impacto operacional, problema que ha motivado el desarrollo de clasificaciones multicriterio basadas en IA explicable (Qaffas et al., 2023).

### 2.5.1 Levantamiento de información

Dado que la presente investigación no se desarrolla en convenio con una empresa específica, el levantamiento de información se realizó a partir de fuentes secundarias confiables, incluyendo tesis aplicadas, estudios sectoriales y publicaciones técnicas desarrolladas en el contexto industrial chileno.

Con el fin de asegurar trazabilidad, coherencia metodológica y representatividad de los datos utilizados, los valores empleados para los indicadores logísticos se definieron a partir de rangos observados recurrentemente en estudios nacionales. La Tabla N°3 presenta la trazabilidad de dichos rangos, vinculando cada indicador con su fuente empírica y una observación técnica asociada.

<b>Indicador logístico</b>	<b>Rango utilizado en la investigación</b>	<b>Fuente nacional (caso / tesis / reporte)</b>	<b>Observación técnica</b>
Rotación de inventarios (veces/año)	0,8 – 1,5	Villagrán (2015); Andrades (2021); INEXLINK (2024)	Valores característicos de repuestos de lento movimiento; reflejan

			compras defensivas para asegurar disponibilidad.
Cobertura de inventarios (meses)	3 – 6 meses (90–180 días)	Werner (2018); Andrades (2021); INEXLINK (2024)	Coberturas elevadas utilizadas como mecanismo de mitigación del riesgo de quiebre ante lead times largos.
Tasa de obsolescencia (%)	15% – 25% del inventario total	Andrades (2021); INEXLINK (2024)	Inventario sin movimiento por más de 24–60 meses; asociado a cambios en el parque de activos.
Lead time de reposición (días)	30 – 120 días	Werner (2018); Contreras et al. (2021); Sepúlveda, Huerta, H. E. (2022)	Alta variabilidad, especialmente en repuestos importados OEM.
Tamaño de inventario (MM CLP)	80 – 150 MM CLP	Villagrán (2015); Andrades (2021); Foppiano (2024)	Rangos observados en bodegas de mantenimiento industrial chilenas.
Número de SKU	3.000 – 12.000	Sepúlveda, Huerta, H. E. (2022); INEXLINK (2024)	Alta dispersión típica en inventarios de mantenimiento.
Material sin movimiento (años)	> 2 – 5 años	Andrades (2021); INEXLINK (2024)	Repuestos asociados a equipos fuera de servicio o tecnología obsoleta.

Tabla 3: Levantamiento de información, elaboración propia

Los rangos presentados en la Tabla N°3, no corresponden a supuestos arbitrarios, sino que representan valores observados de manera consistente en estudios aplicados desarrollados en empresas chilenas de distintos sectores industriales.

A partir de estos rangos se construyó un conjunto de datos tipo, representativo de una empresa chilena de mantenimiento, el cual permitió aplicar de forma coherente los modelos clásicos de inventarios y evaluar su desempeño bajo condiciones realistas de operación. Este enfoque es consistente con prácticas metodológicas habituales en investigaciones académicas donde el acceso a bases de datos privadas se encuentra restringido, y permite asegurar comparabilidad, trazabilidad y validez externa de los resultados obtenidos.

## 2.6 Evaluación de la eficiencia actual mediante modelos clásicos

### 2.6.1 Análisis ABC aplicado

Se modela una bodega representativa con 1.200 SKU, obteniendo la siguiente distribución:

Clase	% ítems	% valor	Interpretación
A	15%	80%	Repuestos críticos, importados.
B	25%	15%	Rotación media.
C	60%	5%	Repuestos de baja rotación / obsoletos.

Tabla 4: Metodología ABC aplicado, elaboración propia.

La alta concentración de SKU en la clase C coincide con los resultados reportados por Villagrán (2015), Andrades (2021) e INEXLINK (2024), evidenciando inventarios masivos sin movimiento y elevados niveles de obsolescencia.

## 2.6.2 Tasa de rotación del inventario

Mide la eficiencia del uso del capital invertido en repuestos.

- **Diagnóstico:** La rotación en la industria chilena es consistentemente baja ( $\$ < 1.0\$$  veces/año en repuestos críticos). Los repuestos críticos no se compran para usar al día siguiente, se compran para estar en caso de que falle la máquina.
- **Causa Raíz:** Syntetos y Boylan (2005) explican que esto se debe a la naturaleza de los repuestos de "lento movimiento". Los planificadores, al usar modelos tradicionales que no manejan bien la incertidumbre, tienden a inflar los Stocks de Seguridad para proteger, inmovilizando capital innecesariamente durante largos periodos.

$$Rotación = \frac{Consumo\ anual}{Inventario\ promedio}$$

Valores tipo:

- Inventario promedio = \$100 MM
- Consumo anual = \$125 MM

$$Rotación = 1,25$$

Debido a que esta investigación no se desarrolla en convenio con una empresa específica, los valores empleados para el análisis de rotación, cobertura y obsolescencia se construyeron a partir de rangos reales documentados en estudios chilenos. Tesis aplicadas en empresas nacionales, como Refax Camiones y Buses (Villagrán, 2015) y Sugall Group Chile (Andrades, 2021), reportan inventarios de repuestos para mantenimiento que fluctúan entre \$80 y \$150 millones, cifra consistente con lo observado en el sector minero a través de la plataforma INEXLINK (2024) y de análisis desarrollados en plantas concentradoras de cobre (Sepúlveda, Huerta, H. E. (2022)).

De manera consistente con la evidencia empírica nacional, los estudios revisados reportan que la rotación de inventarios de repuestos en Chile se sitúa típicamente en el rango de 0,8 a 1,5 veces por año. En función de ello, el consumo anual se estimó mediante la relación directa entre rotación e inventario promedio, utilizando un índice representativo (1,25), lo que permite construir un escenario cuantitativo realista, trazable y comparable dentro del marco de un contexto de empresa chilena. Este procedimiento no solo mantiene coherencia con los rangos observados en casos reales, sino que además asegura consistencia metodológica en los cálculos posteriores de cobertura y obsolescencia, evitando supuestos arbitrarios.

Los indicadores obtenidos confirman una rotación estructuralmente baja ( $\leq 1,5$  veces/año), lo cual sugiere un inventario sobredimensionado y una alta inmovilización de capital. Syntetos y Boylan (2005) explican que este fenómeno es característico de repuestos de lento movimiento, donde la demanda es intermitente y difícil de pronosticar; bajo estas condiciones, la aplicación de modelos tradicionales tiende a inducir stocks de seguridad inflados como mecanismo defensivo para mitigar el riesgo de quiebres. La literatura reciente refuerza que esta práctica persiste en entornos industriales modernos cuando no se incorporan modelos predictivos con capacidad de aprendizaje y actualización dinámica, los cuales permiten anticipar quiebres y reducir inventario sin degradar el nivel de servicio (Liu et al., 2025).

### 2.6.3 Cobertura del inventario

La cobertura de Stock indica el tiempo que el inventario actual puede soportar la demanda proyectada.

- **Diagnóstico:** Se observan niveles de cobertura engañosos. Un alto promedio de cobertura general suele enmascarar déficits en ítems críticos.
- **Análisis Crítico:** El cálculo tradicional de cobertura asume una demanda constante. Bacchetti y Saccani (2012) advierten que, ante demandas intermitentes la cobertura promedio no garantiza el nivel de servicio, generando una falsa sensación de seguridad.

$$Cobertura = \frac{Inventario\ actual}{Consumo\ diario}$$

Valores tipo:

- a) Consumo diario  $\approx$  \$0,34 MM/día
- b) Inventario total = \$100 MM

$$Cobertura \approx 120 \text{ días}$$

El inventario total de \$100 millones utilizado para el análisis práctico corresponde a un valor referencial sustentado en estudios chilenos donde se analizan empresas reales de repuestos y mantenimiento. Villagrán (2015), Andrades (2021) y los análisis industriales reportados por INEXLINK (2024) documentan inventarios cuyos montos se encuentran dentro del rango de \$80 a \$150 millones, dependiendo del rubro y del número de SKU gestionados.

En coherencia con dicho rango, se adoptó un valor promedio de \$100 millones para representar a un contexto de empresa chilena.

El consumo diario estimado en \$0,34 millones/día no es arbitrario: se deriva directamente del consumo anual teórico de \$125 millones, calculado previamente utilizando un índice de rotación observado en empresas chilenas (1,25 veces al año).

$$Consumo\ diario = \frac{Consumo\ anual}{365\ días} = 125\ MM \approx 0,34\ MM/día$$

Este procedimiento de construcción de datos tipo es habitual en investigaciones nacionales donde no existe acceso a bases de datos privadas, garantizando consistencia metodológica y manteniendo coherencia con la realidad logística documentada.

La cobertura promedio calculada (~120 días) genera una falsa sensación de seguridad, ya que no garantiza niveles de servicio adecuados en ítems críticos bajo demanda intermitente (Bacchetti & Saccani, 2012; Giannopoulos et al., 2025). Aunque este rango es habitual en el contexto nacional, se considera excesivo desde la perspectiva de una gestión eficiente de inventarios. Un período de cobertura tan amplio implica que la organización mantiene inventario suficiente para operar varios meses sin reabastecimiento.

## 2.6.4 Obsolescencia

La Tasa de Obsolescencia Técnica es el porcentaje del inventario que ha perdido su utilidad técnica o económica.

- **Diagnóstico:** Es el "costo oculto" más severo en la gestión de activos. García et al. (2020) reportan que la acumulación de stock muerto ocurre por la desconexión entre el ciclo de vida del activo y la gestión de compras. Los sistemas ERP actuales son reactivos y no alertan proactivamente sobre el retiro de equipos, dejando repuestos olvidados en bodega.

$$\text{Obsolescencia} = \frac{\text{Valor sin movimiento}}{\text{Inventario total}}$$

Supongamos estos valores:

- a) Material sin movimiento = \$20 MM
- b) Inventario total = \$100 MM

$$\text{Obsolescencia} = 20\%$$

El inventario total considerado en este diagnóstico, equivalente a \$100 millones, fue definido a partir de los rangos informados en estudios chilenos que analizan inventarios de repuestos para mantenimiento industrial. Investigaciones realizadas en Refax Camiones y Buses (Villagrán, 2015), Sugat Group Chile (Andrades, 2021) y en operaciones mineras gestionadas a través de la plataforma INEXLINK (2024) reportan inventarios cuyos valores fluctúan entre \$80 y \$150 millones, por lo que la adopción de un valor promedio (\$100 MM) resulta metodológicamente adecuada y representativa del contexto nacional.

En relación con el material sin movimiento (\$20 millones), este monto no es arbitrario: se deriva de aplicar un porcentaje de obsolescencia del 20%, que representa el valor promedio observado en los artículos investigativos chilenos (15–25%). Casos como los de Andrades (2021) y los análisis de INEXLINK (2024) documentan inventarios con más de cinco años sin movimiento, superando en algunos casos el 18% del stock total. Por lo tanto, considerar \$20 millones de inventario obsoleto permite reflejar fielmente la magnitud del problema en el contexto nacional.

Finalmente, la obsolescencia técnica estimada en torno al 20% del inventario total se alinea con los rangos reportados en estudios nacionales (Andrades, 2021; INEXLINK, 2024),

reflejando un problema estructural asociado a la desconexión entre el ciclo de vida del activo y la gestión de compras. Alnahhal et al. (2024) identifican este fenómeno como una de las consecuencias directas del uso de modelos estáticos en entornos dinámicos.

El análisis conjunto de los indicadores de rotación, cobertura y obsolescencia evidencia una relación causal clara entre la gestión defensiva de inventarios y las ineficiencias económicas observadas. La baja rotación refleja capital inmovilizado, la cobertura excesiva amplifica dicho efecto bajo la premisa de asegurar disponibilidad, y la obsolescencia materializa la pérdida de valor asociada a estas decisiones. En conjunto, estos resultados confirman que los modelos clásicos, aplicados bajo supuestos de estabilidad, resultan insuficientes para gestionar inventarios de repuestos en contextos caracterizados por alta incertidumbre, demanda intermitente y criticidad operacional.

## **2.7 Brechas detectadas en la gestión de repuestos**

El análisis desarrollado en las secciones anteriores permitió evaluar el desempeño de la gestión logística de repuestos mediante la aplicación de indicadores clásicos y el estudio de procesos reales documentados en empresas chilenas. Los resultados obtenidos evidencian que, pese a la utilización extendida de herramientas tradicionales de control de inventarios, persisten desviaciones sistemáticas entre el comportamiento esperado de los modelos y los resultados observados en la práctica operacional.

Estas desviaciones no responden únicamente a deficiencias en la ejecución de los procesos logísticos, sino que revelan brechas estructurales en la concepción y aplicación de los modelos de gestión utilizados. En particular, la dependencia de supuestos de estabilidad demanda constante, lead times fijos y parámetros determinísticos contrasta con la realidad del mantenimiento industrial, caracterizada por demanda intermitente, alta incertidumbre y restricciones operativas complejas.

La literatura científica reciente respalda este diagnóstico. Estudios contemporáneos demuestran que los modelos clásicos de inventarios presentan limitaciones inherentes frente a entornos dinámicos y volátiles, conduciendo a fenómenos recurrentes como sobre stock defensivo, baja rotación, altos niveles de obsolescencia y quiebres de stock en repuestos críticos (Alnahhal et al., 2024; Giannopoulos et al., 2025). Estas condiciones han sido observadas de manera consistente en la industria chilena, tal como lo evidencian los casos analizados en este capítulo.

En este contexto, resulta necesario sistematizar las principales brechas detectadas, con el fin de identificar de manera estructurada las causas raíz que explican las ineficiencias económicas y los riesgos operacionales observados. La identificación de estas brechas constituye un insumo clave para fundamentar la necesidad de evolucionar hacia enfoques de

gestión más avanzados, capaces de integrar criticidad, incertidumbre y capacidad predictiva en la toma de decisiones logísticas.

La siguiente tabla presenta una síntesis de las principales brechas detectadas en la gestión de repuestos para mantenimiento en el contexto industrial chileno, vinculando cada una de ellas con la evidencia empírica nacional y su impacto operacional asociado.

	<b>Brecha identificada</b>	<b>Descripción</b>	<b>Evidencia en estudios chilenos</b>	<b>Impacto operacional</b>
1	<b>Sobre stock y baja rotación</b>	Inventarios que se renuevan solo 0,8–1,5 veces por año, demostrando exceso de stock y compras defensivas.	Villagrán (2015) evidencia rotaciones bajas asociadas a compras reactivas en el rubro transporte, mientras que Andrades (2021) observa rotación insuficiente en agroindustria, confirmando una práctica transversal de sobre stock defensivo.	Mayor costo de capital inmovilizado; congestión en bodega; disminución de liquidez.
2	<b>Cobertura excesiva</b>	Coberturas de 90–180 días, superiores a los estándares recomendados.	Werner (2018) reporta coberturas prolongadas en minería; Sugal Group presenta coberturas >120 días.	Incremento de costos de almacenamiento; riesgo de pérdida de valor y deterioro.
3	<b>Alto nivel de obsolescencia</b>	Entre 15% y 25% del inventario sin movimiento en >24 meses.	INEXLINK (2024) detecta materiales inmovilizados por 5 años; Sugal Group presenta ~20% de obsolescencia.	Pérdida financiera directa; ocupación innecesaria de espacio; aumenta costos de baja contable.
4	<b>Quiebres de stock en</b>	Desabastecimiento puntual de piezas críticas por mala	Sepúlveda, Huerta, H. E. (2022) evidencia	Paradas no programadas, aumento del

	<b>repuestos críticos</b>	planificación, errores en registros o lead times largos.	inconsistencias entre ERP y stock físico; Consejo Minero (2024) atribuye 22–30% del Downtime a quiebres.	MTTR; pérdidas económicas elevadas por Downtime.
5	<b>Ausencia de clasificación por criticidad</b>	ABC aplicado solo por valor monetario, sin considerar impacto operacional.	Andrades (2021) detecta ausencia de criticidad; INEXLINK identifica materiales críticos mezclados con baja rotación.	Riesgo de priorizar mal los recursos; potencial detención por repuestos de “bajo valor” pero alta criticidad.
6	<b>Falta de integración entre mantenimiento–logística</b>	CMMS y ERP trabajan de forma aislada; la información no fluye entre áreas.	Casos de Refax y Sugat muestran procesos desconectados.	Retrasos en reposición; decisiones basadas en intuición; incremento de compras urgentes.
7	<b>Variabilidad e incertidumbre en el lead time</b>	Plazos de entrega muy fluctuantes (30–120 días), especialmente en importaciones.	Werner (2018) documenta lead times elevados y altamente variables en el abastecimiento de repuestos mineros;	Dificulta cálculo del ROP y SS; obliga a mantener sobre stock.
8	<b>Ausencia de modelos predictivos</b>	No se utilizan pronósticos de demanda ni IA para consumo de repuestos.	Estudios chilenos muestran baja adopción de analítica avanzada (CNP, 2024). Liu et al. (2025) demuestran que los enfoques tradicionales de pronóstico presentan una capacidad limitada para anticipar quiebres de stock.	Inventarios incoherentes con demanda real; decisiones reactivas; mayor incertidumbre.

Tabla 5 Brechas detectadas en la gestión de repuestos, elaboración propia.

## 2.8 Evaluación de la eficiencia de los modelos clásicos

El diagnóstico de la investigación y la práctica industrial revela que la persistencia de los problemas logísticos (quiebres de stock y sobre inventario) no se debe necesariamente a una mala ejecución, sino al uso de herramientas conceptualmente inadecuadas. Los modelos deterministas desarrollados a principios del siglo XX (como el EOQ de 1913) se basan en supuestos de estabilidad que no se cumplen en la gestión moderna de activos críticos.

El análisis confirma que las ineficiencias en los indicadores provienen del uso de herramientas obsoletas para el contexto actual.

### 2.8.1 La limitación unidimensional del análisis ABC

La clasificación ABC estándar, basada exclusivamente en el valor de consumo monetario, resulta insuficiente para representar la complejidad de los repuestos industriales. En este modelo, un ítem económico es relegado a la Clase C, ignorando que su ausencia puede paralizar una línea de producción completa.

- **El riesgo de la "Caja Negra" en la automatización:** Qaffas et al. (2023) señalan que muchos enfoques automáticos modernos asignan categorías sin proporcionar una justificación comprensible. Para un jefe de mantenimiento, una clasificación sin sustento técnico genera desconfianza y resistencia al cambio.
- **Aprendizaje Automático Explicable (XAI):** La mejora propuesta radica en modelos que permitan cuantificar la contribución de múltiples criterios: costo, rotación, nivel de servicio y sobre todo, la prioridad operacional.
- **Impacto en el contexto chileno:** La capacidad de "explicabilidad" permite que las decisiones de inventario se alineen con el riesgo real. En la industria nacional, donde el costo de detención es crítico, entender el "porqué" de una recomendación de stock es lo que permite integrar criterios técnicos con los financieros.

### 2.8.2 Falla del modelo EOQ y stock de seguridad en demanda intermitente

Kennedy et al. (2002) y Reyes (2020) concluyen que aplicar estas fórmulas a repuestos con demanda errática resulta matemáticamente incorrecto, llevando inevitablemente a dos escenarios: Stock Out (cuando ocurre un nivel máximo de demanda) o Sobre stock masivo (el resto del tiempo).

Si bien tener el repuesto asegura la operación, tener una rotación tan baja ( $\$ < 1.0\$$ ) revela una ineficiencia financiera enorme:

- **Capital Inmovilizado:** Es tener millones de dólares que no circulan en la bodega, por lo tanto, no generan intereses ni valor.
- **Riesgo de Obsolescencia:** Si el repuesto por ejemplo está 5 años guardado, porque la rotación es baja, es muy probable que cuando se vaya a utilizar esa pieza, los sellos de goma se hayan vencido o la tecnología de la máquina haya cambiado.

La problemática de la demanda intermitente ha sido abordada con mayor profundidad en investigaciones recientes, confirmando que los modelos clásicos no solo presentan limitaciones empíricas, sino también deficiencias conceptuales frente a este tipo de comportamiento. Giannopoulos et al. (2025), mediante una revisión sistemática de más de 120 estudios, concluyen que los métodos tradicionales de pronóstico y control de inventarios incluyendo medias móviles, suavizamiento exponencial y políticas basadas en stock de seguridad fijo, presentan un desempeño consistentemente inferior frente a patrones de demanda esporádica, altamente variable y con largos períodos de demanda nula.

Desde una perspectiva matemática, los autores explican que la naturaleza discontinua de estas series invalida los supuestos de normalidad y estacionariedad implícitos en los modelos clásicos, provocando errores sistemáticos en la estimación de la demanda y en el cálculo del stock de seguridad. En consecuencia, las organizaciones tienden a adoptar políticas defensivas, inflando artificialmente los niveles de inventario para compensar la incapacidad predictiva del modelo, lo que deriva en una inmovilización excesiva de capital y un aumento significativo de la obsolescencia técnica.

Este comportamiento coincide plenamente con lo observado en la industria chilena, donde la baja rotación de inventarios críticos ( $< 1$  vez/año) no responde a una ineficiencia operacional aislada, sino al uso de herramientas que no logran modelar adecuadamente la incertidumbre inherente a la demanda de repuestos de mantenimiento.

### **2.8.3 Análisis del diagnóstico**

En síntesis, el diagnóstico confirma que la gestión logística de repuestos en el contexto chileno se encuentra condicionada por altos niveles de incertidumbre, criticidad operacional y complejidad del suministro. Las ineficiencias observadas sobre stock, baja rotación, cobertura engañosa y obsolescencia elevada no responden a fallas aisladas, sino a la aplicación de modelos clásicos incapaces de adaptarse dinámicamente a la realidad actual. Este hallazgo refuerza la necesidad de evolucionar hacia enfoques híbridos, integrando modelos tradicionales con algoritmos inteligentes.

## **2.9 Síntesis del capítulo 2**

El análisis desarrollado a lo largo del presente capítulo permitió caracterizar en profundidad el entorno operacional y logístico del mantenimiento industrial chileno, así como evaluar el desempeño real de los modelos clásicos de gestión de inventarios frente a las condiciones actuales de operación. A partir de la revisión de literatura especializada, estudios nacionales y la aplicación de indicadores logísticos fundamentales, se evidenció que la gestión de repuestos se desenvuelve en un contexto marcado por alta criticidad operacional, incertidumbre en la demanda y complejidad en el suministro.

Los resultados del diagnóstico muestran que, pese a la utilización extendida de herramientas tradicionales como la clasificación ABC, el EOQ, el punto de reorden y el stock de seguridad, persisten ineficiencias estructurales en la gestión de inventarios. Estas se manifiestan en bajas tasas de rotación, niveles de cobertura excesivos, altos porcentajes de obsolescencia y quiebres de stock en repuestos críticos, fenómenos observados de manera consistente en los casos analizados a nivel nacional. Lejos de ser fallas aisladas de ejecución, estas problemáticas responden a la aplicación de modelos diseñados bajo supuestos de estabilidad que no representan la realidad del mantenimiento industrial moderno.

El capítulo también permitió evidenciar que la evolución de las estrategias de mantenimiento desde enfoques correctivos hacia esquemas preventivos y basados en condición ha modificado sustancialmente el patrón de demanda de repuestos, transformándolo en un proceso intermitente, estocástico y no estacionario. Esta condición constituye una de las principales limitaciones para los modelos clásicos, los cuales carecen de mecanismos para adaptarse dinámicamente a la variabilidad real de la demanda y a la volatilidad del lead times.

Asimismo, el análisis de los procesos logísticos de abastecimiento, almacenamiento y control de inventarios reveló brechas relevantes de integración organizacional, particularmente entre las áreas de mantenimiento y adquisiciones, junto con debilidades en la precisión de los

registros y en el uso efectivo de los sistemas de información. Estas brechas contribuyen a reforzar prácticas defensivas, como la acumulación excesiva de inventarios, incrementando la inmovilización de capital sin garantizar niveles de servicio adecuados.

La incorporación de literatura científica reciente permitió reforzar este diagnóstico, evidenciando que las limitaciones observadas no son exclusivas del contexto chileno, sino que forman parte de una problemática ampliamente documentada a nivel internacional. En particular, los estudios contemporáneos confirman que los modelos clásicos presentan incompatibilidades estructurales frente a entornos caracterizados por incertidumbre, disrupciones logísticas y alta dependencia de activos críticos, y que su uso aislado tiende a generar decisiones subóptimas en términos económicos y operacionales.

En este contexto, el Capítulo 2 cumple un rol fundamental al establecer la brecha entre la gestión logística actual y las capacidades requeridas para enfrentar la complejidad del mantenimiento industrial moderno. El diagnóstico desarrollado justifica de manera sólida la necesidad de evolucionar hacia enfoques avanzados, capaces de integrar información operativa, criticidad del activo y capacidad predictiva en la toma de decisiones de inventario.

Sobre la base de estas conclusiones, el capítulo siguiente presenta el desarrollo metodológico de un modelo híbrido de gestión de repuestos, que combina la estructura de los modelos clásicos con técnicas de inteligencia artificial y aprendizaje automático, orientado a optimizar integralmente la gestión logística del mantenimiento y reducir tanto las ineficiencias económicas como los riesgos operacionales identificados.

### **Capítulo 3: Propuesta metodológica para la optimización de la gestión de repuestos en mantenimiento**

### **3. Introducción general al capítulo 3**

El diagnóstico desarrollado en el Capítulo 2 permitió identificar brechas estructurales en la gestión logística de repuestos del mantenimiento industrial chileno, asociadas principalmente a la alta incertidumbre en la demanda, la elevada criticidad operacional de los activos y la complejidad del abastecimiento. Estas condiciones limitan la efectividad de los modelos clásicos de gestión de inventarios cuando son aplicados bajo supuestos de estabilidad que no representan la realidad operacional actual.

Si bien herramientas tradicionales como la clasificación ABC, el modelo de Cantidad Económica de Pedido (EOQ) y el punto de reorden continúan siendo ampliamente utilizadas en la práctica industrial, su aplicación aislada resulta insuficiente para gestionar repuestos caracterizados por demanda intermitente, comportamiento estocástico y variabilidad significativa en los tiempos de reposición. En este contexto, las ineficiencias observadas tales como sobre stock, baja rotación, coberturas excesivas y obsolescencia técnica no responden únicamente a fallas de ejecución, sino a limitaciones conceptuales inherentes a dichos modelos.

Sobre la base de este diagnóstico, el presente capítulo desarrolla una propuesta metodológica de optimización de la gestión de repuestos, orientada a superar las limitaciones identificadas mediante la integración de enfoques complementarios. La propuesta se fundamenta en un modelo híbrido, que combina la estructura, trazabilidad y control financiero de los modelos clásicos de inventarios con técnicas de inteligencia artificial y aprendizaje automático, capaces de incorporar incertidumbre, aprender de los patrones reales de consumo y anticipar el riesgo de quiebre de stock en repuestos críticos.

La metodología propuesta se concibe de manera modular y escalable, lo cual posibilita su aplicación en entornos industriales reales, incluso en escenarios donde no se dispone de grandes volúmenes de datos históricos ni de sistemas completamente integrados. El modelo integra criterios de criticidad del activo, indicadores logísticos fundamentales y herramientas predictivas, con el objetivo de mejorar simultáneamente el nivel de servicio, optimizar el uso del capital inmovilizado y reducir el riesgo operacional asociado a la indisponibilidad de repuestos.

De esta forma, el Capítulo 3 establece el marco conceptual y metodológico que guía el diseño, implementación y evaluación del modelo propuesto, constituyéndose en el vínculo operativo entre el diagnóstico desarrollado y la aplicación de una solución orientada a la optimización integral de la gestión logística de repuestos en el mantenimiento industrial, en coherencia con las condiciones y el nivel de madurez tecnológica del contexto chileno.

### **3.1 Objetivo del modelo híbrido de gestión de repuestos**

El objetivo central del modelo híbrido propuesto en esta investigación es optimizar la gestión de inventarios de repuestos de mantenimiento, integrando lo robusto de los modelos determinísticos clásicos con la capacidad adaptativa de técnicas de Inteligencia Artificial (IA) y aprendizaje automático, con el fin de mejorar simultáneamente la eficiencia económica y la confiabilidad operativa del sistema logístico.

Este objetivo surge como respuesta directa a las brechas identificadas en el diagnóstico desarrollado en el Capítulo 2, donde se evidenció que la aplicación aislada de modelos tradicionales como el Lote Económico de Pedido (EOQ), el Punto de Reorden (ROP) y el Stock de Seguridad estático resulta insuficiente en contextos caracterizados por demanda intermitente, alta incertidumbre en los tiempos de reposición y elevada criticidad operacional (Silver, Pyke & Thomas, 2016; Chopra & Meindl, 2021).

La literatura especializada indica que los supuestos de estabilidad y normalidad implícitos en los modelos clásicos generan decisiones subóptimas cuando se aplican a repuestos de mantenimiento, lo que se traduce en sobre stock, baja rotación, obsolescencia técnica y quiebres de stock en ítems críticos (Flores & Whybark, 2017).

El modelo híbrido propuesto no busca reemplazar completamente las herramientas tradicionales utilizadas en la industria, sino complementarlas, manteniéndolas como línea base normativa y financiera, mientras se incorporan capacidades analíticas avanzadas que permitan capturar la complejidad real del entorno operativo. Este enfoque se alinea con una estrategia de adopción progresiva, coherente con los niveles de madurez digital observados en la industria latinoamericana (Christopher, 2016).

El alcance del modelo considera:

- Repuestos de mantenimiento asociados a activos críticos.
- Contextos con disponibilidad limitada de datos históricos.
- Integración no invasiva con sistemas ERP y CMMS existentes.
- Evaluación comparativa frente a políticas tradicionales de inventario

#### **3.1.1 Selección de repuestos críticos a optimizar**

En base a la metodología de selección aplicada clasificación ABC, análisis de criticidad operacional y evaluación de variabilidad de demanda y lead time se definió un conjunto acotado de repuestos críticos representativos, sobre los cuales se realizará la comparación entre la gestión tradicional y el modelo híbrido propuesto.

La literatura indica que la evaluación de modelos avanzados debe centrarse en repuestos que concentran simultáneamente impacto económico, riesgo operacional y dificultad de planificación, ya que es en estos ítems donde los modelos determinísticos presentan mayores deficiencias y donde la incorporación de técnicas predictivas aporta mayor valor incremental (Silver, Pyke & Thomas, 2016; Flores & Whybark, 2017).

### 3.1.2 Metodología de selección aplicada

Siguiendo las recomendaciones de la literatura, la selección de repuestos críticos se realiza mediante un enfoque multicriterio que combina:

- Clasificación ABC por valor de consumo (Chopra & Meindl, 2021).
- Análisis de criticidad operacional y riesgo (Mobley, 2002).
- Evaluación de variabilidad de demanda y lead time (Silver, Pyke & Thomas, 2016).

Este enfoque permite definir un conjunto acotado y representativo 5 tipos de repuestos críticos, adecuado para la implementación piloto y la simulación tipo *backtesting*.

Texto explicativo breve de la siguiente tabla 6

Repuesto	Activo asociado	Criticidad operacional	Comportamiento de la demanda	Lead time	Justificación bibliográfica
Rodamiento especial	Bombas / motores críticos	Alta – falla provoca detención inmediata del equipo	Intermitente (asociada a falla)	Medio–Alto (OEM/importado)	Repuestos de baja rotación y alta criticidad son donde los modelos clásicos presentan mayores fallas (Silver, Pyke & Thomas, 2016).
Sello mecánico	Bombas de proceso críticas	Alta – impacto operacional y riesgo ambiental	Intermitente y errática	Medio–Alto	La criticidad del activo debe prevalecer sobre el valor del repuesto (Mobley, 2002).

Válvula de control	Sistemas de control de proceso	Alta – afecta estabilidad del proceso	Baja frecuencia / irregular	Alto (proveedor específico)	Repuestos críticos con lead time variable requieren políticas más adaptativas (Christopher, 2016).
Tarjeta electrónica (PLC / VFD)	Sistemas eléctricos y de automatización	Alta – detención total o parcial del sistema	Muy baja frecuencia	Alto (OEM/importado)	Ítems de alto impacto económico y demanda irregular justifican segmentación avanzada (Chopra & Meindl, 2021).
Sensor industrial crítico (presión / temperatura / vibración)	Sistemas de protección y control	Media–Alta – puede generar parada preventiva	Intermitente	Medio–Alto	Demanda asociada a eventos de falla invalida el uso de promedios históricos simples (Silver, Pyke & Thomas, 2016).

Tabla 6: Metodología de la selección aplicada, elaboración propia.

Los repuestos presentados en la Tabla 6 corresponden a ítems representativos de alta criticidad operacional, demanda intermitente y elevada incertidumbre logística, condiciones bajo las cuales la literatura demuestra que los modelos determinísticos tradicionales presentan mayores deficiencias

### 3.1.3. Repuestos definidos para el análisis

Para efectos del estudio y de la simulación comparativa, se seleccionan los siguientes tipos de repuestos:

### **1. Rodamiento**

Asociado a bombas, motores o equipos rotativos principales. Presenta baja frecuencia de falla, pero alto impacto operacional en caso de quiebre. Su demanda es intermitente y su reposición suele implicar lead times elevados.

### **2. Sello mecánico de bomba crítica**

Repuesto indispensable para la operación segura y continua de equipos rotativos. Su falla genera detenciones inmediatas y potenciales riesgos ambientales, mientras que su consumo es irregular y dependiente de eventos de falla.

### **3. Válvula de control de proceso**

Componente clave en sistemas de control industrial. Su indisponibilidad afecta directamente la continuidad del proceso productivo. Presenta alto costo unitario y, en muchos casos, dependencia de proveedor específico.

### **4. Tarjeta electrónica de control (PLC / Variador de Frecuencia)**

Repuesto de alto valor económico, demanda esporádica y alta incertidumbre de suministro, especialmente cuando corresponde a componentes OEM o importados.

### **5. Sensor industrial crítico (presión, temperatura o vibración)**

Elemento fundamental para la operación y protección de activos críticos. Aunque su costo unitario puede ser moderado, su indisponibilidad puede generar paradas preventivas o fallas mayores.

#### **3.1.4. Justificación científica de la selección de los repuestos de estudio**

Los repuestos seleccionados cumplen con las condiciones establecidas por la literatura para la aplicación de modelos avanzados de gestión de inventarios:

- Desde el punto de vista económico, corresponden mayoritariamente a repuestos Clase A o B de alto impacto, lo que justifica su priorización según los principios de segmentación de inventarios propuestos por Chopra & Meindl (2021).
- Desde el punto de vista operacional, están asociados a activos críticos, cuya indisponibilidad genera detenciones de proceso, riesgos de seguridad o pérdidas económicas relevantes, criterio respaldado por la literatura de mantenimiento industrial (Mobley, 2002).
- Desde el punto de vista logístico, presentan demanda intermitente y/o alta variabilidad en los tiempos de reposición, condiciones bajo las cuales los modelos

determinísticos clásicos muestran un desempeño limitado (Silver, Pyke & Thomas, 2016).

En conjunto, estos repuestos constituyen casos representativos y técnicamente adecuados para evaluar la efectividad del modelo híbrido propuesto mediante simulación tipo *backtesting*, permitiendo comparar de manera objetiva indicadores como nivel de servicio, quiebres de stock, capital inmovilizado y precisión del pronóstico.

En síntesis, los repuestos seleccionados constituyen casos representativos y metodológicamente adecuados para evaluar un modelo híbrido, ya que concentran las condiciones bajo las cuales la literatura demuestra que los enfoques clásicos presentan mayores debilidades y donde la incorporación de Inteligencia Artificial aporta mayor valor incremental.

### **3.2 Diseño del modelo híbrido de optimización de inventarios**

El modelo híbrido propuesto se estructura sobre la integración de dos componentes complementarios: un componente determinístico clásico, que actúa como línea base y un componente inteligente, que introduce capacidad adaptativa y predictiva al sistema.

#### **3.2.1 Línea base: modelo clásico de inventarios**

La primera capa utiliza modelos clásicos ampliamente validados en la literatura para establecer una referencia cuantitativa (Silver, Pyke & Thomas, 2016):

$$Q^* = \sqrt{\frac{2DS}{H}}$$

$$ROP_{base} = \bar{d} \times \bar{L} + SS_{est}$$

El componente clásico cumple el rol de referencia y permite modelar el comportamiento actual de la gestión de inventarios bajo los enfoques tradicionalmente utilizados en la industria. En esta etapa se aplican herramientas como:

- Clasificación ABC.
- Cálculo de la Cantidad Económica de Pedido (EOQ).
- Definición del punto de reorden.

- Determinación del stock de seguridad a partir de parámetros históricos.

Este modelo se basa en supuestos de estabilidad de la demanda y del tiempo de reposición, los cuales, si bien resultan restrictivos, permiten establecer una línea base cuantitativa contra la cual evaluar las mejoras introducidas por el modelo híbrido. En síntesis, esta capa asegura estabilidad operativa y permite evaluar objetivamente el aporte del componente inteligente.

### 3.2.2 Componente inteligente: algoritmo de aprendizaje automático

El componente inteligente del modelo DGU se basa en una arquitectura dual de Machine Learning. Esta estructura permite procesar tanto datos numéricos históricos como información visual del entorno industrial, integrando dos especialidades:

- **Machine Learning para Predicción de Demanda:** Se utiliza el algoritmo *Random Forest Regressor*, seleccionado por su robustez frente a valores atípicos y su capacidad para manejar relaciones no lineales. Este módulo analiza series históricas de consumo y *lead time*, identificando tendencias, estacionalidades y eventos esporádicos que los promedios tradicionales no logran capturar. A partir de este análisis, el algoritmo genera estimaciones dinámicas de demanda y riesgo de quiebre, que alimentan el cálculo del stock de seguridad y del punto de reorden.
- **Visión Computacional para Identificación de Activos:** Complementariamente, se ha implementado un motor basado en el modelo *YOLO v8 (You Only Look Once)* para la detección de activos en terreno. El sistema fue entrenado específicamente para reconocer morfologías de piezas mecánicas críticas —como sellos, rodamientos y válvulas— vinculándolas automáticamente con su historial en la base de datos. Dado el carácter investigativo de la tesis, el entrenamiento se realizó con un *dataset* representativo y simulado, diseñado para validar la capacidad del algoritmo bajo condiciones industriales controladas.

Sinergia Híbrida: En este modelo, el modelo EOQ se mantiene como referencia base de optimización económica, mientras que la IA ajusta dinámicamente el punto de reorden mediante la siguiente expresión:

$$ROP_{dinámico} = ROP_{base} + \Delta IA$$

La integración de estos componentes permite transformar una política de inventario estática en una política adaptativa, capaz de aprender del comportamiento observado y ajustar las decisiones en función de la variabilidad real del sistema logístico.

### 3.3 Desarrollo del prototipo de simulación

Para validar la aplicabilidad del modelo híbrido, se desarrolla un prototipo de simulación, cuyo propósito es reproducir el comportamiento del inventario bajo distintos escenarios de demanda y comparar el desempeño del modelo propuesto frente a la línea base clásica.

El flujo de información del prototipo DGU - Asset Engineering se organiza en tres capas críticas que garantizan la coherencia entre los datos de terreno y la decisión logística, integrándose con la plataforma web de gestión:

1. **Capa de entrada visual y técnica:** El sistema permite la captura de imágenes que son procesadas por YOLO v8 para identificar la pieza. Estos datos se cruzan con el historial simulado y la matriz de criticidad almacenada en la base de datos de la página.
2. **Capa de procesamiento híbrido:** Los datos entran al motor de Random Forest, donde se evalúa la importancia de cada variable. En esta etapa, el sistema pondera el riesgo de falla y calcula el factor de ajuste dinámico.
3. **Capa de salida:** El sistema genera en la interfaz una alerta visual, la proyección de demanda analiza por la IA y una recomendación de compra justificada.

El enfoque Human-in-the-loop actúa como la validación final del modelo, cobrando especial relevancia en este proyecto debido a que el historial de datos ha sido construido de forma representativa para alimentar la IA. Al no contar con datos exactos de una empresa real, el sistema presenta la recomendación como un soporte a la decisión y no como una orden de compra automática.

Este proceso es visible en la interfaz del sistema, donde el experto técnico no solo recibe una proyección, sino que debe validar la identificación visual realizada por el modelo YOLO v8. La IA actúa como un asistente de alta velocidad que detecta la pieza y sugiere el ajuste del stock, pero es el conocimiento humano el que decide la ejecución final, logrando una hibridación donde el ingeniero utiliza la tecnología para mitigar la incertidumbre que los modelos clásicos no logran capturar por sí solos.

## Diagrama del sistema DGU

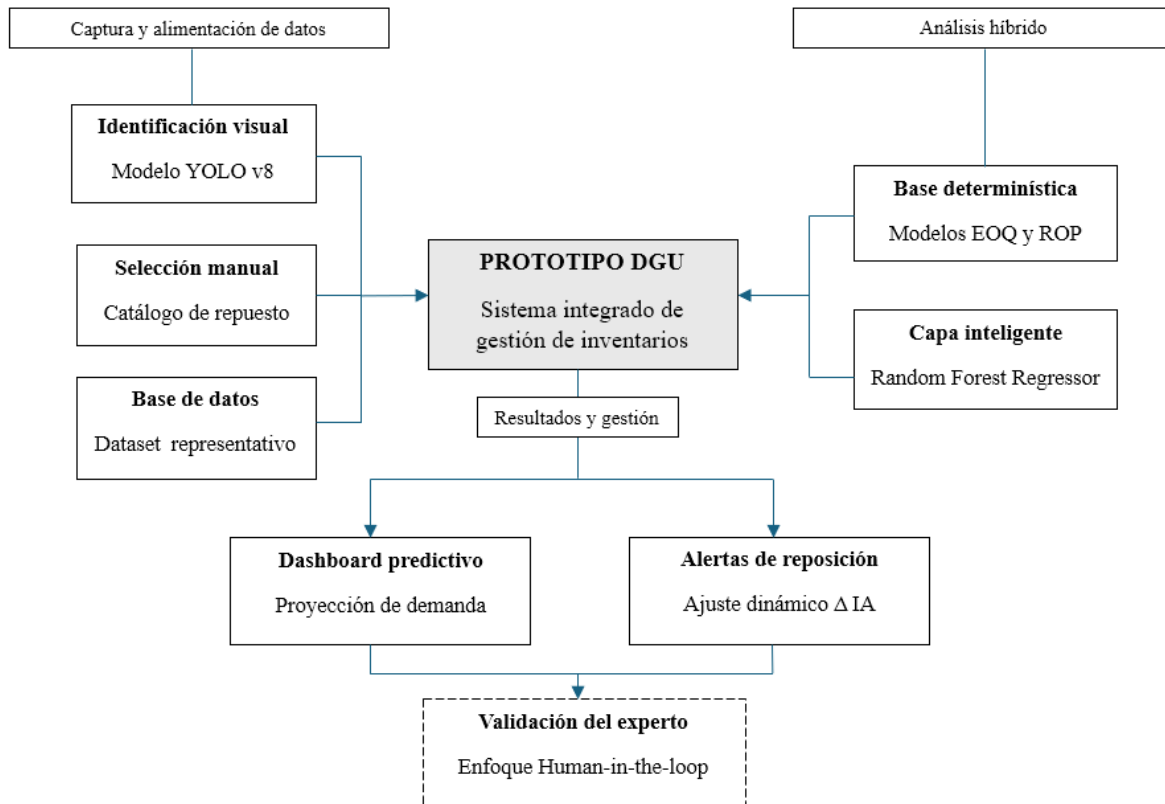


Figura 1: Sistema DGU, elaboración propia.

### 3.3.1. Nombre del prototipo

DGU - Asset Engineering corresponde al nombre del prototipo desarrollado en esta tesis. La sigla DGU se define a partir de las iniciales de mi persona, y se utiliza como identificador del sistema. El término Asset Engineering refleja el propósito del prototipo: integrar información de inventario y mantenimiento para apoyar la toma de decisiones en la gestión de repuestos críticos, combinando herramientas tradicionales de control de stock con módulos de analítica y predicción.

### 3.3.2. Objetivo del prototipo

El prototipo “DGU - Asset Engineering” tiene como objetivo principal desarrollar una plataforma de apoyo a la toma de decisiones para la gestión de repuestos críticos, orientada al contexto del mantenimiento industrial, integrando variables técnicas, logísticas y de inventario mediante un enfoque híbrido.

Este enfoque híbrido combina:

- **Modelos clásicos de gestión de inventarios**, utilizados como línea base para el control de stock y la evaluación de cobertura.
- **Algoritmos de inteligencia artificial**, aplicados de forma exploratoria para la proyección de demanda y la estimación de niveles de stock de seguridad bajo condiciones de incertidumbre.

El prototipo busca superar las limitaciones de los modelos tradicionales los cuales suelen basarse en supuestos de demanda estable y lead time constante incorporando información adicional como la variabilidad del consumo, la criticidad del activo y el impacto operacional asociado al quiebre de stock.

De manera específica, los objetivos del prototipo son:

- Identificar de forma temprana riesgos de quiebre de stock en repuestos críticos.
- Proyectar la demanda futura de repuestos considerando historial de consumo, lead time y variabilidad.
- Sugerir niveles de stock de seguridad que permitan mitigar el riesgo operativo.
- Facilitar la visualización integrada de información para apoyar decisiones de compra, reposición o monitoreo.
- Incorporar la validación humana (*human-in-the-loop*) como elemento clave en la toma de decisiones, reconociendo la experiencia del personal técnico.

Desde una perspectiva académica, el objetivo del prototipo es demostrar la factibilidad técnica y conceptual de integrar inteligencia artificial en la gestión de inventarios de repuestos, sin reemplazar los modelos clásicos, sino complementándolos como herramientas de soporte.

### **3.3.3. Usuarios**

El prototipo DGU - Asset Engineering está diseñado para ser utilizado por perfiles técnicos y profesionales vinculados a la gestión de activos físicos, mantenimiento e inventarios, que requieren información confiable y oportuna para la toma de decisiones operacionales y tácticas.

Los principales usuarios objetivo son:

- **Supervisores de mantenimiento**

Responsables de asegurar la continuidad operacional de los equipos. El prototipo les permite:

- Visualizar el estado de stock de repuestos críticos.
- Identificar alertas de quiebre o condiciones de stock mínimo.
- Evaluar recomendaciones de reposición basadas en proyecciones de demanda.

- **Ingenieros de confiabilidad y activos**

Profesionales encargados de analizar el desempeño de los activos y el impacto de las fallas. Para este perfil, el sistema aporta:

- Información sobre criticidad del repuesto y su impacto operacional.
- Apoyo en la definición de políticas de stock alineadas con la estrategia de confiabilidad.
- Evaluación del riesgo asociado a la indisponibilidad de repuestos.

- **Planificadores de mantenimiento**

Encargados de programar actividades preventivas y correctivas. El prototipo permite:

- Anticipar requerimientos de repuestos según proyecciones de consumo.
- Reducir incertidumbre en la planificación de intervenciones.
- Coordinar de mejor manera las actividades de mantenimiento con la disponibilidad de materiales.

- **Personal de logística y abastecimiento**

Responsables de la gestión de compras y reposición. Para este grupo, la plataforma entrega:

- Información consolidada del inventario.
- Alertas tempranas para iniciar procesos de compra.
- Soporte cuantitativo para justificar decisiones de reposición ante la organización.

En conjunto, DGU - Asset Engineering está orientado a usuarios con conocimientos técnicos, pero presenta una interfaz diseñada para facilitar la interpretación de la información, promoviendo una toma de decisiones informada, colaborativa y basada en datos.

El prototipo desarrollado se materializa en una aplicación funcional denominada DGU - Asset Engineering, diseñada como un sistema de apoyo a la gestión de repuestos. La Figura 1 presenta la pantalla de inicio del sistema, correspondiente al punto de acceso principal del

usuario, desde donde se realiza la autenticación y se da comienzo a la interacción con las distintas funcionalidades del prototipo.



Figura 2: Pantalla de inicio del prototipo DGU Asset Engineering.

La figura muestra la interfaz inicial del sistema, correspondiente al módulo de acceso del usuario, desde el cual se inicia la operación del prototipo de gestión de repuestos.

### **3.4. Aplicación del criterio ABC en el prototipo DGU - Asset Engineering**

En el desarrollo del prototipo DGU - Asset Engineering se incorpora el criterio ABC como modelo clásico de clasificación de inventarios, con el objetivo de diferenciar y priorizar los repuestos según su relevancia operacional.

A diferencia de una implementación estrictamente numérica del método ABC, el enfoque adoptado en este prototipo utiliza la clasificación como un criterio de apoyo a la visualización y a la toma de decisiones, lo que permite distinguir rápidamente aquellos repuestos que requieren mayor atención por parte del usuario.

En la aplicación, esta clasificación se refleja de forma práctica a través de alertas y estados visuales, tales como:

- **Alertas críticas**, asociadas a repuestos de mayor impacto y alta prioridad de gestión (equivalentes a ítems clase A).
- **Alertas de monitoreo**, correspondientes a repuestos de prioridad intermedia (equivalentes a ítems clase B).
- **Estados normales u operativos**, asociados a repuestos de menor impacto relativo (equivalentes a ítems clase C).

De esta manera, el criterio ABC no se presenta como un cálculo independiente dentro del prototipo, sino como un mecanismo integrado de clasificación funcional, visible para el usuario a través de la interfaz del sistema. Este enfoque permite mantener la coherencia con los modelos clásicos descritos en el Capítulo II, al mismo tiempo que facilita una gestión diferenciada de los repuestos en función de su importancia.

La utilización del criterio ABC en forma de alertas contribuye a enfocar la atención del usuario en los repuestos de mayor impacto, optimizando la toma de decisiones y reforzando el rol del prototipo como sistema de apoyo a la gestión de inventarios.

La aplicación del criterio ABC en el prototipo DGU Asset Engineering se materializa mediante un sistema de alertas visuales que permite priorizar los repuestos según su nivel de impacto operacional. La Figura 2 muestra la pantalla principal del sistema, donde se presentan indicadores clave del inventario y un listado de repuestos en condición crítica, facilitando la identificación de aquellos ítems que requieren atención inmediata por parte del usuario.



Figura 3: Visualización de alertas críticas en el prototipo DGU Asset Engineering.

La figura presenta el panel principal del sistema, donde se muestran indicadores de inventario y alertas asociadas a repuestos de alta prioridad, utilizadas como representación funcional del criterio ABC.

### 3.5. Alcance funcional del prototipo

El prototipo DGU Asset Engineering contempla las siguientes funcionalidades principales:

Visualización del estado del inventario, mostrando información relevante de los repuestos, tales como stock actual, stock mínimo, ubicación, criticidad, costo e impacto operacional.

Identificación de repuestos críticos, mediante la comparación entre el stock disponible y los niveles mínimos definidos, generando alertas visuales ante condiciones de riesgo de quiebre.

Análisis híbrido de repuestos, que combina:

- Selección directa desde un catálogo maestro de repuestos.
- Ingreso de evidencia visual (imagen o cámara) como apoyo a la identificación del repuesto.
- Proyección de demanda futura, utilizando un modelo predictivo simulado basado en variables logísticas y en el historial de consumo.
- Estimación de stock de seguridad, considerando la variabilidad de la demanda y el lead time del repuesto.
- Generación de recomendaciones de gestión, tales como acciones de compra urgente o monitoreo, en función del estado del inventario y de la proyección realizada.
- Registro básico de movimientos de inventario, favoreciendo documentar entradas y salidas asociadas a decisiones operacionales.

El análisis híbrido implementado en el prototipo permite la identificación del repuesto mediante distintas fuentes de entrada. Como se observa en la Figura 3, el sistema admite tanto la selección manual desde un catálogo maestro como el ingreso de evidencia visual, ya sea a través de una imagen cargada por el usuario o mediante captura directa desde cámara. Este enfoque busca aumentar la flexibilidad operativa y reducir errores en la identificación del repuesto.



Figura 4: Módulo de entrada visual y selección del repuesto en DGU Asset Engineering.

La figura muestra las alternativas de identificación del repuesto, incluyendo selección manual y captura visual, como parte del análisis híbrido del sistema.

En la figura 5 se observa el resultado del análisis, donde el modelo YOLO v8 ha detectado y preidentificado una pieza mecánica, a partir de la captura de imagen. El diseño funcional contempla un control crítico por parte del usuario: si la IA presentara una identificación errónea, el sistema ofrece una interfaz para corregir la pieza. Esta interacción no es un simple paso operativo, sino un mecanismo de retroalimentación directa para el modelo. Al corregir una identificación, la acción se registra en la base de datos, enriqueciendo el dataset de entrenamiento para futuras optimizaciones del algoritmo, permitiéndole aprender de sus fallas y mejorar su tasa de acierto en el reconocimiento morfológico.



Figura 5: Módulo de entrada visual y selección del repuesto en DGU Asset Engineering.

Una vez identificado el repuesto, el sistema despliega los resultados del análisis integrado. La Figura 3, presenta la ficha técnica del ítem, junto con los resultados del modelo predictivo basado en Random Forest, incluyendo la proyección de demanda y el stock de seguridad estimado. Finalmente, el prototipo genera un reporte de decisión que apoya al usuario en la definición de acciones, tales como compra urgente, monitoreo del inventario y en el horizonte que quiere estimar de 1 a 12 meses, donde así cambia los resultados de predicciones dependiendo de su horizonte.



Figura 6: Resultados analizados y reporte de decisión en el prototipo DGU Asset Engineering.

La figura ilustra la integración de información técnica del repuesto, proyección de demanda y recomendaciones de gestión, en un enfoque de apoyo a la toma de decisiones.

### 3.6 Alcance temporal y de uso

El prototipo está orientado a apoyar la toma de decisiones de corto y mediano plazo, particularmente aquellas relacionadas con la reposición y planificación de repuestos críticos.

Su uso está dirigido a personal técnico y profesional, tales como supervisores de mantenimiento, ingenieros y planificadores, en entornos industriales con inventarios de diversa criticidad.

El sistema no está diseñado para operar como un sistema transaccional en tiempo real, sino como una herramienta de apoyo a la decisión, complementaria a los sistemas existentes.

#### 3.6.1. Enfoque de apoyo a la decisión (Human-in-the-Loop)

El prototipo se concibe como un sistema de apoyo a la toma de decisiones, en el cual las recomendaciones generadas por los modelos analíticos deben ser validadas por el usuario antes de su ejecución.

Este enfoque reconoce la importancia del conocimiento experto y promueve una interacción colaborativa entre el sistema y el operador (*human-in-the-loop*), asegurando que las decisiones finales consideren tanto el análisis automatizado como el contexto operacional real.

### **Entradas del sistema**

Las principales entradas del sistema corresponden a:

- Datos maestros de repuestos.
- Historial de consumo.
- Parámetros logísticos (lead time, variabilidad, rotación).
- Entradas visuales opcionales.
- Interacción del usuario.

### **Salidas del sistema**

Las salidas del sistema incluyen:

- Estado del inventario.
- Demanda proyectada.
- Stock de seguridad sugerido.
- Alertas de criticidad.
- Reportes de apoyo a la decisión.

## **3.7 Comparación de resultados entre métodos clásicos y el modelo propuesto**

Con el fin de evaluar la contribución del prototipo DGU - Asset Engineering, se realiza una comparación conceptual y funcional entre los métodos clásicos de gestión de inventarios descritos en el Capítulo 2 y el modelo híbrido propuesto que integra inteligencia artificial como herramienta de apoyo a la decisión. Con el fin de facilitar la comparación entre el estado actual del inventario y los escenarios proyectados, el prototipo incorpora un módulo de visualización predictiva. La Figura 6, presenta el dashboard de análisis, donde se contrastan

el stock disponible, los niveles mínimos definidos y la demanda proyectada para distintos repuestos críticos, en el cual se puede realizar una comparativa de un repuesto o varios.



Figura 7: Dashboard predictivo de comparación entre stock actual, stock mínimo y demanda proyectada.

La visualización permite identificar brechas entre la situación actual del inventario y los requerimientos futuros, apoyando la toma de decisiones frente a escenarios de reposición.

Adicionalmente, el prototipo permite registrar de manera básica las decisiones operacionales asociadas a la gestión de repuestos. La Figura 6 muestra el historial de movimientos del sistema, el cual documenta entradas y salidas de inventario, junto con información temporal y del usuario que realizó la acción.

Fecha	Item	Tipo	Usuario
0 09/01 06:15	Sensor Industrial Crítico	Entrada	Ing. Carlos M.
1 09/01 06:15	Sensor Industrial Crítico	Entrada	Ing. Carlos M.
2 09/01 06:15	Sensor Industrial Crítico	Salida	Ing. Carlos M.

Figura 8: Registro histórico de movimientos de inventario en DGU - Asset Engineering.

El módulo de trazabilidad permite documentar las acciones ejecutadas sobre el inventario, reforzando el carácter de apoyo a la decisión del prototipo.

### **3.7.1. Enfoque de los métodos clásicos**

Los métodos clásicos de gestión de inventarios, tales como el modelo EOQ/Wilson, el cálculo de stock de seguridad y el punto de reorden, se caracterizan por:

- Utilizar parámetros determinísticos o estadísticos simples, basados en promedios históricos.
- Asumir demanda relativamente estable y lead time constante.
- Entregar resultados estáticos, que requieren ajustes manuales frente a cambios en el entorno.
- Ser adecuados para contextos con baja incertidumbre y comportamiento predecible.

Estos modelos constituyen una línea base robusta, ampliamente validada en la literatura, pero presentan limitaciones cuando se enfrentan a escenarios con alta variabilidad, demanda errática o repuestos de alta criticidad.

### **3.7.2. Enfoque del modelo propuesto (DGU Asset Engineering)**

El modelo propuesto en esta tesis mantiene los fundamentos de los métodos clásicos, pero los complementa mediante un enfoque híbrido que incorpora:

- Análisis del historial de consumo con identificación de tendencias y variabilidad.
- Estimación dinámica de la demanda futura mediante un modelo predictivo simulado.
- Evaluación explícita del riesgo de quiebre de stock.
- Integración de variables cualitativas como criticidad e impacto operacional.
- Validación humana (*human-in-the-loop*) como parte del proceso de decisión.

A diferencia de los métodos clásicos, el prototipo permite visualizar escenarios futuros, identificar alertas tempranas y entregar recomendaciones contextualizadas, sin reemplazar el criterio técnico del usuario.

### **3.7.3. Análisis comparativo**

Desde una perspectiva comparativa, se observan las siguientes diferencias principales:

- **Capacidad de anticipación:** Mientras los modelos clásicos reaccionan cuando el stock alcanza el punto de reorden, el modelo propuesto permite anticipar situaciones de riesgo considerando proyecciones de demanda futura.

- **Gestión de la incertidumbre:** El modelo híbrido incorpora la variabilidad de la demanda y del lead time de forma más flexible, superando los supuestos rígidos de los modelos tradicionales.
- **Soporte a la decisión:** Los métodos clásicos entregan valores de referencia, mientras que el prototipo integra información técnica, logística y visual para apoyar decisiones operacionales.
- **Priorización de repuestos:** Mediante la integración del criterio ABC, el modelo propuesto concentra el análisis avanzado en los repuestos de mayor impacto, optimizando el uso de recursos analíticos.

En consecuencia, el modelo propuesto no reemplaza los métodos clásicos, sino que los extiende y complementa, aportando mayor capacidad de análisis en contextos complejos.

### **3.8 Lineamientos estratégicos para la implementación en la empresa**

Con base en los resultados obtenidos y en el análisis comparativo realizado, se definen lineamientos estratégicos para una eventual implementación del prototipo DGU Asset Engineering en un entorno empresarial real.

#### **Implementación progresiva**

Se recomienda una implementación gradual del sistema, comenzando por:

- Repuestos clasificados como A y B según el criterio ABC.
- Procesos críticos donde el quiebre de stock tenga alto impacto operacional.
- Uso del prototipo como herramienta de apoyo, sin automatizar decisiones en una primera etapa.

#### **Integración con modelos clásicos existentes**

El sistema debe integrarse como complemento a las políticas actuales de inventario, utilizando:

- Stock mínimo como referencia operativa del punto de reorden.
- Stock de seguridad sugerido como apoyo a la definición de niveles de cobertura.
- Resultados del modelo predictivo como insumo para revisión de parámetros clásicos.

#### **Rol del usuario y gestión del cambio**

La implementación debe considerar:

- Capacitación del personal en la interpretación de indicadores y recomendaciones.
- Mantenimiento del enfoque *human-in-the-loop*, asegurando que la decisión final recaiga en el usuario.
- Uso del sistema como apoyo a la experiencia técnica existente, no como reemplazo.

### **Escalabilidad y evolución del sistema**

A mediano y largo plazo, el prototipo puede evolucionar mediante:

- Integración con sistemas ERP y bases de datos corporativas.
- Entrenamiento de modelos predictivos con datos históricos reales.
- Incorporación de métricas económicas avanzadas (costo de quiebre, costo total de inventario).
- Automatización parcial de alertas y reportes estratégicos.

## **3.9 Enfoque general de comparación**

La comparación presentada en esta sección tiene carácter conceptual y funcional. Dado que el prototipo desarrollado no fue implementado en un entorno productivo real ni evaluado con datos empresariales operacionales, el análisis comparativo no corresponde a una medición empírica cuantificada, sino a una evaluación estructural del comportamiento relativo entre el modelo clásico y el modelo híbrido propuesto.

En este contexto, ambos enfoques se analizan bajo supuestos equivalentes de variabilidad de demanda y tiempo de entrega, considerando los fundamentos teóricos establecidos en la literatura de gestión de inventarios (Silver, Pyke & Thomas, 2016; Chopra & Meindl, 2021). Los modelos clásicos se utilizan como línea base metodológica, mientras que el prototipo DGU Asset Engineering representa una evolución funcional que integra inteligencia artificial y herramientas de visualización avanzada, sin reemplazar los fundamentos matemáticos tradicionales.

La comparación se orienta a evaluar en qué medida el modelo híbrido mejora o complementa los métodos clásicos, considerando criterios técnicos, operacionales y de apoyo a la toma de decisiones relevantes en contextos de mantenimiento industrial. En particular, el análisis se centra en la capacidad de adaptación ante la variabilidad, la flexibilidad operativa y el potencial fortalecimiento del proceso decisional, más que en indicadores numéricos específicos.

Por tanto, los resultados deben interpretarse como una validación conceptual del diseño propuesto. La cuantificación empírica del impacto del modelo queda sujeta a futuras implementaciones con datos operacionales reales.

### **3.9.1 Comparación conceptual**

#### **Modelos clásicos de gestión de inventarios**

Los modelos clásicos, tales como EOQ/Wilson, stock de seguridad y punto de reorden, se caracterizan por:

- Basarse en supuestos simplificadores, como demanda estable y lead time constante.
- Utilizar parámetros históricos agregados (promedios y desviaciones).
- Entregar resultados estáticos, que requieren ajustes manuales.
- Ser altamente efectivos en entornos con baja variabilidad.

Estos modelos permiten definir políticas claras de reposición, pero presentan limitaciones frente a escenarios dinámicos y repuestos de alta criticidad.

#### **Prototipo DGU Asset Engineering**

El prototipo propuesto mantiene los principios de los modelos clásicos, pero incorpora un enfoque híbrido que:

- Integra análisis predictivo para estimar demanda futura.
- Considera explícitamente la variabilidad y el impacto operacional.
- Utiliza el criterio ABC como filtro estratégico de priorización.
- Presenta información de manera visual e integrada, facilitando la interpretación.
- Incorpora validación humana (*human-in-the-loop*) como parte del proceso decisional.

Este enfoque permite anticipar riesgos y apoyar decisiones en contextos de mayor incertidumbre.

### **3.9.2. Cuadro comparativo de capacidades técnicas y operacionales**

Para sintetizar las diferencias fundamentales entre ambos enfoques, se presenta a continuación la Tabla 7 la cual detalla de forma comparativa cómo el prototipo propuesto extiende las capacidades de los métodos tradicionales hacia un entorno de soporte a la decisión basado en datos.

Tabla comparativa: Modelos clásicos vs. DGU Asset Engineering

<b>Criterio de comparación</b>	<b>Modelos clásicos</b>	<b>DGU Asset Engineering (Prototipo)</b>
Enfoque principal	Cálculo de políticas óptimas de inventario	Apoyo a la toma de decisiones
Tipo de análisis	Determinístico / estadístico simple	Híbrido (clásico + IA)
Demanda	Promedio histórico	Proyección futura con variabilidad
Lead time	Constante	Considerado con impacto en riesgo
Stock de seguridad	Cálculo fijo	Recomendación dinámica
Punto de reorden	Definido previamente	Evaluado en función del riesgo
EOQ / Wilson	Cálculo explícito	Referencia conceptual
Criterio ABC	Clasificación previa	Filtro estratégico de análisis
Manejo de incertidumbre	Limitado	Explícito y flexible
Visualización	Tablas y reportes estáticos	Dashboard interactivo
Alertas tempranas	No	Sí
Validación humana	Implícita	Explícita ( <i>human-in-the-loop</i> )
Adaptabilidad	Baja	Alta
Rol del usuario	Ejecutor del modelo	Decisor apoyado por el sistema

Tabla 7. Tabla comparativa: Modelos clásicos vs DGU Asset Engineering, elaboración propia.

### 3.9.3. Análisis de resultados de la comparación

A partir de la comparación realizada, se observa que los modelos clásicos continúan siendo una base sólida para la gestión de inventarios; sin embargo, su aplicación aislada resulta limitada en contextos industriales caracterizados por alta variabilidad, incertidumbre y criticidad operacional.

El prototipo DGU Asset Engineering no reemplaza dichos modelos, sino que los complementa, incorporando capacidades adicionales de análisis predictivo, visualización y priorización, lo que se traduce en una mejor identificación de riesgos y una toma de decisiones más informada.

En particular, la integración del criterio ABC permite focalizar los esfuerzos analíticos en los repuestos de mayor impacto, mientras que el enfoque *human in the loop* asegura que las decisiones finales consideren tanto el análisis automatizado como la experiencia del usuario.

### **3.10 Limitaciones del prototipo DGU**

#### **3.10.1. Limitaciones actuales**

##### **1. Dependencia de datos históricos limitados**

- El prototipo DGU trabaja con datos históricos simulados o acotados, generalmente extraídos desde planillas Excel o bases reducidas.
- No se cuenta con series largas y limpias (5–10 años), lo que afecta:
  - La precisión de la proyección de demanda.
  - La robustez del cálculo de stock de seguridad.
- En contextos reales ( áreas de mantenimiento) los datos suelen estar:
  - Incompletos
  - Mal clasificados
  - Afectados por fallas mayores

Cabe destacar que los hallazgos de este estudio funcionan como una guía comparativa y no pretenden establecer directrices normativas o prescriptivas para la toma de decisiones inmediata.

##### **2. Modelo predictivo simplificado**

- El módulo predictivo del prototipo utiliza un modelo de IA simulado
- No incorpora aún:
  - Entrenamiento continuo (online learning)
  - Ajuste automático de hiperparámetros
  - Validación cruzada en producción
- Tampoco diferencia completamente entre:
  - Demanda intermitente
  - Demanda errática
  - Demanda inducida por mantenimiento mayor

El modelo se constituye, por tanto, como un sistema de asistencia analítica que potencia las capacidades del planificador, sin pretender el reemplazo de su criterio experto

### **3. Integración limitada con sistemas reales (ERP / CMMS)**

- El prototipo no está conectado en tiempo real a sistemas como:
  - SAP PM / MM
  - Oracle
  - Maximo
- La carga de datos es:
  - Manual
  - Semi automatizada
- No existe sincronización automática con órdenes de trabajo reales.

En términos operativos, el prototipo se constituye como un entorno de análisis avanzado, mas no actúa como un sistema transaccional para la operación diaria.

### **4. Análisis visual asistido aún exploratorio**

- El uso de imágenes para identificación de repuestos es conceptual.

No existe:

- Entrenamiento formal de modelos de visión (YOLO productivo)
- Data set etiquetado industrial
- La identificación visual actúa solo como apoyo, no como verificación automática.

El sistema reduce errores humanos, pero no elimina la validación técnica.

### **5. Escalabilidad restringida**

- Al estar implementado en entorno tipo Streamlit / prototipo web, presenta:
  - Limitaciones de rendimiento con grandes volúmenes de datos
  - Dependencia del hardware local
- No está diseñado para operar simultáneamente con múltiples usuarios industriales.

En consecuencia, el prototipo en su estado actual posee un alcance óptimo para fases piloto y pruebas de concepto, mas no cuenta con la arquitectura necesaria para un despliegue masivo en entornos de producción a gran escala.

### **3.10.2. Limitaciones a futuras**

Estas limitaciones surgen al comparar el prototipo DGU con soluciones de gestión de inventarios y mantenimiento de clase mundial, utilizadas hoy en grandes corporaciones industriales.

#### **1. Limitación en integración sistémica end-to-end (E2E)**

El enfoque es una estrategia integral que abarca la totalidad de un proceso, proyecto o sistema, desde su inicio hasta el final.

Situación del prototipo DGU

- Funciona como una herramienta analítica independiente.
- La información se carga desde archivos externos (Excel / CSV).
- No existe integración directa con:
  - Compras
  - Finanzas
  - Planificación
  - Mantenimiento en línea

DGU no actúa como sistema nervioso central de la operación, sino como módulo de apoyo a la decisión.

#### **2. Limitación en madurez de inteligencia artificial**

Situación del prototipo DGU

- Uso de IA como herramienta de apoyo:
  - Modelos simulados
  - Algoritmos entrenados con data sets acotados
- IA explicativa y controlada.

Servicios globales actuales

- Uso de:

- Modelos entrenados con millones de registros
- Aprendizaje automático continuo
- Optimización dinámica de inventarios
- IA integrada en procesos críticos de negocio.

El prototipo DGU no reemplaza decisiones automáticas, sino que las acompaña y transparenta.

### **3. Limitación en gestión avanzada de riesgo y resiliencia**

Situación del prototipo DGU

- El análisis de riesgo se basa en:
  - Criticidad del repuesto
  - Variabilidad histórica
  - Lead time promedio
- No considera eventos externos complejos.

### **4. Servicios globales actuales**

- Incorporan:
  - Riesgo país
  - Riesgo proveedor
  - Crisis logísticas
  - Disrupciones geopolíticas
  - Análisis predictivo de quiebres globales

En virtud de lo expuesto, el prototipo DGU se circunscribe a un entorno local operacional, careciendo de las capacidades de integración sistémica necesarias para un alcance estratégico global."

### **3.10.3 Resumen de las limitaciones**

Las limitaciones identificadas en el prototipo DGU deben ser comprendidas dentro del contexto de su naturaleza experimental y de su propósito académico aplicado. Por una parte, las restricciones asociadas a la disponibilidad de datos, al nivel de integración sistémica, a la simplificación de los modelos predictivos y a la escalabilidad tecnológica responden a decisiones de diseño coherentes con un prototipo orientado a la validación conceptual de una propuesta de gestión híbrida de repuestos, más que a la implementación de una solución corporativa definitiva.

Por otra parte, al comparar el prototipo DGU con los servicios y plataformas globales actualmente disponibles en el mercado, se evidencian brechas en términos de automatización end-to-end, madurez de inteligencia artificial, arquitectura del almacenamiento, gobernanza de datos y alcance funcional. Sin embargo, dichas diferencias no constituyen debilidades estructurales del modelo propuesto, sino que reflejan enfoques y objetivos distintos: mientras las soluciones globales priorizan estandarización, escalabilidad masiva y automatización total, el prototipo DGU se orienta a la flexibilidad analítica, la explicabilidad de las decisiones y la adaptación a contextos industriales específicos caracterizados por alta incertidumbre y criticidad operativa.

En este sentido, el prototipo DGU no pretende reemplazar las plataformas comerciales existentes, sino complementar sus capacidades, actuando como una herramienta de apoyo avanzado a la toma de decisiones en la gestión de repuestos críticos. Las limitaciones descritas, lejos de invalidar la propuesta, delimitan su alcance actual y abren líneas claras de evolución tecnológica y de integración futura en entornos industriales reales.

## **Conclusión general y comparativa**

El presente trabajo de título abordó el problema de la gestión de repuestos críticos en entornos industriales caracterizados por alta incertidumbre, demanda intermitente y elevados costos operacionales, evidenciando las limitaciones de los enfoques tradicionales de inventarios cuando son aplicados de manera aislada. A partir de un análisis diagnóstico sustentado en la literatura, se identificaron brechas relevantes en la capacidad de anticipación de quiebres de stock, en la incorporación de la criticidad operacional y en la adaptabilidad de los modelos clásicos frente a escenarios dinámicos.

En respuesta a este diagnóstico, se desarrolló una propuesta de modelo híbrido de gestión de repuestos que integra herramientas tradicionales ampliamente validadas, tales como la clasificación por criticidad, el cálculo de stock de seguridad y los puntos de reposición, con técnicas de análisis avanzado e inteligencia artificial orientadas al apoyo de la toma de decisiones. Esta integración permitió estructurar un enfoque metodológico técnicamente

viable y conceptualmente coherente, capaz de conservar la robustez de los fundamentos clásicos mientras amplía la capacidad analítica del sistema.

La comparación entre el modelo propuesto y los métodos tradicionales demuestra que la gestión híbrida aporta un valor agregado significativo, particularmente al mejorar la anticipación de riesgos de quiebre de stock y la profundidad del análisis en contextos de alta variabilidad. A diferencia de los enfoques clásicos, que tienden a operar de forma reactiva y estática, el modelo híbrido permite una evaluación más proactiva de la demanda y de la criticidad operacional, sin desplazar el juicio experto ni la validación humana.

La implementación del prototipo DGU - Asset Engineering permitió validar empíricamente la viabilidad técnica y conceptual del modelo, evidenciando su capacidad para apoyar la identificación de repuestos críticos, fortalecer la toma de decisiones y enriquecer el análisis de inventarios. El sistema no solo facilitó la identificación temprana de riesgos de quiebre, sino que también fortaleció el proceso de toma de decisiones mediante el enfoque Human-in-the-Loop, donde la recomendación de la IA es ratificada por el juicio experto del mantenedor. Asimismo, la comparación con las plataformas y servicios globales disponibles en la actualidad permitió delimitar claramente su alcance, posicionando al prototipo DGU no como un reemplazo de las soluciones comerciales existentes, sino como una herramienta complementaria, flexible y explicativa, especialmente adecuada para contextos industriales donde la estandarización excesiva limita la adaptación a la criticidad operacional.

Finalmente, los resultados permiten concluir que la gestión híbrida constituye una alternativa pertinente y escalable para los desafíos actuales de la logística de mantenimiento en Chile. La propuesta no solo optimiza el uso del capital inmovilizado y mejora el nivel de servicio, sino que también establece una base metodológica sólida para la transición hacia la Industria 4.0. De esta manera, el trabajo aporta una visión actualizada que equilibra la eficiencia económica con la continuidad operacional, abriendo líneas futuras para la integración sistémica y la maduración tecnológica en entornos productivos reales.

## Referencias bibliográficas

- Alnahhal, M., et al. (2024). Artificial intelligence applications in inventory management: A systematic literature review. *Computers & Industrial Engineering*, 185, 108558.
- Andrades, J. (2021). *Diagnóstico y optimización del inventario de repuestos en la empresa Sugal Chile*. Universidad del Bío-Bío.  
<https://repopib.ubiobio.cl/jspui/handle/123456789/4649>
- Asociación de Productores de Salmón de Chile (Salmon Chile). (2024). *Reporte de contingencias operacionales en centros de cultivo*. <https://www.salmonchile.cl>
- Blanchard, B. S. (2014). *Ingeniería y gestión logística* (7.<sup>a</sup> ed.). Pearson.
- Chopra, S., & Meindl, P. (2021). *Supply chain management: Strategy, planning, and operation* (8th ed.). Pearson.
- Comisión Nacional de Productividad. (2024). *Informe de productividad industrial chilena 2024*. <https://www.comisiondeproductividad.cl>
- Consejo Minero de Chile. (2024). *Reporte de desempeño operacional y productividad 2024*. <https://consejominero.cl>
- CORFO & Fundación Chile. (2025). *Estudio de continuidad operacional y brechas tecnológicas en la industria chilena*. <https://fch.cl>
- Dekker, R. (1996). Applications of maintenance optimization models: A review and analysis. *Reliability Engineering & System Safety*, 51(3), 229–240.
- Huiskonen, J. (2001). Maintenance spare parts logistics: Special characteristics and strategic choices. *International Journal of Production Economics*, 71(1–3), 125–133.
- INEXLINK (2024). *Informe de gestión colaborativa de inventarios en minería*. Santiago, Chile.
- Flores, B. E., & Whybark, D. C. (1987). Implementing multiple criteria ABC analysis. *Journal of Operations Management*, 7(1–2), 79–85. [https://doi.org/10.1016/0272-6963\(87\)90008-8](https://doi.org/10.1016/0272-6963(87)90008-8)
- García, J., & Gutiérrez, L. (2018). *Mantenimiento industrial: estrategias y gestión de activos*. Alfaomega.
- Kim, J. D. (2023). Demand forecasting of spare parts using artificial intelligence-based classification models. *Mathematics*, 11(3), 501. <https://www.mdpi.com/2227-7390/11/3/501>
- Mobley, R. K. (2002). *An Introduction to Predictive Maintenance* (2nd ed.). Butterworth-Heinemann.

Montgomery, D. C., & Runger, G. C. (2018). *Applied statistics and probability for engineers* (7th ed.). Wiley.

Rosienkiewicz, M. (2017). A hybrid spares demand forecasting method dedicated to mining companies. *Applied Mathematical Modelling*, 52, 509–526. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0307904X17302998>

Salmon Chile. (2024). *Informe anual de operaciones y riesgos operacionales 2024*. <https://www.salmonchile.cl>

Sepúlveda, Huerta, H. E. (2022). *Análisis y propuesta de mejoramiento para evitar quiebres de stock de repuestos críticos, por diferencias de inventario físico vs ERP, en el proceso de mantenimiento de plantas concentradoras de cobre* (Tesis de Magíster, Universidad de Chile). Repositorio Institucional. <https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/193406>

Silver, E. A., Pyke, D. F., & Thomas, D. J. (2016). *Inventory and production management in supply chains* (4th ed.). CRC Press.

Slack, N., Chambers, S., & Johnston, R. (2020). *Operations management* (9th ed.). Pearson.

Villagrán, R. (2015). *Análisis y propuesta de mejora del proceso logístico en Refax Camiones y Buses*. Universidad de Chile. <https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/132510>

Waller, M. A., & Fawcett, S. E. (2013). Data science, predictive analytics, and big data: A revolution that will transform supply chain design and management. *Journal of Business Logistics*, 34(2), 77–84. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/jbl.12010>

Werner, J. (2018). *Gestión de inventarios de repuestos críticos en operaciones mineras* (Tesis de pregrado). Universidad de Chile.

Zhang, K. (2021). Machine learning-based demand forecasting for maintenance spare parts in industrial systems. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 17(8), 5402–5412. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9423532>

Zhao, R., Yan, R., Chen, Z., Mao, K., Wang, P., & Gao, R. X. (2019). Deep learning and its applications to machine health monitoring. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 115, 213–237. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888327018304073>