



UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA

DEPARTAMENTO DE INDUSTRIAS

**DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA PARA LA
GESTIÓN Y ANÁLISIS DE PÉRDIDAS OPERACIONALES BAJO
EL ENFOQUE DEL MANTENIMIENTO PRODUCTIVO TOTAL
(TPM): CASO DE APLICACIÓN EN EXCELENCIA
OPERACIONAL Y MEJORA CONTINUA**

**MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL
INDUSTRIAL**

AUTOR

LUIS FELIPE AZÓCAR FALCÓN

**PROFESOR GUÍA: ESTEBAN SALGADO VALENZUELA
PROFESOR CORREFERENTE: NELSON CUELLO RAMIREZ**

SANTIAGO DE CHILE, 28 DE JULIO, 2026



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: DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA PARA LA GESTIÓN Y ANÁLISIS DE PÉRDIDAS OPERACIONALES BAJO EL ENFOQUE DEL MANTENIMIENTO PRODUCTIVO TOTAL (TPM): CASO DE APLICACIÓN EN EXCELENCIA OPERACIONAL Y MEJORA CONTINUA

Nombre del candidato(a): LUIS FELIPE AZÓCAR FALCÓN

Carrera / Grado: INGENIERÍA CIVIL INDUSTRIAL

Campus: CAMPUS VITACURA Departamento: DEPARTAMENTO DE INDUSTRIAS

2.- VALIDACIÓN DEL PROFESOR GUÍA/DIRECTOR DE TESIS

Yo, ESTEBAN ANDRES SALGADO VALENZUELA, 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)

☒ 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: 28-07-2026

Firma:

Estudiante o Candidato(a):

Fecha: 28-07-2026

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.

TABLA DE CONTENIDOS

Resumen Ejecutivo	7
Introducción	8
1.1. Contexto del problema	8
1.2. Relevancia del problema	12
1.3. Descripción del problema	16
1.4. Propuesta para abordar el problema	20
Objetivos	27
2.1. Objetivo General	27
2.2. Objetivos Específicos	27
Marco Teórico	28
3.1 Mantenimiento Productivo Total en industrias de proceso	28
3.1.1 Definición formal del TPM en industrias de proceso	28
3.1.2 Particularidades de las industrias de proceso	29
3.1.3 Gestión del equipo como sistema	31
3.2 Eficacia productiva como objetivo central del TPM	33
3.2.1 Concepto de eficacia de la producción	33
3.2.2 Eficacia global de la planta	34
3.2.3 Relación entre eficacia, pérdidas y mejora	39
3.3 Mejora orientada y gestión estructurada de pérdidas	41
3.3.1 Concepto de mejora orientada	41
3.3.2 Pérdidas y los seis resultados principales	43
3.3.3 Clasificación sistemática de pérdidas	44
3.4 El Árbol de Pérdidas como modelo estructural de análisis	45
3.4.1 Descomposición jerárquica de pérdidas	46
3.4.2 Uso del árbol para priorización de mejoras	48
3.5 Medición de la eficacia y evaluación del TPM	49
3.5.1 Medición de la eficacia dentro del enfoque	49
3.5.2 Tipos de indicadores de desempeño	50
3.6 Datos operacionales como insumo del modelo de pérdidas	59
3.6.1 Naturaleza de los datos operacionales	59
3.6.2 Problemas de datos no estructurados	60
3.7 Estandarización y automatización del análisis de pérdidas	62
3.7.1 Necesidad de estandarización de datos	62
3.7.2 Automatización del procesamiento	63
3.8 Visualización y soporte a la toma de decisiones	64
3.8.1 Visualización jerárquica de pérdidas	64
3.8.2 Herramientas de Business Intelligence	66

3.9 Arquitectura analítica e integración de sistemas para la gestión operacional	68
3.9.1 Enfoques tecnológicos alternativos para el análisis operacional	68
3.9.2 Fundamentación de la arquitectura Excel, Python y Power BI	70
3.9.3 Criterios de evaluación del impacto operacional	72
Metodología	74
4.1 Entrada de datos: plantilla estandarizada	74
4.1.1 Bloque 1: Parámetros y catálogos de pérdidas	74
4.1.2 Bloque 2: Datos organizacionales	76
4.1.3 Bloque 3: Datos transaccionales	76
4.2 Procesamiento de la Capa 1: Pipeline del Árbol de Pérdidas y OEE	78
4.2.1 Modelo de monetización	78
4.2.2 Modelo del Árbol de Pérdidas propuesto	79
4.2.3 Modelo Overall Equipment Effectiveness	80
4.3 Procesamiento de la Capa 2: Diseño del Pipeline Analítico y Dataframes	81
4.3.1 Modelo de Disponibilidad y Confiabilidad	81
4.3.2 Modelo de Mantenimiento	84
4.3.3 Modelo de Rendimiento	85
4.3.4 Modelo de Calidad	87
4.4 Salidas del Procesamiento: Capa 1 y Capa 2	89
4.4.1 Salidas de la Capa 1: archivo Power BI (.pbix) y reportes de calidad del dato	89
4.4.2 Salidas de la Capa 2: archivos ZIP por módulo analítico	91
4.5 Diseño de evaluación y validación del sistema	94
4.5.1 Datos utilizados y alcance de la evaluación	94
4.5.2 Métricas de evaluación	95
4.5.3 Validación de consistencia interna	96
4.5.4 Enfoque comparativo de evaluación	97
4.5.5 Limitaciones de la evaluación	97
4.6 Arquitectura de integración, decisiones de diseño y restricciones técnicas del sistema	98
4.6.1 Arquitectura de integración y flujo de datos del sistema	98
4.6.2 Decisiones de diseño relevantes	101
4.6.3 Restricciones técnicas del sistema	102
Resultados y discusión	103
5.1 Estructura de datos estandarizada requerida al cliente	103
5.2 Resultados de reportabilidad interactiva en Power BI: Árbol de Pérdidas y OEE	106
5.2.1 Página 1: Árbol de Pérdidas (priorización rápida y navegación jerárquica)	106
5.2.2 Página 2: Árbol de Pérdidas y derivados (desglose tabular y métricas complementarias)	109
5.2.3 Página 3: Desglose OEE y sus componentes	113
5.2.4 Hallazgos de calidad del registro de datos (alertas del sistema)	116

5.3 Resultados analíticos en Python (dataframes y visualizaciones)	120
5.3.1 Resultados de Disponibilidad, Confiabilidad y Costos Asociados	120
5.3.2 Resultados de Mantenimiento (MTTR y Distribución de Tiempos de Reparación)	131
5.3.3 Resultados de Pérdidas de Rendimiento (P)	139
5.3.4 Resultados de Calidad (Q): FPY, COPQ y priorización por arista	145
Conclusiones y recomendaciones	155
6.1 De registros dispersos a información gestionable	156
6.2 Estandarización y automatización que reducen trabajo manual	158
6.3 Validación con datos y foco de priorización	160
6.4 Lectura consultiva del caso aplicado y frentes prioritarios de intervención	163
6.5 Limitaciones, gobernanza del dato y proyección del sistema	168
6.6 Proyección hacia un Árbol de Ganancias y cierre económico de la mejora	173
6.7 Aportes diferenciados y dificultades encontradas en el desarrollo	175
Bibliografía	179
Anexos	184

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Relación entre pérdidas principales y resultados de la mejora orientada (PQCDSM). Fuente: Adaptado de TPM en industrias de proceso (Suzuki, 1995, págs. 45-51).	44
Tabla 2: Estructura de las dieciséis grandes pérdidas adoptadas en la construcción del modelo. Fuente: Innovac 2025.	46
Tabla 3: Validación de la calidad del dato para las páginas 1 y 2 de Power BI, mostrando alertas de calidad del registro y brechas detectadas en los eventos operacionales del cliente. Fuente: Elaboración propia.	117
Tabla 4: Validación de la calidad del dato para la página 3 del dashboard, mostrando las reglas de consistencia aplicadas a planificación, producción y cálculos, junto con errores y advertencias detectadas en los datos del cliente. Fuente: Elaboración propia.	119
Tabla 5: Pareto del costo de downtime por equipo, obtenido directamente del sistema, mostrando el top 10 según impacto económico y participación acumulada. Fuente: Elaboración propia basada en datos procesados en Python - P4_TABLE_Pareto_A_Equipo.csv.	121
Tabla 6: Heatmap de downtime por turno y hora, obtenido directamente del dataframe que genera el sistema, mostrando la distribución temporal de minutos de detención en cada combinación turno-hora. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo en Python.	123
Tabla 7: Métricas de confiabilidad por equipo, obtenidas directamente del sistema, incluyendo downtime total, MTBF operativo, MTBF basado en TBF real. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo en Python - P4_TABLE_MTBF_Equipo.csv.	125
Tabla 8: Percentiles del Tiempo Entre Fallas por equipo y a nivel global, obtenidos directamente del sistema, mostrando P50, P80 y P95 como medidas de dispersión. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo en Python - P4_TABLE_TBF_Percentiles.csv.	126
Tabla 9: Métricas de Mantenimiento Correctivo por Equipo, downtime, MTTR y Costo Promedio por Falla. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.	132
Tabla 10: Percentiles del Tiempo de Reparación TTR a nivel Planta. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.	136
Tabla 11: Calidad del registro de datos — validaciones y brechas del conjunto analizado. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.	139
Tabla 12: Monetización del impacto de pérdidas de rendimiento por arista. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.	143
Tabla 13: Resumen diario de pérdidas de rendimiento por equipo. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.	144
Tabla 14: Resumen de métricas de calidad y costo, unidades buenas, scrap, reproceso, PPM y COPQ. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.	147

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1: Dinámica de entradas y salidas de empresas desde 2018. Fuente: Adaptado de OECD SME and Entrepreneurship Outlook 2023 (Organisation for Economic Co-operation and Development, 2023).....	8
Gráfico 2: Ejemplo ilustrativo de la evolución de indicadores clave de desempeño en un sistema TPM, donde se observa la reducción sistemática de pérdidas y la aproximación a los objetivos. Nota. Adaptado de TPM en industrias de proceso (Suzuki, 1995, págs. 363-381).	50
Gráfico 3: Pareto del costo de downtime por equipo, generado directamente del sistema, mostrando los equipos con mayor impacto económico y su contribución acumulada. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo en Python - P4_Pareto_Costo_Equipo.png.....	122
Gráfico 4: Distribución de los tiempos entre fallas a nivel global, generada directamente por el sistema. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo en Python - P4_Hist_TBF_Global.png.....	128
Gráfico 5: Función de Distribución Acumulada Empírica de los tiempos entre fallas, generada directamente por el sistema. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo en Python - P4_ECDF_TBF_Global.png.....	128
Gráfico 6: Diagrama de caja y bigotes que compara la distribución de los tiempos entre fallas entre los distintos equipos, generado directamente por el sistema. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo en Python - P4_Boxplot_TBF_PorEquipo.png.....	129
Gráfico 7: Tendencia mensual del Tiempo Medio de Reparación a nivel planta, mostrando la evolución del desempeño de mantenimiento correctivo durante el periodo analizado, con nombre PAG05_MTTR_Tendencia_Planta.png. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.....	134
Gráfico 8: Función de Distribución Acumulada Empírica del Tiempo de Reparación. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.....	136
Gráfico 9: Comparación entre Velocidad Objetivo y Velocidad Real para análisis de pérdidas por velocidad reducida. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.....	140
Gráfico 10: Distribución del VelRatio (VelReal/VelObj), que muestra la variabilidad del desempeño del equipo respecto a su velocidad objetivo. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.	141
Gráfico 11: Waterfall de producción total a unidades buenas, descomposición por scrap y reproceso. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.	146
Gráfico 12: Pareto del costo de no calidad por arista e impacto económico. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.	148
Gráfico 13: Tasa de calidad por equipo y comparación con meta 99%. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.....	149

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1: Ejemplo de estandarización de registros operacionales entre distintas máquinas. Fuente: Adaptado de Data standardization in manufacturing por MachineMetrics (What is Data Standardization?, s.f.).....	18
Ilustración 2: Esquema integrado de las ocho mayores pérdidas del sistema productivo, su impacto sobre los distintos tiempos operativos y su vinculación con las fórmulas empleadas para el cálculo de la disponibilidad, el rendimiento, la calidad y la eficacia global de la planta. Fuente: Adaptado de TPM en industrias de proceso (Suzuki, 1995, págs. 21-32).	39
Ilustración 3: Metodología para construir el Árbol de Pérdidas, integrando levantamiento de datos, definición de niveles objetivos, análisis de brechas y consolidación para priorización. Fuente: Innovac 2025.....	45
Ilustración 4: Ejemplo de un dashboard de planta manufacturera que muestra pérdidas operacionales. Fuente: Manufacturing Dashboard Examples & KPIs (Agnese, 2024).	68
Ilustración 5: Diagrama de flujo del proceso metodológico utilizado dentro del desarrollo y la implementación del sistema. Estándar de datos, modelamiento del árbol de pérdidas, implementación del pipeline en python y visualización en Power BI. Fuente: Elaboración propia.	100
Ilustración 6: Vista de la primera página del tablero desarrollado, correspondiente a un panel interactivo en Power BI que despliega el Árbol de Pérdidas. Fuente: Elaboración propia.	107
Ilustración 7: Panel interactivo correspondiente a la segunda página del tablero desarrollado en Power BI, mostrando el desglose tabular del Árbol de Pérdidas y los KPI complementarios. Fuente: Elaboración propia.	110
Ilustración 8: Panel interactivo correspondiente a la segunda página del dashboard desarrollado en Power BI, mostrando el desglose tabular del Árbol de Pérdidas y los KPI complementarios. Fuente: Elaboración propia.	113
Ilustración 9: Panel interactivo correspondiente a la tercera página del dashboard desarrollado en Power BI, la cual muestra el desglose de OEE y componentes A/P/Q bajo filtros EQ06, T1, LIN03 y 2026-04. Fuente: Elaboración propia.	114
Ilustración 10: Heatmap de downtime por turno y hora generado directamente por el sistema, mostrando la concentración de minutos de detención según franja horaria y turno operativo. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo en Python - P4_Heatmap_Turno_Hora.png.....	123

Resumen Ejecutivo

En las pequeñas y medianas empresas, en adelante pymes industriales, la gestión operacional suele estar limitada por recursos y por la dependencia de activos críticos; en ese contexto, el desafío no es solo aplicar mantenimiento productivo total, sino contar con datos confiables, estructurados y comparables que permitan identificar pérdidas, analizarlas de forma consistente y priorizar acciones de mejora con base objetiva.

La presente memoria diseña e implementa un sistema automatizado, concebido como producto de consultoría para INNOVAC, orientado a estandarizar y analizar datos de pérdidas operativas en organizaciones que no cuentan con procesos consistentes de registro. El sistema también responde a un escenario típico de baja madurez de datos: registros desordenados o heterogéneos que requieren un “primer estándar” para ordenar la información y construir una línea base de gestión.

El objetivo central es transformar información operacional en resultados analíticos consistentes y comparables, alineados con el enfoque de mantenimiento productivo total. Para lograrlo, se define una estructura estándar para los datos de entrada, se automatiza el tratamiento de datos y se incorporan validaciones que detectan brechas típicas del registro, como campos obligatorios faltantes, problemas de formato, duraciones inconsistentes o negativas y duplicidad de registros, fortaleciendo la trazabilidad de los resultados.

Los resultados del sistema se presentan en dos capas complementarias: por un lado, una reportabilidad interactiva que permite priorización rápida mediante un Árbol de Pérdidas y el desglose del indicador global de eficiencia, y por otro lado, un conjunto de salidas analíticas que cubren disponibilidad y confiabilidad con su dimensión de costos, métricas de mantenimiento y la distribución de tiempos de reparación, métricas de rendimiento y métricas de calidad.

El sistema se evalúa mediante un caso de aplicación readaptado, mostrando su capacidad de convertir registros heterogéneos del cliente en resultados estructurados para la toma de decisiones, e incorporando alertas de calidad del dato que evidencian brechas de captura que deben corregirse para sostener comparabilidad y gestión en el tiempo.

Introducción

1.1. Contexto del problema

Entorno industrial y gestión operacional en empresas medianas

En muchas economías, las pequeñas y medianas empresas constituyen la base del tejido empresarial y, por lo mismo, una parte relevante de la actividad productiva. En particular, la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE) destaca que las pymes representan cerca del 99% de las empresas y aportan aproximadamente el 60% del valor agregado del sector empresarial en sus países miembros, lo que evidencia su relevancia económica (Organisation for Economic Co-operation and Development, 2023). Para ilustrar la relevancia económica de este tipo de organizaciones en un entorno productivo dinámico se muestra el Gráfico 1, el cual evidencia la evolución de entradas y salidas de empresas desde 2018.

» Firm entries and exits since 2018

Year-on-year growth rate, average across countries

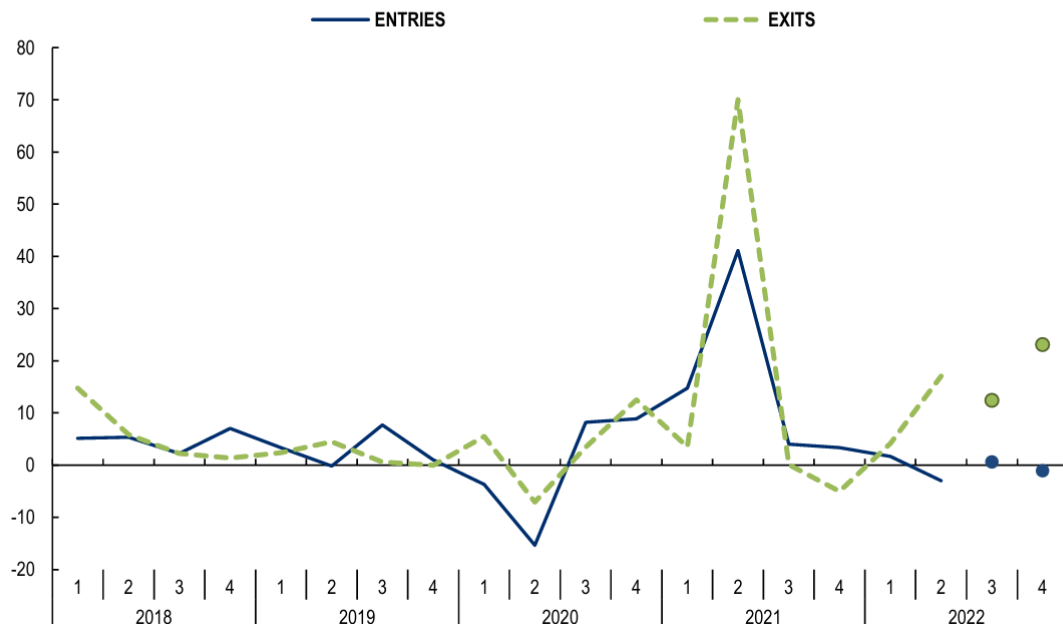


Gráfico 1: Dinámica de entradas y salidas de empresas desde 2018. Fuente: Adaptado de OECD SME and Entrepreneurship Outlook 2023 (Organisation for Economic Co-operation and Development, 2023).

En el caso de las empresas industriales medianas, como muchas de las que atiende una consultora de excelencia operacional, la gestión operacional suele estar fuertemente condicionada por la disponibilidad de recursos humanos, tiempo y presupuesto y por la dependencia de activos físicos críticos, como líneas, equipos y servicios auxiliares. En este tipo de organizaciones, el desempeño operacional no depende solo de producir más, sino de mantener la continuidad operativa, estabilizar el proceso y controlar pérdidas que se expresan como detenciones, baja velocidad, reprocesos, mermas o variabilidad del proceso. Esta lógica es coherente con el enfoque de gestión de activos, donde se reconoce que una gestión sistemática de activos puede aplicarse a organizaciones de cualquier tamaño y tipo, y que su adopción busca beneficios esperados en desempeño, riesgo y costo (International Organization for Standardization (ISO), 2014).

Bajo este contexto, el desafío práctico que enfrentan muchas empresas medianas no es solo aplicar el Mantenimiento Productivo Total (TPM), sino convertir sus registros de pérdidas operacionales en información confiable y comparable para priorizar y tomar decisiones. La estandarización y el orden de los datos operacionales se vuelven un habilitador clave. Si la información llega incompleta, inconsistente o dispersa, por ejemplo, en planillas diferentes o con nombres no homogéneos, se vuelve difícil construir reportes consistentes y sostener rutinas de mejora continua. En consecuencia, el contexto industrial que aborda este trabajo se caracteriza por la necesidad de control operacional y continuidad, con un uso intensivo de activos y con brechas frecuentes en la estructuración de datos para reportes y análisis.

Excelencia operacional y mejora continua

La excelencia operacional es un enfoque de gestión que busca que las organizaciones ejecuten sus procesos de manera eficiente, coherente y alineada con sus objetivos estratégicos, reduciendo desperdicios, mejorando la calidad y creando valor para clientes y partes interesadas (PricewaterhouseCoopers, 2025). En este contexto, la mejora continua es un componente esencial de la excelencia operacional, caracterizándose por la búsqueda constante de optimización de procesos, productos y servicios a través de ajustes incrementales, lo que favorece la competitividad y la adaptabilidad de las empresas frente a un entorno cambiante (Kaizen.com, 2022).

En la práctica, muchas organizaciones medianas, especialmente en sectores industriales, adoptan marcos estructurados de mejora continua como *Lean*, *Kaizen* o metodologías basadas en ciclos como PDCA (Planificar-Hacer-Verificar-Actuar) para sistematizar la identificación, análisis y solución de problemas operativos. Este enfoque integral no solo optimiza los procesos existentes, sino que también promueve una cultura organizacional orientada a la eficiencia, la participación de los equipos y la reducción sostenida de variación en las operaciones.

Debido a estas necesidades, es cada vez más común que las empresas medianas recurran a consultoras especializadas en excelencia operacional y mejora continua, con el objetivo de acelerar la implementación de buenas prácticas, desarrollar capacidades internas y reducir ciclos de prueba y error. Firmas consultoras especializadas definen el rol de la consultoría operacional como la colaboración con equipos internos para identificar ineficiencias, diseñar estrategias de mejora y apoyar la ejecución práctica de iniciativas de mejora continua, lo que permite a las organizaciones alcanzar resultados tangibles de productividad y calidad rápidamente (Partners, 2025).

TPM en industrias de proceso

El TPM es una metodología de gestión integral enfocada en mejorar la eficiencia, disponibilidad y confiabilidad de los equipos productivos mediante la participación activa de todos los niveles de la organización, con el objetivo de eliminar fallas, paradas imprevistas, defectos y riesgos que afectan la continuidad de la operación. Esta estrategia forma parte de la filosofía de mejora continua y *Lean Manufacturing*, y busca una producción casi perfecta con mínima interrupción de los procesos productivos (UpKeep, 2025).

En el contexto de industrias de proceso, donde la operación de activos físicos es constante y las interrupciones pueden tener un impacto significativo en la productividad y los costos, el TPM actúa como un enfoque estructurado para asegurar que los equipos funcionen de manera confiable a lo largo del tiempo. Por ejemplo, promueve el mantenimiento preventivo y el mantenimiento autónomo, entendido como el conjunto de actividades en las que los propios operarios participan en la inspección y el cuidado básico de sus equipos, lo que reduce la dependencia exclusiva de equipos de mantenimiento y ayuda a integrar la gestión de activos en el flujo operativo diario (Kaizen.com, 2022).

Así, el enfoque no solo es una técnica de mantenimiento, sino una metodología completa para gestionar activos y procesos productivos con responsabilidad compartida, lo cual es especialmente relevante en industrias continuas donde los costos de falla son elevados y la fiabilidad de los activos es un factor crítico de competitividad y sostenibilidad operacional.

Uso de datos operacionales en empresas industriales

En las empresas industriales, especialmente las medianas que operan con procesos continuos o semicontinuos, se cuenta con información operacional que incluye datos sobre producción, eventos de detención, tiempos muertos, consumo de recursos y variaciones de proceso, la cual es fundamental para comprender el desempeño productivo y tomar decisiones que optimicen la operación. Esta información no solo proviene de sistemas automatizados como sensores y máquinas conectadas, sino también de registros manuales cuando la automatización es limitada; ambos tipos de datos son parte del conjunto de datos operacionales que deben estructurarse para su análisis efectivo (MachineMetrics, 2022).

La calidad de estos datos es un factor crítico para la eficiencia operativa. Estudios recientes sobre manufactura inteligente señalan que cuando los datos carecen de calidad, consistencia o estandarización, surgen problemas como la incapacidad de realizar comparaciones fiables, errores en los indicadores de rendimiento y dificultades para implementar análisis avanzados que respalden decisiones rápidas (Acceldata, 2024). Por eso, la gestión de datos industriales debe incluir procesos que garanticen que estas fuentes de información no se mantengan dispersas o fragmentadas.

Además, para muchas empresas medianas sin infraestructura digital avanzada, el uso de herramientas de hojas de cálculo, como Microsoft Excel, es común para consolidar, organizar y procesar datos operacionales básicos antes de su análisis o reporte. La versatilidad de estas herramientas permite manejar volúmenes moderados de datos y realizar cálculos y visualizaciones elementales que apoyan la toma de decisiones internas y la comunicación con consultores externos. Sin embargo, este enfoque puede derivar en formatos inconsistentes si no existe una estandarización previa de los criterios de captura y clasificación de datos, lo que limita su utilidad para análisis comparativos profundos y reportes estructurados.

La evidencia revisada muestra que las empresas industriales medianas operan en un entorno donde la continuidad operacional, la confiabilidad de los activos y la mejora continua son factores críticos para la competitividad. Metodologías como la excelencia operacional y el TPM requieren información operacional confiable para identificar pérdidas, priorizar acciones y sostener procesos de mejora en el tiempo. Sin embargo, en la práctica, estas organizaciones suelen enfrentar limitaciones en la estructuración, estandarización y uso sistemático de sus datos operacionales, lo que dificulta transformar registros operativos en información útil para la toma de decisiones. En este contexto, la interacción recurrente entre empresas y consultoras especializadas revela un conjunto de desafíos operacionales y de gestión de información que constituyen el origen del problema abordado en este trabajo, y se analizan en mayor profundidad en las secciones siguientes.

1.2. Relevancia del problema

Uno de los principios fundamentales del TPM es que la identificación, medición y gestión de las pérdidas operacionales constituyen el punto de partida para cualquier iniciativa de mejora continua. En este contexto, las pérdidas asociadas a disponibilidad, rendimiento y calidad representan fuentes relevantes de ineficiencia en los sistemas productivos, y su adecuada clasificación resulta crítica para la toma de decisiones operacionales y estratégicas (OEE.com, 2024). Asimismo, herramientas analíticas como el árbol de pérdidas permiten estructurar estas ineficiencias de manera jerárquica, facilitando la priorización de acciones de mejora, el alineamiento entre mantenimiento y operaciones y la evaluación objetiva de los resultados de estas iniciativas. De este modo, la gestión sistemática de pérdidas se consolida como un elemento relevante para sostener procesos de mejora y fortalecer el uso de datos e indicadores en la gestión operacional (LeanProduction, 2024).

Impacto en la toma de decisiones operacionales

La toma de decisiones operacionales en entornos productivos depende de manera crítica de la calidad, consistencia y disponibilidad de la información. En sistemas industriales, decisiones vinculadas al mantenimiento, la planificación y la priorización de mejoras requieren datos confiables para evitar respuestas reactivas o sustentadas solo en

criterios intuitivos. En este sentido, las organizaciones que utilizan información estructurada y análisis sistemático obtienen mejores resultados operacionales que aquellas que deciden sin un soporte robusto de datos (Brynjolfsson, Hitt, & Kim, 2011). Cuando los datos no son confiables o no están estandarizados, se dificulta identificar correctamente dónde intervenir, se asignan recursos de manera ineficiente y se debilita la efectividad de los procesos de mejora continua. Además, una medición deficiente del desempeño de los equipos afecta la credibilidad de los indicadores utilizados por la organización (International Organization for Standardization, 2014).

En particular, cuando se emplean indicadores como el *Overall Equipment Effectiveness* (OEE), errores en la captura o estructuración de datos pueden generar diagnósticos equivocados y derivar en decisiones erróneas de mantenimiento y operación. Por ello, la correcta estructuración de la información es un requisito previo para que estos indicadores apoyen efectivamente la toma de decisiones y no se reduzcan a métricas descriptivas sin utilidad práctica (Muchiri, Pintelon, Gelders, & H, 2011). Desde esta perspectiva, la falta de información operacional estructurada y confiable reduce la objetividad de las decisiones, debilita la priorización de mejoras y limita la capacidad de las organizaciones para gestionar sus pérdidas de manera sistemática, especialmente cuando buscan sostener enfoques de excelencia operacional basados en datos consistentes y comparables en el tiempo.

Importancia desde la perspectiva de la información y los datos

Desde la perspectiva de la información y los datos, uno de los principales obstáculos para la mejora continua en las organizaciones industriales es la falta de estandarización y sistematización de la información operacional. Cuando los datos no siguen definiciones comunes ni estructuras consistentes, se genera una barrera estructural que limita la capacidad de las organizaciones para analizar, comparar y aprender de su desempeño en el tiempo (Wang & Strong, 1996). Además, la ausencia de estándares afecta la reproducibilidad de los análisis, ya que los resultados pasan a depender de interpretaciones locales, criterios individuales o procesos manuales no documentados. Esto dificulta su validación y debilita su utilidad como apoyo confiable para la gestión operacional y la mejora continua (Redman, 2016).

Asimismo, la falta de sistematización de la información impide la comparación consistente del desempeño entre periodos, áreas o equipos, lo que limita la capacidad de identificar tendencias, evaluar el impacto de iniciativas de mejora y sostener aprendizajes organizacionales en el tiempo. Desde un enfoque normativo, se reconoce que los datos industriales deben cumplir criterios de calidad, coherencia y comparabilidad para ser utilizados eficazmente en la gestión de operaciones y en la toma de decisiones basada en evidencia. En consecuencia, la información no estructurada o débilmente estandarizada se convierte en un cuello de botella para la mejora continua, ya que debilita la integración entre medición, análisis y acción, y reduce la capacidad de los sistemas de gestión para generar conocimiento confiable y sostenible en el tiempo.

Impacto en la práctica consultiva

En la consultoría en excelencia operacional, la falta de información operacional estructurada y estandarizada constituye un problema recurrente en organizaciones de distintos sectores industriales. Reportes profesionales indican que deficiencias en la calidad, consistencia y disponibilidad de los datos pueden limitar el alcance y la efectividad de los proyectos de mejora, afectando tanto el diagnóstico inicial como el seguimiento de resultados (McKinsey & Company, 2020). La ausencia de una base de datos homogénea dificulta la construcción de diagnósticos comparables, ya que los análisis pasan a depender de interpretaciones locales, definiciones no consensuadas y procesos manuales. Esto incrementa el tiempo requerido para el levantamiento de información, reduce la confiabilidad de los hallazgos y limita la posibilidad de replicar metodologías entre distintos clientes y proyectos.

Del mismo modo, la falta de estandarización de la información operacional dificulta el seguimiento consistente de las mejoras implementadas. Cuando los indicadores cambian de definición entre periodos o proyectos, los resultados pierden trazabilidad, se dificulta la evaluación objetiva del impacto de las iniciativas de mejora continua y se debilita la credibilidad de los entregables consultivos frente a la organización cliente. En este contexto, la falta de estructuración y sistematización de la información también limita la escalabilidad de los enfoques de excelencia operacional, obstaculiza la estandarización de reportes y dificulta la construcción de aprendizajes acumulativos entre proyectos. Por ello, disponer

de información operacional consistente constituye un prerrequisito para desarrollar intervenciones consultivas comparables y sostenibles en el tiempo.

Impacto económico y mejora continua

Las pérdidas operacionales que no son identificadas ni gestionadas adecuadamente afectan no solo la eficiencia de los procesos, sino también el desempeño económico y la sostenibilidad de las organizaciones en el largo plazo. Los programas de mejora continua se asocian con mejoras en el rendimiento operativo y la competitividad empresarial, por lo que en ese sentido la adopción de prácticas sistemáticas de mejora continua se relaciona con mayores niveles de eficiencia operativa, mejor calidad de producto y reducción de costos, repercutiendo positivamente en la solidez económica general de la organización (Princewill & Umoh, 2022).

Asimismo, la evidencia indica que la implementación constante de mejoras incrementales fortalece la competitividad empresarial, al permitir que las organizaciones se adapten a entornos dinámicos sin perder eficiencia. Esto depende, en buena medida, de su capacidad para optimizar procesos y eliminar desperdicios de forma continua (Ocampo, Hernández, Márquez, & Vizán, 2020). En consecuencia, la gestión de pérdidas no se limita a corregir fallas puntuales, sino que contribuye a una mejor asignación de recursos, a la reducción de costos asociados a ineficiencias y al uso más eficaz de las capacidades humanas y tecnológicas. Por ello, constituye un componente relevante para sostener procesos de mejora continua y ventajas competitivas en el largo plazo.

Valor para INNOVAC como producto de consultoría

En primer lugar, el sistema contribuye a modernizar la ejecución de proyectos de excelencia operacional al migrar desde flujos manuales y dispersos hacia un proceso automatizado y reproducible. Esta transición se apoya en el uso combinado de procesamiento en *Python* y visualización interactiva en *Power BI*, lo que permite acelerar el ciclo de preparación, análisis y reporte y mejorar la consistencia de los resultados entre clientes.

En segundo lugar, la solución funciona como una aproximación concreta a una línea de desarrollo mayor que la consultora busca construir, un “software TPM” estandarizable.

En ese sentido, el sistema no solo entrega resultados analíticos, sino que actúa como un artefacto exploratorio que permite validar supuestos, identificar restricciones reales de captura de datos y evidenciar fortalezas y debilidades del modelo antes de escalarlo.

Por último, el sistema opera como una herramienta de diagnóstico rápido para organizaciones que presentan registros desordenados o heterogéneos y contratan los servicios de INNOVAC. En escenarios de baja madurez de datos, permite establecer un “primer estándar” de registro, ordenar la información operacional y generar una línea base inicial, habilitando una hoja de ruta clara sobre qué corregir en la captura y cómo avanzar en el análisis y la priorización de pérdidas.

1.3. Descripción del problema

Situación actual en las empresas atendidas por la consultora

En muchas empresas medianas atendidas por la consultora, la gestión de los datos operacionales y productivos se realiza de forma descentralizada, principalmente mediante hojas de cálculo. Aunque estas herramientas son accesibles y ampliamente utilizadas, su uso como soporte principal de gestión se vuelve problemático cuando no existe un diseño común, reglas de captura o controles de calidad, ya que esto incrementa la probabilidad de errores, inconsistencias y análisis contruidos sobre información de menor confiabilidad. En consecuencia, la elaboración de reportes y diagnósticos depende en mayor medida de procesos manuales, revisión individual y criterios no siempre homogéneos, lo que dificulta sostener análisis repetibles y comparables en el tiempo (Poon, Lau, Yu, & Tang, 2024).

Este uso generalizado de hojas de cálculo en empresas medianas responde en parte a que estas organizaciones, a diferencia de grandes corporaciones con sistemas integrados, no cuentan con infraestructura tecnológica especializada para recolectar, estructurar y analizar datos automatizadamente; por ello, recurren a Excel por su accesibilidad y versatilidad, aunque a menudo sin un esquema formal de estandarización de datos (Acceldata, 2024).

Al copiar y manejar datos mayores o complejos en hojas de cálculo, se incrementa la probabilidad de inconsistencias estructurales entre archivos de distintas áreas, lo que dificulta la consolidación de información de manera uniforme, limitando la capacidad de

análisis comparativo y sistematizado a través del tiempo o entre procesos productivos de diferentes unidades.

En este escenario, las pequeñas y medianas empresas que buscan implementar metodologías como el TPM y otras prácticas de excelencia operacional enfrentan una base de datos desorganizada y con formatos variables, lo cual obliga a realizar un esfuerzo manual para integrar esos registros antes de que puedan convertirse en información útil para la gestión.

Falta de estandarización en la captura de datos de pérdidas

En muchas organizaciones, los datos operativos y de pérdidas se recolectan y almacenan en múltiples formatos y estructuras sin un estándar común para su interpretación y procesamiento. La estandarización de datos se define como el proceso de transformar los datos de diversas fuentes en un formato y estructura consistentes que permitan un análisis comparativo e integración eficiente entre sistemas.

Sin la estandarización de datos, la información recopilada en diferentes áreas o procesos puede presentar discrepancias en la forma en que se expresan códigos, descripciones de fallas y registros de eventos, lo que dificulta la consolidación de datos entre períodos o equipos y reduce la capacidad de análisis útil para la gestión de pérdidas operacionales (PureStorage, 2024). Para ilustrar cómo un mismo dato puede registrarse de formas distintas entre fuentes y cómo la estandarización permite unificar esos registros en una estructura común se muestra la Ilustración 1, la cual presenta un ejemplo simple de normalización aplicado a distintos campos operacionales.

Data Point	Machine A	Machine B	Standardized Data
Date	December 27, 2022	12/27/2022	12/27/22
Part Count	part_ct	Part:Count	PartCount
Machine Alarm	estop	Alarm:EStop	EmergencyStop

Ilustración 1: Ejemplo de estandarización de registros operacionales entre distintas máquinas. Fuente: Adaptado de Data standardization in manufacturing por MachineMetrics (What is Data Standardization?, s.f.).

La falta de un formato homogéneo se traduce en problemas prácticos, tales como códigos y descripciones que dependen del criterio de cada registrador, incompatibilidades en tipos de datos y formatos, y estructuras de datos inconsistentes que requieren transformaciones manuales cada vez que se desea consolidar o comparar información.

Estos factores generan un entorno en el que la captura de datos sobre pérdidas no está suficientemente armonizada para permitir un análisis sistemático de las causas raíz u otros reportes estructurados, obligando a las empresas a invertir tiempo adicional en procesos de limpieza, conciliación y alineación antes de poder obtener información significativa.

Dependencia del procesamiento manual para el análisis

Teniendo en cuenta lo anterior, el problema radica en que la preparación de datos para el análisis operativo se realiza de forma manual, lo que implica tareas intensivas como identificar errores, corregir inconsistencias, eliminar duplicados y consolidar registros provenientes de múltiples fuentes antes de que puedan ser analizados. Cada uno de estos pasos, como la identificación de duplicados, la detección de errores tipográficos, la normalización de formatos y la verificación de consistencia, requiere intervención humana directa y consume tiempo y recursos significativos sin generar valor directo para la gestión.

Este tipo de procesamiento manual no solo es laborioso, sino que también contribuye a la variabilidad de resultados entre analistas o periodos, ya que cada persona puede interpretar y corregir los datos con criterios diferentes, lo que afecta la repetibilidad y

trazabilidad del análisis. En consecuencia, la producción de reportes operacionales, como indicadores clave de desempeño o estructuras de pérdidas, depende en gran medida de la pericia individual más que de una lógica sistemática y sostenible (Acceldata, 2024).

Además, la necesidad de múltiples revisiones y la falta de automatización en la consolidación de datos no solo aumenta el esfuerzo requerido, sino que también limita la capacidad de realizar análisis en tiempo real o cercano al tiempo real, lo que dificulta la toma de decisiones oportunas en procesos productivos y de mantenimiento.

Limitaciones para generar información estructurada de gestión

A pesar de la abundancia de datos generados en entornos operativos industriales, muchas empresas medianas enfrentan dificultades para transformar esos datos en información estructurada y confiable que pueda apoyar la gestión de pérdidas y la toma de decisiones. Una de las limitaciones más sustantivas es la falta de trazabilidad y coherencia en los datos, lo que impide reconstruir el camino de un evento desde su registro original hasta los reportes finales, afectando directamente la calidad de cualquier análisis posterior.

La trazabilidad es el proceso mediante el cual se puede rastrear y verificar el historial, ubicación y trayectoria de un producto o proceso, lo que permite comprender cómo ocurren los eventos y extraer conclusiones consistentes. En ausencia de mecanismos sistemáticos para garantizar la trazabilidad, los datos pueden perder contexto cuando se agrupan o procesan, lo que genera resultados inconsistentes o incluso erróneos en reportes de gestión operacional (MRPEasy, 2025). Adicionalmente, cuando la generación de reportes depende fuertemente de procesos manuales o semiautomatizados, la integración de datos provenientes de diferentes fuentes como máquinas, registros de producción y hojas de cálculo, suele requerir transformaciones y reconciliaciones repetitivas, lo que limita la posibilidad de disponer de información actualizada en tiempo real o para múltiples períodos de análisis.

Estas limitaciones no solo dificultan la construcción de herramientas avanzadas de gestión, como estructuras jerárquicas de pérdidas o análisis comparativos, sino que también restringen la capacidad de las empresas para automatizar la obtención de reportes

consistentes, confiables y repetibles, lo que constituye una barrera clave para la mejora continua (TaleOfData, 2025).

En términos ingenieriles, el problema abordado no corresponde únicamente a la existencia de registros operacionales desordenados, sino a la ausencia de un sistema formal que permita transformar datos heterogéneos en información operacional trazable, comparable y evaluable. Esta brecha afecta directamente la capacidad de medir pérdidas, priorizar intervenciones, estimar impactos económicos y sostener procesos de mejora continua con base cuantitativa.

Por lo tanto, el problema puede formularse como una brecha entre un estado actual, caracterizado por registros dispersos, criterios de clasificación no homogéneos y procesamiento manual, y un estado deseado, en el cual las pérdidas operacionales puedan ser capturadas bajo un estándar común, procesadas automáticamente, evaluadas mediante indicadores definidos y utilizadas como insumo para la toma de decisiones. Desde esta perspectiva, la memoria no solo busca implementar una herramienta de apoyo, sino diseñar y evaluar un sistema de información operacional capaz de mejorar la trazabilidad, consistencia y capacidad analítica del proceso de gestión de pérdidas.

1.4. Propuesta para abordar el problema

La presente memoria aborda el problema identificado mediante el diseño, implementación y evaluación de un sistema para la gestión y análisis de pérdidas operacionales, concebido como un producto de consultoría desarrollado para INNOVAC y estructurado bajo el enfoque del TPM. La propuesta se desarrolla como una respuesta concreta a una situación recurrente en empresas industriales que, aun disponiendo de registros operacionales, no cuentan con mecanismos consistentes para organizarlos, validarlos y transformarlos en información útil para la gestión. Como se mencionó anteriormente, en este tipo de contextos los eventos de detención, fallas, pérdidas de rendimiento y otros antecedentes relevantes suelen encontrarse dispersos en planillas heterogéneas, con criterios de clasificación no homogéneos, campos incompletos y una baja trazabilidad analítica, lo que limita su utilización como base objetiva para la toma de decisiones.

Bajo este escenario, el problema no se restringe únicamente a la ausencia de visualizaciones o reportes, sino que involucra una dificultad más estructural: la inexistencia de una lógica integrada que conecte el registro de datos, su control de calidad, su procesamiento analítico y su posterior utilización en instancias de gestión. En consecuencia, la propuesta desarrollada en este trabajo no se concibe como una herramienta aislada de reportabilidad, sino como un sistema que articula distintas etapas del tratamiento de la información operacional, desde la captura del dato hasta la generación de resultados orientados a la priorización de pérdidas y al apoyo de decisiones de mejora. Esta articulación permite distinguir tres dimensiones del trabajo: el desarrollo tecnológico del sistema, representado por la plantilla estandarizada, el procesamiento en *Python* y la visualización en *Power BI*; el análisis de procesos, asociado al estudio de pérdidas, eventos de detención, rendimiento, calidad, confiabilidad y costos; y el aporte metodológico, entendido como una lógica replicable para capturar, validar, clasificar, monetizar y evaluar pérdidas operacionales bajo enfoque TPM. Sobre esta base, la solución se organiza en cuatro componentes funcionales, los cuales se detallan a continuación.

Estandarización como condición base del sistema

El primer componente de la propuesta consiste en la definición de una base de datos estructurada que permita capturar la información operacional bajo un formato común. Este elemento resulta fundamental, ya que el análisis de pérdidas bajo enfoque TPM requiere clasificar, agrupar y comparar eventos provenientes de distintos períodos, equipos, áreas o líneas productivas. Sin una estructura de datos uniforme, la medición de pérdidas queda sujeta a interpretaciones locales, ajustes manuales y criterios cambiantes, lo que debilita la validez del diagnóstico y dificulta la construcción de reportes consistentes.

Por ello, la propuesta considera una plantilla estandarizada de entrada como insumo del sistema. Esta define campos obligatorios, relaciones entre tablas, criterios de codificación y reglas básicas de consistencia, con el propósito de establecer un lenguaje común para el registro de eventos operacionales. Más que un requisito técnico aislado, esta estandarización constituye el punto de partida para profesionalizar el tratamiento de la información y habilitar análisis posteriores con mayor robustez.

Procesamiento automatizado y aseguramiento de la calidad del dato

Sobre la base estandarizada, la propuesta incorpora un procesamiento automatizado implementado en *Python*, orientado a ejecutar de forma reproducible las etapas de ingesta, validación, limpieza, transformación y cálculo. Este componente cumple un rol central, ya que permite reemplazar tareas manuales dispersas por un flujo analítico sistemático, reduciendo errores operativos y mejorando la repetibilidad de los resultados.

Dentro de este procesamiento, el control de calidad del dato ocupa un lugar especialmente relevante. La solución desarrollada no asume que la información de entrada sea perfecta, sino que contempla mecanismos para identificar brechas de registro, inconsistencias temporales, campos faltantes y otras anomalías que pueden afectar la interpretación de los indicadores. De esta forma, el sistema no solo entrega resultados, sino que también hace visible el estado de madurez de la información utilizada, lo que agrega valor tanto analítico como de gestión.

Desde esta perspectiva, la automatización cumple una doble función. Por una parte, mejora la eficiencia del tratamiento de datos al reducir la dependencia de consolidaciones manuales, y por otra, fortalece la confiabilidad del análisis al asegurar que las reglas de validación y cálculo se apliquen de manera uniforme en distintos períodos y contextos de uso.

Estructuración del análisis bajo enfoque TPM

Un tercer elemento de la propuesta consiste en organizar las pérdidas operacionales bajo una lógica jerárquica coherente con el enfoque TPM. Esto permite pasar desde registros individuales de eventos hacia una lectura estructurada del desempeño operacional, conectando causas específicas con agrupaciones superiores y con indicadores globales de operación.

En este marco, el sistema no se limita a enumerar eventos o cuantificar detenciones, sino que transforma la información en una estructura analítica capaz de responder preguntas de gestión tales como:

- Qué pérdidas concentran mayor impacto,
- En qué equipos o áreas se manifiestan con mayor frecuencia,
- Qué componente del desempeño operacional se ve más afectado,
- Dónde existen mayores oportunidades de mejora.

La vinculación con el OEE y con sus componentes de disponibilidad, rendimiento y calidad permite que la lectura de las pérdidas no quede desconectada del desempeño de la operación, sino que se inserte dentro de una visión más amplia del comportamiento productivo. Así, la propuesta contribuye a traducir registros dispersos en una lógica de análisis útil para diagnosticar, comparar y priorizar.

Generación de resultados en dos niveles complementarios

Por último, el cuarto elemento de la solución corresponde a la generación de dos niveles de salida complementarios, diseñados para responder a necesidades diferentes pero articuladas entre sí.

1. **Salida Interactiva en Power BI:** Por una parte, se genera una salida orientada a la gestión gerencial y consultiva, materializada en estructuras de datos aptas para *Power BI* y en visualizaciones interactivas que permiten explorar el Árbol de Pérdidas, desglosar el OEE, identificar focos prioritarios y facilitar la comunicación de hallazgos a distintos niveles de la organización. Esta capa favorece una lectura sintética, navegable y orientada a la toma de decisiones.
2. **Salida en Python – Dataframes:** Por otra parte, el sistema genera una salida orientada al análisis técnico detallado, compuesta por tablas analíticas, archivos en formato *Comma-Separated Values* (CSV), *dataframes* y visualizaciones específicas construidas en *Python*. Esta segunda capa permite profundizar en dimensiones particulares del desempeño operacional, tales como confiabilidad, mantenimiento, disponibilidad, rendimiento y calidad, entregando un nivel de detalle mayor para el análisis especializado.

La coexistencia de ambas salidas fortalece la propuesta, ya que permite cubrir simultáneamente dos necesidades frecuentes en la práctica: la necesidad de contar con una

visión ejecutiva que apoye la priorización y la necesidad de disponer de evidencia técnica más profunda para comprender las causas y características de las pérdidas observadas.

Aporte a la gestión y utilidad práctica de la solución

Desde la perspectiva de la gestión, la propuesta busca transformar datos operacionales heterogéneos en información estructurada y accionable. En términos concretos, ello permite:

- Identificar categorías de pérdida con mayor incidencia operacional o económica,
- Localizar equipos, líneas, áreas o períodos críticos,
- Respalda la priorización de acciones de mejora con evidencia trazable,
- Reducir la dependencia de diagnósticos contruidos de forma manual o subjetiva,
- Establecer una base más consistente para el seguimiento de iniciativas de mejora continua.

La solución propuesta no se limita a describir el desempeño histórico, sino que construye una base analítica para apoyar discusiones de mejora más objetivas y fundamentadas, especialmente en contextos donde la información ha sido utilizada de forma fragmentada, poco comparable o dependiente de la experiencia individual. En sí, la propuesta consiste en un sistema que integra estandarización del dato, validación, procesamiento automatizado y generación de resultados orientados a la gestión y al análisis técnico de pérdidas operacionales bajo el enfoque descrito.

En términos de impacto operacional esperado, se identifican tres dimensiones verificables sobre el comportamiento del propio sistema. La primera dimensión corresponde al tiempo de ciclo, donde se espera que el procesamiento extremo a extremo de volúmenes equivalentes a varios miles de eventos por mes ocurra en un orden de minutos, frente a las múltiples jornadas que típicamente demanda una consolidación manual de información operacional heterogénea. La segunda dimensión corresponde a la eliminación de sobreestimaciones del costo total derivadas del doble conteo de solapamientos

temporales, mediante la aplicación de minutos netos por evento. La tercera dimensión corresponde a la visibilidad sistemática de brechas de calidad del registro que en escenarios sin un sistema formal de captura permanecen invisibles, tales como eventos sin marcas temporales completas o grupos con solape entre eventos paralelos. Estos elementos no constituyen una proyección de beneficios operacionales realizados en planta, sino el conjunto de impactos directos verificables sobre la información que el sistema procesa, los cuales se cuantifican y reportan con detalle en el Capítulo 5.

Criterios de éxito e indicadores de desempeño del sistema

A partir de las dimensiones que articulan la propuesta, se formalizan nueve indicadores con sus umbrales esperados. Estos constituyen la referencia cuantitativa para evaluar el sistema en los capítulos posteriores destinados a entregar los resultados, las discusiones y las recomendaciones.

La primera dimensión, calidad y trazabilidad del dato, se evalúa mediante cuatro indicadores:

- KPI 1.1 – Eventos con marcas temporales completas, definidos como InicioDT y FinDT: 100% de los eventos sin marcas identificados explícitamente en el reporte de validación.
- KPI 1.2 – Detección de solapamientos y aplicación de minutos netos: 100% de los grupos con solape detectados, con el porcentaje de *overlap* expuesto como métrica de calidad temporal.
- KPI 1.3 – Errores y advertencias por reglas de consistencia, como campos faltantes, valores negativos y similares: reporte automático clasificado por nivel CRÍTICO o ADVERTENCIA, auditable celda a celda.
- KPI 1.4 – Trazabilidad extremo a extremo: 100% de las salidas vinculables hasta TAB_EVENTOS, TAB_PRODUCCION o TAB_PARAMS mediante identificadores.

La segunda dimensión, capacidad analítica y cobertura del modelo, se evalúa mediante tres indicadores:

- KPI 2.1 – Cobertura de monetización del Árbol de Pérdidas: al menos un 95% del CLP neto asignado a aristas trazables del modelo jerárquico.
- KPI 2.2 – Cálculo de OEE y sus tres componentes con brechas respecto de la meta: OEE, Disponibilidad, Rendimiento y Calidad calculados para el 100% de los turnos planificados con datos válidos.
- KPI 2.3 – Diagnóstico técnico especializado por módulo: salidas analíticas para los cuatro módulos, disponibilidad y confiabilidad, mantenimiento, rendimiento y calidad, con sus métricas asociadas como MTBF, MTTR, FPY, COPQ y percentiles.

La tercera dimensión, eficiencia del procesamiento y reproducibilidad, se evalúa mediante dos indicadores:

- KPI 3.1 – Tiempo de ejecución del *pipeline* extremo a extremo: del orden de minutos para volúmenes de 5.000 a 10.000 filas.
- KPI 3.2 – Reproducibilidad y documentación de fórmulas: salidas idénticas entre ejecuciones sucesivas sobre la misma base, con cada módulo acompañado de su diccionario FORMULAS_*.csv.

Objetivos

2.1. Objetivo General

Diseñar, implementar y evaluar un sistema para la gestión y análisis de pérdidas operacionales bajo los principios del Mantenimiento Productivo Total, que permita estandarizar, procesar y transformar datos operacionales heterogéneos en resultados estructurados, útiles tanto para la reportabilidad gerencial como para el análisis técnico detallado de la operación.

2.2. Objetivos Específicos

- Diseñar un estándar de datos para el registro de pérdidas operacionales, definiendo su estructura base, reglas de integridad y parámetros necesarios para asegurar consistencia, trazabilidad y comparabilidad de la información.
- Definir un modelo jerárquico de pérdidas operacionales, alineado con el enfoque TPM, que permita organizar la información desde niveles agregados hasta niveles de detalle como base para el árbol de pérdidas y su vínculo con los componentes del OEE.
- Desarrollar un *pipeline* automatizado de procesamiento de datos desde la ingesta hasta el cálculo de indicadores de pérdidas operacionales, incorporando reglas de control para la consistencia, completitud y trazabilidad de los datos procesados.
- Generar reportes de gestión en *Power BI*, a partir de estructuras de datos consolidadas, que permitan visualizar pérdidas operacionales, analizar el OEE y apoyar la priorización económica de oportunidades de mejora.
- Generar un análisis técnico detallado, compuesto por *dataframes* y figuras especializadas, que permita profundizar en el comportamiento de la disponibilidad, el rendimiento y la calidad de la operación mediante indicadores especializados.
- Evaluar el funcionamiento del sistema con datos readaptados de un cliente, analizando su capacidad para transformar registros operacionales heterogéneos en información trazable, auditable y útil para el diagnóstico, la priorización económica de pérdidas y la formulación de recomendaciones de mejora.

Marco Teórico

3.1 Mantenimiento Productivo Total en industrias de proceso

El TPM constituye el marco conceptual principal sobre el cual se sustenta esta memoria, ya que proporciona la lógica de identificación, clasificación y reducción sistemática de pérdidas operacionales en entornos industriales. En el contexto de las industrias de proceso, este enfoque adquiere especial relevancia debido a la alta integración entre equipos, continuidad operacional y sensibilidad del sistema frente a fallas, detenciones y desviaciones de desempeño. Por ello, en esta sección se revisan sus fundamentos y particularidades de aplicación en este tipo de industrias.

3.1.1 Definición formal del TPM en industrias de proceso

Este enfoque surge como una respuesta sistemática a las condiciones operacionales propias de las industrias de proceso, caracterizadas por sistemas productivos continuos, equipos altamente especializados y una fuerte dependencia de la confiabilidad operacional para asegurar productividad, calidad y seguridad. En este contexto, el *Japan Institute of Plant Maintenance* (JIPM) establece una definición formal del TPM orientada a maximizar la eficacia global del sistema productivo a lo largo de todo el ciclo de vida del equipo (Suzuki, 1995, págs. 6-7).

De acuerdo con la formulación original del JIPM, este enfoque se sustenta en cinco estrategias fundamentales que definen tanto su alcance técnico como su naturaleza organizacional. La primera estrategia consiste en maximizar la eficacia global del equipo considerando la totalidad de su vida útil, lo que implica que el desempeño no se evalúa únicamente durante la fase operativa, sino desde el diseño hasta el retiro del activo. Este enfoque introduce una mirada de costo de ciclo de vida que condiciona las decisiones de inversión, mantenimiento y reposición, alejándose de evaluaciones centradas únicamente en el costo inicial de adquisición. La segunda estrategia consiste en establecer un sistema de mantenimiento preventivo integral que abarque todas las etapas del ciclo de vida del equipo. A diferencia de un enfoque puramente correctivo, esta perspectiva busca anticipar las fallas antes de que se materialicen, combinando

técnicas de mantenimiento preventivo, predictivo y autónomo según la criticidad y la naturaleza de cada activo, lo que requiere disponer de información operacional sistemática y trazable para diagnosticar el deterioro de manera oportuna.

Las tres estrategias restantes desplazan el énfasis desde lo técnico hacia lo organizacional. La tercera estrategia plantea la participación de todos los departamentos que planifican, operan y mantienen los equipos productivos, reconociendo que la eficacia global no es responsabilidad exclusiva del área de mantenimiento, sino que requiere la coordinación entre producción, ingeniería, calidad y logística. La cuarta estrategia profundiza esta integración mediante el involucramiento transversal del personal, desde la alta dirección hasta los operarios directos, distribuyendo la responsabilidad por el desempeño a lo largo de la jerarquía organizacional y reduciendo la dependencia de unidades especializadas que actúen de forma aislada. La quinta estrategia, finalmente, promueve la mejora continua mediante pequeños grupos autónomos orientados al análisis y solución de pérdidas en el lugar donde estas se manifiestan, lo que refuerza la capacidad de detección temprana de desviaciones operacionales y acerca la generación de soluciones a quienes conocen el proceso en detalle.

En conjunto, estas cinco estrategias configuran al TPM no solo como una metodología de mantenimiento, sino como un sistema organizacional integrado, en el cual la responsabilidad por el desempeño de los equipos se distribuye a lo largo de toda la estructura empresarial. Esta caracterización resulta relevante para el desarrollo de la presente memoria, ya que define el marco bajo el cual se diseña el sistema de gestión de pérdidas. Una herramienta analítica solo puede sostener un ciclo de mejora si entrega información trazable a múltiples niveles organizacionales y si su uso se inserta en procesos de revisión periódica con responsables definidos.

3.1.2 Particularidades de las industrias de proceso

Las industrias de proceso poseen características que las diferencian de la manufactura discreta y que condicionan directamente la gestión operativa y del

mantenimiento. Estas particularidades explican por qué este enfoque requiere una aplicación adaptada a su realidad productiva.

- **Continuidad operacional**

La continuidad operacional constituye una de las particularidades más determinantes de las industrias de proceso, ya que estas operan bajo esquemas de producción continua o altamente integrada. Esto significa que las operaciones se sostienen de manera ininterrumpida durante períodos prolongados y que cualquier detención de equipos o de la planta completa suele implicar altos costos económicos, pérdidas de producción y riesgos adicionales asociados a los procedimientos de arranque y parada (Suzuki, 1995, págs. 4-6). Esta característica condiciona directamente el diseño analítico de un sistema de gestión de pérdidas, ya que obliga a tratar los eventos no como sucesos aislados sino como interrupciones dentro de un flujo continuo, donde la duración acumulada, los traslapes entre eventos paralelos y la diferenciación entre detenciones planificadas y no planificadas adquieren un peso analítico mayor que en contextos de manufactura discreta.

- **Complejidad del sistema productivo**

Los procesos productivos de estas industrias se caracterizan por una alta complejidad técnica, asociada a la interacción simultánea de múltiples operaciones unitarias que comparten flujos de materia y energía. Esta complejidad se ve reforzada por la presencia de sistemas de control centralizado, donde un número reducido de operadores supervisa grandes conjuntos de equipos, lo que dificulta la detección temprana de desviaciones y anomalías operacionales (Suzuki, 1995, págs. 5-6). En términos analíticos, esto implica que la evaluación del desempeño no puede limitarse a la suma de comportamientos individuales por equipo, sino que requiere una estructura jerárquica capaz de agregar y desagregar la información a distintos niveles de la planta. Esta exigencia justifica la utilización de modelos de descomposición como el Árbol de Pérdidas, donde un evento registrado a nivel de equipo se vincula explícitamente con su impacto sobre la dimensión global de la operación.

- Pérdidas no evidentes

Una parte significativa de las pérdidas en industrias de proceso no se manifiesta de forma inmediata ni visible bajo la forma de fallas catastróficas. Estas pérdidas suelen presentarse como ineficiencias persistentes, tales como consumos energéticos elevados, degradación gradual de la calidad del producto, inestabilidad del proceso o microparadas que no son formalmente registradas por los sistemas operacionales (Suzuki, 1995, págs. 5-6). Esta condición es particularmente relevante para el diseño del sistema desarrollado en esta memoria, porque obliga a considerar no solo las pérdidas asociadas a detenciones evidentes, sino también aquellas derivadas de operación a velocidad reducida, deterioro gradual de la tasa de calidad o brechas de eficiencia que aparecen únicamente cuando los datos operacionales son procesados de forma sistemática. La detección de estas pérdidas no evidentes requiere capacidad de captura granular, criterios de validación temporal y monetización transparente, dimensiones que se discuten con mayor detalle más adelante en este capítulo.

3.1.3 Gestión del equipo como sistema

La gestión del equipo concibe al sistema productivo no como un activo aislado, sino como un conjunto integrado que debe ser gestionado a lo largo de todo su ciclo de vida, considerando aspectos técnicos, económicos y organizacionales. Este enfoque resulta especialmente relevante en contextos de alta complejidad, continuidad operativa y criticidad de los equipos (Suzuki, 1995, págs. 7-8).

3.1.3.1 El equipo como unidad económica a lo largo del ciclo de vida

La gestión del equipo debe realizarse considerando el ciclo de vida completo del activo, desde su concepción hasta su retiro. Este principio implica que las decisiones técnicas no pueden separarse de sus consecuencias económicas.

La planificación del equipo debe abarcar las siguientes etapas:

- Planificación y diseño, donde se definen las especificaciones técnicas y los criterios de mantenibilidad.
- Construcción e instalación, fase en la que se materializan las decisiones de diseño.
- Operación, donde el equipo genera valor productivo.
- Mantenimiento, orientado a preservar las condiciones óptimas de funcionamiento durante la vida útil del equipo.

Se introduce el concepto de *trade-off* entre costes y tecnología, indicando que las decisiones deben evaluarse considerando la vida completa de la instalación y no únicamente el costo inicial de adquisición.

3.1.3.2 Integración operación-mantenimiento

La integración entre operación y mantenimiento resulta clave, ya que el mantenimiento no se limita a una función correctiva, sino que combina distintos enfoques:

- Mantenimiento preventivo, orientado a evitar fallas antes de que ocurran.
- Mantenimiento predictivo, basado en el monitoreo de condiciones.
- Mantenimiento correctivo, aplicado cuando se produce una falla.
- Mantenimiento autónomo, donde los operadores asumen responsabilidades básicas sobre el cuidado del equipo.

Para eliminar averías de forma sostenida, las empresas deben combinar estos enfoques, ajustando su aplicación según el tipo de equipo y su criticidad, ya que la operación y el mantenimiento no pueden gestionarse de forma independiente. Sus decisiones impactan directamente en la confiabilidad, disponibilidad y costos del sistema productivo (Suzuki, 1995, págs. 7-8).

Actualmente, este enfoque se utiliza para mejorar la disponibilidad de los equipos, reducir pérdidas operacionales y aumentar la eficiencia de los sistemas productivos. Su aplicación permite estructurar la gestión del

mantenimiento de manera sistemática, facilitando la identificación de ineficiencias, la toma de decisiones basada en información operacional y la mejora sostenida del desempeño.

Si bien los fundamentos del TPM se consolidan en la obra de Suzuki (Suzuki, 1995), la literatura reciente ha documentado una transformación importante de este enfoque al integrarse con tecnologías de la Industria 4.0 (Silvestri, Forcina, Introna, Santolamazza, & Cesarotti, 2020) realizan una revisión sistemática que muestra cómo el mantenimiento tradicional evoluciona hacia un mantenimiento basado en datos, sensores y analítica avanzada, manteniendo los principios del TPM pero ampliando su capacidad de medición y diagnóstico. En esta misma línea (Tortorella, Fogliatto, Cauchick-Miguel, Kurnia, & Jurburg, 2021) examinan la integración de tecnologías digitales en prácticas de TPM en industrias manufactureras, identificando que la captura y procesamiento sistemático de datos operacionales es un habilitador clave para la mejora orientada. Más recientemente (Mecheri & el-Khoumsi, 2025) proponen un marco estandarizado de TPM digital basado en una revisión bibliométrica de 58 publicaciones, lo que refuerza la pertinencia de abordar la gestión de pérdidas mediante herramientas analíticas como las desarrolladas en esta memoria.

3.2 Eficacia productiva como objetivo central del TPM

3.2.1 Concepto de eficacia de la producción

En el contexto de las industrias de proceso, la eficacia de la producción se entiende como la capacidad de una planta para utilizar sus recursos productivos con el fin de maximizar los resultados globales del sistema, y no únicamente el desempeño de equipos individuales.

Debido a la alta integración técnica de los equipos en plantas de proceso, resulta incorrecto evaluar la eficacia únicamente a nivel de máquina. En su lugar, el foco debe situarse en la eficacia global de la planta, ya que el desempeño depende de la interacción conjunta de sus componentes (Suzuki, 1995, págs. 21-32).

3.2.1.1 Enfoque sistémico de la eficacia en las industrias de proceso

En las industrias de proceso, la eficacia de la producción no depende de un único factor aislado, sino de la interacción coordinada de múltiples elementos del sistema productivo (Suzuki, 1995, págs. 21-32). Suzuki identifica explícitamente cuatro grandes dimensiones que condicionan la eficacia de una planta: los equipos, considerando tanto los principales como los auxiliares; los materiales, incluyendo materias primas, insumos y energía; las personas, distribuidas entre las funciones de operación y mantenimiento; y los métodos, entendidos como las prácticas de gestión, planificación y control que articulan a los anteriores. Estas dimensiones no son independientes entre sí, sino que se condicionan mutuamente, de modo que una mejora aislada en un solo eje rara vez se traduce en una mejora global del sistema si las otras dimensiones permanecen sin atender.

Desde una perspectiva de ingeniería industrial, esta lectura sistémica implica que la mejora de la eficacia productiva exige examinar los *inputs* del proceso de producción de manera integrada, identificando y eliminando las pérdidas asociadas a cada uno de ellos, con el objetivo de maximizar los *outputs* del sistema, tales como productividad, calidad, costos, cumplimiento de entregas, seguridad, impacto ambiental y moral del personal (Suzuki, 1995, págs. 21-32). En el contexto del presente trabajo, esta caracterización justifica que el sistema desarrollado clasifique las pérdidas operacionales en categorías que cubren las dimensiones de equipos, materiales y mano de obra, y que utilice un modelo de procesamiento estandarizado como expresión analítica de la dimensión de métodos, permitiendo así que el análisis no se concentre en un solo tipo de pérdida sino en la interacción completa del sistema productivo.

3.2.2 Eficacia global de la planta

En las industrias de proceso, la eficacia productiva debe evaluarse desde una perspectiva global de planta, debido a la alta integración existente entre equipos, procesos y flujos de materiales. En este contexto, el desempeño no puede analizarse

adecuadamente a partir de equipos individuales, sino mediante un indicador que refleje el efecto conjunto del tiempo de operación, el rendimiento productivo y la calidad del producto final.

La eficacia global de la planta constituye el indicador central del desempeño productivo, ya que permite evaluar la condición operativa y su capacidad para generar valor. Esta se expresa a través de tres componentes fundamentales: disponibilidad, tasa de rendimiento y tasa de calidad.

La mejora de la eficacia en industrias de proceso debe centrarse en la optimización global de la planta y no en equipos aislados, debido a que:

- Las plantas de proceso funcionan como sistemas integrados, donde las interacciones entre unidades influyen directamente en el resultado productivo.
- El rendimiento global del proceso constituye un indicador más representativo que la comparación equipo a equipo.
- La eficacia global permite identificar y priorizar las pérdidas que realmente limitan la producción, tanto normales como anormales.

En consecuencia, el enfoque orienta sus esfuerzos a mejorar la condición global de la planta, manteniéndola en condiciones óptimas de operación y reduciendo fallos, defectos y problemas de proceso. A continuación, se detallan los componentes mencionados anteriormente.

3.2.2.1 Disponibilidad

La disponibilidad representa la proporción del tiempo de calendario durante el cual la planta se encuentra efectivamente en operación. Para su determinación, el tiempo de calendario se ve reducido por las pérdidas asociadas a paradas programadas y a paradas por fallos o averías. Las paradas programadas incluyen principalmente las pérdidas debidas al mantenimiento planificado y a los ajustes de producción. Por su parte, las paradas por fallos o averías corresponden a pérdidas provocadas por fallos de equipos y fallos de

proceso. Una vez descontadas estas pérdidas, el tiempo de operación resultante permite evaluar el grado de utilización temporal de la planta.

Matemáticamente y de manera genérica está dado por:

$$\text{Disponibilidad} = \frac{\text{APT}}{\text{PBT}} * 100 [\%]$$

Ecuación N°1: Fórmula genérica de disponibilidad operacional (*OPC Foundation, 2022*).

Donde:

- APT = tiempo real de producción [min] o [hr]
- PBT = tiempo planificado ocupado [min] o [hr]

3.2.2.2 Tasa de rendimiento

La tasa de rendimiento mide la velocidad real de producción en relación con la tasa de producción estándar de la planta. La tasa estándar representa la capacidad de diseño del sistema productivo y expresa la producción teórica máxima en condiciones normales.

Matemáticamente y de manera genérica está dado por:

$$\text{Efectividad} = \frac{\text{PRI} \times \text{PQ}}{\text{APT}} * 100 [\%]$$

Ecuación N°2: Fórmula genérica de la efectividad o tasa de Rendimiento (*OPC Foundation, 2022*).

Donde:

- PQ = cantidad producida [unidades]
- PRI = tiempo planificado por ítem [min/unidad]
- APT = tiempo real de producción [min]

Las pérdidas que afectan a este componente se asocian principalmente a reducciones de velocidad y a producción anormal, las cuales disminuyen el rendimiento efectivo aun cuando la planta se encuentre operando.

3.2.2.3 Tasa de calidad

La tasa de calidad expresa la proporción de producción conforme respecto del volumen total producido. Para su cálculo, del volumen total de producción se descuentan las pérdidas debidas a defectos de calidad y a reprocesamiento.

Matemáticamente y de manera genérica está dado por:

$$\text{Tasa de calidad} = \frac{GQ}{PQ} * 100 [\%]$$

Ecuación N°3: Fórmula genérica de tasa de calidad, que cuantifica la proporción de producción conforme en relación con la producción total (*OPC Foundation, 2022*).

Donde:

- PQ = cantidad producida [unidades]
- GQ = cantidad buena [unidades]

Estas pérdidas representan una reducción directa del valor generado por la planta, ya que implican consumo adicional de recursos, tiempo y energía sin generación de producto útil.

3.2.2.4 Eficacia global de la planta

La eficacia global de la planta se define como el producto de la disponibilidad, la tasa de rendimiento y la tasa de calidad. Este indicador integra en una única medida el efecto combinado de las pérdidas por disponibilidad, de rendimiento y de calidad que afectan al sistema productivo. En efecto, este enfoque permite identificar con claridad cómo cada categoría de pérdidas impacta sobre el desempeño global y orienta los esfuerzos hacia la eliminación sistemática de dichas pérdidas.

La fórmula general del OEE representa esta relación de forma cuantitativa:

$$\text{OEE} = \text{Disponibilidad} \times \text{Rendimiento} \times \text{Tasa de calidad} * 100 [\%]$$

Ecuación N°4: Indicador que representa la eficiencia global de la planta considerando disponibilidad, rendimiento y calidad (*OPC Foundation, 2022*).

La eficacia global de la planta se vincula directamente con el desempeño operacional real, por lo que mejorar el desempeño operacional implica reducir sistemáticamente las pérdidas de disponibilidad, rendimiento y calidad (Suzuki, 1995, págs. 21-32), lo que constituye uno de los ejes centrales del enfoque propuesto en esta memoria.

3.2.2.5 Limitaciones del OEE como indicador único

Si bien el OEE constituye un indicador ampliamente adoptado para evaluar el desempeño productivo, la literatura reciente reconoce que su uso aislado presenta limitaciones relevantes. En una revisión sistemática sobre el OEE en contextos de Industria 4.0, se identifican tres restricciones principales: (i) el OEE consolida en un solo número causas heterogéneas de pérdida, lo que dificulta el diagnóstico específico de los modos de falla; (ii) es un indicador centrado en el equipo, por lo que no captura adecuadamente factores humanos, organizacionales ni de cadena de suministro; y (iii) no incorpora el consumo de energía ni de materiales, dimensiones cada vez más relevantes para la sostenibilidad operacional (Mecheri & el-Khoumsi, 2025).

Estas limitaciones no invalidan al OEE como indicador, pero sí justifican que sea complementado con estructuras analíticas que permitan descomponer y trazar las pérdidas hasta sus causas raíz. En esta dirección, el presente trabajo articula el cálculo del OEE con un árbol de pérdidas jerárquico y un *pipeline* analítico que sistematiza las ocho pérdidas mayores descritas por Suzuki (Suzuki, 1995), abordando así la principal crítica metodológica: la opacidad del OEE frente a las causas específicas que explican las desviaciones respecto del estándar de diseño.

La relación entre las pérdidas, los tiempos operativos y la eficacia global de la planta se representa en la Ilustración 2, donde se muestra la estructura de pérdidas y las expresiones utilizadas para el cálculo de cada componente.

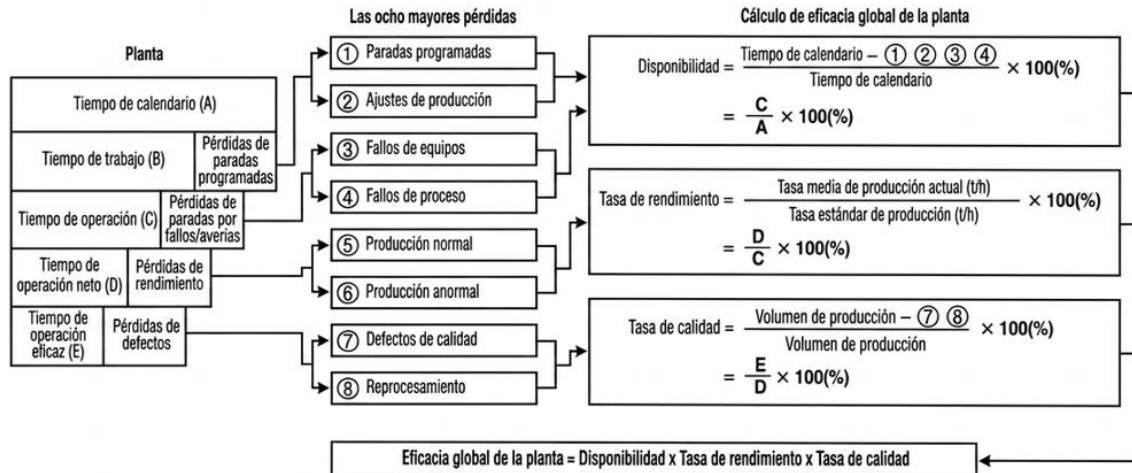


Ilustración 2: Esquema integrado de las ocho mayores pérdidas del sistema productivo, su impacto sobre los distintos tiempos operativos y su vinculación con las fórmulas empleadas para el cálculo de la disponibilidad, el rendimiento, la calidad y la eficacia global de la planta. Fuente: Adaptado de TPM en industrias de proceso (Suzuki, 1995, págs. 21-32).

3.2.3 Relación entre eficacia, pérdidas y mejora

En las industrias de proceso, la ineficacia de una planta se explica por la acumulación de pérdidas que afectan el uso real de su capacidad productiva. La mejora comienza por la identificación, cuantificación y eliminación de dichas pérdidas (Suzuki, 1995, págs. 21-32).

- Las pérdidas como causa de ineficacia

Una planta alcanza su máxima eficacia cuando opera de manera continua, estable y conforme a su estándar de diseño. Cualquier desviación respecto de esta condición ideal se manifiesta como una pérdida, ya sea en forma de tiempo improductivo, reducción de la tasa de producción o generación de productos no conformes. En este sentido, las pérdidas representan el vínculo directo entre la situación real de la planta y su potencial productivo teórico.

Desde esta lógica, la mejora de la eficacia no consiste únicamente en aumentar la producción, sino en eliminar sistemáticamente las causas que impiden que la planta alcance su capacidad estándar, actuando sobre las fuentes estructurales de ineficiencia.

- Las ocho pérdidas principales de una planta

Se reconocen ocho pérdidas principales que explican la reducción de la eficacia global de una planta de proceso en relación con sus equipos. Estas pérdidas se agrupan según su impacto sobre la disponibilidad, el rendimiento y la calidad:

3.2.3.1 Pérdidas asociadas a la disponibilidad

- Paradas programadas: tiempo perdido por detenciones planificadas para mantenimiento periódico o inspecciones.
- Ajustes de producción: tiempo perdido debido a cambios en la demanda, en los suministros o en los planes de producción.
- Fallos de equipos: pérdidas de tiempo ocasionadas por averías súbitas que detienen la operación.
- Fallos de proceso: detenciones causadas por problemas externos al equipo, como fugas, obstrucciones, errores de operación o propiedades del material procesado.

3.2.3.2 Pérdidas asociadas al rendimiento

- Pérdidas de producción normales: reducciones de la tasa de producción durante arranques, paradas y cambios de utillaje.
- Pérdidas de producción anormales: disminuciones de rendimiento cuando la planta opera por debajo de su estándar debido a disfunciones o condiciones anormales.

3.2.3.3 Pérdidas asociadas a la calidad

- Defectos de calidad: pérdidas derivadas de la producción de productos rechazables, de baja graduación o de desecho.
- Reprocesamiento: pérdidas generadas al reciclar productos no conformes que deben volver a un proceso previo para hacerse aceptables.

Estas ocho pérdidas constituyen las principales barreras para alcanzar la eficacia máxima de la planta en relación con sus equipos, y su reducción sistemática es el eje central de la mejora (Suzuki, 1995, págs. 21-32).

- **Relación entre pérdidas y mejora de la eficacia**

La mejora de la eficacia global se logra mediante la reducción sostenida de estas pérdidas, no mediante incrementos artificiales de carga. En particular:

- La reducción de pérdidas de paradas incrementa la disponibilidad.
- La reducción de pérdidas de producción normal y anormal mejora el rendimiento.
- La reducción de pérdidas por defectos y reprocesamiento eleva la calidad.

De este modo, la mejora de la eficacia global de la planta se concibe como un proceso estructurado y continuo de eliminación de pérdidas, alineado con los principios del TPM y orientado a acercar progresivamente la operación real al estándar de diseño.

3.3 Mejora orientada y gestión estructurada de pérdidas

3.3.1 Concepto de mejora orientada

La mejora orientada constituye una de las actividades centrales en industrias de proceso, y se define como una acción prioritaria dentro del desarrollo del TPM, orientada explícitamente a mejorar los resultados corporativos y elevar la eficacia global de la planta. A diferencia de enfoques pasivos centrados únicamente en obtener beneficios de corto plazo, se enfatiza que solo una actitud proactiva, acompañada de la asignación deliberada de tiempo, recursos y esfuerzos, permite lograr incrementos significativos y sostenibles en productividad y rentabilidad (Suzuki, 1995, págs. 45-51). Asimismo, una fuente profesional complementaria plantea y confirma esta definición, la *Focused Improvement* o mejora orientada corresponde a un proceso estructurado en el cual equipos multifuncionales identifican, cuantifican y eliminan pérdidas específicas mediante ciclos de mejora y criterios de priorización alineados con objetivos de negocio (Kaizen Institute, s.f.).

- **No todas las pérdidas son iguales**

Un principio clave de la mejora orientada es reconocer que no todas las pérdidas tienen la misma relevancia ni el mismo impacto. Muchas organizaciones continúan acumulando pérdidas porque los problemas difíciles permanecen sin resolver, ya sea por falta de tiempo, recursos o claridad en la priorización.

La mejora orientada aborda este problema mediante un procedimiento sistemático, que permite romper el ciclo vicioso de pérdidas persistentes. Dicho procedimiento se estructura en las siguientes etapas:

- Selección de un tema prioritario de mejora
- Formación de un equipo de proyecto
- Registro formal del tema
- Investigación, definición e implementación de la mejora
- Evaluación objetiva de los resultados

Una mejora ejecutada bajo este esquema se distingue claramente de la mejora continua general, ya que implica asignación explícita de recursos, participación de equipos multidisciplinarios y un trabajo cuidadosamente planificado y supervisado (Suzuki, 1995, págs. 45-51).

En el contexto de la Industria 4.0, la mejora orientada ha experimentado una evolución significativa. En la cita (Silvestri, Forcina, Introna, Santolamazza, & Cesarotti, 2020) documentan en su revisión sistemática que la integración de tecnologías digitales como sensores conectados, plataformas de captura automática de datos y herramientas de analítica, amplifica la capacidad de los equipos de mejora para detectar pérdidas que antes permanecían invisibles, cuantificar su impacto con mayor precisión y priorizar intervenciones sobre evidencia objetiva en lugar de percepciones. Asimismo, especialistas coinciden en que el sustrato analítico aportado por las herramientas digitales es lo que diferencia el TPM clásico del TPM digital o "TPM 4.0", manteniendo intactos los principios metodológicos planteados por Suzuki pero elevando la robustez del diagnóstico de pérdidas. Esta evolución resulta especialmente relevante en industrias de proceso, donde la complejidad operacional y la cantidad de variables intervinientes hacen impracticable un análisis exhaustivo basado únicamente en registros manuales (Mecheri & el-Khoumsi, 2025).

3.3.2 Pérdidas y los seis resultados principales

La mejora orientada tiene como objetivo la eliminación sistemática de pérdidas que afectan la eficacia global del proceso productivo. Para ello, resulta fundamental identificar y cuantificar dichas pérdidas, ya que solo aquellas que son visibles y medibles pueden ser gestionadas de forma efectiva. Este enfoque se centra directamente en los elementos del proceso productivo, considerando como pérdidas todas las deficiencias asociadas a equipos, materiales, personas y métodos (Suzuki, 1995, págs. 45-51). En industrias de proceso, este enfoque requiere una adaptación debido a características como la operación continua, la interdependencia entre etapas, la complejidad de los materiales y el alto consumo energético, lo que implica evaluar el desempeño a nivel del sistema completo y no únicamente de equipos individuales.

En este contexto, las pérdidas se vinculan con un marco estructurado de resultados, representado por las dimensiones Producción, Calidad, Coste, Entregas, Seguridad y Moral. Toda pérdida relevante se refleja en una o más de estas dimensiones, permitiendo relacionar el desempeño operacional con los resultados del negocio. Para su adecuada gestión, estos resultados deben descomponerse en indicadores operativos específicos que permitan identificar las fuentes de pérdida y priorizar acciones de mejora. La visualización sistemática de esta relación, mediante tablas e indicadores, facilita el seguimiento de los resultados, fortalece el aprendizaje organizacional y contribuye a la sostenibilidad de las mejoras.

En este marco, la Tabla 1 organiza estas dimensiones junto con sus principales indicadores operativos, permitiendo visualizar de manera estructurada cómo las pérdidas se traducen en impactos medibles sobre el desempeño del proceso productivo y facilitando su análisis y priorización.

Categoría	Indicadores
P (Producción)	1. Aumento de productividad del personal 2. Aumento de productividad del equipo 3. Aumento de productividad del valor añadido 4. Aumento de rendimientos de producto 5. Aumento de la tasa de operación de la planta 6. Reducción del número de trabajadores
C (Coste)	1. Reducción de horas de mantenimiento 2. Reducción de costes de mantenimiento 3. Reducción de costes de recursos (reducción de consumos unitarios) 4. Ahorros de energía (reducción de consumos unitarios)

S (Seguridad)	1. Reducción de número de accidentes con baja laboral 2. Reducción del número de otros accidentes 3. Eliminación de incidentes de producto 4. Grado de mejora en requerimientos de entorno legales
Q (Calidad)	1. Reducción de la tasa de defectos de proceso 2. Reducción de quejas de clientes 3. Reducción de tasa de desechos 4. Reducción del coste de medidas contra defectos de calidad 5. Reducción de costes de reprocesamiento
D (Entregas)	1. Reducción de entregas retrasadas 2. Reducción de stocks de productos 3. Aumento de tasa de rotación de inventarios 4. Reducción de stocks de repuestos
M (Moral)	1. Aumento del número de sugerencias de mejora 2. Aumento de la frecuencia de las actividades de pequeños grupos 3. Aumento de número de hojas de lecciones de punto único 4. Aumento del número de irregularidades detectadas

Tabla 1: Relación entre pérdidas principales y resultados de la mejora orientada (PQCDSM). Fuente: Adaptado de TPM en industrias de proceso (Suzuki, 1995, págs. 45-51).

3.3.3 Clasificación sistemática de pérdidas

La mejora orientada requiere una clasificación sistemática de las pérdidas que permita identificarlas, analizarlas y priorizarlas de manera coherente con la naturaleza del proceso productivo. La gestión efectiva de las pérdidas depende de su definición clara dentro de una tipología común, lo que posibilita su medición, comparación y tratamiento estructurado (Suzuki, 1995, págs. 45-51).

El análisis se centra en los elementos que conforman el proceso productivo, considerando como fuentes de pérdida las deficiencias asociadas a equipos, materiales, personas y métodos. Esta perspectiva permite abordar el desempeño operacional desde una visión integral del sistema, lo que resulta especialmente relevante en industrias de proceso, donde la producción es continua y los distintos componentes del proceso se encuentran altamente interrelacionados.

Como base para la mejora orientada, la Tabla presente en el Anexo 0 presenta una clasificación de pérdidas principales en industrias de proceso que permite vincular categorías de pérdida con acciones concretas de mejora. Esta clasificación constituye una referencia estructurada para identificar focos de intervención dentro del proceso productivo, sin representar una taxonomía rígida, ya que las categorías pueden adaptarse según las características de cada operación. A partir de esta base, en la presente memoria se adopta una estructura de dieciséis grandes pérdidas, definida en función de la experiencia acumulada por la consultora en trabajos previos. Esta

adaptación permite representar con mayor precisión las fuentes de pérdida observadas en terreno y entregar un nivel de detalle más útil para la medición, el análisis y la priorización.

3.4 El Árbol de Pérdidas como modelo estructural de análisis

Con el objetivo de organizar y analizar las pérdidas de manera jerárquica, se propone un modelo de árbol de pérdidas que permite estructurar la información desde un nivel agregado hasta un nivel de causas específicas. Este modelo se construye a partir de los principios de identificación, clasificación y descomposición de pérdidas, y constituye una herramienta analítica orientada a facilitar la comprensión y gestión del desempeño operacional. La construcción de árboles jerárquicos de pérdidas tiene su origen formal en la metodología de *Cost Deployment* desarrollada por Yamashina y Kubo en el marco del *World Class Manufacturing* (Yamashina & Kubo, 2002).

El árbol de pérdidas permite representar la contribución relativa de cada categoría de pérdida sobre el resultado global, así como su desagregación progresiva en niveles de mayor detalle. Esta estructura habilita una lectura integrada del proceso, permitiendo identificar no solo dónde se concentran las pérdidas, sino también cuáles son los mecanismos que las generan. La Ilustración 3 se incorpora para representar el proceso general de construcción del árbol de pérdidas, mostrando cómo la información operacional es transformada en una estructura analítica útil para priorizar acciones de mejora.



Ilustración 3: Metodología para construir el Árbol de Pérdidas, integrando levantamiento de datos, definición de niveles objetivos, análisis de brechas y consolidación para priorización. Fuente: Innovac 2025.

Luego, la Tabla 2 se incorpora para mostrar la estructura de pérdidas adoptada en esta memoria y su organización en tres macrogrupos: mano de obra, máquinas y recursos. Su inclusión permite visualizar que la adaptación utilizada no solo amplía el nivel de detalle

del análisis, sino que también justifica la agrupación de pérdidas según el elemento del proceso al que se asocian principalmente.

Macrogrupo	Categoría de grandes pérdidas
Mano de obra	Pérdidas por gestión; Pérdidas por movimientos; Pérdidas por disposición; Pérdidas por falta de automatización; Pérdidas por medición y control.
Máquinas	Pérdidas por paradas planificadas; Pérdidas por preparaciones y ajustes; Pérdidas por fallas; Pérdidas por fallas de proceso; Pérdidas por pequeñas paradas; Pérdidas por velocidad reducida; Pérdidas por arranques y estabilización; Pérdidas por defectos y reprocesos.
Recursos	Pérdidas de energía; Pérdidas de rendimientos o desperdicios; Pérdidas por mala utilización de herramientas.

Tabla 2: Estructura de las dieciséis grandes pérdidas adoptadas en la construcción del modelo. Fuente: Innovac 2025.

En particular, el macrogrupo de máquinas concentra ocho pérdidas directamente asociadas al desempeño de los equipos. Esta agrupación permite vincular dichas pérdidas con disponibilidad, rendimiento y calidad y, por esa vía, con el cálculo del OEE utilizado en la presente memoria.

3.4.1 Descomposición jerárquica de pérdidas

El árbol de pérdidas se estructura en tres niveles de análisis macro, meso y micro que permiten descomponer progresivamente las pérdidas desde una visión global del proceso hacia sus causas específicas. La adopción de esta estructura de tres niveles responde a la experiencia metodológica acumulada por la consultora en sucesivos proyectos de análisis de pérdidas en industrias de proceso, y se alinea conceptualmente con la práctica de modelado multi-escala empleada en sistemas manufactureros, donde la diferenciación entre escalas macro, meso y micro permite organizar el análisis según el grado de granularidad operacional (Zhang & Yin, 2017).

- Nivel macro

El nivel macro organiza las pérdidas en función de grandes agrupaciones asociadas a los elementos del proceso productivo. En esta memoria se consideran tres macrogrupos: máquinas, mano de obra y recursos. Esta agrupación permite representar de manera sintética el impacto económico de cada componente del sistema productivo, facilitando la identificación de áreas críticas. La estructura adoptada responde a una adaptación construida en función de las realidades operacionales analizadas, manteniendo coherencia con el enfoque de análisis basado en los elementos del proceso.

- **Nivel meso**

El nivel meso corresponde a la desagregación de cada macrogrupo en categorías específicas de pérdida. Estas categorías representan tipologías operacionales observables en planta, tales como fallos, defectos, pérdidas de rendimiento, tiempos improductivos, consumo de recursos y otras fuentes de ineficiencia. La clasificación utilizada en este nivel permite capturar con mayor precisión la naturaleza de las pérdidas y facilitar su análisis comparativo y su priorización según impacto. En este punto, la adaptación de dieciséis grandes pérdidas cumple un rol central, ya que traduce una referencia general en una estructura operacional aplicable al caso estudiado.

- **Nivel micro**

El nivel micro corresponde a la descomposición de las pérdidas en causas específicas asociadas a eventos o condiciones observables en el proceso. En este nivel se identifican las denominadas aristas, las cuales representan mecanismos concretos que explican la ocurrencia de las pérdidas. Ejemplos de estas aristas incluyen fenómenos como fallas eléctricas, fallas mecánicas, problemas de instrumentación, condiciones de sobrecalentamiento o activaciones de sistemas de protección. Este nivel permite establecer una conexión directa entre las pérdidas agregadas y los eventos reales que las generan en operación. La incorporación de este nivel permite avanzar desde un análisis descriptivo hacia un análisis causal, habilitando la identificación de puntos de intervención específicos. De esta forma, se facilita la definición de acciones de mejora orientadas a eliminar o reducir las causas raíz de las pérdidas.

- **Síntesis del modelo**

La estructura del árbol de pérdidas integra distintos niveles de análisis en una misma herramienta, permitiendo una comprensión progresiva del desempeño operacional. El nivel macro proporciona una visión agregada del impacto de las pérdidas, el nivel meso permite clasificar y comparar tipologías, y el nivel micro

permite identificar causas específicas a través de aristas directamente observables en el proceso.

Como se mencionó anteriormente, esta estructura corresponde a una adaptación construida en función de la realidad operacional analizada y experiencia de la consultora. Esta decisión es consistente con el enfoque planteado para industrias de proceso, donde las categorías de pérdida pueden ajustarse según las características del entorno productivo y desagregarse cuando se requiere un mayor nivel de detalle (Suzuki, 1995, págs. 45-51).

De esta manera, el modelo propuesto no solo describe el comportamiento del sistema productivo, sino que también facilita la priorización de acciones en función de su impacto económico y operacional, contribuyendo a una gestión más efectiva de las pérdidas operacionales.

3.4.2 Uso del árbol para priorización de mejoras

Una vez construido el Árbol de Pérdidas y cuantificado el impacto de cada rama en términos operacionales y económicos, este deja de ser únicamente una herramienta de representación y se transforma en un mecanismo de decisión. Su principal utilidad radica en permitir la priorización de mejoras sobre la base de evidencia, concentrando los esfuerzos en aquellas pérdidas que generan mayor impacto en el desempeño del proceso, en coherencia con el enfoque de mejora orientada (Suzuki, 1995, págs. 45-85).

La priorización se realiza mediante la clasificación de las pérdidas según su impacto, identificando aquellas categorías que concentran la mayor proporción del problema. Este enfoque sigue la lógica del principio de Pareto, ampliamente utilizado en gestión de calidad para enfocar los esfuerzos en un número reducido de causas críticas (NIST/SEMATECH - National Institute of Standards and Technology, 2012). Aplicado al árbol, este criterio permite ordenar las ramas y seleccionar aquellas que representan el mayor potencial de mejora.

A partir de esta priorización, la selección de iniciativas debe considerar criterios como el impacto económico y operacional, el alineamiento con los objetivos de la

planta y la identificación de focos relevantes dentro del proceso ya sea a nivel de equipo, unidad o flujo productivo. Asimismo, resulta necesario analizar previamente las pérdidas dominantes y los cuellos de botella del sistema, de modo de definir objetivos realistas y enfocados.

Finalmente, la implementación de las mejoras requiere evaluar la factibilidad de los proyectos en función de su complejidad, recursos necesarios y capacidad de ejecución, así como definir responsables claros para su desarrollo. En este sentido, las acciones pueden ser abordadas tanto a nivel operativo como mediante equipos de mejora interfuncionales, dependiendo de la naturaleza del problema.

3.5 Medición de la eficacia y evaluación del TPM

3.5.1 Medición de la eficacia dentro del enfoque

La medición de la eficacia del TPM permite evaluar el avance de las iniciativas de mejora y asegurar su alineamiento con los objetivos organizacionales. Su propósito es transformar el desempeño operacional en información observable y gestionable, mediante la comparación sistemática entre resultados obtenidos y metas definidas, facilitando la identificación de desviaciones y la aplicación de acciones correctivas (Suzuki, 1995, págs. 363-381).

Este enfoque se basa en la definición de objetivos alineados con la estrategia de la empresa, los cuales deben desagregarse a niveles operativos para su implementación en equipos y áreas. En este contexto, los indicadores permiten evaluar resultados, hacer visibles las prioridades de mejora y sostener una toma de decisiones basada en evidencia. Una cita complementaria comenta que la medición del desempeño puede entenderse como el proceso de cuantificar resultados para evaluar eficacia y eficiencia, lo que refuerza su rol como base para la gestión sistemática de la mejora (Bourne, Neely, Mills, & Platts, 2003).

El Gráfico 2 ilustra de manera conceptual la evolución de indicadores clave de desempeño en un sistema de mejora, mostrando cómo la reducción progresiva de pérdidas permite aproximarse a los objetivos definidos.

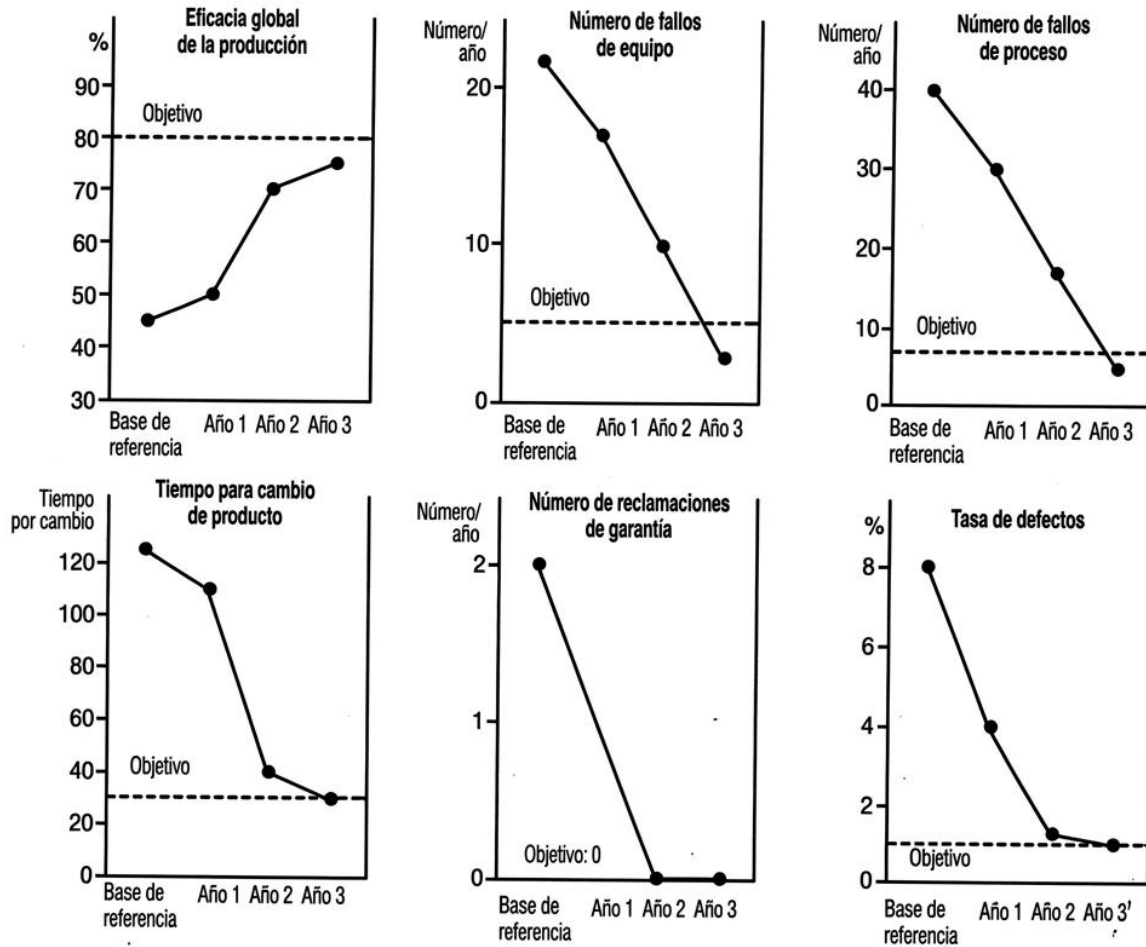


Gráfico 2: Ejemplo ilustrativo de la evolución de indicadores clave de desempeño en un sistema TPM, donde se observa la reducción sistemática de pérdidas y la aproximación a los objetivos. Nota. Adaptado de TPM en industrias de proceso (Suzuki, 1995, págs. 363-381).

3.5.2 Tipos de indicadores de desempeño

En este contexto, la medición del desempeño no se limita a un único indicador, sino a un sistema que permite evaluar resultados, orientar el foco de mejora y verificar el impacto de las iniciativas sobre pérdidas, costos, calidad y confiabilidad. Este sistema de indicadores debe ser balanceado, de modo que refleje el desempeño global del proceso y evite mejoras aisladas sin impacto significativo (Suzuki, 1995, págs. 363-381). Los indicadores pueden agruparse en distintas categorías según su propósito, incluyendo gestión, desempeño global, calidad, energía y mantenimiento. En las secciones siguientes se profundiza en algunos de los tipos de indicadores más relevantes para el análisis del desempeño en TPM.

3.5.2.1 Indicadores operacionales

Estos indicadores responden a qué tan eficientemente la planta convierte su tiempo y recursos en producción conforme al estándar. El núcleo operacional se expresa mediante indicadores de eficacia global y sus componentes, junto con métricas de productividad, ritmo y resultado que reflejan el desempeño real respecto al esperado.

En la sección 3.2.2 se presentaron las fórmulas asociadas a los tres componentes fundamentales del desempeño productivo, que corresponden a disponibilidad, rendimiento y calidad, junto con la expresión consolidada de la eficacia global del equipo, correspondientes a las Ecuaciones N°1 a N°4. Sin embargo, el enfoque de medición del desempeño considera indicadores operacionales complementarios, cuyo propósito es capturar dimensiones adicionales del comportamiento del proceso que no siempre quedan reflejadas únicamente a través del OEE.

- Proporción entre beneficio de operaciones y capital bruto

$$\frac{\text{Beneficio de operaciones}}{\text{Capital bruto}} * 100 [\%]$$

Ecuación N°5: Indicador que mide la relación porcentual entre el beneficio generado por las operaciones y el capital bruto invertido.

- Valor añadido por empleado

$$\frac{\text{Valor añadido}}{\text{Número de empleados}} * 100 [\text{CLP} / \text{Empleado}]$$

Ecuación N°6: Indicador que expresa el valor añadido generado por cada empleado, utilizado para evaluar la contribución media del personal a la creación de valor en la organización.

- Productividad del personal

$$\frac{\text{Volumen o cantidad de producción}}{\text{Número de trabajadores (o total horas de trabajo)}} [\text{Unidad} / \text{Trabajador}]$$

Ecuación N°7: Indicador de productividad laboral que mide el output generado por trabajador, permitiendo evaluar la eficiencia del uso del recurso humano en el proceso productivo.

- Eficiencia de las inversiones en equipo

$$\frac{\text{Producción por período}}{\text{Valor de los activos fijos al final del período}} \text{ [Unidad / CLP]}$$

Ecuación N°8: Indicador que evalúa la productividad de las inversiones en equipos, relacionando el nivel de producción obtenido con el valor de los activos fijos disponibles.

En esta subsección solo se incorporan indicadores adicionales relevantes para el análisis operativo que pueden ser utilizadas dentro de las herramientas de gestión. Las demás expresiones complementarias pueden revisarse en el Anexo 1 del presente documento.

3.5.2.2 Indicadores de pérdidas

En el contexto de pérdidas, no basta con observar indicadores finales, sino que resulta fundamental contar con métricas que permitan explicar las pérdidas y priorizar acciones de mejora. En este sentido, se utilizan indicadores orientados a cuantificar la frecuencia de fallas, el tiempo perdido, la carga de mantenimiento correctivo y métricas de confiabilidad y mantenibilidad.

- MTBF - Tiempo medio entre fallas

$$\text{MTBF} = \frac{\text{Tiempo de operación}}{\text{Número de fallas}} \text{ [Horas / Falla]}$$

Ecuación N°9: Indicador que mide la frecuencia de fallas, mostrando cada cuánto tiempo, en promedio, ocurre una avería.

- MTTR - Tiempo medio de reparación

$$\text{MTTR} = \frac{\text{Tiempo total de reparación (parada por fallas)}}{\text{Número de fallas}} \text{ [Horas / Falla]}$$

Ecuación N°10: Indicador que mide la duración de las fallas, reflejando el tiempo promedio necesario para recuperar el equipo tras una avería.

- Tiempo Medio Entre Fallas con Peso de Severidad

$$\text{MTBF}_{\text{ponderado}} = \frac{\sum_{i=1}^n (T_i \times W_i)}{n} \text{ [Horas]}$$

Ecuación N°11: Índice que pondera el tiempo entre fallas según la severidad o impacto de la falla en la operación, ofreciendo una medida más realista de confiabilidad cuando no todas las fallas tienen el mismo efecto.

Donde:

- T_i = es el tiempo de operación entre fallas,
- W_i = es el peso de severidad de cada falla.
- Índice de Eficacia de Mantenimiento Preventivo vs Total

$$\text{Índice M}_{CP} = \frac{\text{Trabajos de mantenimiento preventivo completados}}{\text{Trabajos totales de mantenimiento}} * 100 [\%]$$

Ecuación N°12: Proporción de trabajos de mantenimiento preventivo respecto al total de intervenciones de mantenimiento. Un valor mayor indica mayor enfoque en mantenimiento planificado versus reactivo.

- Costo Total de Mantenimiento por Unidad de Producción

$$C_{mu} = \frac{CT_m}{UP} = \frac{CD + CI + CP}{UP} [\text{CLP} / \text{Unidad}]$$

Ecuación N°13: Costo total de mantenimiento expresado por unidad de producción, incluyendo costes directos de mantenimiento, costes indirectos (como logística y administración) y los costes asociados con paradas no programadas.

Donde:

- C_{mu} = costo de mantenimiento unitario [CLP / Unidad]
- CT_m = costo total de mantenimiento [CLP]
- UP = unidades producidas [unidades]
- CD = costes directos [CLP]
- CI = costes indirectos [CLP]
- CP = costes por paradas [CLP]
- Pérdidas Totales por Fallas Normalizadas

$$PN = \frac{TPF + TM_{np}}{TPO} * 100 [\%]$$

Ecuación N°14: Porcentaje de tiempo planificado de operación que se pierde debido a fallas y mantenimiento reactivo. Refleja el impacto global de eventos adversos sobre la disponibilidad operativa.

Donde:

- PN = pérdidas normalizadas [%]

- TPF = tiempo perdido por fallas [Horas]
- TM_{np} = tiempo de mantenimiento no planificado [Horas]
- TPO = tiempo planificado de operación [Horas]

Estas métricas son útiles porque conectan directamente con decisiones TPM: reducir frecuencia (mejorar MTBF) y/o reducir duración (mejorar MTTR). Las demás expresiones complementarias pueden revisarse en el Anexo 2 del presente documento.

3.5.2.3 Indicadores de calidad

El enfoque distingue los indicadores de calidad como una dimensión específica del desempeño, dado que, incluso en contextos de estabilidad operacional, una proporción relevante de las pérdidas puede originarse en defectos, rechazos, retrabajos y reclamos.

- Tasa de defectos de proceso (Defect Rate)

$$\text{Tasa de Defectos} = \frac{RC + OS + \text{Desecho}}{\text{Volumen de producción}} * 100 [\%]$$

Ecuación N°15: Porcentaje de unidades producidas que no cumplen especificaciones por primera vez, incluyendo productos reciclados (RC), productos fuera de especificación (OS) y desechos.

Donde:

- RC = Productos reciclados [unidades]
- OS = Productos fuera de especificación [unidades]
- Desecho = Productos desechados – *scrap* [unidades]
- Vol. prod. = Volumen total de producción [unidades]
- Rendimiento global (Global Quality Yield)

$$RG = \frac{\text{Total producto expedido}}{\text{Total materias primas usadas}} * 100 [\%]$$

Ecuación N°16: Proporción de las materias primas utilizadas se convierte en producto aceptable expedido, reflejando calidad integral del proceso.

- First Pass Yield (FPY) – Rendimiento de primera pasada

$$FPY = \frac{\text{Unidades buenas producidas sin retrabajo}}{\text{Unidades totales procesadas}} * 100 [\%]$$

Ecuación N°17: Proporción de productos que cumplen estándares de calidad sin necesidad de retrabajo, indicador fundamental para medir eficiencia y ausencia de defectos desde el inicio.

- Defects Per Million Opportunities (DPMO)

$$DPMO = \frac{1,000,000 \times \text{Número de defectos}}{\text{Número de unidades} \times \text{Oportunidades por unidad}} [\text{defectos} / 10^6]$$

Ecuación N°18: Número de defectos por cada millón de oportunidades de que ocurra un defecto durante el proceso, métrica estándar en metodologías de calidad como Six Sigma para comparar rendimiento de procesos complejos.

Estos indicadores son útiles para registrar cantidad defectuosa, cantidad retrabajada, causa y tiempo asociado. Las demás expresiones complementarias pueden revisarse en el Anexo 3 del presente documento.

3.5.2.4 Indicadores de energía

En industrias de proceso, el desempeño energético se incorpora como una dimensión relevante dentro del sistema de indicadores, dado que el consumo de energía representa un componente estructural de los costos operacionales y un foco relevante de mejora. En este contexto, se utilizan indicadores que relacionan el consumo energético con el nivel de producción, permitiendo identificar ineficiencias y pérdidas asociadas al uso de energía.

- Indicador de consumo específico de energía

$$EnPI = \frac{E}{P} [\text{kWh/unidad}]$$

Ecuación N°19: Indicador que mide cuánta energía se utiliza para producir una unidad comparable de bien o servicio. Cuanto más baja sea la cifra, mejor está siendo utilizada la energía (más eficiente).

Donde:

- E = Energía total consumida en el período [kWh]
- P = Producción o actividad relacionada [unidades]

- Indicador Base-100

$$EnPI_{100} = \frac{E_{ref}}{E_{real}} * 100 [-]$$

Ecuación N°20: Indicador que compara el consumo teórico esperado con el consumo real para un mismo nivel de actividad. Un valor mayor a 100 indica eficiencia mejor que la base, y menor a 100 indica peor desempeño. Permite evaluar mejoras o deterioros relativos en el consumo energético.

Donde:

- E_{ref} = Consumo teórico esperado para un nivel de producción dado [kWh]
- E_{real} = Consumo realmente medido [kWh]

Antes de realizar comparaciones, es necesario definir una línea base de consumo utilizando datos históricos y una variable representativa, como la producción. Esta línea base puede obtenerse mediante un modelo lineal que relacione consumo y nivel de actividad.

Donde:

- m = Pendiente que representa consumo adicional por unidad de producción [kWh/unidad]
- E_o = consumo base cuando la producción es cero [kWh]
- Indicador de tendencia del desempeño (CUSUM)

$$CUSUM = \sum (E_{real} - E_{teorico}) \text{ [kWh]}$$

Ecuación N°21: Indicador que acumula las diferencias entre el consumo real y el consumo teórico a lo largo del tiempo. Valores acumulados negativos indican mejoras en desempeño energético, mientras que valores positivos reflejan aumento de consumo respecto al esperado.

Donde:

- $E_{real,teorico}$ = Energía consumida tanto real como teórica (kWh, MJ, etc.)
- Indicador de Desempeño Energético usando un Modelo Lineal Ajustado

$$EnPI_{reg} = \frac{E_{real} - E_{predicho}}{E_{predicho}} * 100 \text{ [%]}$$

Ecuación N°22: Indicador que expresa el porcentaje de desviación entre el consumo real y el consumo predicho por un modelo lineal ajustado. Valores negativos representan un mejor desempeño que lo previsto por el modelo, y positivos un desempeño peor.

Donde:

- E_{predicho} = Consumo de energía esperado según el modelo ajustado [kWh]
- E_{real} = Consumo de energía realmente medido [kWh]

Teniendo en cuenta que:

$$E_{\text{predicho}} = m * P + C$$

representa un modelo lineal ajustado al comportamiento histórico de consumo energético en función de la variable de producción. En este modelo, m [kWh/unidad] corresponde a la pendiente o relación incremental de energía por unidad de actividad, P [unidades] es la medida de producción o actividad relevante, y C [kWh] es el componente de consumo que no depende directamente de la producción.

3.5.2.5 Otros indicadores para la gestión y la priorización

Además de los indicadores operacionales, se consideran métricas complementarias que permiten evaluar dimensiones transversales del desempeño. Estos indicadores permiten apoyar la gestión y priorización de acciones de mejora. A continuación, se muestran algunos de ellos:

- Reducción en el número de paradas para mantenimiento (SMD): Este indicador permite verificar si el sistema reduce detenciones por mantenimiento y, en consecuencia, contribuye a aumentar los días de producción continua.

$$\text{Reducción de SMD} = \frac{\text{SMD}_{\text{previo}}}{\text{SMD}_{\text{actual}}} [-]$$

Ecuación N°23: Indicador que se ocupa para evaluar el impacto del TPM sobre la continuidad operativa.

- Tasa de logros del PM: Este indicador permite evaluar el cumplimiento del plan de mantenimiento preventivo.

$$\text{Tasa de logros del PM} = \frac{\text{Tareas PM terminadas}}{\text{Tareas PM planificadas}} * 100 [\%]$$

Ecuación N°24: Porcentaje de tareas preventivas terminadas respecto de las planificadas. Este indicador resume el grado de disciplina y ejecución del plan (planificación frente a cumplimiento) y se utiliza como señal directa del nivel de control del mantenimiento preventivo bajo TPM.

- Tasa de corrección de fallas: Como métrica de aprendizaje y robustez del sistema, este indicador propone la tasa de corrección de fallas como un indicador compuesto. La lógica es que la corrección efectiva no depende solo de “analizar”, sino de cerrar el ciclo completo: analizar, implementar y evitar recurrencias, alineándose con una gestión de fallas basada en mejora continua.

$$\text{Tasa de corrección de fallas} = A \times B \times P * 100 [\%]$$

Ecuación N°25: Indicador compuesto, calculado como el producto entre la tasa de análisis de fallas, la tasa de implementación de contramedidas y la tasa de prevención de repeticiones.

Donde:

- A = Tasa de análisis de fallas [-]
- B = Tasa de implementación de contramedidas [-]
- P = Tasa de prevención de repeticiones [-]

Los indicadores presentados en esta sección se apoyan en el libro TPM en industrias de proceso como fuente principal (Suzuki, 1995), complementados con lineamientos técnicos provenientes de la guía de indicadores y líneas base de desempeño energético descrita en el documento “Línea base e indicadores de desempeño” del programa ISO 50001-ONUDI, la cual detalla metodologías de modelamiento, normalización y seguimiento del desempeño energético mediante indicadores base-100, curvas de tendencia y líneas de referencia (Energética, 2017).

3.6 Datos operacionales como insumo del modelo de pérdidas

3.6.1 Naturaleza de los datos operacionales

Los datos operacionales corresponden a la información generada durante la ejecución de los procesos productivos, y constituyen el insumo fundamental para medir, analizar y gestionar pérdidas. Estos datos reflejan lo que ocurre directamente en la operación, permitiendo tanto el control en tiempo real como el análisis posterior del desempeño.

En entornos industriales, estos datos incluyen registros de eventos, tiempos de operación y detención, estados de equipos y variables de proceso capturadas por sistemas de control o sensores. En términos técnicos, los *operational data* corresponden a información generada por sistemas productivos que representan el estado real de los procesos en el momento en que ocurren (Elsevier, s.f.).

Sus principales características son:

1. Se generan de forma continua o en tiempo casi real,
2. Representan el estado de equipos y procesos,
3. Proviene de múltiples fuentes, como sensores, sistemas SCADA y registros operacionales.

En el ámbito industrial, estos datos pueden provenir de sensores y dispositivos *IoT* que monitorizan variables físicas como temperatura, presión o vibración, equipos automatizados que reportan estados de funcionamiento, sistemas de adquisición y control, y registros de eventos operativos como paradas, arranques o fallas.

3.6.1.1 Ejemplos concretos de datos operacionales

Los datos operacionales pueden expresarse en distintos formatos, entre los cuales destacan:

- Eventos de operación, como inicios y términos de actividades
- Tiempos de ciclo y tiempos de detención

- Causas de interrupción o fallas
- Estados operacionales de equipos
- Registros de producción

Estos datos permiten no solo el control de la operación, sino también su análisis en tiempo real o casi real (GigaSpaces, 2025). A partir de estos datos es posible identificar y cuantificar desviaciones del proceso productivo, tales como tiempo improductivo, fallas de equipos o pérdidas de rendimiento. En este contexto, los datos operacionales permiten construir estructuras de análisis como el árbol de pérdidas, aplicar métricas e indicadores de desempeño, comparar períodos operacionales y respaldar decisiones con evidencia cuantitativa. Por ello, la calidad y disponibilidad de estos datos es un elemento central en la aplicación del modelo desarrollado en este trabajo.

3.6.2 Problemas de datos no estructurados

Los datos no estructurados corresponden a información que no sigue un formato definido, lo que dificulta su análisis mediante herramientas tradicionales. Aunque contienen información relevante, su uso presenta limitaciones importantes en contextos industriales. A continuación, se presentan tres problemas clave que surgen cuando los datos operacionales no están estructurados.

3.6.2.1 Falta de consistencia en los datos

La consistencia se refiere a la uniformidad con la que se representan los mismos tipos de información en diferentes registros. Cuando los datos no son estructurados, no existe un estándar para registrar campos como causas de parada, descripciones de eventos o estados de equipos. Esto significa que lo mismo puede ser introducido de múltiples formas, por ejemplo, descripciones variables o códigos sin un diccionario común, lo que dificulta la comparación automática y genera errores durante la agregación de datos.

Este problema no solo impide la automatización de análisis, sino que también requiere esfuerzos manuales significativos para homologar registros

antes de poder aplicar cálculos confiables. La gestión de datos enfatiza que la inconsistencia de formatos y descripciones es una de las mayores barreras para utilizar datos no estructurados de forma efectiva en decisiones basadas en datos (Arruda, 2023).

3.6.2.2 Complejidad analítica y errores en la interpretación

Otro problema relevante de los datos no estructurados es que su análisis es intrínsecamente más complejo. A diferencia de los datos estructurados que pueden ser analizados con operaciones estándar, los datos no estructurados exigen técnicas avanzadas como minería de texto, inteligencia artificial y procesamiento de lenguaje natural para extraer patrones significativos. Esta complejidad puede introducir errores si no se utilizan herramientas y metodologías adecuadas.

El análisis de datos no estructurados suele requerir herramientas avanzadas y expertos en ciencia de datos, ya que interpretar texto libre o patrones sin esquema predefinido puede dar lugar a inferencias incorrectas o inconsistencia en los resultados. Por ejemplo, la falta de un vocabulario controlado puede hacer que algoritmos de clasificación malinterpreten causas de paradas o acciones de mantenimiento como eventos distintos cuando en realidad son equivalentes. Esta complejidad se reconoce como uno de los principales retos en la gestión de datos no estructurados en escenarios industriales y de manufactura (BigID, 2024).

3.6.2.3 Integración difícil entre múltiples fuentes y sistemas

En entornos industriales la información operativa a menudo proviene de diversas fuentes: sistemas SCADA, sensores *IoT*, notas de operadores, registros de mantenimiento y documentación semimanual. Cuando estos datos no están estructurados de forma homogénea, su integración en una base de datos unificada se vuelve compleja o incluso inviable sin una transformación previa.

Los datos dispares pueden generar silos de información que son difíciles de correlacionar entre sí, lo que afecta la visibilidad completa del proceso. Por ejemplo, correlacionar eventos de parada generados automáticamente por sensores con notas manuales de los operadores exige una normativa de transformación que muchas veces no existe en datos no estructurados. La integración eficaz de múltiples fuentes de datos no estructurados es uno de los grandes desafíos de la gestión de datos industrial en la era del *Big Data* (BigID, 2024).

3.7 Estandarización y automatización del análisis de pérdidas

3.7.1 Necesidad de estandarización de datos

La estandarización de datos es un requisito fundamental para que el análisis de pérdidas sea confiable, comparable y repetible en el tiempo. En contextos industriales, los datos operacionales provienen de múltiples fuentes, por lo que, sin una estructura común, los resultados pierden validez y trazabilidad. En términos de definición, la estandarización consiste en definir formatos, categorías, unidades y significados comunes, de manera que los datos puedan ser utilizados de forma consistente en distintos contextos. En esta línea, la norma ISO 8000 establece que los datos deben ser definidos y estructurados de forma uniforme para asegurar su interoperabilidad y uso confiable en sistemas industriales (International Organization for Standardization, 2019). A continuación, se definen dos características clave.

3.7.1.1 Comparabilidad

La comparabilidad corresponde a la capacidad de analizar datos entre distintos períodos, equipos o unidades sin que existan distorsiones por diferencias en su registro.

En ausencia de estandarización:

- una misma pérdida puede ser clasificada de maneras distintas,
- los indicadores no son equivalentes entre áreas,

- los resultados no son comparables ni auditables.

En el análisis de pérdidas, esto implica utilizar catálogos comunes de causas, unidades homogéneas de tiempo y reglas consistentes de clasificación. De lo contrario, los resultados reflejan diferencias en el registro y no en el desempeño real.

3.7.1.2 Repetibilidad

La repetibilidad se refiere a la capacidad de obtener resultados equivalentes al aplicar el mismo método de análisis sobre distintos datos comparables.

Un proceso analítico es repetible cuando:

- los datos de entrada siguen una estructura definida,
- las categorías y reglas de codificación son estables,
- el tratamiento de datos no depende de interpretaciones individuales.

La norma ISO 22400 indica que los indicadores industriales solo son válidos cuando los datos subyacentes son consistentes, lo que garantiza resultados repetibles y comparables en el tiempo (International Organization for Standardization, 2014).

En el análisis de pérdidas, la repetibilidad permite: evaluar la evolución del desempeño, realizar auditorías y automatizar el procesamiento. Por ello, la estandarización constituye un elemento clave para la automatización del análisis de pérdidas y el desarrollo de sistemas analíticos escalables.

3.7.2 Automatización del procesamiento

La automatización del procesamiento consiste en utilizar herramientas y *scripts* para transformar, limpiar, integrar y validar datos sin intervención manual repetitiva. Esto permite reducir errores, mejorar la eficiencia y analizar mayores volúmenes de información en tiempos reducidos. En gestión de datos, este tipo de automatización se aplica a tareas como integración, validación y analítica, disminuyendo la dependencia

de operaciones manuales y permitiendo aplicar reglas estables a flujos de datos de mayor volumen y frecuencia (Bhardwaj, 2023).

3.7.2.1 Limitaciones del enfoque manual y escalabilidad

El procesamiento manual de datos, donde los analistas u operadores introducen, limpian y transforman datos a mano tiene varias desventajas frente a la automatización:

1. Mayor probabilidad de errores humanos, debido a la intervención directa en la manipulación de datos.
2. Mayor tiempo de procesamiento, lo que dificulta generar análisis frecuentes.
3. Dependencia del criterio individual, lo que afecta la consistencia de los resultados.

Estas limitaciones hacen que el enfoque manual sea poco adecuado en contextos donde se requiere análisis continuo, confiable y repetible. Por el contrario, un procesamiento automatizado permite aplicar reglas estables de validación, integrar fuentes de datos bajo criterios comunes y mantener consistencia en los resultados cuando aumenta el volumen o la complejidad de los insumos. En el caso del análisis de pérdidas, esta automatización no solo mejora la eficiencia del procesamiento, sino que también fortalece la trazabilidad entre el dato original, las transformaciones aplicadas y los indicadores generados.

3.8 Visualización y soporte a la toma de decisiones

3.8.1 Visualización jerárquica de pérdidas

La visualización de datos en contextos industriales constituye un elemento central para el análisis y la toma de decisiones, ya que permite interpretar patrones, tendencias y relaciones que no son evidentes en representaciones tabulares. En entornos con múltiples variables y estructuras jerárquicas, la representación visual

facilita la identificación de causas y la priorización de acciones (Own, Joseph, & Ajax, 2025).

En este contexto, la visualización jerárquica corresponde a la representación de datos organizados en múltiples niveles, donde una categoría general se descompone en subniveles que reflejan causas o componentes específicos. Este tipo de estructura permite analizar cómo distintas pérdidas contribuyen al desempeño global del sistema productivo. Herramientas de *Business Intelligence* permiten implementar este tipo de visualización mediante estructuras como árboles de descomposición, facilitando la exploración desde una visión agregada hacia niveles de mayor detalle. Esto permite identificar relaciones entre variables y detectar áreas críticas de manera más eficiente, ya que estos gráficos permiten que los usuarios profundicen desde categorías generales a detalles específicos sin perder el contexto del análisis (Own, Joseph, & Ajax, 2025).

Además, este tipo de visualización facilita la comunicación entre distintos niveles de la organización, ya que permite representar información compleja de forma estructurada y comprensible. Esto resulta especialmente relevante en entornos donde el análisis basado en tablas o reportes extensos dificulta la interpretación de los resultados. Estudios recientes sobre visualización de datos industriales han demostrado la utilidad de representaciones jerárquicas y analíticas para comprender procesos complejos y apoyar decisiones operativas mediante *dashboards* interactivos que combinan diagramas multinivel con análisis exploratorio de datos (Zhang, Ding, Liu, & Zhang, 2025).

3.8.1.1 Elementos clave de la visualización jerárquica

Los principales beneficios y características de las visualizaciones jerárquicas aplicadas a datos operacionales incluyen:

- Capacidad de agrupar y descomponer niveles de información: Permite observar estructuras generadas por múltiples niveles de detalle, facilitando el análisis de pérdidas desde niveles generales hasta causas específicas.

- Facilidad para identificar patrones y tendencias: Al condensar visualmente grandes volúmenes de información, resalta patrones que son difíciles de detectar en tablas o textos.
- Interactividad y navegación dinámica: Herramientas modernas de BI permiten exploración interactiva, lo que mejora la comprensión sin abrumar al usuario con datos crudos.
- Comunicación efectiva entre equipos: Una visualización jerárquica bien diseñada actúa como lenguaje común para técnicos, gestores y tomadores de decisiones.

3.8.2 Herramientas de Business Intelligence

Las herramientas de *Business Intelligence* constituyen un componente fundamental en la toma de decisiones organizacionales, ya que permiten transformar datos en información estructurada y accionable. Estos sistemas facilitan el acceso a indicadores, tendencias y métricas clave, permitiendo apoyar decisiones operativas y estratégicas de manera más informada (SAP, 2024). Además, estos sistemas se enmarcan dentro de los Sistemas de Soporte a Decisiones, cuyo objetivo es proporcionar información relevante de forma oportuna para mejorar el proceso decisorio. En este contexto, los *dashboards* interactivos permiten explorar información, contextualizar indicadores y analizar escenarios, fortaleciendo la toma de decisiones en distintos niveles organizacionales (Bouraga, Mathieu, & Corentin, 2024).

3.8.2.1 Indicadores, dashboards y decisiones

Los *dashboards* constituyen la principal interfaz entre los datos y los usuarios encargados de la toma de decisiones. A través de estos, es posible:

1. Ver el estado de los principales KPIs de forma consolidada.
2. Realizar filtros dinámicos para segmentar información relevante.
3. Explorar causas de variación de indicadores en función de diferentes dimensiones.

4. Evaluar tendencias y patrones sin depender de análisis manual extenso.

La adopción de estos sistemas en empresas ha crecido debido a su capacidad para integrar, consolidar y presentar datos complejos de manera que los líderes puedan identificar oportunidades, riesgos y áreas de mejora con mayor claridad. Esto se logra mediante funcionalidades como minería de datos, carga y transformación de datos, análisis multidimensional OLAP, informes automatizados y paneles de control que representan métricas clave de forma intuitiva para la acción operativa (Mehwish, William, Giovanni, & NoorUl, 2019).

3.8.2.2 Importancia para la gestión de pérdidas operacionales

En el contexto de este trabajo, las herramientas de *Business Intelligence* permiten transformar los resultados del modelo de pérdidas en visualizaciones claras y accionables. Esto facilita la comparación entre períodos, la identificación de áreas críticas y el monitoreo de indicadores de desempeño. La Ilustración 4 presenta un ejemplo de *dashboard* industrial, el cual se incluye con el objetivo de mostrar cómo la información de pérdidas puede representarse de forma integrada, facilitando su análisis y comunicación. Este tipo de visualización permite a los usuarios identificar rápidamente patrones relevantes y orientar la toma de decisiones hacia acciones de mejora.



Ilustración 4: Ejemplo de un dashboard de planta manufacturera que muestra pérdidas operacionales. Fuente: Manufacturing Dashboard Examples & KPIs (Agnese, 2024).

3.9 Arquitectura analítica e integración de sistemas para la gestión operacional

Las secciones anteriores fundamentan la lógica del Mantenimiento Productivo Total, la clasificación de pérdidas, la medición del desempeño, la estandarización de datos y el uso de herramientas de visualización. Sin embargo, para justificar la solución propuesta no basta con describir estos elementos por separado, sino que también resulta necesario explicar cómo se integran en una arquitectura analítica capaz de capturar, validar, procesar y disponibilizar información operacional para la toma de decisiones. Por ello, esta sección complementa el marco teórico mediante una comparación de enfoques tecnológicos y una fundamentación de la arquitectura adoptada en la presente memoria.

3.9.1 Enfoques tecnológicos alternativos para el análisis operacional

En la gestión de información operacional pueden distinguirse distintos enfoques tecnológicos. Un primer enfoque corresponde al uso manual de hojas de cálculo, ampliamente utilizado por su bajo costo, flexibilidad y familiaridad para los usuarios. Sin embargo, cuando no existe una estructura de captura ni reglas comunes de validación, este enfoque presenta limitaciones en trazabilidad, control de versiones, consistencia de criterios y escalabilidad del análisis.

Un segundo enfoque corresponde a la implementación de sistemas empresariales o industriales integrados, tales como *Enterprise Resource Planning*, *Manufacturing Execution System* o *Computerized Maintenance Management System*. Estas soluciones permiten una integración más robusta entre operaciones, mantenimiento, producción y costos, pero requieren mayor inversión, parametrización, madurez digital y tiempo de implementación. Esta consideración es especialmente relevante en pequeñas y medianas empresas, donde la transformación digital enfrenta oportunidades, riesgos y barreras de adopción que deben ser gestionadas de forma gradual (Organisation for Economic Co-operation and Development, 2021). La fuente OCDE es adecuada para respaldar esta idea, porque analiza tendencias, oportunidades, riesgos y barreras de digitalización en pymes.

Un tercer enfoque corresponde a la automatización de procesos mediante tecnologías como *Robotic Process Automation* y *Business Process Management*. La primera se orienta principalmente a automatizar tareas rutinarias basadas en reglas, con el propósito de aumentar eficiencia y reducir costos (Wewerka & Reichert, 2020). La segunda permite comprender, modelar, analizar, rediseñar, automatizar y monitorear procesos organizacionales, integrando perspectivas de gestión, sistemas de información e ingeniería industrial (Dumas, La Rosa, Mendling, & Reijers, 2018). Estas perspectivas son relevantes para comprender la solución propuesta, aunque esta memoria no implementa una solución RPA o BPM en sentido estricto. Su aporte se ubica más bien en la automatización analítica del flujo de datos, desde la captura estandarizada hasta la generación de indicadores y visualizaciones.

Un campo adicional relacionado y frecuentemente confundido con los anteriores es el de la automatización documental, también conocido en la literatura como *Intelligent Document Processing*. Este enfoque se especializa en la extracción de información estructurada a partir de documentos no estructurados o semiestructurados, tales como formularios, facturas, contratos o correos electrónicos, combinando tecnologías de reconocimiento óptico de caracteres, procesamiento de lenguaje natural y aprendizaje automático (Cutting & Cutting-Decelle, 2021). En contextos manufactureros, la automatización documental suele integrarse como un

componente dentro de marcos más amplios de *Intelligent Process Automation*, donde se combina el entendimiento de documentos con la ejecución automatizada de flujos de trabajo y la toma de decisiones asistida por inteligencia artificial (Lievano-Martínez, Fernández-Ledesma, Burgos, Branch-Bedoya, & Jimenez-Builes, 2022). El sistema desarrollado en la presente memoria se diferencia explícitamente de este campo en dos sentidos. En primer lugar, la entrada del sistema no consiste en documentos no estructurados que requieran extracción cognitiva, sino en registros operacionales ya estructurados mediante una plantilla diseñada para captura sistemática. En segundo lugar, el propósito del sistema no es sustituir el manejo humano de documentos por agentes autónomos, sino agregar, validar y monetizar información operacional ya capturada para soporte a la toma de decisiones de mejora. Por lo tanto, esta memoria se sitúa en el dominio adyacente de la automatización analítica de datos operacionales estructurados, el cual complementa a la automatización documental sin pertenecer a ella.

Un cuarto enfoque, particularmente relevante para el análisis operacional, corresponde a las arquitecturas de *pipeline* de datos basadas en procesos *Extract, Transform, Load* (ETL) o *Extract, Load, Transform* (ELT). Estas arquitecturas pueden operar en modalidad *batch* procesando lotes de datos en intervalos definidos o en modalidad *streaming* procesando flujos continuos de información proveniente de sensores y sistemas industriales (Arruda, 2023). En entornos manufactureros, los *pipelines batch* resultan adecuados cuando la frecuencia de decisión es periódica, por ejemplo diaria, semanal o mensual, y la captura no exige tiempo real, mientras que las arquitecturas *streaming* se justifican cuando la respuesta debe ser inmediata, como en detección de fallas en línea o ajustes de proceso en lazo cerrado. Esta distinción es relevante para enmarcar la solución propuesta, que adopta un esquema de *pipeline analítico batch* coherente con la frecuencia de gestión operacional de las organizaciones.

3.9.2 Fundamentación de la arquitectura Excel, Python y Power BI

Frente a los enfoques anteriores, la arquitectura adoptada en esta memoria representa una solución intermedia, adecuada para contextos de baja o media madurez digital. Excel se utiliza como interfaz de entrada debido a su accesibilidad para el

cliente y a su capacidad para estructurar una primera plantilla de captura. *Python* se emplea como capa de procesamiento, validación y cálculo, permitiendo aplicar reglas explícitas, reproducibles y auditables sobre los datos. *Power BI* se utiliza como capa de visualización y consumo de información, facilitando la exploración gerencial de resultados mediante filtros, jerarquías e indicadores.

Esta arquitectura permite separar tres funciones que en un enfoque manual suelen estar mezcladas: captura del dato, procesamiento analítico y visualización. Esta separación mejora la trazabilidad del sistema, ya que cada resultado puede vincularse con una fuente de entrada, una regla de transformación y una salida específica. Además, permite que la solución sea escalable de manera gradual, ya que en etapas futuras la plantilla Excel podría ser reemplazada por una conexión directa a sistemas industriales o bases de datos, manteniendo la lógica de procesamiento y visualización ya desarrollada.

En términos comparativos, esta arquitectura ofrece ventajas específicas frente a cada uno de los enfoques alternativos discutidos en la sección anterior. Frente al uso aislado de hojas de cálculo, incorpora una capa de procesamiento explícita en *Python* que automatiza las reglas de validación, transformación y monetización, reduciendo la dependencia de criterios manuales y aumentando la trazabilidad de los resultados. Frente a soluciones empresariales integradas como *Enterprise Resource Planning*, *Manufacturing Execution System* o *Computerized Maintenance Management System*, no requiere inversión en licencias específicas ni una transformación digital previa, lo que la hace viable en organizaciones que aún no cuentan con un grado de madurez tecnológica que justifique este tipo de implementaciones. Frente a soluciones basadas en *Robotic Process Automation* o *Business Process Management*, mantiene el foco en la automatización analítica sin requerir el mapeo formal de procesos organizacionales completos ni la configuración de robots específicos para cada flujo, lo que reduce el costo de adopción y la complejidad de mantenimiento. Por último, frente a arquitecturas de *pipeline streaming* en tiempo real, opera bajo un esquema *batch* que resulta coherente con la frecuencia mensual o por turno de la gestión operacional,

evitando la sobrecarga técnica asociada al procesamiento continuo cuando este no es requerido por el ciclo de decisión.

En consecuencia, la elección de Excel, *Python* y *Power BI* no responde únicamente a la disponibilidad tecnológica, sino a una decisión de diseño coherente con el problema abordado. Para organizaciones que presentan registros heterogéneos, baja estandarización y necesidad de diagnóstico operacional, esta arquitectura permite construir una línea base analítica antes de avanzar hacia sistemas de integración más complejos.

3.9.3 Criterios de evaluación del impacto operacional

La evaluación de una arquitectura analítica operacional no debe limitarse a verificar si el sistema genera reportes, sino que debe considerar su contribución a la calidad, trazabilidad y utilidad de la información generada. En este sentido, el impacto puede analizarse mediante criterios como completitud del dato, consistencia temporal, detección de errores, identificación de solapamientos, cálculo reproducible de indicadores y capacidad de priorizar pérdidas según impacto económico.

Operativamente, estos criterios pueden traducirse en métricas verificables sobre el propio *pipeline* de datos: la completitud se cuantifica como la proporción de registros con todos los campos críticos poblados respecto del total esperado para el período; la consistencia temporal mediante el porcentaje de turnos con cobertura horaria continua y sin solapamientos detectados; la detección de errores a través del número de inconsistencias identificadas por la capa de validación frente al volumen total de registros procesados; y la reproducibilidad del cálculo mediante la verificación de que las mismas entradas producen idénticos indicadores de salida en ejecuciones sucesivas. Esta operacionalización es coherente con la literatura sobre *pipelines* industriales de datos, donde la trazabilidad y la auditabilidad del flujo se consideran condiciones necesarias para que la información generada soporte decisiones de mejora (O'Donovan, Leahy, Bruton, & O'Sullivan, 2015).

Desde una perspectiva de ingeniería industrial, estos criterios permiten vincular el desempeño técnico del sistema con dimensiones operacionales concretas, tales como

reducción de ambigüedad en el registro, menor dependencia de procesamiento manual, mayor comparabilidad entre períodos, identificación de equipos o turnos críticos y soporte a decisiones de mejora. Esta mirada es coherente con revisiones recientes sobre mejora de procesos, donde se reconoce que tanto *Business Process Management* como investigación de operaciones buscan mejorar la creación de valor organizacional, aunque desde enfoques distintos y complementarios (Rinderle-Ma, Schumann, & Kunkler, 2024). Por ello, la metodología de la memoria debe evaluar no solo la existencia funcional de la herramienta, sino también su capacidad para transformar datos heterogéneos en información auditable y accionable.

Metodología

La presente sección describe la metodología utilizada para cumplir los objetivos del trabajo. Se estructura en torno a tres componentes: la entrada de datos, el procesamiento automatizado y las salidas del sistema. Cada componente se vincula de forma directa con los objetivos específicos definidos en la sección 2. El sistema opera bajo una lógica de *pipeline* secuencial, el cliente completa una plantilla estandarizada en Excel, un conjunto de módulos en *Python* valida, transforma y calcula indicadores a partir de esos datos y las salidas se organizan en dos capas complementarias de resultados.

4.1 Entrada de datos: plantilla estandarizada

Esta plantilla no solo actúa como medio de captura, sino como el mecanismo mediante el cual se impone una estructura común al registro operacional del cliente. Su diseño define tablas, campos y relaciones mínimas necesarias para que los datos puedan ser validados, integrados y procesados de forma consistente por los módulos desarrollados en *Python* como datos de entrada. A continuación, se describe cada tabla indicando sus campos principales.

4.1.1 Bloque 1: Parámetros y catálogos de pérdidas

En la tabla TAB_PARAMS se almacenan los parámetros que influyen en el comportamiento del sistema, organizados en tres grupos.

Tarifas económicas, utilizadas en la monetización de pérdidas:

- Costo_kWh_CLP [CLP/kWh]: tarifas de energía eléctrica aplicada en los cálculos de las pérdidas.
- Costo_kg_material_CLP [CLP/kg]: tarifas de materia prima, aplicada en cálculos de pérdidas.
- Costo_herramienta_unid_CLP [CLP/unidad]: tarifas de herramientas, aplicada en cálculos de pérdidas.

- Factor_Reproceso [adimensional, entre 0 y 1]: fracción del costo unitario del producto que se aplica al reproceso. Interviene en el cálculo de CostoReproceso y del COPQ.

Parámetros operacionales del *pipeline*:

- MO_CostoPorPersona [binario: 0 o 1]: si vale 1, el costo de mano de obra se multiplica por la dotación del turno; si vale 0, se toma como costo ya incluido.
- PBT_resta_pausa [binario: 0 o 1]: si vale 1, el tiempo productivo base descuenta la pausa planificada del turno.
- ZeroPQ_QualityEquals1 [binario: 0 o 1]: si vale 1 y no hay producción, Q se asigna como 1 para evitar la indefinición.
- TopN_APQ [entero]: cantidad de pérdidas a mostrar en el *ranking* de mayor impacto por componente del OEE.

Metas de desempeño, utilizadas como líneas de referencia en *dashboards* y figuras:

- Target_OEE [fracción, entre 0 y 1]: meta de OEE global.
- Target_Disponibilidad [fracción, entre 0 y 1]: meta del componente A.
- Target_Rendimiento [fracción, entre 0 y 1]: meta del componente P.
- Target_Calidad [fracción, entre 0 y 1]: meta del componente Q.

Las tablas TAB_CAT_16 y TAB_CAT_ARISTAS definen el modelo jerárquico de pérdidas que responde al segundo objetivo específico. TAB_CAT_16 contiene las 16 grandes pérdidas organizadas en tres macrogrupos: Mano de Obra con cinco pérdidas de MO01 a MO05, Máquinas con ocho pérdidas de MQ01 a MQ08, y Recursos con tres pérdidas de RE01 a RE03. Cada pérdida registra su Macrogrupo, Dimensión_Analítica, Dimensión_OEE_Maquinas e Incluye_en_OEE_Clásico, atributos que determinan su posición en el árbol de pérdidas y su participación en el OEE. Dentro de las pérdidas de máquinas, MQ01, MQ02, MQ03 y MQ04 alimentan el análisis de disponibilidad; MQ05 y MQ06 alimentan el análisis de rendimiento; MQ07 y MQ08 alimentan el análisis de calidad. Luego, la tabla TAB_CAT_ARISTAS desagrega las 16 pérdidas en subcategorías las cuales se pueden vincular a un CódigoArista único, siendo este

“CodigoArista” una causa/evento específico. La jerarquía resultante, de Macrogrupo a Codigo16 y luego hacia CodigoArista, define la navegación del *decomposition tree* en *Power BI* y las agregaciones del árbol de pérdidas.

4.1.2 Bloque 2: Datos organizacionales

En la tabla TAB_DIM_EQUIPOS se registran los equipos. Además de las claves de identificación EquipoID, LineaID y PlantaID, cada equipo registra:

- CostoHora_CLP [CLP/hora]: costo horario del equipo.
- CostoHora_ManoDeObra_CLP [CLP/hora por persona]: costo horario de mano de obra.
- Incluye_en_OEE [binario: 0 o 1]: filtra los equipos que participan en el cálculo del OEE.

La tabla TAB_DIM_TURNOS define los turnos operativos:

- HoraInicio [formato HH:MM]: hora de inicio del turno.
- HoraFin [formato HH:MM]: hora de fin del turno.
- MinutosTurno [minutos]: duración nominal del turno.

La tabla TAB_DIM_PRODUCTOS registra los productos, con los siguientes datos:

- CostoUnit_CLP [CLP/unidad]: costo unitario del producto.
- CicloIdeal_seg [segundos/unidad]: tiempo de ciclo ideal del producto.

Finalmente, TAB_DIM_PLANTAS, TAB_DIM_LINEAS y TAB_DIM_ORG registran la estructura organizacional desde Planta hacia Línea y luego hacia Equipo, utilizada como dimensiones de agregación y filtro en todos los módulos y en *Power BI*.

4.1.3 Bloque 3: Datos transaccionales

Este bloque contiene las tres tablas con la información operacional. Las tres comparten las claves de segmentación Fecha, PlantaID, LineaID, EquipoID y TurnoID. La primera tabla, TAB_PLAN registra la planificación diaria con un registro por cada

combinación de fecha, planta, línea, equipo y turno, donde cada fila da paso a las columnas:

- TurnoMin [minutos]: minutos totales del turno.
- ParadasPlanificadasMin [minutos]: paradas planificadas de planta.
- PausaPlanificadaMin [minutos]: pausas operativas dentro del turno productivo.
- Dotación_Personas [personas]: número de personas asignadas al turno.
- PPT_min [minutos]: tiempo productivo planificado.

La tabla TAB_PRODUCCION registra la producción real con un registro por cada combinación de fecha, planta, línea, equipo, turno y producto:

- ProductoID [texto]: referencia al producto fabricado.
- UnidadesTotales [unidades]: cantidad total producida.
- ScrapUnid [unidades]: unidades descartadas por defectos.
- ReprocesoUnid [unidades]: unidades que requirieron reproceso.
- BuenasUnid [unidades]: unidades conformes.
- CicloIdeal_seg [segundos/unidad]: ciclo ideal del producto para ese registro.
- IdealTime_min [minutos]: tiempo ideal de producción.

Luego, TAB_EVENTOS es la tabla central, en esta tabla la columna CodigoArista clasifica el evento dentro del modelo jerárquico de pérdidas. Es la clave de unión con TAB_CAT_ARISTAS y determina a qué módulo alimenta cada evento, por ejemplo, MQ03_01.

- InicioDT [datetime]: marca de tiempo de inicio del evento. Se utiliza en el cálculo de minutos brutos y netos, TTR, TBF y similares según el módulo.
- FinDT [datetime]: marca de tiempo de fin del evento.
- Cantidad [numérico, en la unidad correspondiente]: magnitud asociada a pérdidas de recursos, por ejemplo, kWh para RE01, kg para RE02 o unidades para RE03.
- VelObj [unidades/minuto]: velocidad objetivo del equipo.

- VelReal [unidades/minuto]: velocidad real del equipo durante el evento.
- ScrapUnid [unidades]: *scrap* asociado al evento. Alimenta el costo de *scrap* en la monetización.
- ReprocesoUnid [unidades]: reproceso asociado al evento. Alimenta el costo de reproceso en la monetización.

En síntesis, la plantilla separa tablas de hechos y tablas de dimensiones vinculadas mediante claves compartidas: EquipoID, TurnoID, ProductoID, PlantaID, LineaID y CodigoArista. Este diseño permite uniones consistentes durante el procesamiento en *Python* y se utiliza como base para el modelo dimensional en *Power BI*.

4.2 Procesamiento de la Capa 1: Pipeline del Árbol de Pérdidas y OEE

La primera capa se construye mediante dos módulos en *Python* cuyos archivos CSV alimentan un modelo relacional en *Power BI*. A continuación, se presentan los modelos de cálculo que sustentan cada salida.

4.2.1 Modelo de monetización

Es importante mencionar que a lo largo de esta sección se utilizan los siguientes índices, *i*: evento de pérdida individual registrado en TAB_EVENTOS, *e*: equipo productivo registrado en TAB_DIM_EQUIPOS, *t*: índice de registro en el tiempo, *p*: producto fabricado registrado en TAB_DIM_PRODUCTOS, *G*: grupo de eventos que comparten la misma combinación {Fecha, Planta, Línea, Equipo, Turno}.

Cada evento *i* se monetiza mediante cinco componentes de costo:

$$C_{\text{Total}}(i) = C_{\text{Tiempo}}(i) + C_{\text{MO}}(i) + C_{\text{Recursos}}(i) + C_{\text{Scrap}}(i) + C_{\text{Reproceso}}(i) \text{ [CLP]}$$

donde,

$$C_{\text{Tiempo}}(i) = \left\lceil \frac{\text{Min}_{\text{net}}(i)}{60} \right\rceil \times \text{CH}(e) \text{ [CLP]} \text{ como costo del equipo detenido,}$$

$$C_{\text{MO}}(i) = \left\lceil \frac{\text{Min}_{\text{net}}(i)}{60} \right\rceil \times \text{CM}(e) \times D(t) \text{ [CLP]} \text{ como costo de mano de obra ociosa,}$$

$$C_{\text{Recursos}}(i) = \text{Cantidad}(i) \times \text{Tarifa}(\text{tipo}) \text{ [CLP]} \text{ como costo de recursos consumidos,}$$

$C_{\text{Scrap}}(i) = \text{ScrapUnid}(i) \times \text{CU}(p)$ [CLP] como costo de unidades descartadas,

$C_{\text{Reproceso}}(i) = \text{ReprocesoUnid}(i) \times \text{CU}(p) \times \text{FR}$ [CLP] como costo de unidades reprocesadas.

Además, es importante definir que $\text{CH}(e)$ [CLP/hora]: costo horario del equipo e , $\text{CM}(e)$ [CLP/hora por persona]: costo horario de mano de obra del equipo e , $D(t)$ [personas]: dotación del turno t , α [binario: 0 o 1]: parámetro binario asociado al costo de mano de obra por persona, $\text{CU}(p)$ [CLP/unid]: costo unitario del producto p , FR [adimensional]: factor de reproceso, $\text{Cantidad}(i)$ [kWh/kg/unid]: magnitud de recurso consumido en el evento i , $\text{Min}_{\text{equiv}}(i)$ [minutos]: minutos equivalentes de pérdida por operar bajo la velocidad nominal en el evento i , $\text{Min}_{\text{net}}(i)$ [minutos]: minutos netos asignados al evento i sin doble conteo, $\text{Tarifa}(\text{tipo})$ [CLP/kWh, CLP/kg o CLP/unid según tipo]: Costo_kWh_CLP para RE01, Costo_kg_material_CLP para RE02 o Costo_herramienta_unid_CLP para RE03, $\text{ScrapUnid}(i)$ [unidades]: unidades de *scrap* del evento i , $\text{ReprocesoUnid}(i)$ [unidades]: unidades de reproceso del evento i .

4.2.2 Modelo del Árbol de Pérdidas propuesto

El árbol se estructura como una descomposición jerárquica aditiva. Sea F el conjunto de filtros activos en el *dashboard*, por ejemplo, Equipo, Línea, Turno y/o Período y $\Omega(F)$ el conjunto de eventos que satisfacen esos filtros F . La expresión agregada es:

$$\text{CLP}_{\text{Neto}}(F) = \sum_{i \in \Omega(F)} C_{\text{Total}}(i) \text{ [CLP]}$$

donde la descomposición jerárquica aditiva en tres niveles se expresa como,

$$\text{CLP}_{\text{Neto}}(F) = \sum_m \left[\sum_{k \in m} \left[\sum_{j \in k} C_{\text{Total}}(j) \right] \right] \text{ [CLP]}$$

donde $m \in \{\text{MÁQUINAS, MANO DE OBRA, RECURSOS}\}$ perteneciente al macrogrupo del primer nivel del árbol, luego $k \in \{\text{MQ01..MQ08, MO01..MO05, RE01..RE03}\}$ de las 16 pérdidas del segundo nivel y j que representa a las aristas de cada pérdida del tercer nivel.

La propiedad fundamental es que la suma es aditiva en todos los niveles, la suma de aristas es igual a su pérdida “padre” en la categoría de las 16 pérdidas, la suma de pérdidas “padre” es igual al macrogrupo al que pertenece, y la suma de macrogrupos es igual al total de pérdidas monetarias en la planta. Además, el costo total también se puede descomponer por naturaleza, por ejemplo:

$$CLP_{\text{Neto}}(F) = CLP_{\text{Tiempo}}(F) + CLP_{\text{MO}}(F) + CLP_{\text{Recursos}}(F) + CLP_{\text{Calidad}}(F) [CLP]$$

Esta doble descomposición, jerárquica y por naturaleza de costo, habilita las dos primeras vistas del *dashboard*, el árbol interactivo de la página 1 y la tabla de desglose del árbol de la página 2.

4.2.3 Modelo Overall Equipment Effectiveness

Tal y como se mostró en la Ecuación N°4 del marco teórico, la expresión del OEE está dada por:

$$OEE(t) = A(t) \times P(t) \times Q(t) \times 100 [\%]$$

donde cada componente se define como,

$$A(t) = \frac{APT(t)}{PBT(t)} \times 100 [\%] ; P(t) = \frac{IdealTime(t)}{APT(t)} \times 100 [\%] ; Q(t) = \frac{GQ(t)}{PQ(t)} \times 100 [\%]$$

definiendo sus expresiones,

$$PBT(t) = \text{TurnoMin}(t) - \text{ParadasPlanificadasMin}(t) - \text{PausaPlanificadaMin}(t) [\text{minutos}]$$

$$APT(t) = \max\{0, PBT(t) - \text{LossA}(t)\} [\text{minutos}]$$

$$\text{LossA}(t) = \sum_i \text{Min}_{\text{net}}(e_i) [\text{minutos}]$$

$$\text{IdealTime}(t) = \sum_p \text{PRI}(p) \times PQ(t, p) [\text{minutos}]$$

$$\text{PRI}(p) = \frac{\text{CicloIdeal}_{\text{seg}}(p)}{60} [\text{minutos/unidad}]$$

$$GQ(t) = \max\{0, PQ(t) - \text{ScrapUnid}(t) - \text{ReprocesoUnid}(t)\} [\text{unidades}]$$

Además, es importante definir que, TurnoMin(t) [minutos]: minutos totales del turno, ParadasPlanificadasMin(t) [minutos]: paradas planificadas de planta, PausaPlanificadaMin(t) [minutos]: pausas operativas del turno, PBT(t) [minutos]: tiempo productivo base, APT(t) [minutos]: tiempo productivo real, LossA(t) [minutos]: pérdidas netas de disponibilidad, IdealTime(t) [minutos]: tiempo ideal de producción, PRI(p) [minutos/unidad]: tiempo de ciclo ideal del producto p, PQ(t) [unidades]: unidades producidas totales en el registro t y GQ(t) [unidades]: unidades buenas, ScrapUnid(t) [unidades]: unidades descartadas en el registro t, ReprocesoUnid(t) [unidades]: unidades reprocesadas en el registro t, CicloIdeal_{seg}(p) [segundos/unidad]: ciclo ideal registrado.

4.3 Procesamiento de la Capa 2: Diseño del Pipeline Analítico y Dataframes

De forma complementaria al procesamiento orientado a la reportabilidad en *Power BI*, se implementa una segunda capa destinada al análisis técnico detallado de las pérdidas operacionales, se calculan métricas específicas de confiabilidad, disponibilidad, mantenimiento, rendimiento y calidad.

4.3.1 Modelo de Disponibilidad y Confiabilidad

Este módulo profundiza en el análisis de las pérdidas de disponibilidad y la confiabilidad de los equipos. Consume los eventos desde la tabla TAB_EVENTOS y los enriquece mediante unión relacional con las tablas TAB_CAT_ARISTAS y TAB_DIM_EQUIPOS.

El costo total de *downtime* de disponibilidad para un conjunto de eventos Ω filtrado por equipo, línea, turno o período se expresa como:

$$\text{CostoDown_Total}(\Omega) = \sum_i \text{CostoDowntime}(i) \text{ [CLP]}$$

donde cada evento individual se monetiza como,

$$\text{CostoDowntime}(i) = \left\lceil \frac{\text{MinEvento}(i)}{60} \right\rceil \times \text{CH}(e) \text{ [CLP]}$$

con $\text{MinEvento}(i) = [\text{FinDT}(i) - \text{InicioDT}(i)]/60$ [minutos], que corresponde a la duración en minutos del evento calculada como la diferencia entre las marcas de tiempo de fin e inicio, y $\text{CH}(e)$ [CLP/hora] es el costo horario del equipo e definido en la tabla `TAB_DIM_EQUIPOS`.

Luego, en el Pareto de disponibilidad, la participación relativa de cada equipo e en el costo total se calcula como:

$$\text{ShareCosto}(e) = \frac{\text{CostoDown_Total}(e)}{\sum_e \text{CostoDown_Total}(e)}$$

acumulándolo en los resultados como,

$$\text{ShareCostoAcum}(e) = \sum_{j=1}^e \text{ShareCosto}(j)$$

donde los equipos se ordenan de mayor a menor `CostoDown_Total`. El mismo análisis se replica a nivel de arista, agrupando por `Codigo16` y `CodigoArista`.

Por otra parte, para construir un “mapa de calor” es importante mencionar que cada evento atraviesa múltiples horas del día, por lo que se requiere distribuir sus minutos en *bins* horarios reales. El *script* implementa la función *distribute_minutes_by_hour*, que segmenta cada evento en intervalos cuyos bordes coinciden con horas exactas. En palabras simples, cada evento se descompone en segmentos horarios, para cada segmento que cae dentro de la hora h se calcula su contribución en minutos. La tabla resultante cruza `TurnoID` en filas contra las 24 horas del día en columnas, con la suma de minutos de detención como métrica.

Para el tiempo entre fallas, se toman directamente los eventos de falla definidos como aquellos con `Codigo16` igual a `MQ03` o `MQ04`, se ordenan cronológicamente por equipo. El TBF de la falla i se define como:

$$\text{TBF}(i) = \frac{[\text{InicioDT}(\text{falla}_i) - \text{FinDT}(\text{falla}_{i-1})]}{3600} \text{ [horas]}$$

Solo se consideran valores de TBF mayores o iguales a cero. Los valores negativos, que surgen por solapamientos en el registro, se excluyen de los cálculos pero se documentan en el reporte de validación.

Luego, por parte de la confiabilidad, el módulo calcula dos variantes del MTBF por equipo:

$$\text{MTBF_meanTBF}(e) = \left(\frac{1}{n}\right) \times \sum_i \text{TBF}(i) \text{ [horas]}$$

donde n es el número de intervalos TBF válidos del equipo e . Esta variante refleja el promedio directo de los tiempos entre fallas observados. Además, se tiene la expresión,

$$\text{MTBF_operating}(e) = \frac{\text{Operating_h}(e)}{N_{\text{fallas}}(e)} \text{ [horas]}$$

donde

$$\text{Operating_h}(e) = \text{máx}\{0, \text{PBT_h}(e) - \text{DowntimeA_h}(e)\} \text{ [horas]}$$

es importante destacar que $\text{PBT_h}(e)$ corresponde a la suma del tiempo productivo base del equipo convertido a horas, calculado desde la tabla TAB_PLAN. $\text{DowntimeA_h}(e)$ es la suma de MinEvento de todos los eventos de disponibilidad del equipo convertida a horas. $N_{\text{fallas}}(e)$ es el conteo de eventos con Codigo16 igual a MQ03 o MQ04 del equipo. Esta segunda variante corresponde a la definición clásica de confiabilidad basada en tiempo operativo.

Por parte de los percentiles del TBF, se calculan los percentiles P50, P80 y P95 a nivel global y por equipo, mediante la función *quantile* sobre los valores de TBF. Además, la distribución acumulada empírica del TBF se construye como una función escalonada construida a partir de la distribución empírica completa de los datos. El *script* ordena los valores de TBF de menor a mayor y asigna a cada observación su posición relativa dentro del total, la expresión queda dada como:

Sea $\text{TBF_ordenado} = [t_{(1)}, t_{(2)}, \dots, t_{(n)}]$ tal que $t_{(1)} \leq t_{(2)} \leq \dots \leq t_{(n)}$

$$\text{ECDF}(t_{(k)}) = \frac{k}{n}, \text{ para } k = 1, 2, \dots, n$$

formalmente, para un valor arbitrario x , la ECDF corresponde a la fracción de observaciones menores o iguales a x :

$$\hat{F}_n(x) = \left(\frac{1}{n}\right) \cdot \sum_{i=1}^n 1_{\{TBF_i \leq x\}}$$

donde $1_{\{\cdot\}}$ es la función indicadora que vale 1 si la condición se cumple y 0 en caso contrario. Esta construcción permite interpretar $\hat{F}_n(x)$ como la probabilidad empírica de que una falla tenga un TBF menor o igual a x horas.

4.3.2 Modelo de Mantenimiento

Este módulo analiza el comportamiento del mantenimiento correctivo. Consume los eventos de falla y los enriquece mediante unión con la tabla TAB_DIM_EQUIPOS para costos horarios y con la tabla TAB_PLAN para la dotación del turno. Para el tiempo de reparación, es importante tener en cuenta que para cada evento de falla “i” el TTR se define como:

$$TTR(i) = \frac{[FinDT(i) - InicioDT(i)]}{60} \text{ [minutos]}$$

Los eventos con TTR negativo o nulo se excluyen y se registran como alertas. Luego, el costo total de mantenimiento correctivo para un conjunto de eventos Ω se expresa como:

$$CostoMtto_Total(\Omega) = \sum_i CostoFallaTotal(i) \text{ [CLP]}$$

donde el costo total de cada falla se descompone en dos partes,

$$CostoFallaTotal(i) = CostoDowntimeEquipo(i) + CostoMO_Ociosa(i) \text{ [CLP]}$$

el primer componente captura el costo de la detención del equipo como,

$$CostoDowntimeEquipo(i) = \left\lceil \frac{TTR(i)}{60} \right\rceil \times CH(e) \text{ [CLP]}$$

y el segundo componente captura el costo de la mano de obra ociosa durante la reparación,

$$CostoMO_Ociosa(i) = \left\lceil \frac{TTR(i)}{60} \right\rceil \times CM(e) \times D(t) \times \alpha \text{ [CLP]}$$

donde $CH(e)$ [CLP/hora] es el costo horario del equipo desde la tabla $TAB_DIM_EQUIPOS$, $CM(e)$ [CLP/hora por persona] es el costo horario de mano de obra, $D(t)$ [personas] es la dotación del turno desde la tabla TAB_PLAN y α es el parámetro $MO_CostoPorPersona$ desde la tabla TAB_PARAMS .

Por parte del tiempo medio de reparación, el MTTR se calcula por equipo como el promedio del TTR de las fallas válidas:

$$MTTR(e) = \left(\frac{1}{N_{fallas(e)}} \right) \times \sum_i TTR(i) \text{ [minutos]}$$

El cálculo se aplica por arista y equipo, por mes a nivel planta y por mes para los cinco equipos con mayor costo total de fallas. Además, es importante mencionar que el costo promedio por falla para cada equipo se obtiene como,

$$CostoPromPorFalla(e) = \frac{CostoMtto_Total(e)}{N_{fallas(e)}} \text{ [CLP]}$$

Adicional a los indicadores anteriores, se calculan los percentiles del TTR P50, P80, P90, P95 y P99 a nivel de planta y por equipo. A diferencia de los percentiles del TBF que utilizan tres umbrales, el TTR incorpora P90 y P99 para capturar con mayor resolución la cola de reparaciones prolongadas. Dentro del *script* el cálculo utiliza *np.percentile()* sobre el arreglo de valores válidos. Por último, para esta sección la distribución acumulada empírica del TTR se construye con la misma lógica descrita para el TBF en la sección 4.3.1.

4.3.3 Modelo de Rendimiento

Este módulo analiza las pérdidas de rendimiento asociadas principalmente a velocidad reducida y a otros eventos relacionados. Consume los eventos desde la tabla $TAB_EVENTOS$, los enriquece con $TAB_DIM_EQUIPOS$ y TAB_PLAN .

Los eventos MQ06 representan velocidad reducida, el tiempo perdido se ajusta proporcionalmente mediante la fracción de pérdida de velocidad. Teniendo en cuenta esto, la expresión para la fracción de pérdida de velocidad para cada evento MQ06 i es:

$$\text{FracPérdida}(i) = \max \left\{ 0, \min \left\{ 1, 1 - \frac{\text{VelReal}(i)}{\text{VelObj}(i)} \right\} \right\}$$

donde VelReal [unidades/minuto] y VelObj [unidades/minuto] provienen de TAB_EVENTOS. El acotamiento entre 0 y 1 evita valores fuera de rango.

Por otro lado, el costo total de pérdida de rendimiento para un conjunto de eventos Ω se expresa como:

$$\text{CostoP_Total}(\Omega) = \sum_i \text{CostoP_net}(i) \text{ [CLP]}$$

donde los minutos equivalentes y el costo de cada evento se calculan según su tipo, para eventos MQ06 con velocidades válidas la expresión está dada por,

$$\text{Min_equiv_net}(i) = \text{Min_net}(i) \times \text{FracPérdida}(i) \text{ [minutos]}$$

y para eventos sin velocidades válidas,

$$\text{Min_equiv_net}(i) = \text{Min_net}(i) \text{ [minutos]}$$

Luego, para continuar con los análisis se determina el ratio de velocidad para los eventos MQ06 con VelObj válida:

$$\text{VelRatio}(i) = \frac{\text{VelReal}(i)}{\text{VelObj}(i)}$$

donde un VelRatio menor que 1 indica operación por debajo de la velocidad objetivo. En esta parte se busca generar un histograma de distribución de VelRatio y un gráfico de dispersión VelObj contra VelReal para identificar patrones de pérdida de velocidad.

Se suma a lo anterior un pareto de aristas de rendimiento. Las aristas se ordenan de mayor a menor según CostoP_net acumulado y se calcula como:

$$\text{Share_CLP}(j) = \frac{\text{CostoP_net}(j)}{\sum_j \text{CostoP_net}(j)} \times 100 \text{ [\%]}$$

Finalmente se elabora un resumen por equipo y día tabular. Para esto se agregan eventos, minutos comprometidos, impacto monetario y eventos por fecha, línea y equipo, lo que permite identificar días y activos donde el rendimiento se deteriora de manera desproporcionada.

4.3.4 Modelo de Calidad

Este módulo analiza las pérdidas de calidad y consume la tabla TAB_PRODUCCION para las cantidades producidas por registro, y los eventos de calidad de la tabla TAB_EVENTOS filtrados por Dimensión_OEE_Maquinas igual a Q. Los costos de cada evento, CostoScrap_CLP, CostoReproceso_CLP y CostoTiempo_CLP, provienen de la monetización calculada en la capa 1.

La magnitud de la pérdida de calidad se sintetiza en el *waterfall* de producción con las siguientes expresiones:

$$PQ_Total = \sum_t UnidadesTotales(t) \text{ [unidades]}$$

$$Scrap_Total = \sum_t ScrapUnid(t) \text{ [unidades]}$$

$$Reproceso_Total = \sum_t ReprocesoUnid(t) \text{ [unidades]}$$

$$GQ_Total = PQ_Total - Scrap_Total - Reproceso_Total \text{ [unidades]}$$

donde “t” recorre los registros de TAB_PRODUCCION con UnidadesTotales mayor que cero. Luego, el FPY se calcula como,

$$FPY = \frac{GQ_Total}{PQ_Total} * 100 \text{ [%]}$$

destacando que este indicador expresa la fracción de unidades que cumplen especificaciones sin necesidad de reproceso ni descarte. Además, la tasa de calidad se calcula como,

$$QualityRate(t) = \frac{BuenasUnid(t)}{UnidadesTotales(t)} * 100 \text{ [%]}$$

acompañado de las tasas de *scrap* y reproceso con las expresiones,

$$TasaScrap = \frac{Scrap_Total}{PQ_Total} * 100 \text{ [%]}$$

$$TasaReproceso = \frac{Reproceso_Total}{PQ_Total} * 100 \text{ [%]}$$

$$\text{TasaDefectos} = \frac{\text{Scrap_Total} + \text{Reproceso_Total}}{\text{PQ_Total}} * 100 [\%]$$

y de las PPM como partes por millón defectuosas,

$$\text{PPM} = \text{TasaDefectos} \times 1.000.000 [\text{ppm}]$$

Por otra parte, el costo de no calidad definido como COPQ agrega tres componentes de costo provenientes de la monetización de la capa 1:

$$\begin{aligned} \text{COPQ} = & \sum_i \text{CostoScrap_CLP}(i) + \sum_i \text{CostoReproceso_CLP}(i) \\ & + \sum_i \text{CostoTiempo_Q}(i) [\text{CLP}] \end{aligned}$$

donde i recorre los eventos de calidad. A su vez, la estimación de costo de *scrap* por producto se calcula como,

$$\text{CostoScrapEstim}(p) = \text{ScrapUnid}(p) \times \text{CU}(p) [\text{CLP}]$$

donde $\text{CU}(p)$ [CLP/unidad] es el costo unitario del producto desde la tabla TAB_DIM_PRODUCTOS.

Por otra parte, en el pareto de aristas de calidad las aristas se ordenan de mayor a menor según CostoTotal_CLP y se clasifican en tres zonas:

- Zona A: % acumulado $\leq 80\%$
- Zona B: $80\% < \%$ acumulado $\leq 95\%$
- Zona C: $95\% < \%$ acumulado $\leq 100\%$

Esta segmentación en zonas se basa en el principio de Pareto y se define para distinguir niveles de contribución al costo total, permitiendo focalizar la intervención en las aristas de mayor impacto económico. Lo anterior se complementa con la construcción del *waterfall* de producción, un gráfico de cascada que descompone PQ_Total en tres segmentos, Scrap_Total , Reproceso_Total y GQ_Total . Esta visualización permite dimensionar la magnitud de la pérdida de calidad respecto del volumen total producido.

Finalmente, se construye un gráfico de tasa de calidad por equipo incluyendo la meta de PPM, teniendo en cuenta que a partir de la meta de calidad definida en la tabla TAB_PARAMS se calcula la meta de PPM como,

$$\text{Meta_PPM} = (1 - \text{Target_Calidad}) \times 1.000.000 \text{ [ppm]}$$

4.4 Salidas del Procesamiento: Capa 1 y Capa 2

La metodología descrita hasta este punto detalla cómo los datos se capturan, validan y procesan, pero el valor del sistema se materializa en sus salidas, ya que estas son las que el usuario consulta para tomar decisiones. Esta sección describe cómo se estructuran y se ponen a disposición los resultados del *pipeline* bajo dos capas complementarias, una capa interactiva en *Power BI* y una capa analítica tabular y gráfica en *Python*.

4.4.1 Salidas de la Capa 1: archivo Power BI (.pbix) y reportes de calidad del dato

La Capa 1 entrega como producto final un archivo en formato .pbix de *Power BI*, construido a partir de los CSV exportados por los módulos del *pipeline* asociados al Árbol de Pérdidas y al OEE. Estos CSV se empaquetan en un archivo .zip que alimenta el modelo relacional, el cual se expone al usuario mediante tres hojas interactivas diseñadas para habilitar la lectura del Árbol de Pérdidas y del OEE bajo distintos contextos operacionales. Dentro del mismo .zip se incluyen además los CSV de auditoría que documentan la calidad del dato sobre la cual se construyen los indicadores del tablero. A continuación, se describe el contenido de cada hoja y de los reportes de validación.

➤ Salida 1: Árbol de Pérdidas Interactivo

La primera hoja concentra el Árbol de Pérdidas en un visual tipo *decomposition tree* que permite descender desde Macrogrupo hasta NombreArista siguiendo la jerarquía definida en la sección 4.2.2. Se acompaña de cuatro tarjetas con CLP Neto, CLP Tiempo Neto, Minutos Netos

y porcentaje de *Overlap*, y de filtros por EquipoID, LineaID, TurnoID y rango de fechas. El *Overlap* se expone como métrica de calidad temporal del registro.

➤ **Salida 2: Árbol de Pérdidas y Desglose Interactivo**

La segunda hoja complementa la vista interactiva de la página 1 con una matriz jerárquica tabular de la misma estructura, acompañada de columnas que descomponen el costo por su naturaleza: CLP Neto, Min Neto, CLP Tiempo Neto, CLP MO Neto, CLP Recursos, CLP Calidad y Share CLP Neto %. Para las pérdidas de calidad se agregan las columnas Scrap Unid y Reproceso Unid. Esta doble descomposición, jerárquica y por naturaleza del costo, materializa visualmente la propiedad aditiva formalizada en la sección 4.2.2. Las tarjetas de cabecera y los filtros son los mismos que en la primera hoja.

➤ **Salida 3: Desglose de OEE y Componentes Interactivo**

La tercera hoja presenta el OEE y su descomposición en las dimensiones A, P y Q definidas en la sección 4.2.3 y se alimenta de tablas del modelo y una tabla puente que vincula A, P y Q con las ocho pérdidas de máquinas MQ01 a MQ08. Su cabecera contiene ocho tarjetas: la fila superior reporta los valores absolutos de A, P, Q y OEE del contexto filtrado, y la inferior sus brechas ΔA , ΔP , ΔQ y ΔOEE en puntos porcentuales contra las metas definidas. El cuerpo incluye un *ranking* Top 8 Pérdidas Máquinas coloreado por dimensión OEE, dos tarjetas con el costo y el porcentaje de concentración del Top 3, y una serie temporal mensual del OEE contra la meta fija Target_OEE. Los filtros disponibles son EquipoID, TurnoID, LineaID y AñoMes.

➤ **Salida de calidad del dato asociada a la Capa 1**

Dentro del mismo .zip que contiene los CSV que alimentan al modelo relacional se incluyen los CSV de auditoría. Los archivos VALIDACION_RESUMEN.csv y VALIDACION_ALERTAS.csv

documentan las reglas aplicadas sobre TAB_EVENTOS, reportando eventos procesados, fracción con duración temporal válida, grupos con solapes detectados, eventos fuera de la ventana del turno y registros sin CodigoArista. Luego, los archivos VALIDACION_RESUMEN_PAG3.csv y VALIDACION_ALERTAS_PAG3.csv reportan las reglas aplicadas sobre TAB_PLAN y TAB_PRODUCCION, validando la consistencia aritmética entre TurnoMin, ParadasPlanificadasMin y PausaPlanificadaMin, así como entre UnidadesTotales, ScrapUnid y ReprocesoUnid. Estos reportes no se integran al tablero, pero quedan disponibles junto a los CSV del modelo como capa de auditoría de la confiabilidad del dato base. Además, se exportan las fórmulas utilizadas en DICCIONARIO_FORMULAS_PAG2.csv y DICCIONARIO_FORMULAS_PAG3.csv.

4.4.2 Salidas de la Capa 2: archivos ZIP por módulo analítico

La Capa 2 entrega cuatro archivos ZIP independientes, uno por cada módulo analítico del *pipeline*. Cada ZIP contiene un conjunto de tablas en formato CSV y un conjunto de figuras técnicas en formato PNG generadas en respaldo a los *dataframes* del análisis. Dentro del mismo .zip se incluyen además los CSV de auditoría que documentan la calidad del dato sobre la cual se construyen los indicadores. A diferencia de la Capa 1, estos *outputs* no se integran al modelo de *Power BI*, sino que constituyen un entorno analítico orientado a la exploración técnica y al soporte documental del análisis. A continuación, se describe el contenido de cada ZIP.

➤ **Salidas de Disponibilidad y Confiabilidad:**

El archivo PAG04_RESULTADOS.zip que exporta el *pipeline* concentra las salidas del análisis detallado de pérdidas de disponibilidad y confiabilidad de los equipos. En primer lugar, el Pareto del costo de *downtime* se entrega en las tablas P4_TABLE_Pareto_A_Equipo.csv y P4_TABLE_Pareto_A_Arista.csv, acompañado de la figura P4_Pareto_Costo_Equipo.png. El mapa de calor por turno y hora se entrega en P4_TABLE_Heatmap_Long.csv y

P4_HEATMAP_PIVOT_TURNNO_HORA.csv, con su correspondiente visualización en P4_Heatmap_Turno_Hora.png. El análisis de confiabilidad se respalda en P4_TABLE_MTBF_Equipo.csv con las dos variantes de MTBF por equipo. La distribución del TBF se entrega en P4_TABLE_TBF_Percentiles.csv a nivel global y por equipo, y en P4_TBF_REGISTROS.csv con el detalle por registro, complementados por tres visuales distribucionales: P4_Hist_TBF_Global.png, P4_ECDF_TBF_Global.png y P4_Boxplot_TBF_PorEquipo.png. Los archivos de calidad del dato y trazabilidad propios del módulo son VALIDACION_ISSUES.csv con las incidencias clasificadas en severidad ERROR o WARN detectadas sobre TAB_EVENTOS, OVERLAP_REPORT.csv con los solapes identificados entre eventos consecutivos del mismo equipo y FORMULAS_PAG04.csv con el diccionario de fórmulas aplicadas en el módulo.

➤ **Salidas del módulo Mantenimiento:**

El archivo PAG05_RESULTADOS.zip que exporta el *pipeline* contiene las salidas del análisis de mantenimiento correctivo. El MTTR se entrega en PAG05_MTTR_PorEquipo.csv con el cálculo por equipo y en PAG05_MTTR_PorArista_Equipo.csv con su desagregación por tipo de falla, y su evolución temporal a mayor escala se reporta en PAG05_MTTR_Tendencia_Mes_Planta.csv y PAG05_MTTR_Tendencia_Mes_TopEquipos.csv para los cinco equipos más críticos, acompañados de la figura PAG05_MTTR_Tendencia_Planta.png. La distribución del TTR se entrega en PAG05_TTR_Percentiles_Planta.csv y PAG05_TTR_Percentiles_TopEquipos.csv, lo cual se acompaña de la función de distribución acumulada empírica PAG05_TTR_ECDF.png, junto con su tabla de respaldo PAG05_TTR_ECDF.csv. El reporte de calidad del dato propio del módulo es VALIDACION_PAG05.csv, que clasifica las incidencias por severidad WARNING o ERROR y por código de incidencia, distinguiendo los casos DUP_EVENTID, BAD_ARISTA, BAD_EQUIPO, FALLA_SIN_TIEMPO, DURACION_NEGATIVA,

MINEVENTO_NO_CUADRA, OVERLAP_FALLAS y FALTA_COSTO_HORA_EQUIPO. Luego, FORMULAS_PAG05.csv con el diccionario de fórmulas aplicadas en el módulo.

➤ **Salidas del módulo Rendimiento:**

El archivo OUTPUTS_PAG6.zip que exporta el *pipeline* contiene las salidas del análisis de pérdidas por el rendimiento operativo. La tabla de hechos del análisis se entrega en PBI_P6_FACT_EVENTOS_P.csv con el detalle por evento incluyendo VelObj, VelReal, VelRatio, CostoCLP_netto y los relacionados sobre la cuales se construyen los visuales FIG_P6_VelObj_vs_VelReal.png con el gráfico de dispersión y FIG_P6_Distribucion_VelRatio.png con la distribución del VelRatio. La monetización por arista se entrega en PBI_P6_PARETO_ARISTAS.csv con su figura FIG_P6_Pareto_Aristas_CLP.png. La trazabilidad temporal se respalda en PBI_P6_RESUMEN_EQUIPO_DIA.csv con el resumen diario por equipo. Los reportes de calidad del dato propios del módulo son VALIDACION_ALERTAS.csv, que registra cada incidencia con severidad WARNING o ERROR sobre TAB_EVENTOS, TAB_PARAMS y TAB_DIM_TURNOS validando integridad referencial, presencia de InicioDT y FinDT, validez de las velocidades en eventos MQ06 y disponibilidad de CostoHora_CLP, y VALIDACION_RESUMEN.csv con el conteo agregado de incidencias por severidad. Por último, FORMULAS_PAG6.csv con el diccionario de fórmulas aplicadas en el módulo.

➤ **Salidas del módulo Calidad:**

El archivo RESULTADOS_CALIDAD_Q.zip que exporta el *pipeline* contiene las salidas del análisis de calidad. El balance global de calidad se entrega en 02_resumen_global_calidad.csv con unidades, tasas y COPQ, sobre el cual se construye el *waterfall* de producción IMG12_waterfall_calidad.png. El Pareto económico de causas se entrega en 07_pareto_aristas_calidad.csv con su figura IMG02_pareto_calidad_aristas.png. La calidad por equipo se entrega en 03_calidad_por_equipo.csv con la figura

IMG03_calidad_por_equipo.png. Los archivos de calidad del dato y trazabilidad propios del módulo son 00_validacion_datos.csv con las incidencias clasificadas por nivel CRÍTICO o ADVERTENCIA validando consistencia tipológica de Fecha, el FlagCalidadDato de los eventos, coherencia aritmética entre UnidadesTotales, ScrapUnid, ReprocesoUnid y BuenasUnid, y disponibilidad de CicloIdeal_seg cuando hay producción registrada. Por último, 01_formulas_calidad.csv con el diccionario de fórmulas aplicadas en el módulo.

4.5 Diseño de evaluación y validación del sistema

La metodología descrita en las secciones anteriores define la construcción técnica del sistema, desde la captura estandarizada de datos hasta la generación de salidas en *Power BI* y *Python*. Sin embargo, para evaluar su aporte como solución de ingeniería, se requiere explicitar los criterios mediante los cuales se analiza su desempeño. Por ello, la evaluación del sistema se organiza en torno a cuatro dimensiones: calidad del dato de entrada, consistencia del procesamiento, capacidad de análisis operacional y utilidad para la priorización de decisiones de mejora.

4.5.1 Datos utilizados y alcance de la evaluación

La evaluación se realiza sobre dos niveles de datos. En primer lugar, se utilizan datos simulados para verificar la arquitectura del estándar, las reglas de validación, el funcionamiento del *pipeline* y la estructura de las salidas esperadas. En segundo lugar, se aplica el sistema sobre datos readaptados de un cliente de INNOVAC, cuyo tratamiento y alcance se describen en el inicio del Capítulo 5. Esta distinción permite separar la validación funcional inicial del sistema respecto de su evaluación analítica sobre un caso aplicado.

El alcance de la evaluación se concentra en verificar la capacidad del sistema para capturar, validar, transformar, monetizar y analizar pérdidas operacionales. Por lo tanto, la evaluación no corresponde a un experimento controlado de mejora productiva en planta, sino a una evaluación del desempeño analítico del sistema frente a datos

operacionales heterogéneos. Esta precisión permite distinguir entre el impacto directo de la herramienta sobre la trazabilidad y calidad de la información, y el impacto operacional futuro que podría generarse mediante acciones de mejora derivadas del análisis.

4.5.2 Métricas de evaluación

Las métricas de evaluación se organizan en tres grupos. El primer grupo corresponde a métricas de calidad del dato, orientadas a verificar completitud, consistencia y trazabilidad de los registros procesados. En este grupo se consideran el número total de eventos procesados, la proporción de eventos con duración temporal válida, la cantidad de eventos que requieren marcas de inicio y término pero no las registran, la cantidad de errores críticos detectados, la existencia de advertencias, la presencia de eventos fuera de turno, la disponibilidad de códigos de clasificación y la cantidad de grupos con solapamiento temporal.

El segundo grupo corresponde a métricas operacionales y económicas, orientadas a evaluar la capacidad del sistema para transformar datos operacionales en información de gestión. En este grupo se consideran el costo total monetizado de pérdidas, la participación relativa y acumulada por macrogrupo, categoría y arista, los minutos netos de pérdida, el porcentaje de *overlap*, el OEE y sus componentes de disponibilidad, rendimiento y calidad, además de las brechas respecto de las metas configuradas.

El tercer grupo corresponde a métricas analíticas específicas por módulo. En disponibilidad y confiabilidad se consideran *downtime*, costo de *downtime*, TBF, MTBF operativo y percentiles de TBF. En mantenimiento se consideran TTR, MTTR, costo promedio por falla y percentiles de reparación. En rendimiento se consideran minutos equivalentes, VelRatio y costo neto de pérdidas de rendimiento. En calidad se consideran FPY, tasa de *scrap*, tasa de reproceso, PPM y COPQ.

Desde una perspectiva de ingeniería industrial, estos tres grupos de métricas permiten evaluar el impacto operacional del sistema en seis dimensiones complementarias, cuyos resultados se reportan en detalle en el Capítulo 5. La

productividad se evalúa mediante el OEE y sus componentes de disponibilidad, rendimiento y calidad. La utilización de recursos se evalúa mediante la monetización de las pérdidas asociadas a energía, materiales y herramientas. La reducción de errores se evalúa mediante los reportes automáticos de calidad del dato, que cuantifican eventos incompletos, inconsistencias y solapamientos detectados. Los tiempos de ciclo se evalúan mediante los indicadores de tiempo entre fallas y tiempo de reparación, junto con sus distribuciones. La capacidad operacional se evalúa mediante la relación entre tiempo planificado, tiempo operativo y tiempo efectivo de producción. Por último, los indicadores económicos se evalúan mediante el costo total monetizado de pérdidas y el costo de la no calidad, expresados de forma trazable por arista, equipo y turno. Es importante precisar que esta evaluación tiene un carácter diagnóstico sobre los datos del caso aplicado, y no constituye una medición causal de mejora productiva en planta, en coherencia con las limitaciones que se declaran a lo largo de esta memoria.

4.5.3 Validación de consistencia interna

La validación de consistencia interna se aplica antes de interpretar los resultados, con el objetivo de asegurar que los indicadores generados no dependan de registros inválidos o relaciones inconsistentes. Para ello, el sistema ejecuta reglas de control sobre las tablas de entrada, verificando integridad referencial, presencia de campos obligatorios, consistencia de fechas y horas, duración no negativa de eventos, coherencia entre producción total, unidades buenas, *scrap* y reproceso, y disponibilidad de parámetros necesarios para los cálculos.

Asimismo, el sistema identifica solapamientos temporales entre eventos registrados para un mismo equipo y turno. Esta validación resulta relevante porque la suma directa de eventos solapados puede sobreestimar los minutos de pérdida y, en consecuencia, distorsionar la monetización del impacto. Por ello, el uso de minutos netos y reportes de *overlap* permite mejorar la consistencia de la medición y entregar al usuario una señal explícita sobre la calidad temporal del registro.

4.5.4 Enfoque comparativo de evaluación

Dado que los datos originales no provienen de un sistema controlado de captura ni de un experimento antes-después, la evaluación comparativa se plantea entre dos escenarios analíticos. El primer escenario corresponde al estado base de trabajo, caracterizado por registros heterogéneos, baja estandarización y necesidad de consolidación manual. El segundo escenario corresponde al sistema propuesto, donde los datos son organizados mediante una plantilla estructurada, procesados con reglas reproducibles y transformados en indicadores trazables.

Esta comparación permite evaluar el aporte del sistema en términos de capacidad analítica más que como una medición causal directa de mejora productiva. En particular, se analiza si la solución permite reducir ambigüedad en el registro, identificar errores de datos, evitar doble conteo por solapamientos, monetizar pérdidas, generar indicadores comparables y priorizar oportunidades de mejora mediante criterios económicos y operacionales.

4.5.5 Limitaciones de la evaluación

La evaluación presenta limitaciones que deben ser consideradas al interpretar los resultados. En primer lugar, los datos utilizados corresponden a registros readaptados de un cliente, por lo que no representan una captura diseñada desde el origen bajo el estándar propuesto. En segundo lugar, no se cuenta con una medición longitudinal antes-después que permita atribuir mejoras productivas directas a la implementación del sistema. En tercer lugar, algunos impactos esperados, como reducción de tiempo de procesamiento manual, disminución de errores administrativos o mejora de productividad, se evalúan de manera indirecta a través de la automatización, trazabilidad y calidad de los resultados generados.

A pesar de estas restricciones, la evaluación permite verificar la utilidad del sistema como artefacto analítico inicial para contextos de baja madurez de datos. En particular, permite comprobar si los registros disponibles pueden ser transformados en información estructurada, auditable y útil para orientar decisiones de mejora

operacional. Además, es importante mencionar que en términos de resultados esperados, la metodología se diseñó para que el sistema:

- Reduzca ambigüedad en el registro mediante un estándar y reglas de consistencia,
- Produzca métricas con definiciones estables y comparables,
- Sostenga la interpretación gerencial evitando inconsistencias por cambios de granularidad o segmentación, apoyándose en un modelado dimensional adecuado y en medidas consistentes para análisis.

Con ello, se espera que el sistema permita pasar desde registros operacionales heterogéneos a resultados trazables y auditables, habilitando priorización por impacto económico y seguimiento sistemático en el tiempo.

4.6 Arquitectura de integración, decisiones de diseño y restricciones técnicas del sistema

Las secciones anteriores describen el funcionamiento interno del sistema desde la entrada de datos hasta la generación de salidas y la evaluación de su desempeño analítico. Esta sección complementa la descripción técnica con tres elementos transversales que condicionan el comportamiento del sistema como solución de ingeniería: su arquitectura de integración entre componentes y el flujo de datos extremo a extremo, las decisiones de diseño que se adoptan en el desarrollo, y las restricciones técnicas que limitan su operación. Estos elementos no constituyen aspectos descriptivos adicionales, sino el conjunto de definiciones que explican por qué el sistema opera del modo en que opera y bajo qué supuestos puede ser sostenido en el tiempo.

4.6.1 Arquitectura de integración y flujo de datos del sistema

La arquitectura del sistema se organiza en tres capas complementarias que cumplen funciones diferenciadas: una capa de entrada implementada en Excel, una capa de procesamiento implementada en *Python* y una capa de visualización implementada en *Power BI*. La integración entre estas capas no opera mediante

conexiones en tiempo real, sino mediante contratos de datos estables que permiten que cada capa evolucione de forma independiente sin afectar a las demás. Específicamente, la capa *Python* lee la plantilla Excel utilizando bibliotecas estándar de manipulación de tablas, procesa la información en memoria y exporta el resultado como archivos CSV agrupados en archivos ZIP por capa analítica. Estos archivos CSV constituyen el contrato de datos entre el procesamiento analítico y la visualización, ya que *Power BI* los consume como fuentes planas, manteniendo el modelo relacional en su propia capa de presentación.

El flujo de datos completo del sistema sigue una secuencia de seis etapas sucesivas. La primera etapa consiste en la captura del dato operacional por parte del cliente sobre la plantilla Excel estandarizada, organizada en tablas que separan parámetros, catálogos de pérdidas, dimensiones organizacionales y registros transaccionales, según se describió en la sección 4.1. La segunda etapa corresponde a la carga y validación de las tablas en *Python*, donde se verifican la integridad referencial entre claves, la completitud de campos críticos, la consistencia aritmética entre unidades producidas, *scrap* y reproceso, y la disponibilidad de marcas temporales para los eventos. La tercera etapa ejecuta la capa 1 del procesamiento, donde se calculan la monetización por evento, la descomposición jerárquica del árbol de pérdidas y los componentes del OEE, exportando los resultados como CSV que alimentan el archivo .pbix de *Power BI*, según lo detallado en las secciones 4.2 y 4.4.1. La cuarta etapa ejecuta la capa 2 del procesamiento, donde cuatro módulos analíticos independientes definidos para disponibilidad y confiabilidad, mantenimiento, rendimiento y calidad, generan sus propios *dataframes* y figuras técnicas, exportados como archivos ZIP separados por módulo conforme a lo descrito en las secciones 4.3 y 4.4.2. La quinta etapa corresponde al consumo por parte del usuario, mediante el tablero interactivo en *Power BI* para análisis gerencial o mediante los archivos tabulares y gráficos generados en *Python* para análisis técnico. La sexta etapa, transversal a las anteriores, corresponde a la generación automática de reportes de calidad del dato definidos como archivos VALIDACION_.csv y de diccionarios de fórmulas definidos como archivos FORMULAS_.csv, que documentan tanto las incidencias detectadas como las reglas de cálculo aplicadas en cada módulo.

Esta arquitectura de integración por contratos de datos ofrece dos propiedades fundamentales para la operación del sistema. La primera es la trazabilidad explícita entre cada dato de entrada, cada regla de transformación aplicada y cada resultado reportado, dado que los archivos intermedios pueden ser auditados de manera independiente en cualquier momento del ciclo. La segunda es la escalabilidad gradual del sistema, dado que la plantilla Excel puede ser reemplazada en el futuro por una base de datos relacional sin alterar la lógica de procesamiento en *Python*, y la capa de visualización puede reimplementarse en otra herramienta de *Business Intelligence* manteniendo los CSV intermedios como contrato estable entre capas. La Ilustración 5 que se muestra a continuación presenta el diagrama de flujo general que resume la metodología y su secuencia de construcción-cálculo-consumo del producto.

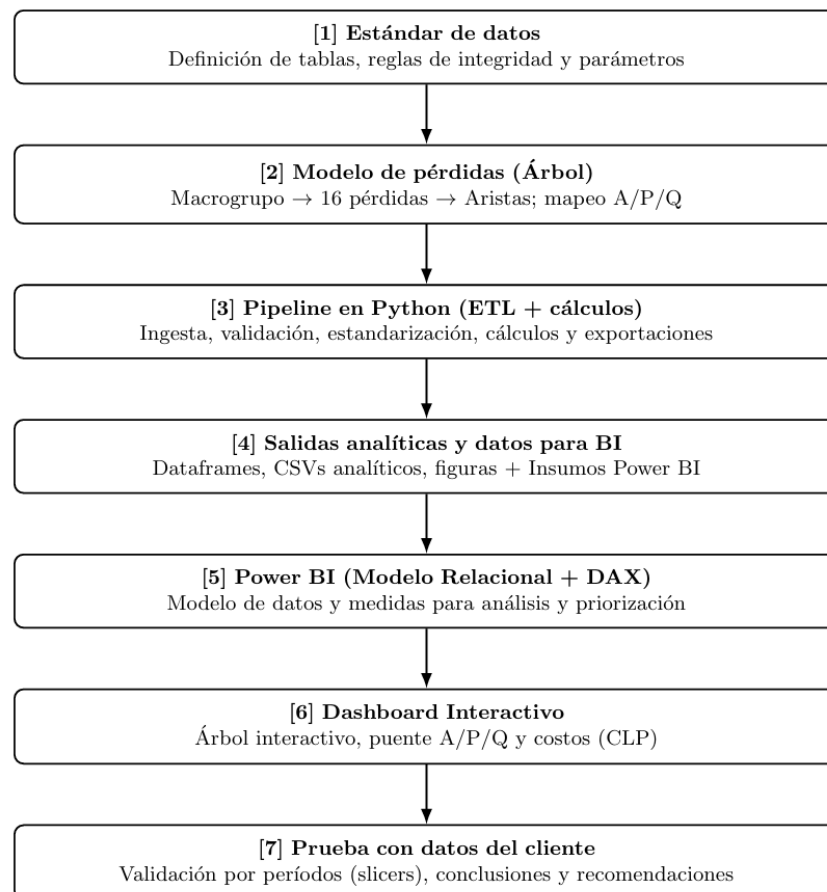


Ilustración 5: Diagrama de flujo del proceso metodológico utilizado dentro del desarrollo y la implementación del sistema. Estándar de datos, modelamiento del árbol de pérdidas, implementación del pipeline en python y visualización en Power BI. Fuente: Elaboración propia.

4.6.2 Decisiones de diseño relevantes

Durante el desarrollo del sistema se adoptan siete decisiones de diseño cuya justificación técnica resulta relevante para comprender el comportamiento y las limitaciones de la solución. La primera decisión es utilizar Excel como capa de entrada en lugar de una base de datos relacional o un formulario *web*. Esta elección responde a la madurez digital esperada del cliente objetivo, ya que Excel constituye una herramienta accesible y conocida que no requiere infraestructura previa, mientras que en etapas posteriores la plantilla puede ser reemplazada por una base de datos sin alterar la lógica del procesamiento implementada en *Python*. La segunda decisión es operar el *pipeline* en modalidad *batch* en lugar de *streaming*, ya que la frecuencia de decisión operacional asociada a la gestión TPM, típicamente mensual o por turno, no requiere captura en tiempo real, y un esquema de procesamiento continuo introduciría infraestructura técnica desproporcionada respecto del ciclo efectivo de uso de los resultados.

La tercera decisión es organizar el sistema en capas independientes vinculadas mediante archivos CSV como contrato de datos, en lugar de un código monolítico. Esta separación permite trazar explícitamente la relación entre cada dato de entrada, cada regla de transformación y cada resultado, y habilita la posibilidad de migrar una capa específica, por ejemplo reemplazar la plantilla Excel por una base de datos relacional, sin afectar al resto del sistema. La cuarta decisión es tratar diferenciadamente la categoría MQ06 mediante minutos equivalentes en lugar de minutos brutos, dado que las pérdidas por velocidad reducida no detienen el equipo sino que lo operan por debajo del estándar nominal; aplicar la fórmula estándar de monetización por tiempo bruto habría sobreestimado significativamente el costo asociado a esta categoría. La quinta decisión es introducir la asignación neta de minutos en presencia de solapamientos temporales entre eventos paralelos, evitando que un mismo intervalo de tiempo sobre un mismo equipo y turno sea contabilizado más de una vez por causas distintas, lo que distorsionaría la magnitud económica de las pérdidas reportadas.

La sexta decisión es generar diccionarios de fórmulas mediante archivos FORMULAS_.csv de manera automática por cada módulo del *pipeline*, documentando

las reglas de cálculo aplicadas en cada ciclo de ejecución sin depender de documentación manual externa. Esto convierte al propio sistema en su fuente de verdad sobre cómo se calculan los indicadores reportados, reduciendo el riesgo de divergencia entre lo documentado y lo efectivamente aplicado. La séptima decisión es separar la validación de consistencia como una capa paralela, exportada en archivos CSV de auditoría independientes, por ejemplo `VALIDACION_.csv` y no integrada visualmente al tablero gerencial. Esta separación responde a un criterio funcional, ya que el tablero presenta información estable orientada a la toma de decisiones, mientras que los reportes de validación exponen anomalías y advertencias destinadas a la corrección del registro, manteniendo así diferenciados el dato de gestión y el dato de auditoría dentro del mismo flujo del sistema.

4.6.3 Restricciones técnicas del sistema

El sistema desarrollado opera bajo restricciones técnicas que conviene reconocer dentro de la metodología, dado que condicionan su comportamiento, su mantenibilidad y sus posibilidades de escalamiento. La primera restricción corresponde a la dependencia de la integridad estructural de la plantilla Excel como capa de entrada, ya que modificaciones no controladas en la estructura de columnas, en los nombres de hoja o en el formato de campos críticos interrumpen el procesamiento. La segunda restricción corresponde a la dependencia de versiones específicas de bibliotecas analíticas de *Python*, particularmente *pandas* y *numpy*, así como a la disponibilidad de licencias compatibles de *Power BI* para la distribución del tablero entre usuarios. La tercera restricción corresponde al alcance *batch* del *pipeline*, que limita la posibilidad de generar análisis en tiempo real y obliga a una ejecución programada en momentos definidos del calendario operacional. Estas restricciones, junto con sus mecanismos de mitigación, riesgos asociados y consideraciones de mantenibilidad y dependencia tecnológica, se desarrollan en mayor profundidad en las secciones posteriores, donde se discuten desde una perspectiva de sostenibilidad y proyección del sistema como solución de consultoría.

Resultados y discusión

En la presente sección se presentan y analizan los resultados obtenidos a partir del desarrollo e implementación del sistema propuesto, el cual estandariza el registro de pérdidas operacionales y transforma dichos datos en reportabilidad gerencial con trazabilidad desde el dato fuente hasta la visualización final. Estos resultados se organizan siguiendo la lógica del proceso metodológico definido, comenzando con el diseño del estándar de datos, formalización del modelo de pérdidas, implementación del *pipeline* automatizado y construcción de la capa de visualización, y además, los resultados se discuten en función de su desempeño, evaluando tanto su consistencia técnica como su utilidad para la toma de decisiones.

Tal y como se mencionó en la metodología, el sistema fue desarrollado inicialmente utilizando datos simulados, con el propósito de validar la arquitectura del estándar de datos, las reglas de calidad, el *pipeline* de procesamiento en *Python* y la estructura esperada para la reportabilidad. Posteriormente, el sistema se aplicó a un conjunto de datos readaptados proveniente de una empresa cliente de INNOVAC, contruidos a partir de registros operativos que no habían sido diseñados bajo un estándar de captura y presentaban heterogeneidad en estructura, completitud y consistencia, además de información faltante u omitida. En consecuencia, los datos utilizados en esta memoria corresponden a una readaptación y normalización del insumo original, donde se extrajo y estructuró la información utilizable, se documentaron brechas de registro y se aplicaron validaciones para asegurar trazabilidad y comparabilidad en los análisis. Por motivos de confidencialidad, la organización no es mencionada explícitamente, sin embargo, los resultados obtenidos a partir de su información operacional constituyen la base de las subsecciones siguientes.

5.1 Estructura de datos estandarizada requerida al cliente

La estructura final de datos se implementó mediante una plantilla Excel compuesta por tablas normalizadas que separan parámetros de cálculo, catálogos del modelo de pérdidas, dimensiones maestras y registros operacionales. Esta organización no responde solo a un criterio de orden, sino a una necesidad funcional del sistema: asegurar consistencia

entre registros, trazabilidad mediante identificadores y una conexión estable con el procesamiento automatizado y la capa de visualización. De este modo, la información ingresada por el cliente puede ser validada, relacionada y analizada con menor dependencia de revisiones manuales y con mejores condiciones para su uso en gestión.

La plantilla requerida al cliente se estructura en los siguientes grupos de tablas:

- **Tabla de parámetros**

Contiene los parámetros globales de costo, factores de cálculo y metas de desempeño utilizados por el sistema. Su principal utilidad es permitir ajustes globales en la monetización de pérdidas o en la comparación contra objetivos sin intervenir directamente los registros operacionales. Esto mejora el control del modelo y facilita su actualización cuando cambian metas, costos o criterios de evaluación.

- **Tablas de catálogo del modelo de pérdidas**

Contienen la clasificación de las 16 pérdidas y un nivel complementario de causas específicas o aristas, vinculadas jerárquicamente a cada categoría. Estas tablas permiten pasar desde una visión agregada de la pérdida hacia una lectura más detallada de su causalidad, por lo que no solo permiten identificar qué tipo de pérdida tiene mayor incidencia, sino también reconocer qué causas concretas la explican y, por tanto, dónde conviene focalizar acciones de mejora.

- **Tablas de dimensiones maestras**

Incluyen la definición estructurada de plantas, líneas, equipos, turnos y productos, además de una vista consolidada de la estructura operacional. Su función es estabilizar el análisis, evitar duplicidades y permitir que los resultados se consoliden coherentemente a distintos niveles de desagregación. Gracias a ello, el sistema puede responder preguntas de gestión como en qué planta, línea, equipo, turno o producto se concentran las principales brechas operacionales.

- **Tablas de hechos operacionales**

Corresponden a los registros capturados durante la operación, incluyendo planificación del turno, producción realizada y eventos o pérdidas ocurridas. Su diseño permite vincular el dato operativo con su contexto de ocurrencia, su clasificación causal y su eventual tratamiento posterior. Esto amplía el valor del

sistema, ya que no solo se registra lo sucedido, sino que también se facilita el seguimiento de causas, responsables y acciones correctivas.

A nivel relacional, el modelo se apoya en una lógica simple pero robusta: las tablas de hechos operacionales se vinculan con las tablas maestras mediante identificadores únicos de planta, línea, equipo, turno y producto, mientras que la clasificación causal se articula a través de códigos que conectan las causas específicas con su categoría de pérdida correspondiente. Esta estructura evita ambigüedades al consolidar resultados y permite analizar la información con distintos niveles de agregación. Por ello, la estandarización propuesta no solo ordena el dato, sino que habilita análisis más comparables, trazables y útiles para la priorización de decisiones de mejora.

Desde una perspectiva analítica, la separación de la información en estos cuatro tipos de tablas no constituye un detalle de implementación, sino una decisión que condiciona directamente la calidad del análisis posterior. Al aislar los parámetros de cálculo de los registros operacionales, el sistema permite que un cambio en un costo unitario o en una meta de desempeño se propague a todo el análisis sin requerir modificar los datos de eventos, lo que reduce el riesgo de introducir inconsistencias durante las actualizaciones. Al separar las dimensiones maestras de los hechos operacionales, se evita la duplicación de definiciones de equipos, líneas o turnos, de modo que un mismo activo se interpreta de forma idéntica en todos los módulos analíticos. Esta organización es precisamente la que hace posible que los resultados presentados en las secciones siguientes puedan consolidarse de forma coherente a distintos niveles de agregación sin ambigüedades, ya que la integridad de las relaciones entre tablas se establece antes de que comience el procesamiento.

Conviene destacar, además, que esta estructura constituye en sí misma uno de los resultados del trabajo, en la medida en que transforma el registro heterogéneo y disperso descrito en el planteamiento del problema en un formato normalizado y analizable. La diferencia operativa es sustantiva, ya que mientras un registro sin estructura común obliga a reinterpretar el significado de cada campo en cada análisis, la plantilla estandarizada fija de antemano qué representa cada dato, cómo se relaciona con los demás y bajo qué identificador se consolida. Esta fijación previa es la que permite que el procesamiento sea reproducible y que las comparaciones entre periodos, equipos o turnos se realicen sobre una

base homogénea, condición que no estaba garantizada en el registro original con el que operaba el cliente.

5.2 Resultados de reportabilidad interactiva en Power BI: Árbol de Pérdidas y OEE

Una vez aplicados los datos en el sistema, se generaron mediante *Python* los archivos CSV que sirven como insumo para *Power BI*. A partir de ellos, se estructuró una capa de reportabilidad interactiva orientada a apoyar una lectura del Árbol de Pérdidas y de los indicadores asociados al desempeño operacional. Esta integración permite consolidar, agrupar y visualizar la información procesada por el *pipeline*, de modo que el usuario pueda priorizar oportunidades de mejora según su impacto económico y navegar desde niveles agregados como macrogrupos de pérdidas, hasta niveles más específicos, como las 16 pérdidas y sus respectivas aristas causales.

La decisión de llevar estos resultados a *Power BI* responde a una necesidad práctica de gestión. El Árbol de Pérdidas no solo funciona para mostrar valores consolidados, sino también permitir filtros por período, equipo, línea y turno, junto con visualizaciones que faciliten descender en la jerarquía causal para comprender el origen de los costos y respaldar decisiones de mejora. En este sentido, la capa interactiva no cumple únicamente una función de visualización, sino que transforma la información procesada en un instrumento de análisis que permite comparar escenarios, localizar focos críticos y sostener conversaciones de mejora sobre una base más estructurada y trazable. A continuación, se presentan los distintos resultados obtenidos para esta capa de reportabilidad, con el fin de evidenciar su funcionamiento y su aporte analítico.

5.2.1 Página 1: Árbol de Pérdidas (priorización rápida y navegación jerárquica)

La primera página se diseñó como un tablero de priorización rápida. Su visual principal corresponde al Árbol de Pérdidas, estructurado en la jerarquía “Macrogrupo” hacia las “16 pérdidas” y luego hacia las “Aristas”, lo que permite identificar de forma inmediata dónde se concentra el impacto económico y,

posteriormente, descender hasta la causa específica que explica dicho resultado. Desde el punto de vista de gestión, esta lógica de navegación resulta especialmente valiosa, ya que permite pasar desde una visión ejecutiva del problema hacia un nivel de análisis suficientemente detallado como para orientar acciones concretas.

Para ejemplificar la lectura del tablero, al filtrar por EQ01, LIN01, T1 y el período 01-01-2026 a 01-02-2026, el sistema reporta un CLP Neto de \$18.383.490, asociado a 6.038 minutos netos de pérdidas, junto con un *overlap* de 9,1%. Este último indicador muestra que existen eventos temporales solapados que, de no ser controlados por el modelo, habrían sobredimensionado el tiempo perdido. Por tanto, este resultado no solo refleja la magnitud económica de las pérdidas, sino también la capacidad del sistema para depurar la medición y evitar dobles conteos, aspecto clave para que la priorización posterior se base en información técnicamente consistente. A continuación, la Ilustración 6 presenta una vista frontal de la primera página del tablero bajo los filtros mencionados:



Ilustración 6: Vista de la primera página del tablero desarrollado, correspondiente a un panel interactivo en Power BI que despliega el Árbol de Pérdidas. Fuente: Elaboración propia.

En ese mismo contexto, el tablero evidencia que el impacto total se distribuye entre los macrogrupos de la siguiente manera: Máquinas: \$14.324.720, Mano de Obra:

\$2.883.000 y Recursos: \$1.175.770. Esta distribución permite una primera lectura de alta relevancia, ya que muestra que la mayor parte del costo se concentra en pérdidas asociadas a equipos. En otras palabras, el problema analizado no parece estar dominado principalmente por recursos o por factores de mano de obra, sino por fenómenos vinculados al desempeño técnico del sistema productivo. Esta distinción es importante porque orienta el foco de la discusión: si el mayor peso económico está en la dimensión de máquinas, entonces las decisiones de mejora deberían mirar prioritariamente confiabilidad, disponibilidad, condiciones de operación, disciplina de mantenimiento y calidad de productos, antes que medidas centradas exclusivamente en recursos o personal.

Al descender al nivel de las 16 pérdidas, el sistema identifica como focos principales, dentro del mismo filtro, las fallas de equipo (\$5.691.000), las fallas de proceso (\$3.228.000), las paradas planificadas (\$1.638.000) y las preparaciones y ajustes/setup (\$1.353.000). Esta desagregación permite refinar el diagnóstico inicial, ya que muestra que el costo no proviene de una única fuente, sino de un conjunto de pérdidas que combinan eventos correctivos, ineficiencias del proceso y detenciones propias de la operación. Desde una perspectiva analítica, esto sugiere que el desempeño del equipo no está afectado únicamente por fallas repentinas, sino también por condiciones de proceso y actividades de preparación que, aun cuando algunas puedan ser esperables, alcanzan una magnitud suficiente como para justificar revisión. Por ello, el valor del tablero no radica solo en identificar qué pérdida “gana” en costo, sino en evidenciar que la mejora requiere un abordaje más integral, combinando acciones de mantenimiento, estandarización operativa y revisión de prácticas de preparación o cambio.

Finalmente, al llegar al nivel de aristas, el tablero permite identificar qué causas específicas dominan el costo en el período y equipo analizado. En este caso, destacan Falla de instrumentación (\$1.458.000), Falla eléctrica (\$1.380.000) y pérdidas por Interlock/protección (\$1.032.000), entre otras. Este nivel de detalle es particularmente relevante, porque transforma un diagnóstico todavía relativamente general en señales concretas de intervención. Por ejemplo, que las mayores pérdidas se concentren en

instrumentación, componentes eléctricos y eventos asociados a *interlocks* no solo confirma que la dimensión técnica es predominante, sino que además orienta la discusión hacia subsistemas específicos cuya criticidad merece ser revisada. En términos de gestión, esto facilita pasar desde la simple visualización del problema a una priorización más accionable, apoyando decisiones como revisar instrumentación crítica, fortalecer planes de mantenimiento eléctrico, evaluar la recurrencia de fallas de protección y analizar si ciertos disparos responden a problemas de condición, configuración o resguardo operacional. Así, la capa de reportabilidad no se limita a mostrar costos, sino que contribuye a convertir datos operacionales en criterios concretos para orientar el esfuerzo de mejora. El modelo de datos relacional utilizado para esta hoja puede consultarse en el Anexo M1.

5.2.2 Página 2: Árbol de Pérdidas y derivados (desglose tabular y métricas complementarias)

La segunda página del *dashboard* se diseñó como un complemento de mayor granularidad respecto de la vista principal del Árbol de Pérdidas, incorporando una matriz jerárquica que va desde Macrogrupo hacia las 16 pérdidas y luego hacia las Aristas y un panel de KPIs orientados a auditar el desglose económico y temporal de las pérdidas bajo distintos contextos de operación. A diferencia de la primera página, cuyo énfasis está en la priorización visual rápida, esta vista permite profundizar en la composición de las pérdidas y revisar con mayor detalle la consistencia de sus totales al modificar filtros por línea, equipo, turno y ventana temporal. En términos analíticos, esto es relevante porque no solo facilita visualizar el problema, sino también validar cómo cambia su estructura según el contexto operacional analizado. A continuación, la Ilustración 7 presenta una vista frontal de la página 2 del tablero:

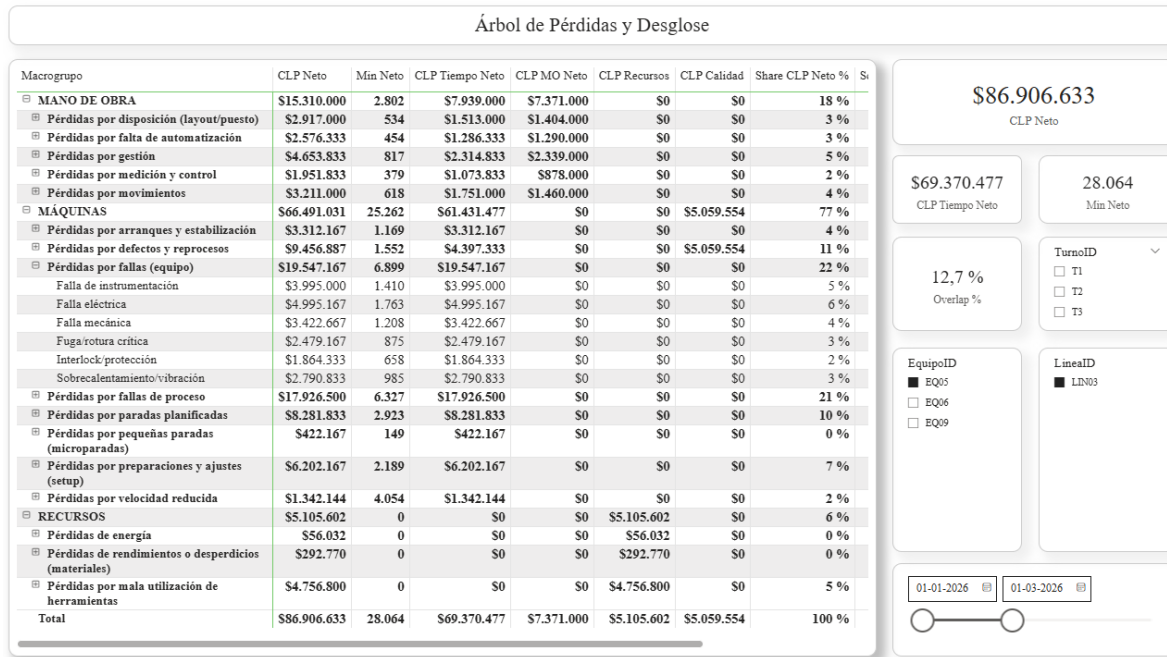


Ilustración 7: Panel interactivo correspondiente a la segunda página del tablero desarrollado en Power BI, mostrando el desglose tabular del Árbol de Pérdidas y los KPI complementarios. Fuente: Elaboración propia.

Bajo el escenario ilustrado (Línea LIN03, Equipo EQ05 y período 01-01-2026 a 01-03-2026), el sistema reporta un CLP Neto total de \$86.906.633 y 28.064 minutos netos. Adicionalmente, se observa un *overlap* de 12,7%, lo que indica la presencia de solapes temporales en los registros de eventos dentro del contexto filtrado. Este resultado es relevante porque muestra que una fracción no menor del tiempo registrado podría haber sido sobreestimada si se hubiese trabajado con sumatorias directas sin control de traslapes. Por ello, la utilización de métricas netas no constituye solo una decisión técnica del modelo, sino una condición necesaria para que la reportabilidad refleje de manera más fiel la magnitud real de las pérdidas y permita priorizar acciones sobre una base más confiable.

La descomposición del CLP Neto por componentes muestra que, dentro del mismo filtro, el impacto se explica principalmente por CLP Tiempo Neto = \$69.370.477, seguido por CLP MO Neto = \$7.371.000, CLP Recursos = \$5.105.602 y CLP Calidad = \$5.059.554. Esta lectura permite distinguir que la pérdida económica del caso analizado está dominada principalmente por tiempo improductivo, mientras que los costos asociados a mano de obra, recursos y calidad, aunque relevantes, tienen una incidencia

menor. Analíticamente, esta composición sugiere que el principal problema no está dado por el consumo de insumos o por defectos del producto como fenómeno predominante, sino por interrupciones o ineficiencias que deterioran el uso efectivo del tiempo operacional. Esto orienta la atención de gestión hacia la disponibilidad y el desempeño del proceso antes que intervenciones centradas exclusivamente en merma o consumo.

A nivel de macrogrupos, el sistema evidencia que Máquinas concentra \$66.491.031 (aproximadamente 77% del total), Mano de Obra \$15.310.000 (aproximadamente 18%) y Recursos \$5.105.602 (aproximadamente 6%). Esta distribución refuerza la lectura anterior: el costo de las pérdidas se concentra de manera predominante en el comportamiento técnico-operacional del activo. Desde una perspectiva de gestión, ello permite descartar una interpretación difusa del problema y focalizar con mayor claridad los esfuerzos de mejora. En este caso, los resultados sugieren que las mayores oportunidades no provienen principalmente de reducir consumos, sino de intervenir sobre la confiabilidad del equipo, la continuidad operacional y la forma en que se ejecutan ciertas actividades de operación y preparación.

Al profundizar en el nivel de las 16 pérdidas, el tablero muestra que dentro de Máquinas destacan las pérdidas por fallas de equipo con \$19.547.167 (22%), las pérdidas por fallas de proceso con \$17.926.500 (21%), las pérdidas por defectos y reprocesos con \$9.456.887 (11%), además de contribuciones relevantes de pérdidas por paradas planificadas con \$8.281.833 (10%) y preparaciones y ajustes (setup) con \$6.202.167 (7%). Esta desagregación es especialmente valiosa porque demuestra que el macrogrupo “Máquinas” no corresponde a una única naturaleza de problema, sino a una combinación de pérdidas correctivas, operacionales y de calidad. En consecuencia, el sistema evita una lectura excesivamente general y permite distinguir que la mejora no debería orientarse solo a disminuir fallas, sino también a revisar condiciones de proceso, condiciones vinculadas a los defectos, la planificación de detenciones y la eficiencia de las actividades de preparación. Esto amplía el valor práctico del tablero,

ya que transforma una categoría amplia en un conjunto más concreto de frentes de intervención.

En el detalle a nivel de arista dentro de pérdidas por fallas de equipo, el sistema muestra causas específicas con su impacto económico, entre ellas destacan Falla eléctrica (\$4.995.167), Falla de instrumentación (\$3.995.000) y Falla mecánica (\$3.422.667). Este nivel de análisis resulta particularmente útil desde el enfoque consultivo, porque permite convertir una señal agregada de deterioro técnico en hipótesis de trabajo más concretas. En lugar de concluir únicamente que “el equipo falla”, el tablero permite advertir qué subsistemas o mecanismos están explicando una mayor proporción del costo, facilitando así decisiones como priorizar un plan eléctrico, revisar criticidad de instrumentación o fortalecer rutinas de inspección mecánica. Por tanto, esta capa no solo aporta detalle, sino que acerca el diagnóstico a decisiones más accionables.

Finalmente, al deslizar hacia la derecha en la tabla, la página incorpora variables asociadas a calidad cuando corresponde, lo cual se muestra en la Ilustración 8. Para este caso se observan Scrap = 6.718 unidades y Reproceso = 4.739 unidades, consistentes con un CLP Calidad de \$5.059.554. Aunque el peso económico de esta dimensión es menor respecto del tiempo perdido, su inclusión permite una lectura más completa del desempeño, ya que evita reducir el análisis exclusivamente a disponibilidad o detenciones. En efecto, separar las pérdidas por tiempo de aquellas derivadas de *scrap* y reproceso permite distinguir entre problemas de eficiencia operacional y problemas de conformidad del producto, lo que resulta clave para no mezclar causas ni acciones correctivas de distinta naturaleza. En conjunto, el hecho de que los totales, la jerarquía causal y las métricas complementarias se recalculen coherentemente al modificar filtros por equipo, línea y período respalda la robustez del modelo semántico implementado y refuerza la utilidad del sistema como herramienta de análisis y gestión bajo distintos escenarios operacionales. El modelo de datos relacional utilizado para esta hoja puede consultarse en el Anexo M1.

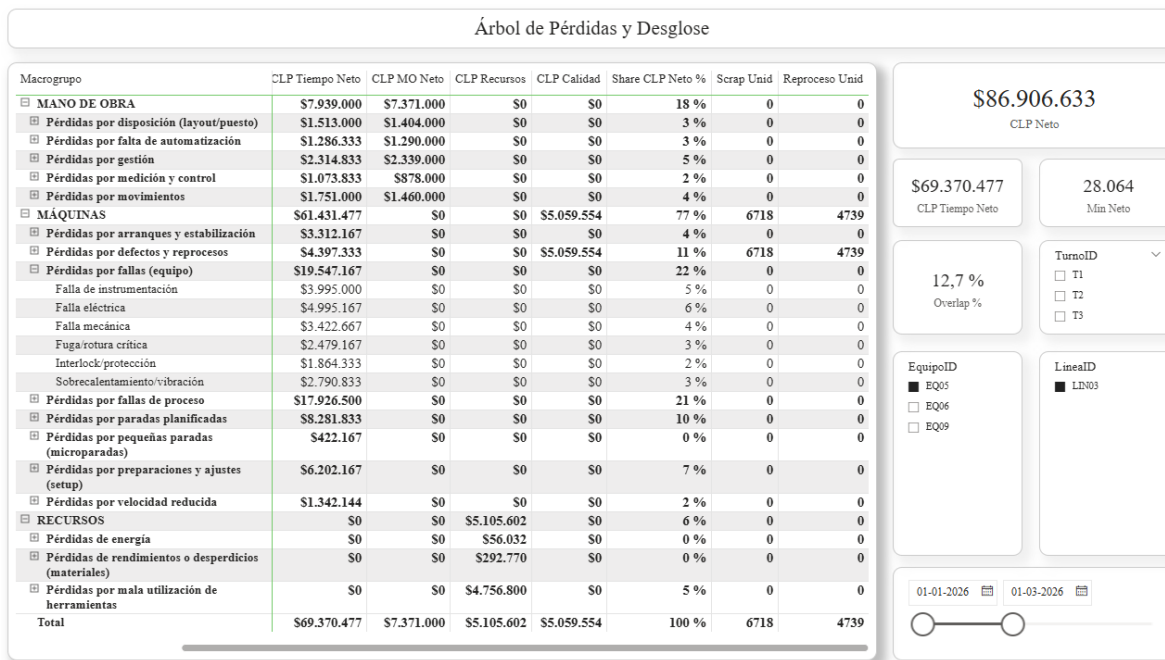


Ilustración 8: Panel interactivo correspondiente a la segunda página del dashboard desarrollado en Power BI, mostrando el desglose tabular del Árbol de Pérdidas y los KPI complementarios. Fuente: Elaboración propia.

5.2.3 Página 3: Desglose OEE y sus componentes

En esta subsección se presenta la tercera página del *dashboard*, denominada “Desglose de OEE y sus componentes”, cuyo propósito es traducir el desempeño operacional a un lenguaje gerencial mediante el indicador OEE y su descomposición en Disponibilidad (A), Rendimiento (P) y Calidad (Q). A diferencia de las páginas anteriores, centradas en la priorización económica de pérdidas, esta vista permite evaluar cómo dichas pérdidas terminan afectando el desempeño global del activo y en cuál de sus componentes se concentra la principal brecha. El análisis se desarrolla bajo el contexto operativo filtrado en el tablero: Equipo EQ06, Turno T1, Línea LIN03 y mes 2026-04.

El tablero reporta un OEE de 74,2%, explicado por Disponibilidad = 86%, Rendimiento = 96% y Calidad = 90%. Al comparar estos resultados con las metas configuradas en el sistema (OEE 85%, A 90%, P 95% y Q 99%), se obtiene una brecha de -10,80 puntos porcentuales en el OEE, luego, a nivel de componentes, las mayores desviaciones se observan en Calidad ($\Delta Q = -9,45$ pp) y Disponibilidad ($\Delta A = -3,81$ pp), mientras que Rendimiento ($\Delta P = +1,14$ pp) se ubica levemente por sobre la

referencia. Esta lectura es relevante porque evita una interpretación genérica del OEE: el problema no está en todos los frentes por igual sino, en términos de impacto económico, principalmente en la disponibilidad y, en segundo término, en la calidad, según se detalla más adelante a partir del *ranking* de pérdidas.

A continuación, en la Ilustración 9 se presenta la vista frontal del tablero, que integra el resumen A/P/Q y brechas, el *ranking* económico de las 8 pérdidas de máquinas (MQ01–MQ08) y la evolución mensual del OEE respecto de la meta.

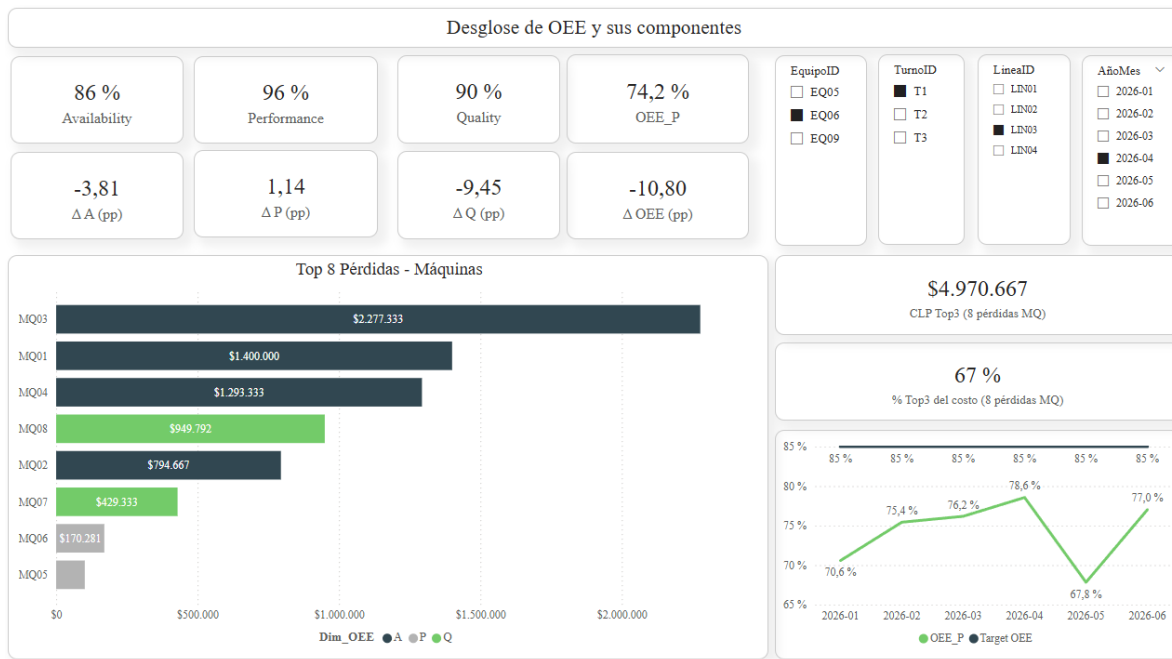


Ilustración 9: Panel interactivo correspondiente a la tercera página del dashboard desarrollado en Power BI, la cual muestra el desglose de OEE y componentes A/P/Q bajo filtros EQ06, T1, LIN03 y 2026-04. Fuente: Elaboración propia.

La descomposición A/P/Q sugiere que, en el escenario analizado, la brecha del OEE no se explica principalmente por un problema de ritmo o velocidad de producción (P), dado que el componente de rendimiento supera la meta establecida. En cambio, el deterioro del indicador proviene de la combinación entre menor tiempo operacional efectivo y pérdidas asociadas a calidad. Desde la gestión, esta distinción es fundamental, ya que evita orientar esfuerzos hacia iniciativas de aumento de velocidad que, en este caso, tendrían un efecto limitado sobre la recuperación del OEE. Por el contrario, la evidencia indica que la mayor captura de valor se concentra en

recuperar disponibilidad (A) y reducir *scrap* o reproceso (Q), que son las dimensiones donde el sistema muestra el mayor alejamiento respecto del objetivo.

El bloque “Top 8 Pérdidas – Máquinas” refuerza esta lectura al mostrar que el costo se concentra en ciertas categorías. En el contexto filtrado, el Top 3 alcanza \$4.970.667 y representa 67% del costo total asociado a las ocho pérdidas de máquinas. Además, el *ranking* está liderado por MQ03 (\$2.277.333), seguido por MQ01 (\$1.400.000) y MQ04 (\$1.293.333). Esta concentración tiene una implicancia práctica clara: el sistema no solo evidencia que existen pérdidas relevantes, sino que muestra que una parte importante del impacto económico se encuentra focalizada en un número reducido de categorías. En consecuencia, el tablero habilita una priorización más eficiente, ya que sugiere intervenir primero las pérdidas dominantes antes de distribuir recursos en frentes de menor incidencia económica.

Conviene precisar la relación entre la brecha porcentual de los componentes y la magnitud económica de las pérdidas, dado que ambas perspectivas no necesariamente coinciden. Si bien la calidad presenta la mayor brecha en puntos porcentuales respecto de su meta, debe considerarse que las metas configuradas difieren por componente, con valores de 90% para disponibilidad, 95% para rendimiento y 99% para calidad, de modo que las brechas porcentuales no resultan directamente comparables entre sí. El *ranking* económico del bloque Top 8 Pérdidas, en cambio, muestra que las pérdidas que afectan la disponibilidad concentran la mayor parte del costo en el escenario analizado, dado que las categorías de mayor impacto monetario corresponden a fenómenos asociados a fallas del equipo y detenciones. Esta diferencia se explica porque una misma brecha porcentual no implica el mismo costo según la dimensión afectada, ya que el tiempo no producido por detenciones acumula un impacto económico mayor que el asociado a las unidades de *scrap* y reproceso en este contexto particular. Dado que el criterio de priorización del sistema es económico y se sustenta en la monetización trazable de las pérdidas, lo que además ofrece una base homogénea de comparación entre dimensiones, la disponibilidad se mantiene como el frente prioritario de intervención, sin perjuicio de que la calidad constituya un segundo foco relevante de mejora.

La serie temporal del OEE complementa el análisis al situar el desempeño del mes evaluado dentro del comportamiento semestral. Según la visualización, abril alcanza un valor cercano a 78,6%, superior al de otros meses observados, pero todavía por debajo de la meta fija de 85%. Esta comparación agrega una lectura importante: el resultado del mes analizado no corresponde necesariamente al peor desempeño del período, pero sí confirma que, incluso en un escenario relativamente favorable dentro del periodo, el equipo aún no logra cerrar la brecha respecto del estándar esperado. Por tanto, la utilidad de esta página no radica solo en mostrar el valor puntual del OEE, sino en transformar ese indicador agregado en una ruta de decisión más precisa: identificar en qué componente se origina la brecha, qué pérdidas de máquinas concentran el mayor costo y cómo se posiciona el desempeño actual respecto de la trayectoria reciente. En ese sentido, esta vista fortalece el valor gerencial del sistema, al conectar medición, interpretación y priorización bajo una lógica trazable. El modelo de datos relacional utilizado para esta hoja se puede consultar en el Anexo M2.

5.2.4 Hallazgos de calidad del registro de datos (alertas del sistema)

Además de los resultados operacionales asociados al Árbol de Pérdidas, costos y OEE, el sistema genera reportes de calidad del dato en formato CSV, orientados a auditar la consistencia de los registros utilizados en el análisis. Estos reportes permiten identificar cuántos eventos fueron efectivamente procesados, qué proporción de ellos cuenta con información temporal suficiente para medir pérdidas en minutos y monetizarlas, y qué magnitud de solapes temporales existe en la base de eventos. En términos prácticos, esta capa de validación no solo cumple una función de control técnico, sino que también agrega un valor sistémico, ya que permite distinguir entre resultados confiables, brechas de captura y focos donde el cliente debiera fortalecer sus prácticas de registro.

Para las páginas 1 y 2 del *dashboard*, los indicadores resumen provienen principalmente de los archivos de validación de resumen y alertas, por ejemplo VALIDACION_RESUMEN.csv y VALIDACION_ALERTAS.csv, los cuales consolidan tanto el conteo general como el detalle de las incidencias detectadas en los eventos. La

Tabla 3 sintetiza estos hallazgos en una lectura orientada a su interpretación operativa y consultiva.

Indicador / Alerta	¿Qué significa? (interpretación)	Valor obs (CSV)
Eventos_total	Total de registros de eventos procesados por el sistema (base de análisis).	13.482
Eventos_con_Min_raw >0	Eventos con duración temporal válida (hay tiempo útil para medir pérdida en minutos).	12.098 ($\approx 89,7\%$)
Eventos_RE_sin_DT	Eventos de tipo “recursos” que no requieren Inicio/Fin (se monetizan por cantidad: kWh/kg/unidades).	1.318 ($\approx 9,8\%$)
Eventos_que_requieren_DT_y_faltan	Eventos que sí requerían Inicio/Fin (para medir minutos/costo tiempo) pero no lo tenían, quedan sub-medidos en tiempo/costo tiempo.	66 ($\approx 0,49\%$)
Validación – ERRORES	Conteo total de errores detectados por reglas del contrato de datos.	66
Validación – WARNINGS	Advertencias (no detienen el cálculo, pero indican brechas de configuración o calidad).	0
WARNING de parámetros	Falta un parámetro de control	0
Overlap: grupos con solape	Cantidad de grupos (Fecha–Equipo–Turno) donde se detectó solape de eventos (riesgo de doble conteo si no se corrige).	1.692
Eventos_fuera_de_turno_clip_a_0	Eventos cuyo tiempo quedó fuera de la ventana del turno (inconsistencia Fecha/Turno vs hora).	0
MQ06_sin_velocidades_validas	Casos de “velocidad reducida” sin velocidades válidas (impide ajuste fino de performance).	0
Parámetros usados (trazabilidad)	Lista de parámetros que controlan la monetización/validación.	6 parámetros

Tabla 3: Validación de la calidad del dato para las páginas 1 y 2 de Power BI, mostrando alertas de calidad del registro y brechas detectadas en los eventos operacionales del cliente. Fuente: Elaboración propia.

Los resultados indican que el sistema procesó 13.482 eventos, de los cuales 12.098 (aproximadamente 89,7%) cuentan con duración temporal válida. Este antecedente sugiere que la base de eventos posee, en términos generales, un nivel razonable de completitud para cuantificar pérdidas en minutos y traducirlas a impacto económico. A ello se suman 1.318 eventos (aproximadamente 9,8%) correspondientes a registros que no requieren marcas de inicio y fin, ya que su medición se realiza por cantidad, como ocurre con consumos o unidades. En contraste, la fracción de eventos efectivamente problemática por ausencia de trazabilidad temporal es acotada: solo 66 casos (aproximadamente 0,49%) requerían información de inicio y término, pero no la registraban. Esto muestra que la principal debilidad del registro no está en una falta masiva de datos, sino en casos puntuales donde la disciplina de captura temporal aún no está plenamente consolidada, evidenciando una brecha típica de madurez en

organizaciones que aún no están acostumbradas a documentar incidencias con trazabilidad temporal (especialmente cuando el registro es posterior al evento o depende de criterios no estandarizados).

Desde una perspectiva analítica, este hallazgo es relevante porque permite distinguir entre completitud y calidad de la secuencia temporal. En efecto, aunque la ausencia de marcas de tiempo obligatorias es baja, el sistema detectó 1.692 grupos con solape, lo que revela que una parte importante del desafío de calidad no se relaciona solo con registrar el evento, sino con hacerlo de manera cronológicamente consistente. Este tipo de solape puede surgir cuando distintas incidencias se registran en paralelo, cuando no existe una práctica homogénea de apertura y cierre de eventos, o cuando los registros se completan de forma posterior a la ocurrencia real. Por ello, la utilidad del sistema no se limita a informar errores, sino que permite transparentar un problema que, de no ser controlado, inflaría artificialmente los tiempos perdidos. La aplicación de métricas netas y la explicitación del *overlap* como indicador de calidad del dato fortalecen así la confiabilidad de la reportabilidad y entregan al cliente una base objetiva para mejorar sus prácticas de captura.

Adicionalmente, la validación no detectó *warnings*, ni eventos fuera de turno, ni casos de pérdidas por velocidad reducida sin velocidades válidas, y confirmó además la utilización de seis parámetros trazables en el proceso de cálculo. En conjunto, esto sugiere que, si bien existen brechas puntuales en el registro de eventos, el sistema logra separar con claridad entre registros utilizables, inconsistencias corregibles y condiciones que podrían comprometer la interpretación del análisis. En este sentido, la propuesta no solo procesa datos, sino que también actúa como una capa de auditoría que explicita el nivel de confiabilidad de los resultados entregados.

Por otra parte, para la página 3 del *dashboard*, sus reportes provienen principalmente de VALIDACION_ALERTAS_PAG3.csv / VALIDACION_RESUMEN_PAG3.csv (errores y advertencias de reglas de consistencia definidas para PLAN y PRODUCCIÓN), los cuales se muestran y ordenan en la Tabla 4.

Indicador / Alerta	¿Qué significa? (interpretación)	Valor obs (CSV)
Plan_filas	Filas de planificación procesadas (base para TurnoMin, paradas planificadas y pausas).	5.430
Prod_filas	Filas de producción procesadas (base para PQ, Scrap, Reproceso y tiempo ideal).	5.430
Validación – ERRORES	Reglas críticas incumplidas (NaN, negativos, scrap+reproceso>total, paradas>turno, etc.).	0
Validación – WARNINGS	Advertencias no fatales (parámetros faltantes o similares)	0
Parámetros en default	Parámetros no encontrados en TAB_PARAMS	0

Tabla 4: Validación de la calidad del dato para la página 3 del dashboard, mostrando las reglas de consistencia aplicadas a planificación, producción y cálculos, junto con errores y advertencias detectadas en los datos del cliente. Fuente: Elaboración propia.

El resumen confirma, en primer lugar, que la base de cálculo del OEE se construyó sobre un volumen consistente de información, dado que se procesaron 5.430 filas de planificación y 5.430 filas de producción. Esta correspondencia es importante porque muestra que el *pipeline* conserva una relación coherente entre el contexto operativo definido en planificación y la información utilizada para calcular producción, calidad y desempeño. En otras palabras, el indicador no se construye sobre bases parciales o desalineadas, sino sobre una estructura de datos que mantiene consistencia entre sus componentes de entrada.

Desde la perspectiva de control de calidad, las reglas críticas definidas para planificación y producción no detectaron incumplimientos: se registraron 0 errores y 0 advertencias. Esto sugiere que, bajo las validaciones implementadas, el conjunto de datos cumple con las condiciones mínimas necesarias para calcular el OEE sin inconsistencias estructurales, tales como valores faltantes en campos numéricos clave, magnitudes negativas o relaciones lógicas inválidas entre producción total, *scrap* y reproceso. Esta diferencia respecto de la base de eventos también es analíticamente interesante, ya que muestra que las brechas de calidad del dato no se distribuyen homogéneamente en todo el sistema: mientras la base de eventos presenta desafíos de trazabilidad temporal y solapes, las bases de planificación y producción exhiben un comportamiento más estable y controlado.

Finalmente, la validación muestra que ningún parámetro debió ser reemplazado por valores por defecto. Este punto es especialmente relevante en una herramienta de reportabilidad, ya que asegura que metas, convenciones y reglas críticas fueron efectivamente controladas desde el diseño del estándar y no introducidas mediante

ajustes manuales posteriores. En consecuencia, los resultados asociados al OEE no solo son calculables, sino también reproducibles y auditables. En conjunto, estos hallazgos muestran que la propuesta aporta valor no solo por los indicadores que genera, sino también porque permite evaluar la calidad del insumo sobre el cual dichos indicadores se construyen, entregando al cliente una base más confiable para interpretar resultados y orientar mejoras en sus prácticas de registro.

5.3 Resultados analíticos en Python (dataframes y visualizaciones)

A continuación de la capa de reportabilidad gerencial en *Power BI* presentada en la Sección 5.2, esta Sección 5.3 aborda los resultados que permanecen en *Python* como salida analítica de apoyo: *dataframes* y registros tabulares junto a visualizaciones técnicas que permiten profundizar el análisis más allá del tablero, por ejemplo, en materias de confiabilidad, distribuciones temporales y patrones operacionales. En coherencia con la arquitectura del sistema, estas salidas corresponden a una segunda familia de entregables y se respaldan sistemáticamente mediante exportación a CSV, de modo que el análisis sea reproducible, auditable y, cuando resulte pertinente, incorporarse a alguna capa de visualización. En este sentido, su valor no radica solo en complementar la reportabilidad, sino también en ampliar la capacidad de diagnóstico del sistema, entregando evidencia más detallada para la priorización de decisiones de mejora.

5.3.1 Resultados de Disponibilidad, Confiabilidad y Costos Asociados

Esta sección profundiza en el análisis de la disponibilidad de los equipos, su confiabilidad medida a través de métricas como MTBF y TBF, y los costos operativos directos asociados a paradas y fallas. Los resultados presentados son relevantes porque permiten comprender con mayor detalle el desempeño operacional, identificar focos críticos y respaldar con mayor fundamento la priorización de intervenciones. Para facilitar una lectura integral, estos resultados se presentan en formatos tabulares y gráficos.

Disponibilidad - Pareto de Downtime por Equipo (Top 10)

El Gráfico de Pareto de Costo de Disponibilidad por Equipo P4_Pareto_Costo_Equipo.png se puede ver en el Gráfico 3, junto con la Tabla 5

P4_TABLE_Pareto_A_Equipo.csv, los cuales revelan cuáles son los equipos que más contribuyen al costo total de *downtime*.

EquipoID	DowntimeMin	Costo_CLP	ShareCosto	ShareCostoAcum
EQ08	28308	\$ 99,078,000	11.9%	11.9%
EQ05	32943	\$ 93,338,500	11.2%	23.2%
EQ07	30085	\$ 92,762,083	11.2%	34.3%
EQ03	27138	\$ 90,460,000	10.9%	45.2%
EQ09	29845	\$ 87,047,917	10.5%	55.7%
EQ06	32467	\$ 86,578,667	10.4%	66.1%
EQ01	27301	\$ 81,903,000	9.9%	76.0%
EQ02	32834	\$ 76,612,667	9.2%	85.2%
EQ10	27796	\$ 69,490,000	8.4%	93.6%
EQ04	26748	\$ 53,496,000	6.4%	100.0%

Tabla 5: Pareto del costo de *downtime* por equipo, obtenido directamente del sistema, mostrando el top 10 según impacto económico y participación acumulada. Fuente: Elaboración propia basada en datos procesados en Python - P4_TABLE_Pareto_A_Equipo.csv.

El análisis evidencia que, si bien EQ08, EQ05 y EQ07 encabezan el *ranking* de costo por *downtime*, la estructura de participación es relativamente equilibrada entre los distintos equipos. En efecto, los primeros lugares presentan valores altos, pero sin una distancia extrema respecto del resto del grupo, lo que sugiere que el costo de indisponibilidad no se encuentra concentrado de manera severa en un único activo o en un número muy reducido de equipos. Esta lectura es importante, porque muestra que el problema de disponibilidad posee un carácter más transversal dentro del conjunto analizado.

Desde una perspectiva de gestión, esto implica que las oportunidades de mejora no deberían enfocarse exclusivamente en los primeros lugares del *ranking*, sino combinar acciones focalizadas en los equipos más costosos con una revisión más amplia de prácticas de mantenimiento, operación y control de fallas. En otras palabras, el Pareto no solo permite identificar prioridades, sino también evitar una interpretación excesivamente simplificada del problema. Así, la propuesta aporta valor al transformar una salida técnica en una herramienta concreta para decidir dónde conviene intervenir primero y con qué amplitud debería abordarse la mejora.

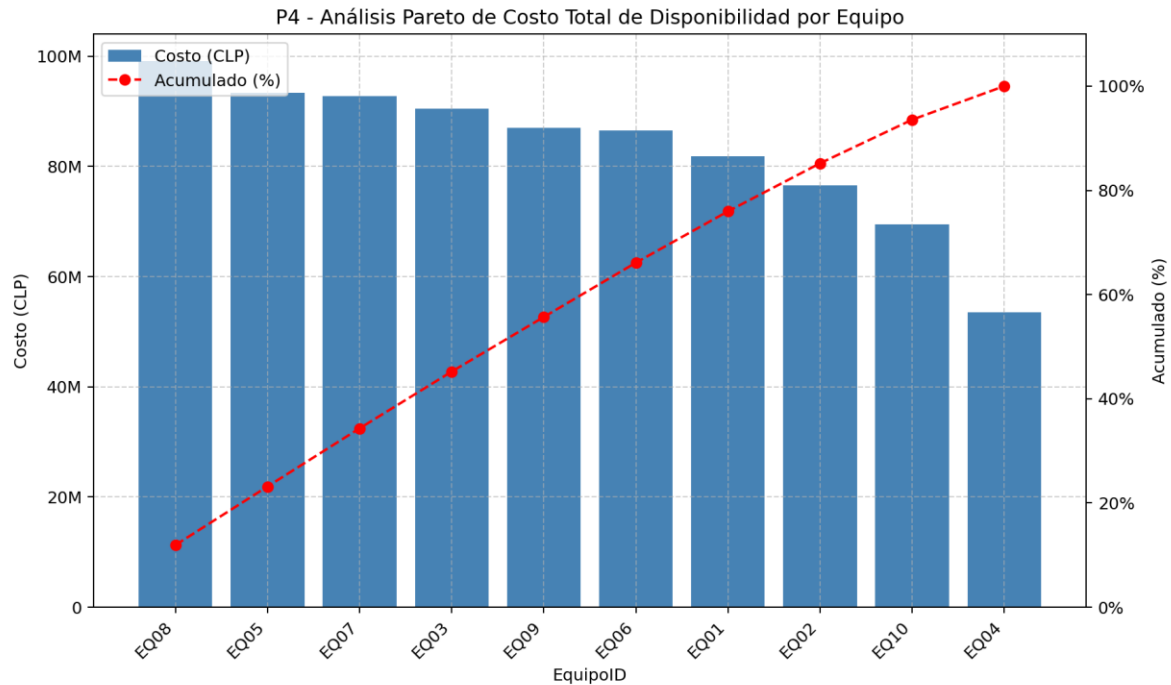


Gráfico 3: Pareto del costo de downtime por equipo, generado directamente del sistema, mostrando los equipos con mayor impacto económico y su contribución acumulada. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo en Python - P4_Pareto_Costo_Equipo.png.

Este análisis permite a la gerencia enfocar sus recursos y esfuerzos de mejora en aquellos equipos o causas que tienen el mayor impacto económico de mayor a menor orden. La información anterior se encuentra en `P4\_TABLE\_Pareto\_A\_Equipo.csv`, pero para una visión más granular por tipo de arista de falla, se puede consultar `P4\_TABLE\_Pareto\_A\_Arista.csv`. De este modo, el sistema no solo ordena la información de mayor a menor impacto, sino que habilita una priorización técnicamente fundada y económicamente justificable.

Heatmap de Downtime por Turno y Hora

El *Heatmap* de *Downtime* por Turno x Hora se encuentra en archivo como P4_Heatmap_Turno_Hora.png y se muestra en la Ilustración 10, el cual es respaldado por P4_TABLE_Heatmap_Long.csv y P4_HEATMAP_PIVOT_TURNO_HORA.csv, ambos ofrecen una visión granular de cuándo ocurren los periodos de inactividad más significativos y en la Tabla 6 se muestra un fragmento de como estos CSV segmentan la información.

TurnoID	0	1	2	3	4	5	6	7	8	...
T1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	5984	13406	16373	...
T2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...
T3	14665	14136	14790	15476	13144	5256	0.0	0.0	0.0	...

Tabla 6: Heatmap de downtime por turno y hora, obtenido directamente del dataframe que genera el sistema, mostrando la distribución temporal de minutos de detención en cada combinación turno-hora. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo en Python.

Este tipo de visualización es invaluable para identificar patrones de *downtime* que podrían estar asociados con turnos específicos, momentos del día, o incluso cambios de turno.

Al analizar el *heatmap*, se pueden observar los siguientes patrones:

- Turno T3 (Noche): Presenta una concentración significativa de *downtime* en las primeras horas de la madrugada (0:00 a 4:00 AM).
- Turno T1 (Día): Muestra picos de inactividad en la mañana (7:00 a 11:00 AM), con una distribución más dispersa pero consistente.
- Turno T2 (Tarde): Concentra su *downtime* en la tarde-noche (15:00 a 20:00).

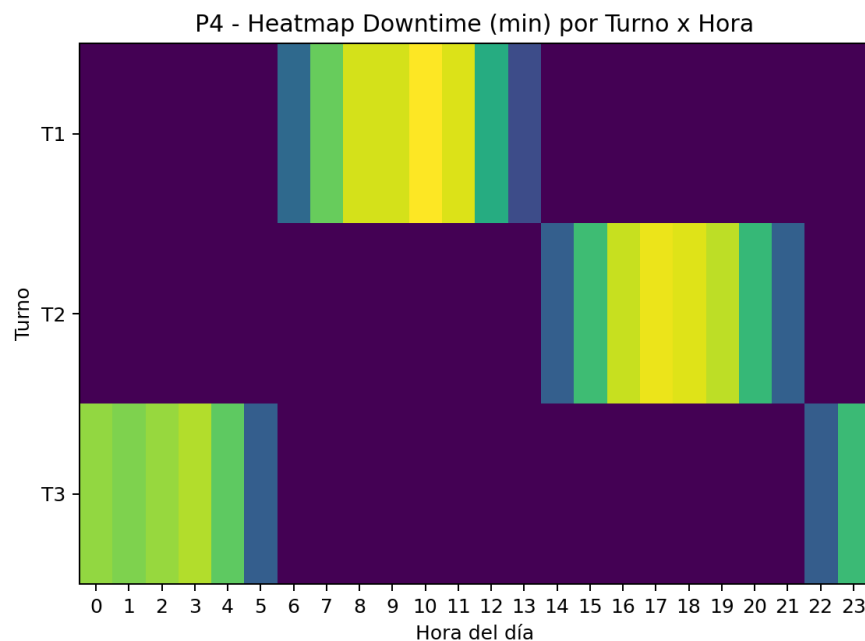


Ilustración 10: Heatmap de downtime por turno y hora generado directamente por el sistema, mostrando la concentración de minutos de detención según franja horaria y turno operativo. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo en Python - P4_Heatmap_Turno_Hora.png.

Estos patrones sugieren que los problemas de disponibilidad no se distribuyen de manera uniforme a lo largo de la jornada, sino que se concentran en franjas horarias específicas según el turno. En particular, se observa una mayor acumulación de minutos de detención en T1 durante la mañana, en T2 durante la tarde-noche y en T3 en las primeras horas de la madrugada. Esta observación es analíticamente relevante, porque permite pasar de una lectura agregada del *downtime* a una interpretación temporal del fenómeno, mostrando que la indisponibilidad no solo depende de qué equipo falla, sino también de cuándo tienden a ocurrir dichas detenciones.

En términos de implicancia, este comportamiento permite inferir que podrían existir condiciones operativas diferenciadas entre turnos y horarios, las cuales merecen ser examinadas con mayor detalle junto con la tipología de fallas, los equipos involucrados y la calidad del registro. Así, el valor de esta salida no está solo en visualizar concentraciones horarias, sino en abrir una línea de análisis que puede orientar revisiones sobre arranques de turno, coordinación operativa y/o continuidad de supervisión. En este sentido, los CSV generados por el sistema aportan el nivel de detalle necesario para profundizar posteriormente en la identificación de causas y en la priorización de acciones de mejora.

Análisis de Confiabilidad (TBF y MTBF)

El análisis del MTBF por equipo, disponible en el *dataframe* que entrega el sistema y en P4_TABLE_MTBFEquipo.csv (véase la Tabla 7), resulta fundamental para comprender la confiabilidad de la maquinaria y complementar la lectura de disponibilidad presentada anteriormente. Mientras el *downtime* muestra cuánto tiempo se pierde por detenciones, el MTBF permite evaluar con qué frecuencia tienden a ocurrir las fallas, entregando una señal más directa sobre la robustez operacional de cada equipo. En este caso, el sistema calcula dos versiones de MTBF, con el fin de capturar la confiabilidad desde perspectivas complementarias.

EquipoID	DowntimeA_h	...	Operating_h_est	MTBF_operating_h	MTBF_meanTBF_h
EQ03	452.30		3,358.80	13.99	18.29
EQ08	471.80		3,346.28	13.44	17.70
EQ04	445.80		3,368.70	14.04	17.48
EQ01	455.02		3,353.93	13.42	17.03
EQ10	463.27	...	3,345.42	13.02	16.94
EQ07	501.42		3,309.82	12.30	16.54
EQ06	541.12		3,280.95	12.77	16.52

EQ02	547.23		3,268.57	11.89	15.68
EQ09	497.42		3,318.12	12.11	15.27
EQ05	549.05		3,264.18	11.26	14.62

Tabla 7: Métricas de confiabilidad por equipo, obtenidas directamente del sistema, incluyendo *downtime* total, MTBF operativo, MTBF basado en TBF real. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo en Python - P4_TABLE_MTBFEquipo.csv.

1. MTBF_meanTBF_h (horas): Representa el promedio directo del Tiempo Entre Fallas (TBF) real, medido como el tiempo transcurrido entre el término de una falla y el inicio de la siguiente. Un valor más alto indica que el equipo tiende a operar por períodos más prolongados entre interrupciones efectivas. Esta métrica resulta útil para observar el comportamiento real de la secuencia de fallas registrada en la operación.

2. MTBF_operating_h (horas): Corresponde a una definición más clásica de confiabilidad, calculada como el tiempo operativo estimado dividido por el número de fallas. En este caso, el tiempo operativo estimado se obtiene a partir del tiempo planificado (PBT) menos el *downtime* total asociado a causas de disponibilidad (A). Esta métrica permite evaluar la confiabilidad del equipo considerando su tiempo efectivo de funcionamiento, por lo que entrega una lectura más vinculada al desempeño operacional del activo dentro del sistema productivo.

Al observar los resultados, se aprecia que los equipos con mejor desempeño relativo cambian según la métrica utilizada, lo que confirma que ambas capturan dimensiones distintas de la confiabilidad. Por ejemplo, en el promedio directo del TBF real destacan EQ03 y EQ08, mientras que en la métrica clásica basada en tiempo operativo también sobresalen equipos como EQ04 y EQ03. En el extremo opuesto, EQ05 presenta los valores más bajos en ambas mediciones, lo que lo posiciona como un activo con menor confiabilidad relativa dentro del conjunto analizado. Esta coincidencia en la zona baja del *ranking* es importante, porque refuerza que no se trata solo de una diferencia metodológica, sino de una señal consistente de mayor recurrencia de fallas.

Desde la perspectiva de gestión, este análisis complementa el Pareto de costos y *downtime*, ya que permite distinguir entre equipos que son costosos por la magnitud de sus detenciones y equipos que, además, presentan una frecuencia de fallas persistentemente desfavorable. Así, la propuesta aporta valor al no limitarse a mostrar cuánto se pierde, sino

también a explicar con qué regularidad se interrumpe la operación y qué equipos podrían requerir una estrategia más intensiva de confiabilidad, mantenimiento o rediseño.

Por otro lado, el análisis de los Percentiles de TBF, presentado en la siguiente Tabla 8 y en P4_TABLE_TBF_Percentiles.csv, complementa la métrica MTBF al ofrecer una visión más detallada de la distribución de los tiempos de operación entre fallas. Mientras el MTBF resume la confiabilidad en una medida promedio, los percentiles permiten observar cómo se distribuyen efectivamente los intervalos entre fallas, entregando una lectura más fina sobre la dispersión, regularidad y predictibilidad del comportamiento de los equipos.

Scope	P50	P80	P95	...	EquipoID
GLOBAL	11.65	25.08	50.68		
EQUIPO	11.57	24.12	54.58		EQ01
EQUIPO	11.33	23.15	49.10		EQ02
EQUIPO	12.32	29.73	57.62		EQ03
EQUIPO	13.23	25.53	50.71		EQ04
EQUIPO	9.95	21.89	47.48	...	EQ05
EQUIPO	10.00	27.08	45.47		EQ06
EQUIPO	10.13	25.48	53.32		EQ07
EQUIPO	11.52	28.01	52.40		EQ08
EQUIPO	12.41	22.30	40.29		EQ09
EQUIPO	12.66	27.30	45.00		EQ10

Tabla 8: Percentiles del Tiempo Entre Fallas por equipo y a nivel global, obtenidos directamente del sistema, mostrando P50, P80 y P95 como medidas de dispersión. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo en Python - P4_TABLE_TBF_Percentiles.csv.

Los percentiles P50, P80 y P95 indican los tiempos por debajo de los cuales se encuentra el 50%, 80% y 95% de las fallas, respectivamente. Por ejemplo, a nivel global, el archivo P4_TABLE_TBF_Percentiles.csv muestra un P50 = 11,65 horas, un P80 = 25,08 horas y un P95 = 50,68 horas. Esto significa que la mitad de las fallas ocurre antes de 11,65 horas de operación, que el 80% ocurre antes de 25,08 horas y que solo el 5% ocurre después de 50,68 horas.

Desde una perspectiva analítica, la separación entre P50 y P95 sugiere que la distribución del TBF no es simétrica, sino que presenta una cola hacia valores altos. En términos prácticos, ello implica que el promedio por sí solo podría ocultar parte del comportamiento real: algunos intervalos extensos elevan la media, pero la mayor parte de las fallas sigue ocurriendo en ventanas de tiempo comparativamente más bajas. En este sentido, los percentiles reportados en P4_TABLE_TBF_Percentiles.csv aportan una lectura más útil para gestión que una sola medida resumen, ya que permiten distinguir entre

equipos que ocasionalmente logran operar muchas horas sin fallar y equipos que sostienen de manera más consistente intervalos favorables entre fallas.

A nivel de equipos, la tabla también permite identificar diferencias relevantes. Por ejemplo, EQ03 presenta percentiles relativamente altos ($P80 = 29,73$ horas y $P95 = 57,62$ horas), lo que sugiere una mejor capacidad para alcanzar intervalos prolongados entre fallas. En contraste, EQ05 exhibe los percentiles más bajos del conjunto ($P50 = 9,95$ horas, $P80 = 21,89$ horas y $P95 = 47,48$ horas), lo que refuerza la lectura previa de menor confiabilidad relativa. También se observa que equipos como EQ08 y EQ10 mantienen valores intermedios-altos, mientras que EQ09 presenta un $P95 = 40,29$ horas, inferior al resto, lo que sugiere una distribución más acotada y menor presencia de intervalos largos sin falla. En conjunto, esta comparación muestra que la confiabilidad no solo difiere en promedio, sino también en la forma en que se distribuyen los tiempos entre eventos para cada activo.

Estos percentiles son clave para:

- Establecer políticas de mantenimiento: permiten definir intervalos de inspección o mantenimiento preventivo con una base más objetiva. Por ejemplo, si se quisiera intervenir antes de que ocurra una gran proporción de las fallas, el $P80$ global = 25,08 horas puede utilizarse como referencia inicial. Sin embargo, este valor no debiera aplicarse de manera automática a todos los equipos, sino complementarse con criticidad, costo de detención y factibilidad operativa.
- Comparar equipos: ayudan a identificar qué equipos presentan distribuciones de TBF más favorables o más desfavorables, así como comportamientos más estables o más variables, aportando evidencia para priorizar estudios de causa raíz, ajustes de mantenimiento o revisiones de operación.

La distribución completa del TBF se puede visualizar en las siguientes imágenes:

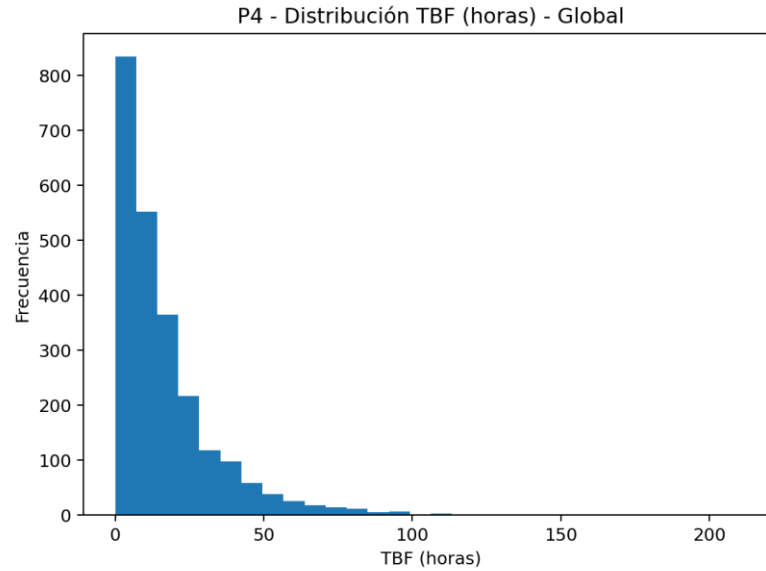


Gráfico 4: Distribución de los tiempos entre fallas a nivel global, generada directamente por el sistema. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo en Python - P4_Hist_TBF_Global.png.

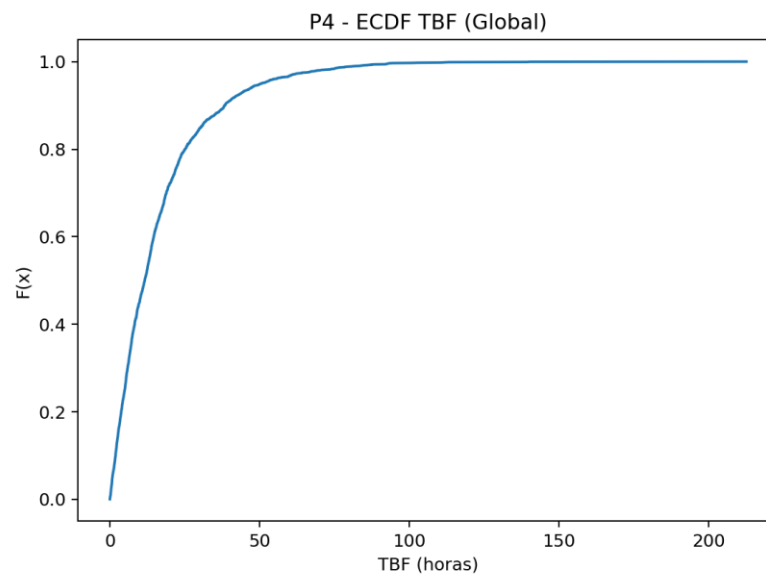


Gráfico 5: Función de Distribución Acumulada Empírica de los tiempos entre fallas, generada directamente por el sistema. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo en Python - P4_ECDF_TBF_Global.png.

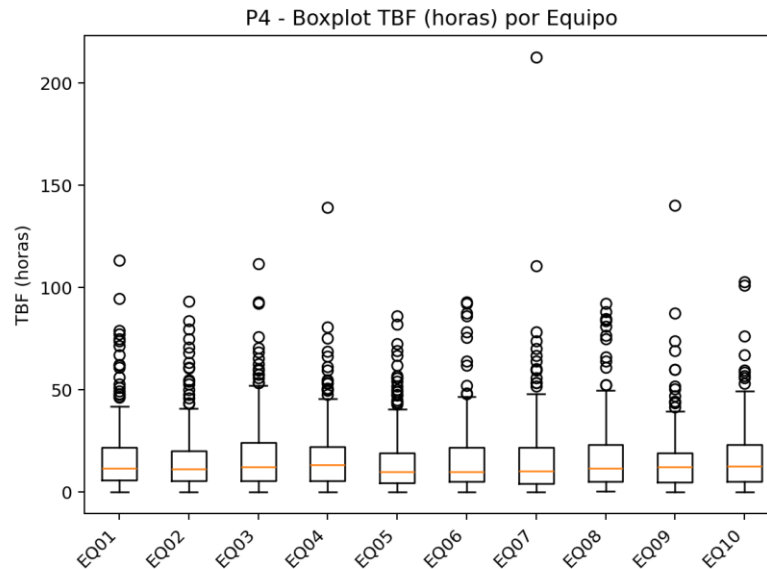


Gráfico 6: Diagrama de caja y bigotes que compara la distribución de los tiempos entre fallas entre los distintos equipos, generado directamente por el sistema. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo en Python - P4_Boxplot_TBF_PorEquipo.png.

Las figuras anteriores refuerzan la interpretación obtenida a partir de P4_TABLE_TBF_Percentiles.csv. El histograma global de Tiempo entre Fallas (véase el Gráfico 4) exhibe una distribución fuertemente sesgada hacia la derecha. Esto se caracteriza por una alta concentración de eventos en los intervalos bajos de tiempo entre fallas, lo que indica que la mayoría de las interrupciones tienden a ocurrir con relativa frecuencia. A su vez, la presencia de una cola larga que se extiende hacia valores más altos revela que, aunque existen períodos considerablemente extensos sin fallas, estos son estadísticamente menos comunes. Este patrón es crucial para la planificación del mantenimiento, ya que subraya la necesidad de estrategias que aborden tanto las fallas recurrentes como la capacidad de gestionar eventos menos frecuentes, pero de mayor duración entre ellos, optimizando así la confiabilidad operativa. A su vez, la curva ECDF del Gráfico 5 asciende con rapidez en las primeras decenas de horas, lo que constituye una evidencia clara de que una gran proporción de las fallas se acumula tempranamente. Esta característica es fundamental, ya que permite visualizar de forma directa la probabilidad acumulada de que una falla ocurra antes de alcanzar determinados umbrales operacionales. La ECDF es, por tanto, una herramienta invaluable para reforzar la utilidad práctica de percentiles como el P50, P80 y P95, sirviendo como una base robusta para la definición y ajuste de las referencias de mantenimiento preventivo y la gestión de la confiabilidad.

Por su parte, el diagrama de caja y bigotes que se muestra en el Gráfico 6 permite comparar la distribución del TBF entre equipos, mostrando que, si bien existen diferencias en medianas y dispersión, varios activos comparten un comportamiento general similar: medianas relativamente cercanas y presencia de numerosos valores atípicos hacia arriba. Esta combinación sugiere que las fallas suelen ocurrir dentro de rangos relativamente acotados, pero que ocasionalmente aparecen períodos mucho más extensos sin interrupciones. En términos de gestión, esta lectura es valiosa porque permite distinguir entre variaciones normales de operación y eventos excepcionalmente largos entre fallas, los cuales no debieran dominar por sí solos la evaluación de confiabilidad.

En conjunto, las salidas P4_TABLE_TBF_Percentiles.csv, P4_Hist_TBF_Global.png, P4_ECDF_TBF_Global.png y P4_Boxplot_TBF_PorEquipo.png no solo describen la distribución del TBF, sino que permiten entender mejor cómo se comporta la confiabilidad del sistema y de cada activo en particular. Esto fortalece la propuesta, ya que habilita decisiones más informadas sobre comparación de equipos, definición de umbrales de intervención y priorización de análisis más profundos de confiabilidad. Para un análisis más exhaustivo de cada registro de TBF, se puede consultar P4_TBF_REGISTROS.csv.

Calidad del registro de dato para esta sección

En las validaciones realizadas, documentadas en VALIDACION_ISSUES.csv (disponible en el Anexo N°4), se registraron advertencias (WARN) asociadas principalmente a *timestamps* faltantes en eventos de disponibilidad y fallas. Este resultado muestra que la principal debilidad del registro, para esta sección, no estuvo en errores estructurales que impidieran ejecutar el análisis, sino en brechas de completitud temporal. En efecto, no se identificaron errores críticos (ERROR), por lo que el cálculo de indicadores pudo realizarse sin interrupciones; sin embargo, la ausencia de ciertas marcas de tiempo reduce la precisión con que pueden reconstruirse algunas secuencias de falla y detención.

En términos prácticos, esto implica que los resultados de confiabilidad obtenidos son utilizables, pero descansan sobre una base que todavía puede mejorar en la captura de hora de inicio y término de ciertos eventos. Para el cliente, la principal oportunidad de mejora en esta materia no es rediseñar completamente su registro, sino fortalecer la disciplina de

levantamiento temporal en eventos de disponibilidad, ya que es allí donde se concentra la brecha observada.

Adicionalmente, se realizó un análisis de solapamientos de eventos, documentado en OVERLAP_REPORT.csv (Anexo Técnico N°5 o CSV del sistema por su larga extensión). El código identificó estos solapamientos, y además, para los cálculos de confiabilidad TBF y MTBF donde un solapamiento resultaba en un TBF negativo fueron excluidos de los promedios y percentiles. Esta metodología asegura que los resultados agregados de confiabilidad no se vieron influenciados negativamente por estas anomalías en el registro.

Para esta sección el problema principal de calidad del dato no fue la imposibilidad de analizar, sino la necesidad de depurar y acotar ciertos registros para mantener coherencia en las métricas de confiabilidad. Esto deja una conclusión clara para el caso estudiado: los resultados obtenidos son técnicamente válidos para diagnóstico, pero una mejora en la captura temporal de eventos permitiría que futuros análisis de TBF y MTBF sean todavía más precisos y representativos del comportamiento real de los equipos.

5.3.2 Resultados de Mantenimiento (MTTR y Distribución de Tiempos de Reparación)

Esta sección presenta un análisis de los eventos de falla y mantenimiento, centrándose en métricas clave como el Tiempo Medio de Reparación y la distribución de los tiempos de reparación. El objetivo es identificar patrones, equipos críticos y oportunidades de mejora en el proceso de mantenimiento correctivo. Los datos utilizados provienen del archivo Excel del cliente, específicamente de la tabla de eventos TAB_EVENTOS, de donde se toman las fallas que implican detención del equipo.

Resultados del Tiempo de Reparación TTR y el MTTR

El TTR corresponde al tiempo transcurrido entre el inicio y el término de un evento de falla. Para cada evento, se calcula como la diferencia en minutos entre las marcas de tiempo FinDT e InicioDT. Solo se consideran para los cálculos posteriores aquellos eventos con TTR positivos y válidos, excluyendo registros con datos faltantes o inconsistencias temporales, como casos en que FinDT es anterior a InicioDT. Este resguardo metodológico

es importante, ya que evita que errores de captura distorsionen artificialmente los indicadores agregados de mantenimiento.

A partir del TTR individual de cada evento, se calcula el MTTR y este análisis se realiza a dos niveles principales:

- MTTR por Equipo: El *dataframe* `mttr_eq` generado por el código proporciona una visión general del comportamiento de reparación de cada equipo, el cual también es exportado con su nombre identificador `PAG05_MTTR_PorEquipo.csv` para lectura gerencial. A continuación, la Tabla 9 muestra estos resultados.

EquipoID	Downtime_min	MTTR_min	...	CostoPromPorFalla_CLP	Equipo
EQ05	28587	99		\$523,205	Empaquetadora 1
EQ08	24592	99		\$602,255	Mezclador 2
EQ07	25619	95		\$536,959	Envasadora 2
EQ03	23150	96	...	\$595,846	Mezclador 1
EQ09	25957	95		\$515,854	Empaquetadora 2
EQ06	27451	107		\$518,432	Palletizador 1
EQ01	23023	92		\$507,768	Envasadora 1
EQ02	27876	101		\$449,524	Etiquetadora 1
EQ10	23649	92		\$427,888	Línea Formato Especial
EQ04	23172	97		\$377,175	Bomba Proceso 1

Tabla 9: Métricas de Mantenimiento Correctivo por Equipo, downtime, MTTR y Costo Promedio por Falla. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.

- MTTR por Arista y Equipo: El *dataframe* `mttr_ar_eq` generado por el código ofrece una granularidad mayor (por lo que la tabla es mucho más extensa, véase Anexo N°6), mostrando el MTTR para cada combinación de arista (causa raíz o familia de falla) y equipo. Esta tabla también es exportada con su nombre identificador `PAG05_MTTR_PorArista_Equipo.csv`.

La Tabla 9 muestra que los tiempos medios de reparación por equipo se ubican en un rango relativamente acotado, entre 92 y 107 minutos, lo que sugiere que el proceso de reparación presenta una duración promedio relativamente homogénea entre activos. Sin embargo, esa aparente estabilidad no implica que todos los equipos tengan la misma criticidad. Por ejemplo, EQ06 exhibe el MTTR más alto (107 min), mientras que EQ02 también presenta un valor elevado (101 min); en contraste, EQ01 y EQ10 muestran los

menores tiempos promedio (92 min). Esta diferencia, aunque no extrema, sí es relevante cuando se combina con el volumen de *downtime* y con el costo promedio por falla.

En particular, el archivo PAG05_MTTR_PorEquipo.csv permite observar que equipos como EQ08 y EQ03 no solo presentan tiempos de reparación cercanos a 99 y 96 minutos respectivamente, sino además costos promedio por falla altos \$602.255 y \$595.846 respectivamente. Esto sugiere que la criticidad del mantenimiento no depende únicamente de cuánto demora reparar, sino también del impacto económico asociado a cada evento. Por ello, una lectura aislada del MTTR podría ser insuficiente: para priorizar correctamente, conviene analizar en conjunto duración de reparación, *downtime* acumulado y costo por falla.

Por otro lado, para el MTTR por Arista y Equipo, su nivel de desagregación es importante porque permite ir más allá de la pregunta “qué equipo tarda más en repararse” y avanzar hacia “en qué tipo de falla se concentran los mayores tiempos de reparación para cada equipo”. En términos prácticos, esto ayuda a distinguir si el problema de mantenimiento es general del activo o si está concentrado en determinadas familias de falla, lo que resulta mucho más útil para orientar acciones correctivas específicas.

Estas tablas permiten, por tanto, identificar no solo qué equipos presentan mayores tiempos medios de reparación, sino también qué combinaciones de equipo y tipo de falla explican con mayor fuerza ese comportamiento. Para el caso analizado, la evidencia sugiere que las diferencias en MTTR existen, pero que la criticidad del mantenimiento correctivo aparece con mayor claridad cuando el tiempo de reparación se interpreta junto con el costo por falla y la naturaleza de la avería.

Análisis de Tendencia del MTTR

Para entender la evolución del comportamiento del mantenimiento a lo largo del tiempo, se analiza la tendencia mensual del MTTR. Este análisis se presenta de dos maneras:

- Tendencia a Nivel de Planta: Muestra cómo el MTTR promedio de toda la planta ha variado mes a mes. Esta tendencia global que entrega el *dataframe* `mttr_mes` generado por el código se visualiza en el Gráfico 7 con su archivo

PAG05_MTTR_Tendencia_Planta.png y los datos subyacentes se exportan a PAG05_MTTR_Tendencia_Mes_Planta.csv.

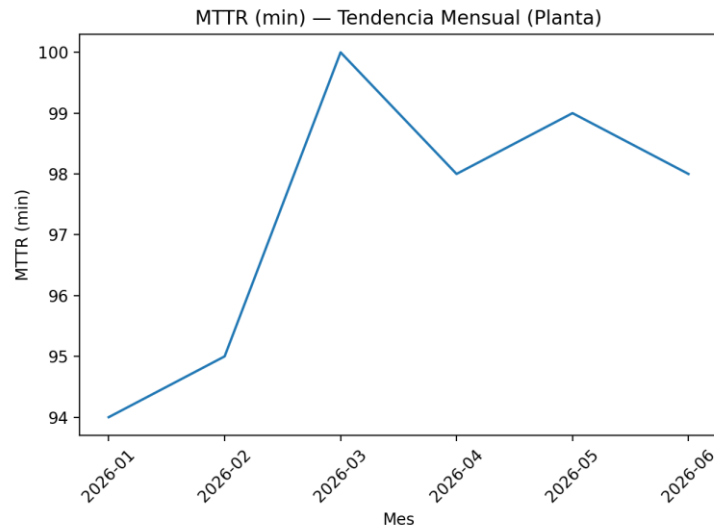


Gráfico 7: Tendencia mensual del Tiempo Medio de Reparación a nivel planta, mostrando la evolución del desempeño de mantenimiento correctivo durante el periodo analizado, con nombre PAG05_MTTR_Tendencia_Planta.png. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.

- Tendencia para Equipos Críticos: Complementariamente, se examina la tendencia mensual del MTTR para los equipos que han sido identificados como los más críticos (los 5 equipos con mayor costo total de fallas). El `dataframe` `mttr_mes_eq` se exporta a PAG05_MTTR_Tendencia_Mes_TopEquipos.csv. Esto permite detectar si las mejoras o deterioros en el MTTR global están impulsados por equipos específicos.

El Gráfico 7 muestra una trayectoria con oscilaciones moderadas: el MTTR pasa de aproximadamente 94 minutos en 2026-01 a 95 minutos en 2026-02, alcanza un máximo cercano a 100 minutos en 2026-03, y luego se mantiene entre 98 y 99 minutos durante los meses siguientes. Esta evolución sugiere que no hubo cambios bruscos en la capacidad de reparación, pero tampoco una mejora sostenida en el período observado. Más bien, el comportamiento parece reflejar un sistema de mantenimiento que mantiene niveles relativamente constantes de respuesta, aunque con cierto deterioro puntual en marzo que luego no se revierte completamente.

Desde una perspectiva analítica, esta tendencia indica que el principal desafío no parece ser la volatilidad extrema del proceso de reparación, sino la persistencia de tiempos medios relativamente altos sin una trayectoria clara de mejora. En otras palabras, el mantenimiento correctivo muestra estabilidad, pero no necesariamente avance. Para la gestión, esta lectura es relevante porque sugiere que el problema no se resolvería solo con intervenciones reactivas aisladas, sino posiblemente con mejoras más estructurales en diagnóstico, preparación de repuestos, coordinación de recursos o estandarización de procedimientos de reparación.

Luego, teniendo en cuenta que se tienen dos visiones de tendencia, es posible distinguir si la evolución del MTTR global está siendo impulsada por un comportamiento general de la planta o por algunos equipos particularmente problemáticos. En términos prácticos, esto es clave para evitar interpretaciones agregadas engañosas: una tendencia relativamente estable a nivel planta podría ocultar deterioros importantes en equipos específicos, del mismo modo que una mejora global podría deberse solo a uno o dos activos críticos. Por ello, la lectura de `PAG05_MTTR_Tendencia_Mes_TopEquipos.csv` resulta necesaria para determinar si las variaciones observadas en el indicador global responden a un fenómeno transversal o a focos puntuales que requieren atención prioritaria.

Distribución del TTR y Percentiles

Más allá del promedio MTTR, resulta necesario comprender la distribución de los tiempos de reparación, ya que un valor promedio relativamente estable puede ocultar eventos de falla particularmente extensos que afectan de manera desproporcionada la operación. Por esta razón, el análisis incorpora medidas distribucionales que permiten caracterizar con mayor precisión el comportamiento de los tiempos de reparación y no limitar la evaluación a una sola cifra resumen.

- **Percentiles de TTR:** Ofrecen valores concretos sobre la distribución. Por ejemplo, el percentil 90 indica que el 90% de las fallas se repararon en un tiempo igual o inferior a ese valor. Se calculan percentiles clave (P50, P80, P90, P95, P99) a nivel de planta y se informa en el *dataframe* `df_pct` generado por el código (véase la Tabla 10) y para los equipos críticos en el *dataframe* `df_pct_eq` generado por el código. Además, estos se exportan a

PAG05_TTR_Percentiles_Planta.csv y su equivalente para top equipos PAG05_TTR_Percentiles_TopEquipos.csv.

Scope	P50	P80	P90	P95	P99
PLANTA	96	148	162	171	179

Tabla 10: Percentiles del Tiempo de Reparación TTR a nivel Planta. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.

- **Función de Distribución Acumulada Empírica (ECDF):** La ECDF muestra la probabilidad de que una falla tenga un TTR menor o igual a un valor dado. Esta herramienta resulta especialmente útil para visualizar de forma continua el comportamiento de la distribución y para evaluar el cumplimiento de objetivos de tiempo de reparación. El gráfico de la ECDF se genera en PAG05_TTR_ECDF.png (véase el Gráfico 8) y los datos de la ECDF se exportan a PAG05_TTR_ECDF.csv (véase un fragmento en el Anexo N°7).

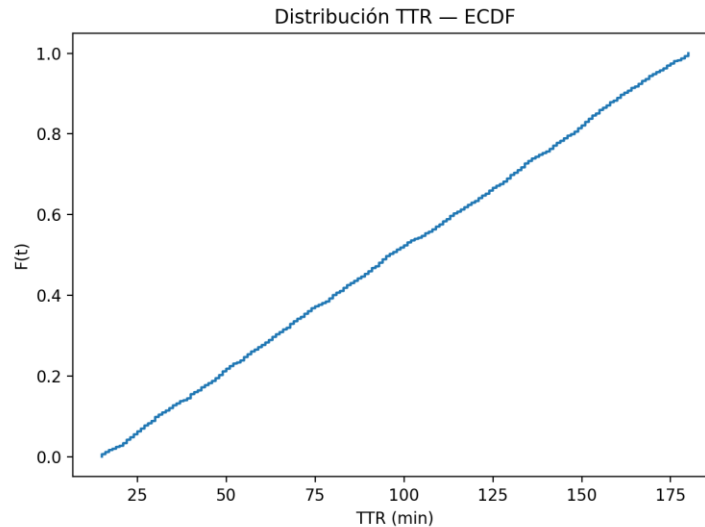


Gráfico 8: Función de Distribución Acumulada Empírica del Tiempo de Reparación. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.

La Tabla 10 muestra que, a nivel planta, el P50 del TTR es 96 minutos, el P80 es 148 minutos, el P90 alcanza 162 minutos, el P95 llega a 171 minutos y el P99 a 179 minutos. Esta secuencia permite una lectura importante: aunque la mediana se ubica en torno a una hora y media, los percentiles altos se ubican mucho más arriba, lo que indica que las duraciones no se concentran en torno a un valor típico. En otras palabras, el proceso de reparación no presenta una zona típica de duraciones cortas, sino que distribuye sus tiempos de forma

amplia y dispersa a lo largo del rango observado, lo que sugiere variabilidad estructural más que casos aislados largos.

Desde una perspectiva analítica, esto implica que evaluar el mantenimiento solo con el MTTR puede resultar insuficiente. Por ejemplo, saber que el 50% de las reparaciones se resuelve en 96 minutos entrega una referencia útil, pero observar que el 10% supera 162 minutos y que el 1% más extenso supera los 179 minutos revela que aún existen eventos particularmente largos que pueden generar impactos operacionales relevantes.

En términos de gestión, los percentiles contenidos en ambos análisis permiten definir referencias más realistas para seguimiento y control. Por ejemplo, si se quisiera monitorear el cumplimiento de una meta operacional exigente, el uso de percentiles altos como P90 o P95 puede ser más representativo que el simple promedio, ya que obliga a observar no solo el comportamiento central del proceso, sino también los casos que más afectan la continuidad operacional.

Por parte de la función de distribución acumulada empírica, el Gráfico 8 muestra una trayectoria acumulada relativamente continua y creciente, coherente con la dispersión observada en los percentiles. La curva indica que la acumulación de reparaciones no ocurre de manera abrupta en un punto específico, sino de forma progresiva y lineal a lo largo de un rango amplio de tiempos. Esto sugiere que el proceso de reparación no se concentra en torno a un valor típico, sino que distribuye sus tiempos de manera relativamente uniforme entre los 15 y 180 minutos observados, lo que apunta a variabilidad estructural del proceso correctivo antes que a una cola larga de eventos atípicos. Esta lectura complementa de buena forma la Tabla 10, ya que permite visualizar gráficamente lo que los percentiles resumen numéricamente. Mientras los percentiles muestran hitos concretos de la distribución, la ECDF de PAG05_TTR_ECDF.png permite observar cómo se acumula el total de reparaciones a medida que aumenta el tiempo. En términos prácticos, esto facilita responder preguntas del tipo: qué proporción de fallas se resuelve antes de cierto umbral operativo, cuán exigente sería una meta de reparación dada, o qué tan lejos quedan los casos más extensos respecto del comportamiento habitual.

Los análisis anteriores permiten una lectura más completa del mantenimiento correctivo. No solo muestran cuánto tarda en promedio una reparación, sino también cómo

se distribuyen esos tiempos y qué tan frecuentes son los casos largos. Para el caso analizado, esto permite concluir que el proceso de reparación presenta una distribución amplia y dispersa de duraciones, sin una zona de concentración clara, lo que evidencia variabilidad estructural en el desempeño correctivo y conviene vigilar, especialmente si se busca reducir esa variabilidad y mejorar la estabilidad operacional.

Calidad del registro del dato para esta sección

Los archivos CSV de validación indican que hay 2616 fallas totales para nuestro análisis, y 2601 son utilizables para análisis de tiempos ($\approx 99,43\%$). La brecha está concentrada y bien delimitada en 15 eventos que aparecen como FALLA_SIN_TIEMPO ($\approx 0,57\%$), consistente con las alertas de VALIDACION_PAG05.csv, donde la señal es de advertencia (WARNING) y no de error crítico. Esto indica que, para esta sección, la base presenta un nivel alto de completitud temporal y permite calcular métricas de mantenimiento sobre un conjunto de datos mayoritariamente consistente, los detalles se pueden revisar en la Tabla 11.

En términos operacionales, FALLA_SIN_TIEMPO refleja una falta de completitud del registro (*timestamps* de inicio/fin incompletos), lo que significa que esas fallas sí cuentan para frecuencia, pero no pueden entrar a MTTR ni a distribuciones de *downtime*. El riesgo no es el volumen ya que es bajo, sino el sesgo potencial: si los eventos sin tiempo tienden a ser “más complejos” o “más largos”, el análisis puede subestimar tiempos reales y dejar el MTTR “optimista”.

El estándar permite reportabilidad defendible al igual que en los apartados anteriores, pero la principal oportunidad de mejora es cerrar la disciplina de captura (obligatoriedad y validación en terreno de InicioDT/FinDT). Priorizar esta brecha mejora directamente la confiabilidad de métricas y evita discusiones futuras sobre por qué “las fallas están, pero el tiempo no calza”.

Item	Valor	Comentario
Periodo	2026-01-01 a 2026-06-30	Rango de fechas detectado
Fallas_definidas Codigo16	MQ03, MQ04	Definición usada
N_fallas_total	2616	Fallas detectadas (incluye inválidas)
N_fallas_validas	2601	Fallas con <i>timestamps</i> válidos

N_fallas_sin_tiempo	15	Excluidas de MTTR/Distribución
---------------------	----	--------------------------------

Tabla 11: Calidad del registro de datos – validaciones y brechas del conjunto analizado. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.

5.3.3 Resultados de Pérdidas de Rendimiento (P)

Este análisis se enfoca en comprender el impacto temporal y económico de las pérdidas por rendimiento. La meta es proporcionar una visión clara de dónde, cuándo y cuánto se pierde en términos de rendimiento, especialmente aquellos atribuibles a la operación a velocidades reducidas.

Como se ha mostrado anteriormente, un desafío inherente en el análisis de eventos es el manejo de solapamientos. Para evitar el doble conteo de minutos y asegurar una asignación precisa de las pérdidas, se implementó una metodología de asignación neta (Min_net). Esta técnica segmenta los periodos de solapamiento, garantizando que el tiempo total de un grupo de eventos en un mismo equipo/turno no exceda la duración real observada. Esto es relevante para esta sección, ya que las pérdidas de rendimiento pueden coexistir con otros eventos, y sin esta corrección se sobreestimaría el impacto real de las pérdidas.

Análisis de Pérdidas de Rendimiento por Velocidad (MQ06)

Las pérdidas por velocidad reducida clasificadas con código MQ06 constituyen un componente significativo del rendimiento, para cuantificarlas, se calcularon los Minutos Equivalentes Netos, utilizando la relación entre la Velocidad Objetivo (VelObj) y la Velocidad Real (VelReal) de los equipos. Esta transformación permite expresar desviaciones de velocidad como tiempo equivalente perdido a condiciones ideales, lo que facilita su comparación con otras pérdidas del OEE.

Los datos detallados de estos eventos, incluyendo VelObj, VelReal y VelRatio, se encuentran en el archivo PBI_P6_FACT_EVENTOS_P.csv, los cuales dan paso a las visualizaciones que se muestran en esta sección. Por ejemplo, el comportamiento de la velocidad se visualiza mediante FIG_P6_VelObj_vs_VelReal.png, la cual se presenta en el Gráfico 9.

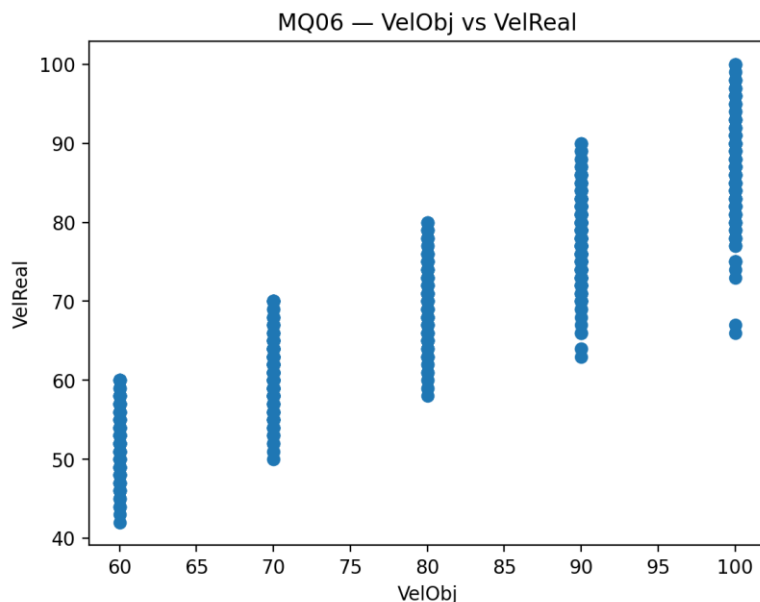


Gráfico 9: Comparación entre Velocidad Objetivo y Velocidad Real para análisis de pérdidas por velocidad reducida. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.

El Gráfico 9 permite observar directamente la brecha entre velocidad objetivo y velocidad real. Los eventos se agrupan en cinco columnas verticales correspondientes a las velocidades objetivo nominales de los equipos, ubicadas en 60, 70, 80, 90 y 100 unidades, y en todas ellas se observa un patrón consistente: ningún evento supera su velocidad objetivo, ya que el extremo superior de cada columna coincide exactamente con el valor de VelObj, mientras que los puntos se distribuyen hacia abajo desde ese techo. Esto confirma que la operación real nunca excede la velocidad esperada y que la pérdida de rendimiento está presente en todos los regímenes de velocidad objetivo, no solo en uno. La amplitud de la dispersión hacia abajo es considerable en cada columna; por ejemplo, para una velocidad objetivo de 60 unidades la velocidad real desciende hasta aproximadamente 42 unidades, y para una velocidad objetivo de 100 unidades baja hasta cerca de 66 unidades. Esta dispersión amplia y transversal indica que la pérdida no responde a una única causa dominante ni a un único nivel de operación, sino a una desviación recurrente que afecta a los equipos en sus distintos puntos de operación, lo que resulta coherente con factores como variabilidad operativa, condiciones de proceso o diferencias entre equipos.

Complementariamente, la distribución del desempeño se analiza a través de FIG_P6_Distribucion_VelRatio.png, basada en los datos del archivo PBI_P6_FACT_EVENTOS_P.csv. A continuación, el Gráfico 10 muestra esta figura.

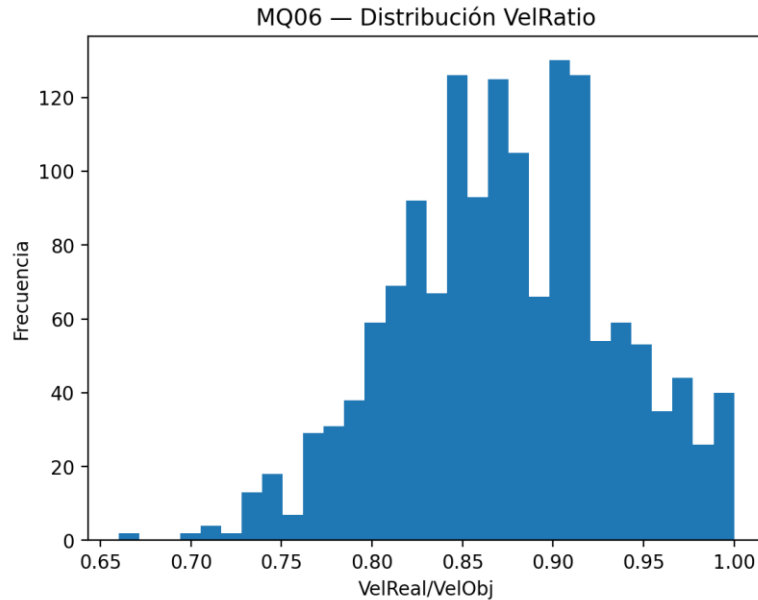


Gráfico 10: Distribución del VelRatio (VelReal/VelObj), que muestra la variabilidad del desempeño del equipo respecto a su velocidad objetivo. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.

El Gráfico 10 muestra cómo se distribuyen los valores de VelRatio, definido como el cociente entre la velocidad real y la velocidad objetivo. La distribución se concentra claramente en el rango entre 0,80 y 0,92, con una moda en torno a 0,88, mientras que los valores inferiores a 0,70 son muy poco frecuentes y solo una pequeña fracción de eventos opera cerca del óptimo, próximo a 1,00. Esta forma es analíticamente reveladora, ya que confirma que la operación bajo la velocidad objetivo no responde a eventos extremos y aislados, sino a un desempeño sistemáticamente ubicado entre un 10% y un 20% por debajo del estándar. En términos prácticos, la mayoría de los eventos de velocidad reducida corresponden a una operación sostenida a aproximadamente 80% a 90% de la velocidad objetivo, lo que tiene una implicancia directa: estas desviaciones moderadas pero persistentes generan pérdidas acumuladas relevantes en el tiempo y deterioran la capacidad productiva sin necesariamente gatillar detenciones evidentes, lo que las hace menos visibles pero económicamente significativas, tal como se confirma luego en la monetización por arista.

En conjunto, los resultados obtenidos FIG_P6_VelObj_vs_VelReal.png y FIG_P6_Distribucion_VelRatio.png muestran que las pérdidas de rendimiento por velocidad reducida no se explican únicamente por eventos extremos, sino por una operación sistemáticamente por debajo del estándar. Esto tiene una implicancia relevante para la gestión: el foco de mejora no necesariamente está en evitar fallas puntuales, sino en reducir brechas persistentes de velocidad, las cuales, aunque menos visibles, generan un impacto acumulado significativo en la eficiencia global.

Monetización del Impacto de las Pérdidas

La conversión de los minutos equivalentes de pérdida a un costo económico en CLP (CLP_net) es esencial para priorizar acciones de mejora. Esta monetización se realizó utilizando el costo horario de cada equipo (CostoHora_CLP), extraído de la tabla TAB_DIM_EQUIPOS y reflejado en PBI_P6_FACT_EVENTOS_P.csv. En este contexto, MinP_net representa los minutos de producción efectivamente perdidos por ineficiencias de rendimiento, mientras que CLP_net traduce ese impacto temporal a una magnitud económica comparable. Esto permite pasar de una lectura técnica de la pérdida a una lectura general orientada a priorización.

El archivo PBI_P6_PARETO_ARISTAS.csv es la tabla clave que identifica las aristas de pérdida más costosas, ordenadas de mayor a menor impacto económico tal y como se muestra en la Tabla 12. Este CSV se vincula directamente con FIG_P6_Pareto_Aristas_CLP.png (véase Anexo N°8), la cual proporciona una representación gráfica de las principales causas de pérdida, facilitando la identificación visual de las aristas más críticas.

Codigo16	CodigoArista	NombreArista	...	MinP_net	CLP_net	Share_CLP%
MQ06	MQ06_01	Operación conservadora		2402	\$6,748,076	13,9
MQ06	MQ06_04	Restricción de calidad		2239	\$6,255,743	12,9
MQ06	MQ06_06	Parámetros subóptimos		2078	\$5,850,203	12,1
MQ06	MQ06_05	Restricción de temperatura/presión	...	1978	\$5,593,886	11,5

MQ06	MQ06_03	Desgaste reduce capacidad		1977	\$5,511,147	11,4
MQ06	MQ06_02	Limitación por alimentación	...	1938	\$5,510,754	11,4
MQ05	MQ05_02	Sensor intermitente		822	\$2,326,997	4,8
MQ05	MQ05_05	Limpiezas		788	\$2,251,921	4,6
MQ05	MQ05_01	Atascos		735	\$2,087,747	4,3
MQ05	MQ05_04	Ajustes de operador		741	\$2,058,245	4,2
...	...	...	...	...	...	...

Tabla 12: Monetización del impacto de pérdidas de rendimiento por arista. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.

La Tabla 12 muestra que el mayor peso económico de las pérdidas de rendimiento se concentra en aristas asociadas a MQ06, es decir, pérdidas por velocidad reducida. En particular, destacan Operación conservadora (\$6.748.076; 13,9%), Restricción de calidad (\$6.255.743; 12,9%) y Parámetros subóptimos (\$5.850.203; 12,1%), seguidas por Restricción de temperatura/presión, Desgaste reduce capacidad y Limitación por alimentación. En conjunto, estas seis aristas explican una fracción muy importante del costo total mostrado, lo que sugiere que las pérdidas de rendimiento no están dispersas de manera uniforme, sino concentradas en causas relativamente bien definidas.

Esta lectura es relevante porque muestra que el problema de rendimiento no proviene solo de microparadas menores, sino principalmente de condiciones operativas que hacen que el equipo funcione de manera sostenida por debajo de su velocidad objetivo. En otras palabras, el costo no se explica únicamente por eventos breves y aislados, sino por brechas persistentes de operación. Por ello, el valor de PBI_P6_PARETO_ARISTAS.csv no está solo en ordenar causas, sino en mostrar con claridad dónde conviene intervenir primero si se busca recuperar rendimiento con impacto económico significativo.

Resumen por Equipo-Día

Para comprender el desempeño a lo largo del tiempo y por unidad operativa, se generaron resúmenes agregados. PBI_P6_RESUMEN_EQUIPO_DIA.csv muestra el comportamiento de las pérdidas de rendimiento a nivel de equipo por día, permitiendo identificar patrones o anomalías específicas de maquinaria o jornadas. A continuación, se puede ver el contenido del archivo en la Tabla 13.

Mes	...	LineaID	EquipoID	Eventos	MinP_net	CLP_net
01-01-2026		LIN01	EQ01	1	6,5	\$19,440
01-01-2026		LIN01	EQ02	1	1	\$2,333
01-01-2026		LIN02	EQ03	3	13	\$43,333
01-01-2026	...	LIN02	EQ04	2	19	\$37,900
01-01-2026		LIN02	EQ08	2	8,1	\$28,350
01-01-2026		LIN03	EQ05	1	9,3	\$26,350
01-01-2026		LIN03	EQ06	3	50,4	\$134,347
...	...	...	...	...	...	...

Tabla 13: Resumen diario de pérdidas de rendimiento por equipo. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.

La Tabla 13 permite bajar el análisis desde la causa agregada hacia la ocurrencia concreta por equipo y día. Por ejemplo, en los registros mostrados para 01-01-2026, el caso de EQ06 en LIN03 destaca con 3 eventos, 50,4 MinP_net y \$134.347 en CLP_net, valor claramente superior al resto de los ejemplos visibles en la tabla. Esto sugiere que, al menos en ese día, las pérdidas de rendimiento no estuvieron distribuidas homogéneamente entre equipos, sino concentradas en focos específicos.

Este tipo de resumen es útil porque permite detectar días y equipos donde el rendimiento se deteriora de manera desproporcionada, lo que facilita contrastar esos casos con condiciones operativas, tipo de producto, restricciones de proceso o incidencias particulares. En ese sentido, los archivos no solo entregan trazabilidad del cálculo, sino que permiten localizar temporalmente dónde se materializan las pérdidas de rendimiento y qué unidades operativas conviene revisar con mayor detalle.

Calidad del registro de dato para esta sección

Para esta sección se implementaron mecanismos de validación del registro de datos. El archivo VALIDACION_ALERTAS.csv detalla cada inconsistencia detectada, mientras

que VALIDACION_RESUMEN.csv entrega un consolidado general. En el procesamiento actual se identificaron 13 errores y 1 advertencia, lo que indica que, aunque el análisis pudo ejecutarse, todavía existen brechas de calidad en los datos de origen que conviene corregir para mejorar la precisión de los resultados.

La advertencia detectada corresponde a solapamientos de eventos, frente a lo cual se aplicó una metodología de asignación neta de minutos para evitar el doble conteo cuando múltiples eventos coincidían en un mismo grupo de recursos. Luego, los 13 errores responden al mismo patrón: eventos sin uno de los campos críticos InicioDT o FinDT, concentrados en TAB_EVENTOS (columna I, filas 115, 289, ...2874). En términos prácticos, esto muestra que la principal brecha de esta sección no está en la lógica de cálculo, sino en la completitud temporal del registro original, aspecto que influye directamente en la precisión de los análisis de rendimiento.

5.3.4 Resultados de Calidad (Q): FPY, COPQ y priorización por arista

La sección de calidad se construye bajo la misma lógica anterior: los *dataframes* se muestran al ejecutar el código en *Python*, se exportan a CSV para auditoría/*Power BI*, y se generan las figuras PNG del informe. En particular, las tres figuras se apoyan en 02_resumen_global_calidad.csv (balance de unidades + tasas + COPQ), 07_pareto_aristas_calidad.csv (Pareto COPQ por arista) y 03_calidad_por_equipo.csv (tasa/PPM por equipo). Esta estructura permite que los resultados mostrados en las figuras y tablas puedan rastrearse directamente hasta sus archivos de respaldo.

Waterfall: del total producido a unidades buenas (magnitud del problema)

La figura *waterfall* que va desde producción hacia *scrap*/reproceso y luego hacia unidades buenas sintetiza el impacto agregado de calidad en el período. Desde 41,526,996 unidades producidas, se pierden 2,774,934 como *scrap* (6.68%) y 1,503,801 como reproceso (3.62%), resultando en 37,248,261 unidades buenas (FPY = 89.70%). De este modo, el Gráfico 11 permite dimensionar de forma inmediata la magnitud de la pérdida de calidad y mostrar que la brecha respecto del nivel esperado no proviene de una sola fuente, sino de la combinación entre unidades irre recuperables y unidades que requieren retrabajo.

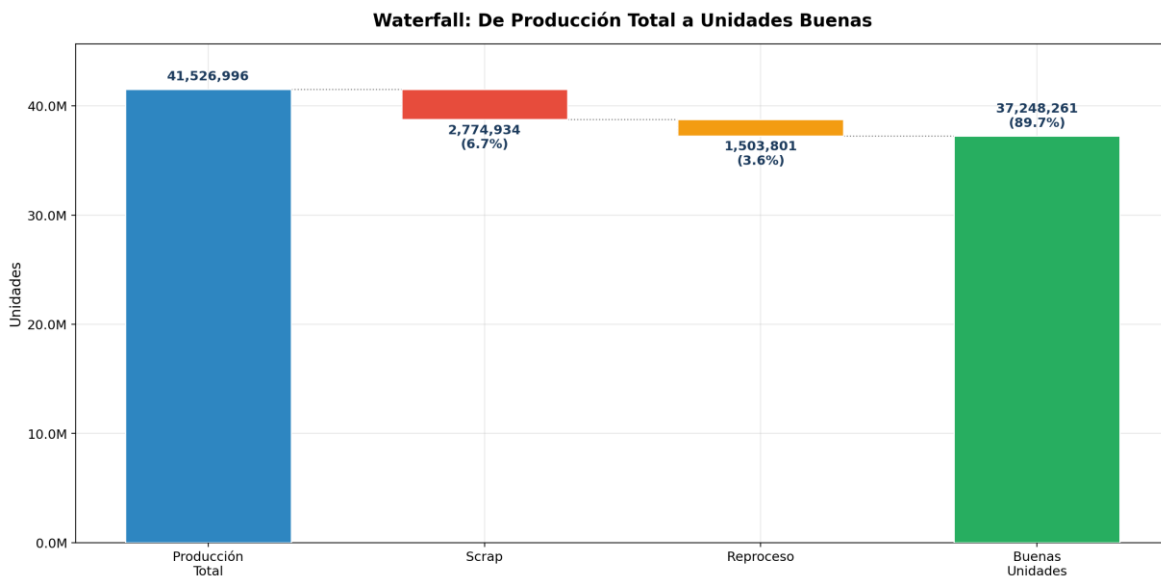


Gráfico 11: Waterfall de producción total a unidades buenas, descomposición por scrap y reproceso. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.

Esta lectura tiene una implicancia operativa y económica relevante. Las pérdidas por *scrap* corresponden a unidades defectuosas que no pueden recuperarse, lo que implica pérdida directa de material, energía y tiempo de producción. Las pérdidas por reproceso, en cambio, surgen cuando las unidades pueden corregirse, pero a costa de consumir tiempo adicional, mano de obra y capacidad productiva que podría destinarse a fabricar nuevas unidades. Por ello, la diferencia entre la producción total y las unidades buenas representa en términos prácticos una expresión del Costo de No Calidad (COPQ), tanto por volumen perdido como por recursos adicionales consumidos para sostener la operación.

Esta interpretación se complementa con la Tabla 14, elaborada también a partir de 02_resumen_global_calidad.csv, la cual muestra que el problema no solo debe evaluarse en unidades, sino también en costo. En ella se observa un COPQ total de \$288.247.656 CLP, junto con indicadores como PPM, volumen de *scrap*, volumen de reproceso y número de eventos de calidad. En particular, la tabla muestra que el mayor peso del costo se concentra en el componente de tiempo de “no calidad”, lo que sugiere que la “no calidad” no está explicada únicamente por material descartado, sino también por inspecciones, ajustes, retrabajos y tiempo improductivo gatillado por defectos.

Indicador	Valor	Unidad
Unidades totales producidas	41,526,996	unid
Unidades buenas (a la primera)	37,248,261	unid

Scrap Total	2,774,934	unid
Reproceso Total	1,503,801	unid
Tasa de calidad	89.70	%
PPM	103,035	ppm
COPQ total	\$288,247,656	CLP
COPQ (Scrap / Reproceso / Tiempo)	\$80,647,450 / \$15,885,789 / \$191,714,417	CLP
Eventos Q	2,074	eventos

Tabla 14: Resumen de métricas de calidad y costo, unidades buenas, scrap, reproceso, PPM y COPQ. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.

En consecuencia, este bloque no solo permite cuantificar la magnitud de la pérdida de calidad, sino también orientar decisiones desde el punto de vista económico. En primer lugar, permite distinguir si el principal problema está en *scrap* o en reproceso, lo que ayuda a priorizar distintas iniciativas de mejora. En segundo lugar, entrega una base concreta para focalizar análisis de causa raíz en los procesos o equipos que más contribuyen a la pérdida. Finalmente, permite estimar el impacto potencial de una mejora en calidad, fijar metas más realistas y comunicar de forma clara tanto a nivel operativo como gerencial, y además, permite identificar cuánto valor se está perdiendo por no alcanzar la condición de unidad buena a la primera.

Pareto COPQ por arista: priorización económica de las causas (drivers del costo)

Con la magnitud ya cuantificada, la Figura de Pareto de Pérdidas de Calidad por Arista (COPQ) traduce el impacto total a un *ranking* accionable. A partir de 07_pareto_aristas_calidad.csv, el gráfico ordena las aristas de mayor a menor costo y muestra, además, su porcentaje acumulado. En el caso analizado, las 6 principales aristas concentran aproximadamente el 68,1% del COPQ, lideradas por Retrabajo interno (\$36,9M; 12,8%), Reproceso completo (\$33,9M; 11,8%) y *Scrap* de proceso (\$33,5M; 11,6%), seguidas por Rechazo cliente, Inspección + reparación y *Scrap* de arranque. De este modo, el Gráfico 12 actúa como el puente entre “cuánto se pierde” (waterfall) y “dónde conviene intervenir primero”, tabularmente se puede revisar en el Anexo N°9.

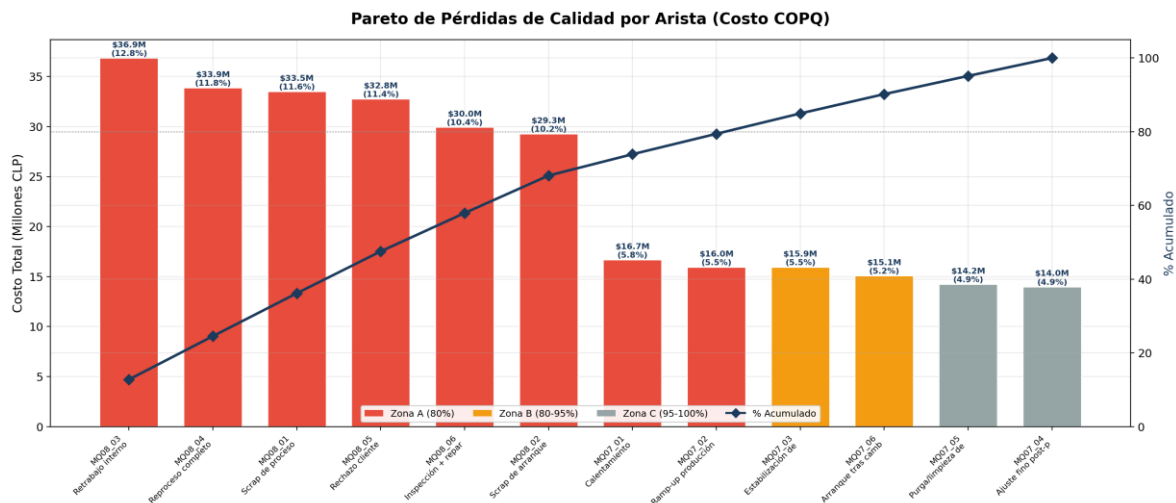


Gráfico 12: Pareto del costo de no calidad por arista e impacto económico. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.

La principal lectura del Pareto es que las pérdidas de calidad no se distribuyen uniformemente: un grupo relativamente pequeño de causas explica una parte muy significativa del costo total. Esto es relevante porque confirma, para este caso, una lógica tipo Pareto: no todas las aristas pesan lo mismo, y concentrar esfuerzos en las primeras del *ranking* ofrece un potencial de retorno mucho mayor que dispersar acciones en causas menores. Además, el patrón de aristas dominantes muestra que la planta está absorbiendo costo principalmente por corregir, reprocesar, reinspeccionar y desechar, más que por un único evento aislado de calidad.

Esta lectura permite hacer mejor dos cosas. Primero, priorizar con criterio económico, identificando con rapidez cuáles son las aristas que deben entrar primero en la agenda de mejora. Segundo, justificar proyectos de calidad con una base cuantitativa, ya que el gráfico muestra no solo qué causa aparece con mayor frecuencia, sino cuál genera más COPQ. En esa línea, la trazabilidad con los posibles proyectos de mejora permiten vincular cada arista prioritaria con acciones concretas mediante *CodigoArista* y *Codigo16*, transformando el Pareto en una herramienta útil no solo para diagnóstico, sino también para seguimiento de planes de mejora, asignación de recursos y definición de indicadores de control, véase un ejemplo aplicado para este caso en el Anexo N°10.

Tasa de calidad por equipo: ¿problema localizado o sistémico?

La figura Tasa de Calidad por Equipo, construida a partir de 03_calidad_por_equipo.csv, muestra la tasa de calidad y el nivel de PPM por equipo, comparándolos con la meta de 99%. Los resultados indican que todos los equipos operan en un rango muy estrecho, entre 89,54% y 90,02%, con valores de PPM entre aproximadamente 99.789 y 104.642, y que ninguno alcanza la meta. El mejor desempeño corresponde a EQ10 con 90,02% si se considera la Tasa de Calidad, mientras que el menor corresponde a EQ07 con 89,54%. Lo anterior se puede ver en el Gráfico 13 que se presenta a continuación.

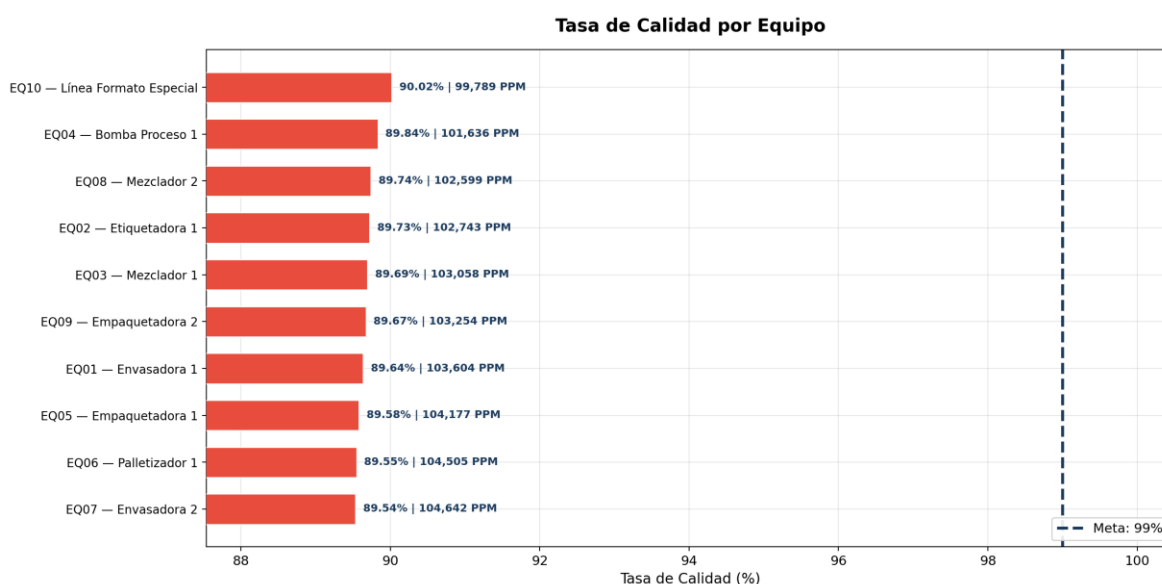


Gráfico 13: Tasa de calidad por equipo y comparación con meta 99%. Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del módulo de Python.

La principal implicancia de este resultado no es solo que todos los equipos estén por debajo de la meta, sino que además la dispersión entre ellos es baja. Esto sugiere que la brecha de calidad no está localizada en un solo activo especialmente problemático, sino que responde a un comportamiento más bien transversal del proceso. Si el problema estuviera concentrado en uno o dos equipos, el gráfico mostraría una separación más marcada entre barras; sin embargo, al observarse un desempeño homogéneamente bajo, la evidencia apunta a causas más sistémicas, como parámetros de operación, condiciones de proceso, estándares de trabajo, materia prima, calibraciones, limpieza o disciplina de control.

Desde la perspectiva de gestión, este resultado no solo sugiere un problema transversal, sino que también orienta decisiones concretas. En primer lugar, justifica reforzar un enfoque de mantenimiento orientado a calidad, revisando calibraciones, ajustes de proceso y condiciones de operación que puedan estar afectando de manera similar a varios equipos. En segundo lugar, abre espacio para acciones de formación y capacitación cuando parte de la brecha pueda explicarse por prácticas operativas, configuración o disciplina de ejecución. Asimismo, habilita investigaciones dirigidas sobre causas comunes del proceso en lugar de focalizarse prematuramente en un único activo, y puede justificar inversiones o actualizaciones tecnológicas si se confirma que la baja calidad responde a limitaciones persistentes de control o capacidad. Finalmente, sugiere reforzar controles de calidad en línea, muestreos e inspecciones más estrictas, ya que la homogeneidad de los resultados indica que la brecha no parece aislada, sino incorporada al comportamiento general de la operación.

Finalmente, este resultado conversa directamente con lo mostrado en el Gráfico 12. Si el COPQ se concentra en retrabajo, reproceso, *scrap* e inspección, y al mismo tiempo todos los equipos muestran tasas de calidad similares y alejadas de la meta, entonces la planta parece estar pagando por corregir defectos en varios puntos del flujo, más que por una falla aislada de un único equipo. En ese sentido, la combinación entre el Pareto por arista y la tasa de calidad por equipo permite distinguir no solo qué causas cuestan más, sino también si esas pérdidas responden a un problema localizado o sistémico, mejorando así la priorización de acciones.

Calidad del registro de dato para esta sección

La evidencia concreta aparece en el reporte de validación 00_validacion_datos.csv, donde se identifican 66 eventos en TAB_EVENTOS con FlagCalidadDato $\neq$ "OK". En la práctica, este *flag* se activa cuando el registro no cumple algunas condiciones impuestas previamente, por ejemplo: faltan campos obligatorios o existen inconsistencias que impiden trazar correctamente el evento. Dicho de otro modo, el sistema no "culpa", sino que expone trazablemente dónde el dato llega incompleto para que el cliente lo corrija en origen. Al igual que para las secciones anteriores, este tipo de brecha es típica en empresas primerizas en analítica de pérdidas, al inicio suele no existir un "dueño del dato", ni rutinas de

cierre/visión, y es normal que los registros queden incompletos, con criterios variables o se completen con retraso.

Desde resultados y discusión, estas fallas afectan directamente la confiabilidad de la priorización: si un subconjunto de eventos queda mal clasificado o incompleto, se puede sub/sobre-estimar el COPQ, alterar el Pareto de aristas y debilitar la relación “causa, pérdida y acción”. Por ello, aunque el análisis realizado sigue siendo utilizable, su solidez mejora en la medida en que se fortalece la calidad del registro original.

Teniendo en cuenta lo anterior, el paso natural para madurar y que es estándar en organizaciones que recién adoptan estos sistemas, es formalizar una gobernanza liviana del dato: responsables por turno/línea, *checklist* de campos obligatorios, y revisión periódica de los *flags* antes de cerrar el periodo de análisis. Esto permitiría que archivos como 00_validacion_datos.csv dejen de ser solo un control posterior y pasen a transformarse en una herramienta de cierre operacional, aumentando la consistencia y defendibilidad de los resultados.

Sobre esta misma línea, y considerando ahora en conjunto los cinco frentes analíticos abordados, las secciones anteriores presentaron los resultados del sistema de forma modular, cubriendo sucesivamente la reportabilidad gerencial en *Power BI* y los cuatro frentes desarrollados en *Python*: disponibilidad y confiabilidad, mantenimiento, rendimiento y calidad. Leídos de manera integrada, estos resultados convergen en un diagnóstico operacional coherente para el caso analizado, cuya característica más relevante es que las principales brechas de desempeño no se concentran en activos aislados, sino que presentan un comportamiento predominantemente transversal. Esta lectura se observa en la disponibilidad, donde el costo de detención se distribuye de forma relativamente equilibrada entre los equipos; se confirma en la calidad, donde todas las máquinas operan en un rango estrecho por debajo de la meta sin que exista un activo singularmente responsable; y se refuerza en el rendimiento, donde la pérdida económica se explica principalmente por operación a velocidad reducida más que por eventos puntuales aislados. La integración de los cuatro módulos permite, por tanto, pasar de hallazgos parciales a una interpretación sistémica, en la cual el problema operacional del caso se entiende como una

combinación de prácticas de mantenimiento, condiciones de proceso y disciplina de registro, antes que como una falla localizada en un punto específico de la operación.

Esta interpretación sistémica se refuerza al contrastar el comportamiento de los equipos a través de los distintos frentes analíticos, dado que el activo más desfavorable cambia según la dimensión evaluada. En confiabilidad, EQ05 presenta el menor MTBF y los percentiles de tiempo entre fallas más bajos del conjunto; en mantenimiento, el mayor tiempo medio de reparación corresponde a EQ06, mientras que el mayor costo promedio por falla recae en EQ08 y EQ03; y en calidad, la tasa más baja la registra EQ07, aunque dentro de un rango muy estrecho entre equipos. Resulta particularmente ilustrativo el caso de EQ03, que figura entre los equipos más confiables en frecuencia de fallas y, al mismo tiempo, entre los de mayor costo por evento de reparación. Esta ausencia de un único activo consistentemente crítico en todas las dimensiones confirma, ahora a nivel de equipo, la naturaleza transversal del problema, dado que no existe un equipo cuya intervención aislada resuelva de manera simultánea las brechas de disponibilidad, mantenimiento, rendimiento y calidad. En consecuencia, la priorización de mejoras no puede reducirse a seleccionar el peor equipo, sino que debe orientarse por dimensión, asociando cada brecha al activo o conjunto de activos que la concentran en ese frente específico.

Desde una perspectiva de ingeniería, el valor de estos resultados no radica únicamente en demostrar que el sistema produce indicadores, sino en que dicha producción se realiza bajo condiciones de trazabilidad, auditabilidad y consistencia que permiten sostener decisiones de mejora fundamentadas. Cada cifra reportada puede rastrearse desde el dato fuente hasta su visualización final, las brechas de calidad del registro se explicitan en lugar de ocultarse, los solapamientos temporales se neutralizan mediante asignación neta de minutos para evitar el doble conteo, y las pérdidas se monetizan con reglas diferenciadas según su naturaleza física. Estos elementos distinguen una evaluación diagnóstica fundamentada de una simple demostración funcional, dado que el sistema no solo entrega resultados, sino que cuantifica el grado de confiabilidad del insumo sobre el cual esos resultados se construyen y habilita una priorización con criterio económico explícito, expresada de forma trazable hasta el nivel de arista, equipo y turno.

No obstante, el alcance de esta evaluación está acotado por las condiciones del caso. El diagnóstico se construye sobre un conjunto de datos readaptados de una sola planta, seleccionando la información útil y recuperable de un compilado de información operacional de un año, que presentan brechas puntuales de captura temporal y solapamientos en el registro original. Asimismo, dado que el sistema fue evaluado sobre datos históricos y no implementado en la operación del cliente, los resultados tienen un carácter diagnóstico y no constituyen una medición de mejora efectivamente capturada en planta, ya que no se dispone de una comparación entre un estado previo y uno posterior a su uso. Estas condiciones no invalidan los hallazgos, pero delimitan su interpretación: lo que el sistema demuestra es su capacidad para transformar registros operacionales imperfectos en un diagnóstico estructurado, trazable y accionable, y no el efecto productivo directo de su adopción en planta. La lectura de estos resultados se complementa con las consideraciones de riesgos técnicos, mantenibilidad, escalabilidad y dependencia tecnológica que se desarrollan en la sección 6.5, así como con la proyección hacia un cierre económico de la mejora mediante un Árbol de Ganancias abordada en la sección 6.6. En conjunto, estos elementos enmarcan los resultados presentados dentro de una perspectiva más amplia de sostenibilidad y expansión futura del sistema como solución de gestión operacional.

Otro aspecto relevante desde la perspectiva de ingeniería industrial es el tiempo de ciclo del propio sistema, entendido como el tiempo necesario para transformar el registro operacional ya capturado en el conjunto completo de indicadores, reportes y visualizaciones. La ejecución completa del *pipeline* de procesamiento en *Python* para el volumen del caso analizado que acumula todas las desviaciones de la planta, medida en múltiples ocasiones mediante cronómetro en un entorno de ejecución en la nube, tomó aproximadamente dos minutos y siete segundos desde el inicio de la ejecución hasta la generación de todas las salidas analíticas. Posteriormente, la actualización de la totalidad de los indicadores y visualizaciones en *Power BI*, una vez cargados los archivos intermedios, se completó en un tiempo inferior a un minuto y treinta segundos para el mismo volumen de datos. Esta medición no considera el tiempo de llenado de la plantilla Excel, dado que este depende directamente del volumen de datos y del grado de orden con que el cliente

disponga de su información de origen, por lo que no constituye un tiempo atribuible al procesamiento del sistema.

Para dimensionar el significado de estos tiempos, conviene contrastarlos con el esfuerzo que implicaría obtener los mismos resultados de forma manual. Una réplica manual de este procesamiento exigiría consolidar y validar individualmente todas las desviaciones de la planta productiva, detectar y resolver los solapamientos temporales para evitar el doble conteo, clasificar cada evento dentro de las dieciséis pérdidas y sus aristas, aplicar las reglas de monetización diferenciadas según el tipo de pérdida, y luego calcular de forma agregada los componentes del OEE, los indicadores de confiabilidad, el costo de la no calidad y construir cada una de las visualizaciones. Un proceso de esta naturaleza, ejecutado manualmente sobre planillas, requeriría del orden de varias jornadas de trabajo y resultaría altamente susceptible a errores, particularmente en la detección de solapamientos y en la aplicación consistente de los criterios de monetización. Más aún, a diferencia del sistema, un proceso manual no garantizaría la reproducibilidad exacta de los resultados entre periodos sucesivos, ya que cada repetición dependería del criterio individual de quien la ejecuta.

En consecuencia, el principal aporte del sistema en términos de tiempo de ciclo no radica únicamente en la velocidad de ejecución, sino en la combinación de tres propiedades: rapidez, dado que el procesamiento completo se resuelve en cuestión de minutos; reproducibilidad, dado que cada ejecución sobre los mismos datos produce resultados idénticos; y consistencia, dado que las reglas de validación, clasificación y monetización se aplican de manera uniforme sin depender del criterio individual. Esta eficiencia confirma empíricamente la expectativa de impacto operacional planteada en la sección 1.4 y es la que permite que el ciclo de diagnóstico pueda repetirse periódicamente, por ejemplo de forma mensual o por turno, sin que el costo de procesamiento se transforme en una barrera para el análisis recurrente.

Conclusiones y recomendaciones

Más allá del desarrollo técnico de una solución analítica, esta memoria permitió demostrar que los principios del TPM pueden traducirse a una arquitectura concreta de gestión, incluso en contextos donde la información operacional presenta baja estandarización y calidad heterogénea. En este trabajo, el principal aporte no estuvo únicamente en construir un *pipeline* funcional, sino en articular una propuesta que conecta captura estructurada, validación del dato, procesamiento automatizado, jerarquización de pérdidas, monetización y visualización para la toma de decisiones. De esta manera, nuestro trabajo muestra que es posible pasar desde registros dispersos y difíciles de comparar hacia una base analítica trazable, capaz de sostener conversaciones de mejora más objetivas y priorizaciones más defendibles en un entorno práctico de aplicación. Esta orientación es coherente con el problema planteado al inicio, donde se identificaba precisamente la dificultad de transformar registros operacionales heterogéneos en información útil para el análisis y la gestión.

En términos del objetivo general planteado en el Capítulo 2, esta memoria logró diseñar, implementar y evaluar un sistema para la gestión y análisis de pérdidas operacionales bajo los principios del TPM, capaz de transformar datos heterogéneos en resultados estructurados tanto para la reportabilidad gerencial como para el análisis técnico, lo que permite considerar dicho objetivo cumplido. Este logro se sostiene en el cumplimiento de los seis objetivos específicos definidos, los cuales conviene revisar de forma explícita.

En el plano del diseño, el sistema cumplió los dos primeros objetivos al establecer un estándar de datos con su estructura base, reglas de integridad y parámetros de control, y al definir un modelo jerárquico de pérdidas alineado con el TPM que organiza la información desde el macrogrupo hasta las aristas y la vincula con los componentes del OEE, según se documentó en la metodología y se evidenció en los resultados. En el plano de la construcción, el tercer objetivo se cumplió mediante el desarrollo de un *pipeline* automatizado que cubre desde la ingesta hasta el cálculo de indicadores, incorporando reglas de control de consistencia, completitud y trazabilidad cuya operación quedó demostrada en los reportes de validación. En el plano de las salidas, el cuarto y el quinto

objetivo se cumplieron al generar, por una parte, los reportes de gestión en *Power BI* que visualizan las pérdidas, el OEE y la priorización económica, y por otra, el análisis técnico detallado en *Python* que profundiza en disponibilidad, rendimiento y calidad mediante indicadores especializados. El sexto objetivo, relativo a evaluar el sistema con datos readaptados de un cliente, también se cumplió, dado que el sistema demostró su capacidad para transformar registros heterogéneos en información trazable, auditable y útil para el diagnóstico, la priorización económica y la formulación de recomendaciones. Conviene precisar, no obstante, que este objetivo fue formulado y satisfecho en su dimensión diagnóstica, es decir, en la capacidad del sistema para producir información confiable y accionable, y no en la medición del impacto productivo derivado de su uso en planta, distinción que se desarrolla como limitación y línea de continuidad en la sección 6.5. En consecuencia, el cumplimiento conjunto de los seis objetivos específicos respalda el logro del objetivo general, no solo en un entorno de diseño, sino sobre un caso de aplicación con las imperfecciones propias de la operación.

6.1 De registros dispersos a información gestionable

La solución diseñada, basada en una plantilla estandarizada de datos, procesamiento automatizado en *Python* y visualización en *Power BI*, permitió transformar registros operacionales heterogéneos en información consistente, comparable y trazable de punta a punta. La jerarquía establecida desde el macrogrupo, pasando por las 16 pérdidas, hasta llegar a las aristas, junto con la monetización en CLP y su vínculo con el OEE en sus dimensiones de Disponibilidad, Rendimiento y Calidad, permitió pasar desde datos aislados a una priorización explícita de pérdidas con soporte visual y numérico. Este resultado es relevante porque no solo mejora la lectura del desempeño, sino que cambia la utilidad del dato dentro de la gestión, es decir, deja de funcionar como un registro histórico disperso y pasa a convertirse en evidencia estructurada para comparar contextos, reconocer focos críticos y sustentar decisiones de mejora con mayor fundamento. En ese sentido, el valor de la propuesta no radica solamente en generar tableros o reportes, sino en instalar una lógica de análisis donde pérdida, causa e impacto quedan conectados bajo una estructura coherente con el enfoque TPM. La propia estructura del sistema, desde el

estándar de datos hasta la capa de reportabilidad, fue concebida precisamente para reducir dependencia de revisiones manuales y sostener análisis más comparables y trazables.

A partir de lo anterior, se proponen tres líneas de acción que permiten sostener este aporte en el tiempo. En primer lugar, se recomienda instituir la plantilla estandarizada como mecanismo permanente de captura del dato operacional, formalizándola como un estándar corporativo de registro asociado a roles específicos por turno y por línea. Esto implica no solo dejar disponible el archivo, sino también definir quién es responsable de completarlo, en qué momento del turno se cierra el registro y qué controles aplica el supervisor antes de aceptarlo como válido. La razón es que la trazabilidad alcanzada en este trabajo se sostiene únicamente sobre la disciplina de captura: si la organización vuelve a registros sin estructura común tras la entrega del sistema, la comparabilidad entre periodos se pierde rápidamente y las decisiones de mejora regresan a depender de la interpretación individual de cada analista.

En segundo lugar, resulta clave mantener un catálogo maestro versionado de pérdidas y aristas, entendiendo por versionado un registro explícito de los cambios introducidos al catálogo a lo largo del tiempo, donde quede asentado qué categoría se agregó, modificó o retiró, en qué fecha ocurrió el cambio y bajo qué fundamento técnico se realizó. Sin esta disciplina, distintos meses pueden estar clasificando un mismo evento bajo aristas diferentes sin que la diferencia sea visible en los reportes finales, lo que distorsiona la comparación temporal y debilita el análisis de tendencias. Un catálogo versionado permite además trazar el origen de cada cifra reportada hasta la versión exacta del catálogo que la generó, condición que se vuelve indispensable cuando los resultados pasan a ser usados como insumo de decisiones gerenciales o de auditoría interna.

Por último, se sugiere publicar y revisar mensualmente los tableros y reportes en una instancia formal de análisis, idealmente bajo la forma de un comité TPM o instancia formal de revisión operacional, con participación de operaciones, mantenimiento y gestión, donde los resultados del periodo se discutan junto con el avance de las acciones definidas en el mes anterior. Esta instancia es la que cierra el ciclo entre diagnóstico y mejora, ya que sin un espacio donde los datos se conviertan en decisiones explícitas, el sistema genera reportes pero no transforma la operación. La revisión mensual opera además como mecanismo de

retroalimentación sobre la calidad del registro, dado que suele ser en estas instancias donde se detectan inconsistencias o brechas en la captura que motivan ajustes posteriores al catálogo o a los procedimientos operativos.

6.2 Estandarización y automatización que reducen trabajo manual

El flujo automatizado ejecutó validaciones, asignación neta de minutos en contextos con solapes, depuración temporal y monetización parametrizada, reduciendo intervención manual y ambigüedad analítica. La trazabilidad a nivel de celda y registro, junto con los reportes automáticos de calidad del dato, permite realizar auditorías reproducibles, estandarizar criterios de análisis entre periodos o clientes y acortar el ciclo preparación-análisis-reporte frente a enfoques contruidos manualmente. Más que una mejora de eficiencia aislada, la automatización mostró ser también un mecanismo de estandarización analítica, ya que, al formalizar reglas de cálculo, validación y trazabilidad, disminuye no solo el tiempo requerido para producir resultados, sino también la variabilidad interpretativa asociada a criterios implícitos o ajustes manuales poco transparentes. En consecuencia, el valor generado por esta capa no consiste únicamente en “hacer más rápido” el análisis, sino en hacerlo de forma más consistente, repetible y defendible desde el punto de vista técnico y gerencial. Esto conversa directamente con la metodología y con la arquitectura del sistema, cuya finalidad fue precisamente construir una cadena analítica reproducible entre dato fuente, procesamiento y salida final.

A partir de lo anterior, se proponen tres líneas de acción que permiten sostener y consolidar el aporte de la capa de automatización. En primer lugar, se recomienda consolidar un ciclo de ejecución programada del *pipeline* por periodo o por turno, con registro automático de resultados, alertas y reportes de calidad del dato en un repositorio único de control. Esto significa pasar desde un modelo donde el analista ejecuta el procesamiento cuando lo necesita hacia un modelo donde la ejecución ocurre de forma automática en momentos predefinidos del calendario operacional, por ejemplo al cierre de cada turno, al cierre del día productivo o al cierre del mes. La razón es que la ejecución manual y ocasional introduce variabilidad sobre cuándo y bajo qué condiciones se produce cada análisis, lo que dificulta comparar resultados entre periodos y abre espacio para que un mismo análisis se repita con datos parcialmente distintos según el momento exacto en

que cada ejecución capturó la información. Una ejecución programada, en cambio, garantiza que cada periodo tenga una versión oficial del resultado, asociada a un instante de corte definido y a una versión específica del código y de los parámetros, condición necesaria para que los reportes generados puedan ser usados con confianza en comités de gestión, auditorías internas o discusiones de mejora.

En segundo lugar, resulta conveniente migrar la persistencia operativa del sistema desde archivos planos hacia una base de datos relacional, como PostgreSQL u otra de características similares. Una base de datos relacional aporta cuatro capacidades que el almacenamiento en archivos Excel o CSV no entrega de forma natural. La primera es la posibilidad de cargas incrementales, donde cada ejecución agrega únicamente la información nueva en lugar de recargar todo el histórico desde cero, lo cual reduce los tiempos de procesamiento y disminuye el riesgo de errores en la integración. La segunda es la preservación íntegra del registro histórico, evitando que ediciones manuales o sobrescrituras involuntarias degraden la información de periodos pasados. La tercera es la disponibilidad de bitácoras unificadas de las ejecuciones del sistema, que permiten reconstruir cuándo se procesó cada lote y bajo qué condiciones se generó cada resultado. La cuarta es el versionado controlado de parámetros, donde queda registrado qué valores estuvieron vigentes en cada momento, condición indispensable para reproducir análisis pasados. Sin esta migración, el sistema sigue siendo funcional, pero tiene un techo claro: a medida que crece el volumen de datos y el número de líneas o usuarios analizados, los archivos pierden integridad, se vuelven difíciles de versionar en paralelo entre analistas y la trazabilidad entre el dato original y los resultados se vuelve frágil.

Por último, resulta indispensable formalizar un esquema de parámetros controlados, donde queden documentados de forma explícita qué parámetros utiliza el sistema, por ejemplo el costo por hora de cada equipo, el factor de reproceso o las metas de OEE y sus componentes, desde cuándo está vigente cada valor y bajo qué fundamento técnico se realizó cada modificación. Este registro debe ser tan riguroso como el del catálogo de pérdidas mencionado en la sección anterior, porque los mismos datos de entrada pueden producir resultados marcadamente distintos cuando los parámetros cambian. A modo de ejemplo, una variación del 20% en el costo por hora aplicada a un equipo crítico modifica

directamente la magnitud económica asignada a sus pérdidas y, según la concentración del Pareto, podría incluso alterar el orden relativo de las aristas más relevantes. Sin un esquema de parámetros controlados, resultados emitidos en distintos momentos del año pueden parecer comparables sin serlo, y revisiones posteriores no pueden reproducir las cifras originales para validarlas. En consecuencia, este control no constituye un detalle administrativo, sino una condición de auditabilidad y continuidad analítica del sistema en el tiempo.

6.3 Validación con datos y foco de priorización

La aplicación sobre los datos permitió verificar que el sistema no solo funciona en un entorno de diseño controlado, sino que también es capaz de operar sobre información readaptada de un cliente construida fuera de un estándar formal de captura. En ese contexto, la propuesta mostró capacidad para depurar, consolidar y jerarquizar el registro, manteniendo una lectura coherente entre pérdidas, indicadores de desempeño y soporte para priorización. Además, el caso aplicado permitió observar que la combinación entre Árbol de Pérdidas, OEE y salidas analíticas en *Python* no se limita a describir resultados, sino que ayuda a convertir un escenario inicialmente difuso en focos más concretos de intervención. Esto es especialmente relevante en un producto de consultoría orientado a empresas con madurez intermedia o baja en gestión de datos, donde el valor no está solo en analizar información “limpia”, sino en rescatar utilidad analítica desde registros imperfectos pero aprovechables.

A partir de esta evidencia, se propone una rutina mensual de priorización compuesta por cuatro pasos articulados que permiten transformar el análisis en decisiones concretas. El primer paso consiste en generar el gráfico de Pareto del periodo, ordenando las aristas del Árbol de Pérdidas por su impacto económico expresado en CLP. Este formato es deliberado, ya que transforma una lista plana de pérdidas en una jerarquía visual donde el peso relativo de cada causa es inmediatamente comprensible tanto para perfiles operativos como para perfiles gerenciales. El segundo paso consiste en seleccionar entre tres y cinco focos de intervención a partir de ese Pareto. El rango propuesto no es arbitrario, dado que abrir más frentes simultáneos diluye el esfuerzo de la organización y rara vez logra completarse dentro del periodo, mientras que trabajar con menos de tres focos deja fuera

oportunidades comparables que conviene abordar en paralelo. En un caso típico donde las primeras cinco aristas del Pareto concentran entre el 50% y el 70% del costo total del periodo, atacar este subconjunto representa centrar el esfuerzo de mejora en aproximadamente la mitad o más del impacto económico disponible, con un nivel de carga organizacional manejable para los equipos responsables. El tercer paso consiste en definir, para cada foco, un responsable nominado, un plazo de cierre y una meta cuantitativa de mejora, condiciones sin las cuales la priorización se transforma en una lista de intenciones sin posibilidad real de ejecución. El cuarto paso es verificar el comportamiento antes y después en el tablero al mes siguiente, incorporando la revisión a una instancia formal como el comité TPM, lo que permite cerrar el ciclo entre diagnóstico, acción y verificación, y evita que el análisis quede reducido a reportabilidad sin consecuencia operacional.

Además del OEE, los módulos de confiabilidad y desempeño MTBF/MTTR, percentiles de TBF/TTR, mapas de calor turno-hora, FPY/PPM y costo de mala calidad permiten explicar el desempeño desde mecanismos operacionales como fallas, microparadas, baja velocidad y calidad, desplazando el foco desde el KPI agregado hacia las causas. Teniendo en cuenta lo anterior, se proponen dos recomendaciones adicionales orientadas a asegurar el cierre del ciclo de mejora. La primera es exigir que toda desviación significativa en cualquiera de las dimensiones del OEE, ya sea disponibilidad, rendimiento o calidad, quede acompañada de dos elementos: una explicación causal expresada en términos de las aristas del Árbol de Pérdidas que originan la desviación, y una acción correctiva concreta con plazo definido y beneficio esperado expresado en alguna de las tres unidades operacionales del sistema, es decir, tiempo en minutos recuperados, costo en CLP evitado o calidad en puntos porcentuales ganados. Esta exigencia evita que las desviaciones queden registradas solamente como observaciones del periodo y transforma cada brecha de desempeño en un compromiso de mejora con responsable y horizonte temporal explícito. La segunda recomendación es registrar todas las acciones en una tabla unificada denominada ACCIONES, vinculada al tablero del sistema, de modo que el resultado efectivo de cada compromiso sea visible junto con la evolución de los indicadores que pretendía corregir. Sin esta tabla, las acciones tienden a perderse entre correos, actas y planillas paralelas, lo que hace que el seguimiento dependa de la memoria organizacional

en lugar de la información del sistema, debilitando precisamente la lógica de trazabilidad que el resto del trabajo ha buscado instalar.

Este apartado se cierra con la evaluación de los nueve criterios de éxito definidos en la sección 1.4, ya que constituían la referencia cuantitativa comprometida para evaluar el sistema. La conclusión global es que los nueve indicadores se cumplieron, y la forma en que se alcanzaron resulta en sí misma informativa. En la dimensión de calidad y trazabilidad del dato, los cuatro indicadores se cumplieron: el sistema identificó explícitamente los 66 eventos sin marcas temporales completas, equivalentes a solo un 0,49% de todo el volumen procesado, cumpliendo el criterio de exposición total de las brechas; detectó la totalidad de los 1.692 grupos con solape y expuso el porcentaje de *overlap* como métrica de calidad temporal; clasificó los errores de consistencia sin arrojar advertencias sin resolver; y mantuvo trazabilidad extremo a extremo entre cada salida y sus tablas de origen. En la dimensión de capacidad analítica y cobertura del modelo, los tres indicadores también se cumplieron, dado que el sistema asignó las pérdidas a las aristas trazables del Árbol de Pérdidas, calculó el OEE y sus tres componentes con sus brechas respecto de la meta para los turnos con datos válidos, y entregó diagnóstico especializado en los cuatro módulos con sus métricas asociadas, como MTBF, MTTR, FPY, COPQ y percentiles. Finalmente, en la dimensión de eficiencia y reproducibilidad, los dos indicadores se cumplieron a través de una ejecución extremo a extremo del orden de minutos para el volumen analizado y de la obtención de salidas idénticas entre corridas sucesivas, acompañadas de los diccionarios de fórmulas que documentan cada cálculo.

Más allá del cumplimiento de cada indicador por separado, lo más relevante es que estos criterios se cumplieron sobre un conjunto de datos no ideal, lo que constituye la evidencia de fondo respecto de la madurez del sistema como artefacto. Un sistema que solo operara correctamente sobre datos limpios y controlados tendría un valor consultivo limitado; lo que estos resultados confirman es que la propuesta sostiene un diagnóstico trazable, reproducible y auditable incluso cuando la entrada presenta la heterogeneidad y las brechas propias de organizaciones con madurez de datos baja o intermedia. En consecuencia, el cumplimiento conjunto de los nueve criterios no debe leerse como una validación de laboratorio, sino como evidencia de que el sistema respondió bajo las

condiciones reales que fue diseñado para enfrentar, lo que respalda su aplicabilidad concreta como producto de consultoría y otorga validez a la propuesta más allá de una apreciación cualitativa de su funcionamiento.

Sobre esta base, se recomienda formalizar estos nueve indicadores no como una evaluación de una sola vez, sino como un marco de aceptación recurrente aplicado a cada ejecución periódica del sistema. A diferencia de los tres indicadores de calidad del registro propuestos en la sección 6.5, orientados a la disciplina de captura del cliente, este marco abarca también las dimensiones de capacidad analítica y de eficiencia, y opera como una compuerta de aceptación del resultado del sistema en su conjunto, de modo que cada corrida periódica reporte su cumplimiento antes de que sus resultados se incorporen a decisiones de gestión. Establecer este control evita que la confiabilidad demostrada en este trabajo se asuma como permanente sin verificación, y resulta particularmente valioso para los indicadores más sensibles a la disciplina de captura, como la completitud temporal y el solape, cuyo seguimiento periódico funciona como una señal temprana de deterioro de la calidad del dato y protege la validez del diagnóstico en periodos sucesivos.

6.4 Lectura consultiva del caso aplicado y frentes prioritarios de intervención

La lectura conjunta de los resultados sugiere que el caso analizado presenta brechas relevantes tanto en desempeño operacional como en disciplina de registro, pero no de manera homogénea entre todas las capas del sistema, lo que justifica la pertinencia de una intervención consultiva de una empresa dedicada a la excelencia operacional, en este caso INNOVAC. Mientras algunas bases muestran un comportamiento más estable y consistente para el cálculo, como la de planificación y producción ya que no se detectaron errores ni advertencias críticas, la base de eventos concentra las principales tensiones de trazabilidad temporal, solapes y completitud de campos. A su vez, en los módulos analíticos de disponibilidad, rendimiento y calidad, la evidencia muestra que el sistema sí pudo ejecutar los análisis y entregar resultados útiles para diagnóstico, aunque debió convivir con brechas puntuales del registro original que afectan la precisión fina de ciertas métricas. En conjunto, la evidencia muestra que la empresa enfrenta brechas operacionales relevantes, particularmente en disponibilidad, rendimiento y calidad, junto con una madurez todavía desigual en la forma de capturar sus datos, validarlos y sostenerlos con criterios consistentes

a lo largo del proceso analítico. Ambos planos están relacionados, dado que la propia dificultad para dimensionar con precisión esas brechas operacionales se explica en parte por las limitaciones del registro de origen.

Desde el punto de vista técnico-operacional, la evidencia sugiere que el deterioro del desempeño no responde a un único activo aislado, sino a un problema más bien transversal en varias dimensiones. En disponibilidad, el Pareto de costo por *downtime* muestra a EQ08, EQ05 y EQ07 en los primeros lugares, con participaciones relativamente cercanas entre sí, sin una concentración extrema en un solo equipo. Esto indica que, aunque existen activos más costosos que otros, la indisponibilidad posee una extensión suficientemente amplia como para requerir no solo acciones focalizadas, sino también revisión de prácticas generales de mantenimiento y operación. La lectura se refuerza con el escenario ilustrativo del tablero en *Power BI* acotado al filtro EQ05-LIN03, período 01-01-2026 a 01-03-2026, sin filtro de turno, ya que hasta ese punto el sistema reporta una pérdida total de \$86.906.633 CLP y 28.064 minutos netos, con un *overlap* de 12,7%, y donde el 77% del costo total se concentra en el macrogrupo Máquinas. Dentro de ese grupo, destacan fallas de equipo, fallas de proceso y pérdidas por defectos y reprocesos, sumando además contribuciones importantes en las pérdidas por paradas planificadas y *setup*, mientras que a nivel de aristas aparecen con fuerza fallas eléctricas, de instrumentación y mecánicas, lo que sugiere que la empresa enfrenta una combinación de deterioro técnico, condiciones de proceso y prácticas operativas que están erosionando el uso efectivo del tiempo.

La capa analítica en *Python* profundiza esta lectura y muestra que el problema tampoco se agota en cuánto tiempo se pierde, sino también en la forma en que fallan y se recuperan los equipos. En confiabilidad, EQ05 aparece como el equipo con MTBF más bajo del conjunto, mientras que a nivel global el TBF presenta un P50 de 11,65 horas, un P80 de 25,08 y un P95 de 50,68, lo que indica que una gran proporción de las fallas ocurre en ventanas relativamente cortas de operación. En mantenimiento, los percentiles del TTR revelan una distribución dispersa más que sesgada: P50 = 96 min, P80 = 148, P90 = 162, P95 = 171 y P99 = 179, con un ECDF prácticamente lineal entre 15 y 180 minutos. Es decir, las reparaciones no se concentran en valores cortos típicos, sino que se distribuyen de manera relativamente uniforme a lo largo de un rango amplio. Desde una mirada consultiva, esto

sugiere que no basta con mirar promedios: el problema no es una "cola larga" de eventos extremos, sino una variabilidad estructural en el proceso correctivo, que apunta a estandarización de procedimientos, disponibilidad de repuestos y consistencia en los tiempos de diagnóstico antes que a casos atípicos puntuales.

En rendimiento y calidad, la señal es igualmente exigente. En pérdidas de rendimiento, el mayor peso económico se concentra en MQ06, es decir, operación a velocidad reducida, donde dominan aristas como Operación conservadora, Restricción de calidad y Parámetros subóptimos. Esto sugiere que una parte importante de la pérdida no proviene solo de microparadas visibles, sino de una operación sostenidamente por debajo de su estándar objetivo. En calidad, los resultados muestran una brecha todavía más clara: de 41.526.996 unidades producidas, 2.774.934 terminan como *scrap* y 1.503.801 como reproceso, dejando una tasa de calidad del 89,70% y un COPQ total de \$288.247.656 CLP. Además, el mayor componente del COPQ corresponde al tiempo asociado a la "no calidad", con \$191.714.417 CLP, por sobre *scrap* y reproceso, lo que indica que la empresa no solo pierde por unidades defectuosas, sino también por la capacidad operativa absorbida en inspecciones, correcciones y retrabajos. Esta lectura se refuerza con el Pareto de aristas, donde las seis principales concentran aproximadamente el 68,1% del costo de no calidad, y con la tasa de calidad por equipo, donde todos los activos se ubican entre 89,54% y 90,02%, lejos de la meta de 99%. En conjunto, esto sugiere una brecha de calidad más bien sistémica que localizada.

En consecuencia, el caso aplicado no muestra solo desorden en el dato, ni solo pérdidas puntuales en un proceso específico. Lo que la evidencia sugiere es una organización que opera con una mezcla de brechas técnicas, operativas y de registro: fallas recurrentes, tiempos de reparación con alta dispersión y poca concentración en valores bajos, operación sostenida bajo velocidad objetivo, y un costo de "no calidad" suficientemente elevado como para justificar una agenda formal de priorización. Bajo esta lectura, el valor de la herramienta desarrollada se vuelve mucho más claro: no solo ordena información, sino que permite transformar un escenario difuso en una base diagnóstica defendible para definir focos, secuenciar acciones y discutir mejora con mayor fundamento. Precisamente ahí radica su aporte consultivo.

A partir de este diagnóstico, se proponen siete líneas de intervención consultiva, agrupadas en cuatro frentes temáticos que permiten ordenar el esfuerzo de mejora sobre el caso analizado. El primer frente apunta a la disponibilidad y la confiabilidad de los activos críticos. Se recomienda priorizar la intervención sobre los equipos EQ08, EQ05 y EQ07, dado que combinan un alto costo de *downtime* con señales desfavorables en frecuencia de falla y en criticidad operacional. Esta priorización debe traducirse en un plan específico de revisión de las causas dominantes por equipo, con foco particular en las aristas de electricidad, instrumentación y mecánica, que aparecen como las más recurrentes en el diagnóstico. Junto con lo anterior, resulta indispensable intervenir la calidad del mantenimiento correctivo y no solamente su valor promedio. La distribución del TTR observada entre 15 y 180 minutos, sin concentración clara en valores bajos, indica que el problema no son casos atípicos de reparación prolongada, sino una variabilidad estructural del propio proceso correctivo. Esto exige revisar los tiempos de diagnóstico inicial, la disponibilidad efectiva de repuestos al momento de la falla, la secuencia de escalamiento técnico ante eventos complejos y la estandarización de los procedimientos de reparación. En consecuencia, la meta no debiera plantearse simplemente como reducir el MTTR promedio, sino como estrechar el rango de duraciones de reparación y aumentar la proporción de intervenciones que se ejecutan dentro del estándar definido por la organización, lo cual constituye un indicador más exigente y más informativo del control real sobre el proceso de mantenimiento.

El segundo frente corresponde a las pérdidas de rendimiento, que en el caso analizado se concentran principalmente en la categoría MQ06, es decir, en la operación a velocidad reducida más que en microparadas breves o eventos cortos aislados. Esta distinción es relevante desde una perspectiva consultiva porque exige cambiar el foco de la intervención. En lugar de buscar y eliminar pequeñas detenciones puntuales, lo que aquí corresponde es revisar los factores que sostienen una operación crónica por debajo del estándar objetivo. Concretamente, esto significa examinar las ventanas operativas reales en que opera cada equipo, los *setpoints* configurados en los sistemas de control, las restricciones de calidad que están limitando la velocidad por decisión deliberada, los parámetros de proceso vigentes y los criterios bajo los cuales los operadores aplican una operación conservadora frente a condiciones percibidas como riesgosas. Solo después de mapear y rediseñar estos factores

tiene sentido concentrar el esfuerzo en la reducción de eventos cortos visibles, que en esta planta representan una porción menor de la pérdida total de rendimiento.

El tercer frente concentra las acciones sobre el costo de la no calidad, dimensión donde el caso aplicado muestra brechas particularmente exigentes. La recomendación consultiva en este frente es doble. Por un lado, se debe atacar el COPQ con una lógica Pareto y no de manera dispersa, dado que el costo de no calidad observado en el caso, del orden de 288 millones de pesos en el periodo analizado, es suficientemente alto como para justificar un frente de trabajo propio, y además se encuentra concentrado en un conjunto acotado de aristas. Un enfoque consultivo profesional no abriría veinte iniciativas en paralelo, sino que tomaría primero las causas líderes del Pareto, como retrabajo interno, reproceso completo y *scrap* de proceso, con metas explícitas de reducción tanto en COPQ como en FPY. Por otro lado, conviene tratar la calidad como un problema de proceso más que de un único equipo. La evidencia respalda esta lectura: las tasas de calidad por equipo se ubican todas en un rango muy estrecho, entre 89,54% y 90,02%, muy por debajo de la meta del 99%. Esta baja dispersión entre activos no es compatible con la hipótesis de un equipo específico que esté fallando, sino que apunta a una brecha sistémica de calidad. Por lo tanto, la intervención debe orientarse a revisar los estándares de operación, los procedimientos de arranque, los parámetros de proceso, la calidad de las materias primas, los criterios de inspección y la disciplina general de control, antes que atribuir el problema a un activo puntual o focalizar la acción correctiva sobre un solo equipo.

El cuarto frente corresponde a la base habilitante de los anteriores: la gobernanza del dato y el cierre del ciclo de mejora. En primer término, se recomienda formalizar una gobernanza mínima del dato antes de escalar decisiones más finas sobre la operación. La evidencia del caso muestra que el dato actual presenta brechas concretas que limitan la precisión del diagnóstico, particularmente los 66 eventos sin trazabilidad temporal completa y los 1.692 grupos con solapamiento detectados por el sistema. La recomendación consultiva profesional ante este escenario no consiste en esperar a tener datos perfectos antes de actuar, sino en instalar de inmediato un conjunto de prácticas operativas concretas: definir campos obligatorios en el registro de eventos, asignar responsables identificados por turno y por línea, e implementar una revisión formal de cierre de periodo donde se detecten

y corrijan inconsistencias antes de consolidar los reportes. Estas prácticas son las que permiten que cada diagnóstico futuro gane robustez progresiva. En segundo término, se recomienda cerrar el ciclo entre diagnóstico, acción y beneficio. La herramienta desarrollada ya permite priorizar las pérdidas con criterio económico y técnico; el paso natural es exigir que cada foco priorizado quede asociado a un responsable nominado, un plazo de cierre, una acción concreta, un beneficio esperado expresado en unidades operacionales medibles y una verificación posterior visible en el tablero. Sin esta disciplina de cierre, el sistema corre el riesgo de quedarse en una capa de reportabilidad sin impacto operacional, mientras que con el ciclo cerrado se transforma en un soporte efectivo de la mejora continua dentro del marco TPM.

6.5 Limitaciones, gobernanza del dato y proyección del sistema

En el caso de aplicación, el sistema operó correctamente y entregó análisis detallados y trazables. No obstante, el conjunto de datos utilizado proviene de un registro histórico sin estandarización previa, por lo que fue necesario rescatar, depurar y normalizar la información disponible para hacerla consistente. En consecuencia, parte de los resultados pueden reflejar sesgos derivados de la forma original de registro, tales como criterios heterogéneos, completitud variable e inconsistencias temporales. Esta condición refuerza uno de sus hallazgos más relevantes: la propuesta no solo permite construir una línea base analítica, sino que también hace visibles las brechas de captura que deben corregirse para aumentar la confiabilidad del análisis en el tiempo. Así, nuestro desarrollo muestra que una arquitectura analítica útil no depende únicamente de la robustez de sus reglas o de su capacidad de visualización, sino también de la disciplina organizacional con que se registran, cierran y revisan los eventos operacionales.

Desde esta perspectiva, la principal limitación no está en el modelo, sino en la calidad del dato de origen, la cual condiciona la precisión y comparabilidad de los resultados. Falencias en marcas de tiempo, solapes y heterogeneidad del registro afectan directamente la lectura de pérdidas y la continuidad entre periodos. En términos simples, el sistema mide lo que se registra; por tanto, sin disciplina de captura y cierre de periodo, se reduce el valor del análisis. Bajo esa lógica, la automatización no reemplaza la gobernanza del dato; más bien, la vuelve más visible y exigible.

Una segunda limitación, de carácter metodológico, se relaciona con el alcance de la evaluación realizada. El sistema fue validado sobre un registro histórico readaptado de una sola planta y en una ventana acotada de tiempo, sin mediar una implementación controlada en la operación que permitiera comparar el desempeño antes y después de su adopción. En consecuencia, lo que este trabajo demuestra es la capacidad diagnóstica y analítica del sistema, es decir, su aptitud para capturar, validar, monetizar, jerarquizar y priorizar pérdidas de manera trazable y reproducible, pero no una medición causal del impacto productivo derivado de su uso en planta. Esta distinción es coherente con lo planteado en la sección 1.4, donde el impacto operacional esperado se definió explícitamente sobre el comportamiento del propio sistema, como el tiempo de ciclo, la eliminación del doble conteo por solapamientos y la visibilidad de brechas de calidad del registro, y no como una proyección de beneficios económicos efectivamente capturados en la operación. En términos prácticos, las magnitudes reportadas, como el costo de la no calidad o el costo de las detenciones, deben interpretarse como un diagnóstico de la magnitud de las pérdidas existentes y de la oportunidad de mejora disponible, y no como un ahorro ya materializado por efecto de la herramienta.

Reconocer esta limitación permite delimitar con honestidad el aporte del trabajo y, a la vez, define con precisión la línea de continuidad que cerraría esta brecha. Para transformar la capacidad diagnóstica demostrada en evidencia de impacto verificado, se recomienda ejecutar una implementación piloto controlada sobre un subconjunto de pérdidas priorizadas, en la que se establezca una línea base previa, se introduzca el sistema como soporte de la gestión y se mida la evolución de los mismos indicadores durante un horizonte definido. Esta medición antes y después, articulada con el Árbol de Ganancias propuesto en la sección 6.6 y con el módulo de Acción y Beneficio descrito entre las líneas de desarrollo futuro, permitiría distinguir explícitamente el ahorro esperado del ahorro efectivamente capturado y, con ello, atribuir de manera fundamentada una parte de la mejora observada al uso del sistema. Mientras esa validación longitudinal no se realice, los resultados de esta memoria deben leerse como una línea base diagnóstica rigurosa y accionable, que es precisamente el rol para el cual el sistema fue concebido en su etapa actual.

Por parte de los riesgos técnicos, mantenibilidad y dependencia tecnológica del sistema, más allá de la limitación asociada a la calidad del dato de origen, el sistema desarrollado presenta tres frentes de riesgo técnico que conviene explicitar para guiar su operación futura. El primero corresponde a la integridad de la plantilla Excel como capa de entrada: su flexibilidad nativa, que la hace accesible para el cliente, es a la vez su principal vulnerabilidad, ya que modificaciones no controladas a la estructura de columnas, a los nombres de hoja o al formato de los campos críticos rompen el procesamiento del *pipeline*. El segundo corresponde a la propagación de errores silenciosos cuando no se ejecutan las validaciones de consistencia en cada ciclo: el sistema entrega resultados aunque el dato esté incompleto, y solo el reporte automático de calidad del dato permite identificarlo. El tercero corresponde a la divergencia entre múltiples versiones de la plantilla y de los catálogos, especialmente al escalar el producto a varios clientes o líneas: sin un repositorio único, distintas copias pueden evolucionar de forma independiente y romper la comparabilidad entre periodos.

Desde el punto de vista de mantenibilidad, el sistema fue diseñado de forma modular, separando ingesta, procesamiento y visualización, lo que facilita modificar una capa sin afectar las otras. Sin embargo, su sostenibilidad en el tiempo depende de tres condiciones que deben formalizarse: la documentación viva de las fórmulas mediante los diccionarios FORMULAS_*.csv que el sistema ya genera; el versionado de los catálogos de pérdidas, aristas y parámetros como mecanismo de control de cambios; y la incorporación futura de pruebas automatizadas sobre los módulos críticos del *pipeline* para detectar regresiones cuando se modifique el código.

En materia de dependencia tecnológica, la arquitectura adoptada se apoya en tres componentes principales: *Python* con su ecosistema de bibliotecas analíticas, *Power BI* como capa de visualización y Excel como interfaz de entrada. Esta combinación es deliberada y coherente con la madurez digital del cliente objetivo, pero implica dependencias específicas: actualizaciones de *pandas* o de *numpy* pueden alterar comportamientos sutiles del procesamiento, las licencias de *Power BI* condicionan la distribución del tablero entre usuarios y el archivo .pbix está acoplado al *stack* de Microsoft. La mitigación natural de estas dependencias es la propia escalabilidad gradual del sistema: la plantilla Excel puede

reemplazarse por una base de datos relacional sin alterar la lógica de procesamiento *Python*, y la capa de visualización puede reimplementarse en otra herramienta de *Business Intelligence* manteniendo los CSV intermedios como contrato de datos estable entre capas.

En coherencia con lo anterior, se proponen tres recomendaciones de gobernanza del dato orientadas a fortalecer la calidad del registro en su origen. La primera consiste en definir un conjunto de campos obligatorios en el registro de cada evento, incluyendo como mínimo las marcas temporales de inicio y término, el equipo, la arista de pérdida, la magnitud asociada, los responsables y la causa o acción según corresponda. Establecer estos campos como obligatorios en el momento de la captura evita que los vacíos de información se arrastren hasta la etapa de análisis, donde su corrección es mucho más costosa y en ocasiones imposible. La segunda recomendación es implementar un cierre semanal o mensual del registro, con revisión de las alertas generadas por el sistema y corrección de los solapamientos detectados antes de consolidar el periodo; este cierre periódico cumple una función equivalente a la del cierre contable, en el sentido de fijar un estado validado de la información a partir del cual se construyen los análisis posteriores. La tercera recomendación es establecer roles claros por turno y por línea, acompañados de una capacitación breve sobre qué registrar y por qué, mostrando en el propio tablero el impacto que tiene un buen registro sobre la calidad del diagnóstico; cuando el operador comprende cómo su registro se traduce en información útil para la gestión, la calidad de la captura mejora de forma sostenida y deja de depender exclusivamente del control posterior.

Para hacer operativa esta gobernanza y poder monitorear su avance, se proponen tres indicadores de calidad del registro con metas definidas para los primeros seis meses de operación. Estos indicadores permiten transformar la disciplina de captura en algo medible y rastreable en el tiempo, en lugar de quedar como una aspiración general:

- Porcentaje de eventos con minutos brutos positivos, es decir con la columna *Min_raw* mayor a cero, con una meta mayor o igual al 95%. Este indicador detecta registros con duraciones nulas o mal capturadas, que son una de las causas más frecuentes de pérdida de información en el cálculo de tiempos.
- Porcentaje de eventos con marcas de tiempo completas, considerando tanto *InicioDT* como *FinDT*, con una meta del 100%. La completitud temporal es

condición necesaria para el cálculo correcto de duraciones, disponibilidad y solapamientos, por lo que no admite un umbral inferior al total.

- Porcentaje de solapamientos por combinación de fecha, equipo y turno, con una meta decreciente hasta llegar a 0%. Este indicador vigila la consistencia temporal del registro, dado que los solapamientos obligan a aplicar asignación neta de minutos y, mientras existan, introducen un grado de ambigüedad en la atribución de las pérdidas.

El seguimiento mensual de estos tres indicadores permite verificar si la gobernanza del dato está mejorando efectivamente y ofrece una señal temprana de deterioro cuando alguno de ellos retrocede. Por otro lado, el sistema es reutilizable y escalable como producto de consultoría y, además, funciona como una herramienta exploratoria hacia un software TPM estandarizable, ya que valida supuestos, identifica restricciones reales de captura y evidencia fortalezas y debilidades antes de escalar. En esta línea, la evidencia obtenida no solo justifica su continuidad, sino también su maduración técnica y organizacional. Además, la arquitectura actual opera por lotes y ya entrega alto valor. En escenarios con sensores o sistemas de planta como SCADA/CMMS/MES, se presenta la oportunidad de avanzar hacia cargas más frecuentes, analítica avanzada y trazabilidad explícita de beneficios.

En este último punto, se identifican cuatro líneas de desarrollo futuro que permitirían ampliar el alcance y la madurez del sistema. La primera consiste en integrar conectores hacia sistemas de planta como CMMS, MES o SCADA cuando la organización disponga de datos de condición, velocidad o estados de equipo capturados automáticamente; esta integración permitiría reemplazar progresivamente la captura manual en planilla por flujos de datos directos desde la operación, reduciendo la dependencia de la disciplina de registro y habilitando análisis de mayor frecuencia. La segunda línea es incorporar técnicas de confiabilidad avanzada, como el ajuste de distribuciones de *Weibull* para modelar el comportamiento de las fallas, la detección automática de anomalías y los pronósticos de *scrap* o de costo de mala calidad; estas técnicas llevarían el sistema desde un enfoque descriptivo, centrado en lo que ya ocurrió, hacia un enfoque predictivo capaz de anticipar deterioros antes de que se materialicen. La tercera línea es construir un módulo de Acción y Beneficio que mida los beneficios efectivamente capturados por cada acción de mejora,

expresados en tiempo, en pesos o en calidad, y que retroalimente la priorización de los periodos siguientes; este módulo es el complemento natural del Árbol de Ganancias descrito en la sección siguiente y cierra el vínculo entre el diagnóstico y el resultado económico verificable. La cuarta línea consiste en replicar y ajustar las reglas de validación en múltiples sectores industriales, con el fin de robustecer los catálogos y parámetros del sistema y avanzar hacia una solución generalizable más allá del caso específico abordado en esta memoria.

6.6 Proyección hacia un Árbol de Ganancias y cierre económico de la mejora

Como proyección natural del sistema desarrollado, se propone incorporar una capa complementaria al Árbol de Pérdidas denominada Árbol de Ganancias, orientada a visualizar el valor económico recuperable a partir de la ejecución de planes de acción sobre las pérdidas priorizadas. Mientras el Árbol de Pérdidas permite identificar dónde se concentra el impacto y cuáles son sus causas dominantes, el Árbol de Ganancias permitiría estimar y posteriormente verificar cuánto de ese impacto puede capturarse en forma de ahorro, recuperación de capacidad o mejora económica efectiva en un período determinado. Bajo esta lógica, el sistema avanzaría desde una función diagnóstica y analítica hacia una función de seguimiento de resultados, en coherencia con la orientación de TPM hacia la reducción sistemática de pérdidas y la mejora del desempeño económico.

Esta línea de continuidad resulta especialmente pertinente, ya que la arquitectura propuesta en este trabajo ya incorpora elementos que permiten sostener dicha evolución, tales como el modelo jerárquico, la trazabilidad por aristas, la monetización de pérdidas y la priorización por impacto económico. En consecuencia, una etapa futura del proyecto podría estructurar un tablero adicional que conecte cada foco priorizado con su respectivo plan de acción, su beneficio esperado y su beneficio efectivamente capturado, permitiendo comparar escenarios antes y después y fortalecer el cierre del ciclo de mejora. De este modo, el sistema no solo informaría dónde se pierde valor, sino también dónde se está recuperando, transformándose en una herramienta más completa para la gestión y para la evaluación económica de las iniciativas implementadas.

Para que esta proyección se traduzca en práctica concreta, se proponen cuatro recomendaciones articuladas en dos planos complementarios. En el plano de los mecanismos, conviene definir para cada pérdida priorizada una ficha de seguimiento que registre de forma explícita la arista del Árbol de Pérdidas que se está atacando, la acción específica acordada, el responsable nominado, el plazo de cierre, el ahorro esperado expresado en pesos y el criterio bajo el cual se validará si la acción efectivamente logró el resultado previsto. Esta ficha cumple un rol equivalente al de una hoja de proyecto en gestión, dado que convierte una intención de mejora en un compromiso documentado y trazable hasta su verificación final. Junto con lo anterior, se recomienda incorporar al tablero del sistema una visualización del tipo antes y después, que compare para cada foco priorizado la pérdida base del periodo inicial, la pérdida actual del periodo de seguimiento, la brecha cerrada y el monto en CLP recuperado durante el lapso analizado. Esta visualización es la que permite ver el avance económico de la mejora con la misma claridad con que el Árbol de Pérdidas permite ver el diagnóstico, y es indispensable para que las acciones implementadas dejen de ser invisibles dentro del flujo continuo de la operación. En el plano de la disciplina con que se usan estos mecanismos, dos consideraciones adicionales son determinantes. La primera es distinguir explícitamente entre el ahorro esperado y el ahorro realizado al reportar el avance de cada acción, dado que el primero representa una proyección basada en supuestos y el segundo representa una captura verificada con datos posteriores a la intervención. Mantener ambos valores visibles, pero claramente diferenciados, evita sobreestimar el efecto económico de acciones que aún no se han consolidado y protege la credibilidad del sistema ante decisiones de gestión de mayor alcance que puedan apoyarse en estas cifras. Por ejemplo, si una acción proyectada para reducir las pérdidas asociadas a MQ06 estima un ahorro mensual de 50 millones de pesos pero solo se materializa una recuperación efectiva de 20 millones tras la implementación, mezclar ambas cifras en un único valor de ahorro distorsiona la lectura del impacto real y eleva expectativas no respaldadas para acciones similares en el futuro. Mantener ambos valores trazables permite, en cambio, evaluar tanto la calidad de las proyecciones iniciales como la efectividad de la ejecución, retroalimentando la rigurosidad de las estimaciones en los periodos sucesivos. La segunda consideración es utilizar esta capa de seguimiento como insumo de una revisión periódica en una instancia formal como el comité TPM, donde se

discutan tanto los nuevos focos priorizados como el resultado efectivo de los focos del periodo anterior. Esta institucionalización del seguimiento es la que asegura que la priorización no termine en el diagnóstico inicial, sino en la captura verificable de los resultados, cerrando de esta forma el ciclo completo entre identificación de la pérdida, definición de la acción, ejecución y validación económica del beneficio efectivamente capturado. De este modo, la propuesta avanzaría desde una herramienta de diagnóstico, análisis y visualización hacia una plataforma de gestión más completa, capaz de apoyar no solo a la toma de decisiones, sino también al seguimiento de proyectos y resultados y a la consolidación de una lógica de mejora continua en entornos TPM.

6.7 Aportes diferenciados y dificultades encontradas en el desarrollo

Las secciones anteriores describen los resultados del sistema y su proyección hacia un Árbol de Ganancias. Esta sección cierra el capítulo distinguiendo los aportes del trabajo en tres planos complementarios y discutiendo las principales dificultades enfrentadas durante el desarrollo, en línea con la naturaleza académica de la memoria.

En el plano práctico, el trabajo entrega una solución operativa lista para ser desplegada en un contexto real de consultoría: una plantilla Excel estandarizada que sustituye los formularios improvisados y sin estandarizar del cliente, un *pipeline* en *Python* que automatiza el procesamiento, validación y monetización, y un tablero *Power BI* que materializa la navegación jerárquica de pérdidas y el desglose del OEE. Adicionalmente, el sistema produce reportes automáticos de calidad del dato y diccionarios de fórmulas que documentan cada cálculo aplicado, transformando el ciclo preparación-análisis-reporte desde un trabajo manual extenso a una ejecución reproducible. Estos elementos constituyen un artefacto reutilizable y escalable, aplicable a otras plantas y sectores con ajustes acotados sobre catálogos y parámetros.

En el plano metodológico, el trabajo formaliza tres decisiones de diseño relevantes que extienden el enfoque clásico del TPM. Primero, la operacionalización del Árbol de Pérdidas como modelo computable, mediante la articulación explícita entre macrogrupos, las dieciséis pérdidas mayores y las aristas finas, vinculadas todas con las dimensiones del OEE y con la monetización por equipo y minuto. Segundo, la asignación neta de minutos en

presencia de solapamientos, que permite evitar el doble conteo cuando varios eventos paralelos ocurren sobre un mismo equipo o ventana temporal; este criterio, junto con el tratamiento diferenciado del Código 16 MQ06 mediante minutos equivalentes en función de la pérdida de velocidad, resuelve un problema que en enfoques manuales suele ignorarse y produce sobreestimaciones del orden del 14% al 16% del costo total. Tercero, la operacionalización de criterios de calidad del dato como métricas verificables sobre el propio *pipeline* como la completitud, consistencia temporal, errores y reproducibilidad, formalizado en la sección de metodología y aplicada de forma consistente a lo largo del sistema.

En el plano académico, el trabajo aporta una demostración empírica de la aplicabilidad del enfoque TPM en contextos de baja o media madurez digital, donde las soluciones empresariales integradas tipo ERP, MES o CMMS resultan inviables por costos, parametrización o tiempos de implementación. La arquitectura propuesta documenta un caso concreto donde una combinación Excel-Python-Power BI ofrece una línea base analítica defendible, sin requerir transformación digital previa. Adicionalmente, el trabajo deja como contribución una estructura de evaluación del impacto operacional desde criterios técnicos como calidad del dato, cobertura analítica y eficiencia del procesamiento que separa explícitamente el desempeño del sistema analítico del desempeño productivo de la planta, una distinción frecuentemente confundida en la literatura aplicada.

A los aportes anteriores se suma una dimensión de validación conceptual que conviene explicitar, dado que los resultados del caso aplicado no solo demuestran el funcionamiento del sistema, sino que confirman empíricamente algunas de las premisas centrales del marco teórico que sustenta esta memoria. Por una parte, la literatura del TPM sostiene que las pérdidas operacionales poseen un carácter interrelacionado y sistémico antes que aislado, y el análisis respaldó esta premisa al evidenciar que las brechas de desempeño se distribuyen de forma transversal entre equipos, turnos y dimensiones del OEE, sin que exista un único activo consistentemente responsable. Por otra parte, el marco conceptual establece que la calidad y la estructura del dato operacional constituyen la condición habilitante de cualquier análisis de pérdidas, y la evaluación confirmó este punto de manera directa, dado que la principal restricción del trabajo no se ubicó en la capacidad

del modelo analítico, sino en la disciplina de captura del registro de origen. Esta correspondencia entre lo que el marco teórico anticipaba y lo que el caso aplicado mostró refuerza la validez del enfoque adoptado y posiciona al trabajo no solo como una implementación, sino como una instancia de verificación práctica de los fundamentos del TPM sobre casos de aplicación.

De esta convergencia entre teoría y evidencia se desprende una recomendación de carácter estratégico para organizaciones que busquen adoptar un enfoque equivalente, distinta de las recomendaciones operativas formuladas en las secciones previas: priorizar la madurez de la captura del dato por sobre la sofisticación de las herramientas analíticas. Dado que tanto el marco conceptual como la evidencia de este trabajo coinciden en que el dato estructurado y trazable es la base sobre la cual se sostiene todo el análisis posterior, la inversión en estandarización del registro, definición de responsables y disciplina de captura ofrece un retorno analítico superior al de incorporar herramientas más avanzadas sobre una base de datos deficiente. En términos concretos, una organización con registros consistentes y un modelo de pérdidas relativamente simple obtendrá diagnósticos más confiables y accionables que una organización equipada con herramientas sofisticadas pero operando sobre datos heterogéneos y sin trazabilidad, lo que ordena la secuencia lógica de cualquier iniciativa de gestión de pérdidas bajo este enfoque.

Luego, en relación con las dificultades encontradas durante el desarrollo, el trabajo enfrentó cuatro dificultades principales que resulta pertinente registrar. La primera fue la heterogeneidad del registro original del cliente, agravada por el hecho de que muchas incidencias venían capturadas en forma compacta, implícita o poco específica, sin distinguir los eventos o desviaciones individuales que las componían. Esto obligó a reconstruir reglas de clasificación que la organización nunca había formalizado, por ejemplo, códigos de pérdida usados de forma ambigua, criterios de cierre de evento variables entre operadores y solapamientos temporales no resueltos en el dato fuente y, al mismo tiempo, a investigar y desagregar registros condensados para aislar cada desviación y asignarla correctamente a la arista, equipo y ventana temporal que le correspondía. Este trabajo implicó iteraciones sucesivas entre el diseño del catálogo y la depuración del dato, procurando aproximar lo más fielmente posible la realidad operacional dentro de las restricciones del registro

disponible. La segunda dificultad fue la conciliación entre la flexibilidad esperada por el usuario y el rigor exigido por el *pipeline*: Excel es accesible pero permite registros arbitrarios, lo que obligó a diseñar reglas de validación capaces de tolerar variaciones razonables sin perder consistencia, con un balance entre estrictez y usabilidad que requirió múltiples ajustes. La tercera fue el tratamiento diferenciado de los *Código16* según su naturaleza física: las pérdidas por detención de equipo como MQ03, MQ04 se monetizan con tiempo bruto, mientras que las pérdidas por velocidad reducida MQ06 requieren minutos equivalentes calculados a partir de la velocidad real versus la objetivo; reconocer y formalizar esta distinción tomó un esfuerzo importante de diseño y verificación cruzada. La cuarta fue la validación cruzada entre las salidas de *Python* y las del *Power BI*, que requirió alinear definiciones, identificadores y reglas de agregación entre dos entornos con lógicas propias, asegurando que cada cifra del tablero pudiera rastrearse hasta su registro fuente sin discrepancias entre capas. Estas dificultades, lejos de constituir solo obstáculos del desarrollo, son parte del aprendizaje del proyecto y se reflejan en el sistema final como reglas explícitas, validaciones automáticas y documentación incorporada. Dejarlas registradas permite que futuras implementaciones del sistema partan desde una base más informada y eviten retrabajos similares en sus propias adaptaciones.

Bibliografía

- Acceldata. (2024). *Achieving Manufacturing Excellence with Data Observability*. Retrieved from <https://www.acceldata.io/blog/achieving-manufacturing-excellence-with-data-observability>
- Agnese. (2024). *Manufacturing dashboard examples & KPIs*. Retrieved from Ajelix: <https://ajelix.com/dashboards/manufacturing-dashboard-examples/>
- Arruda, H. (2023). Data Science Methods and Tools for Industry 4.0: A Systematic Literature Review and Taxonomy. *Sensors*, 23(11), 5010. Retrieved from <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/11/5010>
- Bhardwaj, V. (2023). A systematic review of robotic process automation in business operations: Contemporary trends and insights. *Journal of Intelligent Systems and Control*, 2(3), 153–169. Retrieved from <https://doi.org/10.56578/jisc020304>
- BigID. (2024). *Data Types Demystified: Structured vs Unstructured Data*. Retrieved from <https://bigid.com/es/blog/structured-vs-unstructured-data>
- Bouraga, S., Mathieu, L., & Corentin, B. (2024). Business intelligence and cognitive loads: Proposition of a dashboard adoption model. *Data & Knowledge Engineering*. Retrieved from <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0169023X2400034X>
- Bourne, M., Neely, A., Mills, J., & Platts, K. (2003). Implementing performance measurement systems: a literature review. *International Journal of Business Performance Management*, 1–24. Retrieved from <https://doi.org/10.1504/IJBPM.2003.002097>
- Brynjolfsson, E., Hitt, L., & Kim, H. (2011). Strengthening the links between data and decision making. *MIT Sloan School of Management*. doi:10.2139/ssrn.1819486
- Cutting, G., & Cutting-Decelle, A.-F. (2021). Intelligent document processing -- Methods and tools in the real world. *arXiv*. doi:10.48550/arXiv.2112.14070
- Dumas, M., La Rosa, M., Mendling, J., & Reijers, H. (2018). *Fundamentals of Business Process Management*. Berlin, Heidelberg: Springer. Retrieved from <https://doi.org/10.1007/978-3-662-56509-4>
- Elsevier. (n.d.). *ScienceDirect Topics*. Retrieved from Operational Data: <https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/operational-data>
- Energética, A. C. (2017). *Guía ISO 50001 – Línea base e indicadores de desempeño energético*. (A. C. Energética, Editor) Retrieved from Guía ISO 50001: <https://guiaiso50001.cl/guia/wp-content/uploads/2017/05/linea-base-indicadores-de-desempeno-P-3-AP-1.pdf>
- GigaSpaces. (2025). *Operational Data vs. Analytical Data*. Retrieved from <https://www.gigaspace.com/blog/operational-data-analytical-data>

- International Organization for Standardization (ISO). (2014). Retrieved from Asset management – Overview, principles and terminology (ISO 55000): <https://www.iso.org/standard/55088.html>
- International Organization for Standardization. (2014). *ISO 22400-2: Key performance indicators (KPIs) for manufacturing operations management*. ISO. Retrieved from <https://www.iso.org/standard/56851.html>
- International Organization for Standardization. (2019). *ISO 8000-61: Data quality – Part 61: Data quality management*. ISO. Retrieved from <https://www.iso.org/standard/81713.html>
- Kaizen Institute. (n.d.). *Total Productive Maintenance (TPM): Principles, pillars, and implementation*. Retrieved from Kaizen Institute: <https://kaizen.com/insights/tpm-principles-pillars-implementation/>
- Kaizen.com. (2022). *Comprender la mejora continua y excelencia operativa*. Retrieved from Kaizen.com: <https://kaizen.com/es/insights-es/mejora-continua-excelencia-operativa/>
- Kaizen.com. (2022). *Total Productive Maintenance (TPM): Fundamentos, pilares e implementación*. Retrieved from Kaizen.com: <https://www.kaizen.com/es/insights-es/tpm-fundamentos-pilares-implementacion/>
- LeanProduction. (2024). *Total Productive Maintenance (TPM)*. Retrieved from LeanProduction: <https://www.leanproduction.com/tpm/>
- Lievano-Martínez, F., Fernández-Ledesma, J., Burgos, D., Branch-Bedoya, J., & Jimenez-Builes, J. (2022). Intelligent Process Automation: An Application in Manufacturing Industry. *Sustainability*, 14(14), 8804. doi:10.3390/su14148804
- MachineMetrics. (2022). Retrieved from Operationalizing manufacturing data: From systems to actions: <https://www.machinemetrics.com/blog/operationalizing-manufacturing-data>
- McKinsey & Company. (2020). *The data-driven enterprise of 2025*. Retrieved from McKinsey & Company: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-data-driven-enterprise-of-2025>
- Mecheri, M., & el-Khoumsi, A. (2025). Total Productive Maintenance and Industry 4.0: A Literature-Based Path Toward a Proposed Standardized Framework. *Applied System Innovation*, 8(4), 98. Retrieved from <https://doi.org/10.3390/asi8040098>
- Mehwish, W., William, H., Giovanni, V., & NoorUl, A. (2019). Two decades of research on business intelligence system adoption, utilization and success – A systematic literature review. *Decision Support Systems*. Retrieved from <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0167923619301423>

- MRPEasy. (2025). *Traceability in Manufacturing – A Comprehensive Guide for SMEs*. Retrieved from <https://www.mrpeasy.com/blog/manufacturing-traceability/>
- Muchiri, P., Pintelon, L., Gelders, L., & H, M. (2011). Development of maintenance function performance measurement framework and indicators. *International Journal of Production Economics*. doi:10.1016/j.ijpe.2010.04.039
- NIST/SEMATECH - National Institute of Standards and Technology. (2012). *e-Handbook of Statistical Methods*. (NIST, Editor) Retrieved from Pareto Chart: <https://www.itl.nist.gov/div898/handbook/eda/section3/eda33k.htm>
- O'Donovan, P., Leahy, K., Bruton, K., & O'Sullivan, D. (2015). An industrial big data pipeline for data-driven analytics maintenance applications in large-scale smart manufacturing facilities. *Journal of Big Data*, 2(1), 1–26. doi:10.1186/s40537-015-0034-z
- Ocampo, J., Hernández, J., Márquez, J., & Vizán, A. (2020). The Effect of Process Improvement Practices on Manufacturing Competitiveness. *Scielo Chile – Ciencia & Tecnología*. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-27242020000100015>
- OEE.com. (2024). *Six Big Losses in Manufacturing*. Retrieved from OEE.com: <https://www.oee.com/oee-six-big-losses/>
- OPC Foundation. (2022). *C.2.4 Calculation of the OEE*. (O. Foundation, Editor) Retrieved from Machine Tools – Monitoring and Job Overview (OPC 40501-1): <https://reference.opcfoundation.org/MachineTool/v101/docs/C.2.4>
- Organisation for Economic Co-operation and Development. (2021). *The Digital Transformation of SMEs*. Paris: OECD Publishing. doi:10.1787/bdb9256a-en
- Organisation for Economic Co-operation and Development. (2023). *OECD SME and Entrepreneurship Outlook 2023: Policy Highlights*. Retrieved from https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/support-materials/2023/06/oecd-sme-and-entrepreneurship-outlook-2023_c5ac21d0/SME-Outlook-2023-policy-highlights.pdf
- Own, J., Joseph, O., & Ajax, R. (2025). *ResearchGate*. Retrieved from Enhancing Business Intelligence with Data Visualization Tools: https://www.researchgate.net/publication/388780215_Enhancing_Business_Intelligence_with_Data_Visualization_Tools
- Partners, O. (2025). Retrieved from Operational Excellence Consulting: How the right partner accelerates improvement: <https://oepartners.com.au/operational-excellence-consulting-how-the-right-partner-accelerates-improvement/>
- Poon, P.-L., Lau, M., Yu, Y., & Tang, S.-F. (2024). Spreadsheet quality assurance: a literature review. *Frontiers of Computer Science*, 18(2), p. 182203. doi:10.1007/s11704-023-2384-6

- PricewaterhouseCoopers. (2025). Retrieved from Operational excellence in manufacturing: <https://www.pwc.ch/en/services/consulting/supply-chain-consulting/operational-excellence.html>
- Princewill, S., & Umoh, G. (2022). Continuous Improvement and Operational Performance of Manufacturing Firms. *International Academic Journal of Management and Marketing*, 7(1), 301–332. Retrieved from <https://arcnjournals.com/>
- PureStorage. (2024). *What is data standardization?* Retrieved from <https://www.purestorage.com/la/knowledge/what-is-data-standardization.html>
- Redman, T. C. (2016). *Data Driven: Profiting from Your Most Important Business Asset*. Boston: Harvard Business Review Press.
- Rinderle-Ma, S., Schumann, M., & Kunkler, K. (2024). A Systematic Review of Business Process Improvement: Achievements and Potentials in Combining Concepts from Operations Research and Business Process Management. *arXiv*. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/2409.01276>
- SAP. (2024). *What is business intelligence (BI)?* Retrieved from <https://www.sap.com/products/data-cloud/cloud-analytics/what-is-business-intelligence.html>
- Silvestri, L., Forcina, A., Introna, V., Santolamazza, A., & Cesarotti, V. (2020). Maintenance transformation through Industry 4.0 technologies: A systematic literature review. *Computers in Industry*, 123, 103335. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.compind.2020.103335>
- Suzuki, T. (1995). *TPM en industrias de proceso*. Madrid, España: TGP-Hoshin, S. L.
- TaleOfData. (2025). *Data Quality for Manufacturing & Industry*. Retrieved from <https://www.taleofdata.com/solutions/data-quality-manufacturing>
- Tortorella, G. L., Fogliatto, F. S., Cauchick-Miguel, P. A., Kurnia, S., & Jurburg, D. (2021). Integration of Industry 4.0 technologies into Total Productive Maintenance practices. *International Journal of Production Economics*, 240, 108224. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2021.108224>
- UpKeep. (2025). Retrieved from Total Productive Maintenance: <https://www.upkeep.com/es/learning/total-productive-maintenance/>
- Wang, R., & Strong, D. (1996). Beyond accuracy: What data quality means to data consumers. *Journal of Management Information Systems*, 12(4), 5–33. doi:10.1080/07421222.1996.11518099
- Wewerka, J., & Reichert, M. (2020). Robotic Process Automation — A Systematic Literature Review and Assessment Framework. *arXiv*. doi:10.48550/arXiv.2012.11951

What is Data Standardization? (n.d.). Retrieved from The Importance of Data Standardization in Manufacturing: <https://www.machinemetrics.com/blog/data-standardization-in-manufacturing>

Yamashina, H., & Kubo, T. (2002). Manufacturing cost deployment. *International Journal of Production Research*, 40(16), 4077-4091. doi:10.1080/00207540210157178

Zhang, T., Ding, J., Liu, Z., & Zhang, W. (2025). Visualization of Industrial Big Data: State-of-the-Art and Future Perspectives. *Engineering*. doi:10.1016/j.eng.2025.08.014

Zhang, Y., & Yin, Y. (2017). Hierarchical modeling of stochastic manufacturing and service systems. *Frontiers of Engineering Management*, 4. doi:10.15302/J-FEM-2017047

Anexos

Anexo N°0: Pérdidas principales y temas de mejora asociados en industrias de proceso. Adaptado de TPM en industrias de proceso (Suzuki, 1995, págs. 45-51).

Pérdida	Ejemplos de temas de mejora orientada
1. Pérdidas de fallos de equipos	Eliminar los fallos mejorando la construcción de los cojinetes del eje principal de los separadores de producto.
2. Pérdidas de fallos de proceso	Reducir el trabajo manual evitando la obstrucción de electrodos de medidor de pH en aparatos de decolorización.
3. Pérdidas de tiempos en vacío y pequeñas paradas	Aumentar la capacidad de producción reduciendo disfunciones de descargadores de separadores.
4. Pérdidas de velocidad	Incrementar la tasa de rendimiento mejorando el montaje de los agitadores en los cristalizadores.
5. Pérdidas de defectos de proceso	Evitar la contaminación con materias extrañas mejorando la lubricación de cojinetes intermedios en transportadores de productos tipo tornillo.
6. Pérdidas de arranque y rendimiento	Reducir las pérdidas de producción normal mejorando el trabajo de remezcla durante el arranque
7. Pérdidas de energía	Reducir el consumo de vapor concentrando la alimentación de líquido en el proceso de cristalización.
8. Pérdidas de defectos de calidad	Eliminar las quejas de clientes evitando la adhesión del producto que resulta de la absorción de humedad por los sacos de producto de papel Kraft.
9. Pérdidas de fugas y derrames	Incrementar el rendimiento del producto mejorando el débil soporte de los cojinetes en los elevadores de cangilones.
10. Pérdidas de trabajo manual	Reducir el número de trabajadores automatizando la recepción y aceptación de materiales auxiliares.

Anexo N°1: Matriz de Indicadores Operacionales Complementarios para la Gestión TPM (Suzuki, 1995, págs. 366-380).

Indicador	Fórmula	Objetivo	Intervalo	Observaciones
Beneficio de operaciones	Cuenta de pérdidas y ganancias		Anual	Indica el rendimiento global de la planta
Proporción entre beneficio de operaciones y capital bruto	$\frac{\text{Beneficio de operaciones}}{\text{Capital bruto}} \times 100$		"	Idem
Valor añadido	$\frac{\text{Valor añadido}}{\text{Número de empleados}} \times 100$	1,3 - 1,5 x	"	Valor añadido por empleado
Productividad del personal	$\frac{\text{Volumen o cantidad de producción}}{\text{Núm. de trabajadores (o total horas trabajo)}}$	1,4 - 2 x	"	Output por persona
Reducción de costes	Reducción de costes absoluta o en porcentaje	De acuerdo con meta anual	semestral	Porcentaje de reducción de costes o umbral de rentabilidad
Reducción de personal	Reducción absoluta o porcentual del número de trabajadores	"	"	En comparación con antes de introducir el TPM
Reducción en valor stocks producto	Reducción absoluta o en porcentaje del valor de los stocks de producto	"	"	Idem
Reducción en valor trabajo en proceso	Reducción absoluta o en porcentaje del valor del trabajo en proceso	"	"	Idem
Eficiencia de Inversiones en equipo	$\frac{\text{Producción por periodo}}{\text{Valor de activos fijos al final del periodo}}$	"	"	Indica la productividad de las inversiones en equipos
Proporción planta/personal	$\frac{\text{Activos fijos de planta (al final del periodo)}}{\text{Núm. empleados (al final del periodo)}}$	"	"	Industrias de proceso: 80.000 a 480.000 \$/persona Industrias de ensamble: 24.000 a 48.000\$/persona

Anexo N°2: Indicadores de Soporte para la Identificación de Pérdidas por Mantenimiento (Suzuki, 1995, págs. 366-380).

Indicador	Fórmula	Objetivo	Intervalo	Observaciones
Frecuencia de fallos	$\frac{\text{Número total de paradas debidas a fallos}}{\text{Tiempo de carga}} \times 100$	0,10% o menos	Mensual	Referido a las paradas de 10 minutos o más de duración
Tasa de gravedad de fallos	$\frac{\text{Tiempo total de paradas debidas a fallos}}{\text{Tiempo de carga}} \times 100$	0,15% o menos	"	Mantener el tiempo total de paradas dentro de 1 h/mes
Tasa de mantenimiento de emergencia	$\frac{\text{Número de trabajos EM}}{\text{Número total de trabajos PM y EM}} \times 100$	0,5% o menos	"	PM = mantenimiento preventivo EM = mantenimiento de emergencia
Costes de paradas debidas a fallos	Tiempo de paradas x coste por unidad de tiempo	Minimizar	"	Incluido la producción perdida, costes de energía, y costes de horas perdidas de personal
Número de pequeñas paradas y tiempos muertos	Tendencia en el número de pequeñas paradas y tiempos muertos	0	Total mensual (media diaria)	Referido al número de pequeñas paradas y tiempos muertos de menos de 10 minutos
MTBF	$\frac{\text{Tiempo total de operación}}{\text{Número de paradas}}$	2-10 veces	Mensual	Intervalo medio entre fallos
MTBF	$\frac{\text{Tiempo total de parada}}{\text{Número de paradas}}$	1/2 a 1/5	"	Tiempo medio de reparaciones

Anexo N°3: Matriz de Indicadores de Calidad y Rendimiento del Proceso (Suzuki, 1995, págs. 366-380).

Indicador	Fórmula	Objetivo	Intervalo	Observaciones
Tasa de defectos de proceso	$\frac{\text{RC} + \text{OS} + \text{desecho}}{\text{Volumen de producción}}$	1/10 o menos	Mensual	Tasa de generación de productos reciclados (RC), producto fuera de especificación (OS), y desechos
Coste de defectos de proceso	Coste total de pérdidas generadas por cada tipo de producto	Minimizar	"	Costes de reciclaje, pérdidas de degradación de productos, y valor de coste de desechos
Número de defectos pasados sin detectar	Número de defectos pasados al proceso siguiente	0	"	Errores de muestreo, errores de inspección intermedia, etc.
Número de reclamaciones de garantía	Número de reclamaciones de clientes	0	"	Número: 1/10 o menos Tasa: 30-100 ppm
Valor de reclamaciones de garantía	Valor de las reclamaciones para cada tipo de producto	Minimizar	"	Valor total actual de reclamaciones de garantía
Rendimiento global	$\frac{\text{Total producto expedido}}{\text{Total primeras materias usadas}}$	Maximizar	"	Rendimiento global de cada tipo de producto

Anexo N°4: Registro de Validaciones y Calidad de los Datos de Entrada en el Módulo de Disponibilidad. Fuente: Elaboración Propia.

Severidad	Hoja	Celda	Campo	Mensaje
WARN	TAB_EVENTOS	I645	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.
WARN	TAB_EVENTOS	I889	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.

WARN	TAB_EVENTOS	I1615	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.
WARN	TAB_EVENTOS	I3334	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.
WARN	TAB_EVENTOS	I4124	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.
WARN	TAB_EVENTOS	I4718	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.
WARN	TAB_EVENTOS	I4841	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.
WARN	TAB_EVENTOS	I5439	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.
WARN	TAB_EVENTOS	I6283	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.
WARN	TAB_EVENTOS	I6301	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.
WARN	TAB_EVENTOS	I7402	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.
WARN	TAB_EVENTOS	I8203	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.
WARN	TAB_EVENTOS	I8688	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.
WARN	TAB_EVENTOS	I9580	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.
WARN	TAB_EVENTOS	I9859	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.
WARN	TAB_EVENTOS	I10079	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.
WARN	TAB_EVENTOS	I10893	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.
WARN	TAB_EVENTOS	I11107	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.
WARN	TAB_EVENTOS	I11346	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.
WARN	TAB_EVENTOS	I11518	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.

WARN	TAB_EVENTOS	I12617	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.
WARN	TAB_EVENTOS	I12906	InicioDT/FinDT	Faltan timestamps (InicioDT o FinDT) en un evento de disponibilidad/falla. No se podrá usar en cálculos de downtime/MTBF.

Anexo N°5: Reporte de Solapamiento de Eventos en la Base de Datos en el Módulo de Disponibilidad. Fuente: Elaboración Propia.

EquipoID	Inicio_actual	Fin_actual	...	Fin_prev	Min_solape
EQ01	05-01-2026 2:59	05-01-2026 3:15		05-01-2026 3:51	16
EQ01	05-01-2026 3:34	05-01-2026 3:58		05-01-2026 3:51	17
EQ01	15-01-2026 2:04	15-01-2026 2:53		15-01-2026 3:42	49
EQ01	16-01-2026 10:14	16-01-2026 10:42		16-01-2026 10:43	28
EQ01	21-01-2026 11:11	21-01-2026 13:51		21-01-2026 11:25	14
EQ01	25-01-2026 10:14	25-01-2026 10:42		25-01-2026 10:32	18
EQ01	27-01-2026 8:09	27-01-2026 8:42		27-01-2026 9:44	33
EQ01	10-02-2026 4:07	10-02-2026 5:18		10-02-2026 5:11	64
EQ01	11-02-2026 9:26	11-02-2026 12:17		11-02-2026 10:25	59
EQ01	23-02-2026 11:27	23-02-2026 11:53	...	23-02-2026 13:22	26
EQ01	23-02-2026 23:21	24-02-2026 1:52		24-02-2026 0:09	48
EQ01	05-03-2026 6:29	05-03-2026 8:38		05-03-2026 6:31	2
EQ01	13-03-2026 0:35	13-03-2026 1:32		13-03-2026 0:41	6
EQ01	14-03-2026 9:30	14-03-2026 11:51		14-03-2026 10:34	64
EQ01	14-03-2026 11:23	14-03-2026 12:32		14-03-2026 11:51	28
EQ01	20-03-2026 8:34	20-03-2026 11:24		20-03-2026 8:42	8
EQ01	23-03-2026 5:20	23-03-2026 5:27		23-03-2026 5:49	7
EQ01	06-04-2026 19:21	06-04-2026 20:07		06-04-2026 19:54	33
EQ01	07-04-2026 2:47	07-04-2026 3:46		07-04-2026 3:22	35
EQ01	11-04-2026 12:32	11-04-2026 12:55		11-04-2026 13:18	23
EQ01	27-04-2026 16:11	27-04-2026 17:07		27-04-2026 16:18	7
EQ01	02-05-2026 10:08	02-05-2026 11:03		02-05-2026 10:10	2
EQ01	02-05-2026 10:49	02-05-2026 11:05		02-05-2026 11:03	14
EQ01	04-05-2026 6:49	04-05-2026 8:41		04-05-2026 9:02	112
EQ01	06-05-2026 2:43	06-05-2026 3:08		06-05-2026 3:13	25
EQ01	07-05-2026 12:15	07-05-2026 12:46		07-05-2026 12:30	15
EQ01	10-05-2026 10:54	10-05-2026 13:43		10-05-2026 11:42	48
EQ01	16-05-2026 16:37	16-05-2026 16:52		16-05-2026 17:49	15
EQ01	20-05-2026 9:28	20-05-2026 9:44		20-05-2026 9:36	8
EQ01	25-05-2026 6:58	25-05-2026 7:11		25-05-2026 8:37	13
EQ01	01-06-2026 11:31	01-06-2026 11:53		01-06-2026 12:04	22
EQ01	03-06-2026 23:53	04-06-2026 0:51		04-06-2026 0:01	8
EQ01	11-06-2026 18:34	11-06-2026 19:31		11-06-2026 18:48	14

EQ01	12-06-2026 3:27	12-06-2026 5:29		12-06-2026 4:31	64
EQ01	19-06-2026 16:18	19-06-2026 18:11		19-06-2026 18:43	113
EQ01	23-06-2026 2:39	23-06-2026 5:06		23-06-2026 2:56	17
EQ01	28-06-2026 7:16	28-06-2026 7:59		28-06-2026 9:09	43
EQ02	01-01-2026 12:13	01-01-2026 12:49		01-01-2026 12:57	36
EQ02	02-01-2026 3:13	02-01-2026 5:48		02-01-2026 4:06	53
EQ02	02-01-2026 17:39	02-01-2026 18:16		02-01-2026 18:17	37
EQ02	03-01-2026 14:46	03-01-2026 15:38		03-01-2026 17:07	52
EQ02	03-01-2026 15:26	03-01-2026 15:56		03-01-2026 17:07	30
EQ02	03-01-2026 16:53	03-01-2026 19:40		03-01-2026 17:07	14
EQ02	04-01-2026 18:34	04-01-2026 19:00	...	04-01-2026 19:53	26
EQ02	05-01-2026 4:32	05-01-2026 5:21		05-01-2026 4:35	3
EQ02	10-01-2026 7:11	10-01-2026 8:25		10-01-2026 8:57	74
EQ02	12-01-2026 9:35	12-01-2026 12:01		12-01-2026 11:11	96
EQ02	13-01-2026 18:56	13-01-2026 19:39		13-01-2026 20:55	43
EQ02	18-01-2026 16:15	18-01-2026 18:22		18-01-2026 17:02	47
EQ02	24-01-2026 10:48	24-01-2026 12:03		24-01-2026 11:35	47
EQ02	05-02-2026 17:34	05-02-2026 20:21		05-02-2026 18:14	40
EQ02	08-02-2026 0:43	08-02-2026 1:05		08-02-2026 1:46	22
EQ02	13-02-2026 20:27	13-02-2026 21:26		13-02-2026 20:41	14
EQ02	15-02-2026 8:11	15-02-2026 8:54		15-02-2026 8:24	13
EQ02	02-03-2026 8:39	02-03-2026 9:39		02-03-2026 9:00	21
EQ02	03-03-2026 19:41	03-03-2026 21:50		03-03-2026 20:56	75
EQ02	06-03-2026 8:38	06-03-2026 9:41		06-03-2026 10:18	63
EQ02	09-03-2026 11:47	09-03-2026 13:22		09-03-2026 13:31	95
EQ02	17-03-2026 4:30	17-03-2026 4:35		17-03-2026 4:57	5
EQ02	23-03-2026 23:45	24-03-2026 2:17		24-03-2026 0:48	63
EQ02	27-03-2026 11:40	27-03-2026 13:03		27-03-2026 12:22	42
EQ02	28-03-2026 1:53	28-03-2026 4:32		28-03-2026 2:20	27
EQ02	03-04-2026 15:09	03-04-2026 16:08		03-04-2026 15:49	40
EQ02	03-04-2026 19:10	03-04-2026 19:34		03-04-2026 19:39	24
EQ02	04-04-2026 11:15	04-04-2026 11:23		04-04-2026 13:00	8
EQ02	10-04-2026 0:23	10-04-2026 2:49		10-04-2026 0:53	30
EQ02	20-04-2026 23:18	20-04-2026 23:34		21-04-2026 0:09	16
EQ02	23-04-2026 7:04	23-04-2026 8:10		23-04-2026 8:07	63
EQ02	26-04-2026 0:13	26-04-2026 0:37		26-04-2026 0:39	24
EQ02	29-04-2026 11:42	29-04-2026 12:01		29-04-2026 11:48	6
EQ02	06-05-2026 16:56	06-05-2026 19:08		06-05-2026 17:19	23
EQ02	08-05-2026 9:27	08-05-2026 10:51		08-05-2026 10:24	57
EQ02	08-05-2026 10:21	08-05-2026 11:19		08-05-2026 10:51	30
...	...	...	...	...	...

Anexo N°6: Desglose de MTTR por Equipo y Arista de Falla. Fuente: Elaboración Propia.

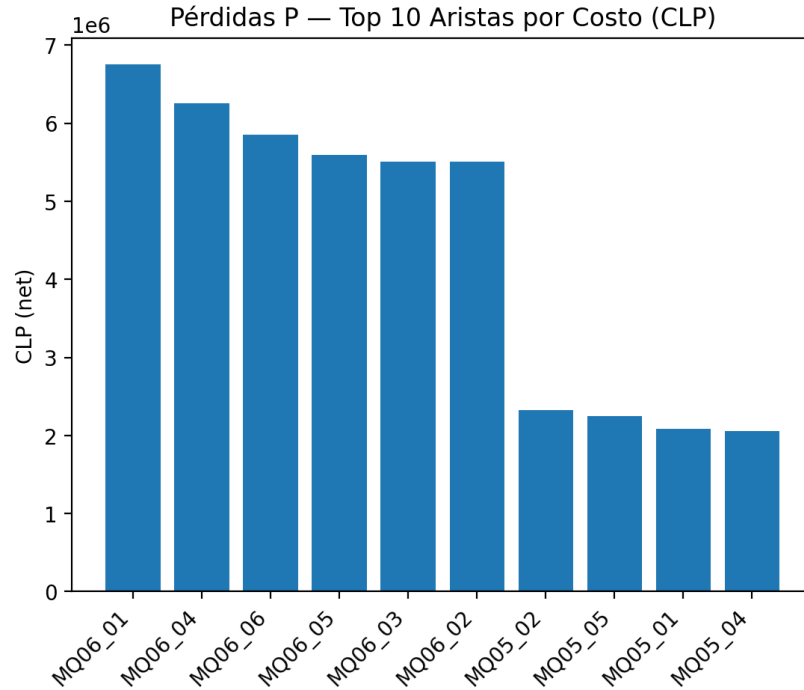
EquipoID	CodigoArista	NombreArista	MTTR_min	MTTR_h	...
EQ06	MQ03_04	Fuga/rotura crítica	108	1.8	
EQ08	MQ03_06	Interlock/protección	108	1.8	
EQ03	MQ03_04	Fuga/rotura crítica	98	1.63	
EQ09	MQ03_06	Interlock/protección	96	1.59	
EQ05	MQ03_05	Sobrecalentamiento/vibración	111	1.85	
EQ05	MQ03_03	Falla de instrumentación	99	1.66	
EQ07	MQ03_06	Interlock/protección	88	1.47	
EQ09	MQ03_02	Falla eléctrica	104	1.73	
EQ08	MQ03_05	Sobrecalentamiento/vibración	98	1.64	
EQ08	MQ03_02	Falla eléctrica	100	1.67	...
EQ05	MQ03_01	Falla mecánica	102	1.71	
EQ03	MQ03_05	Sobrecalentamiento/vibración	83	1.39	
EQ02	MQ03_04	Fuga/rotura crítica	107	1.79	
EQ08	MQ03_01	Falla mecánica	108	1.8	
EQ08	MQ03_04	Fuga/rotura crítica	100	1.67	
EQ07	MQ03_04	Fuga/rotura crítica	107	1.78	
EQ03	MQ03_03	Falla de instrumentación	85	1.42	
EQ06	MQ03_02	Falla eléctrica	112	1.87	
...	...	...	...	...	...

Anexo N°7: Datos de la Función de Distribución Acumulada Empírica (ECDF) para TTR
Fuente: Elaboración Propia.

TTR_min_sorted	ECDF
15	0.000384
15	0.000769
15	0.001153
15	0.001538
15	0.001922
15	0.002307
15	0.002691
15	0.003076
15	0.00346
15	0.003845
15	0.004229
15	0.004614
15	0.004998
15	0.005383
15	0.005767
15	0.006151

16	0.006536
16	0.00692
16	0.007305
16	0.007689
16	0.008074
16	0.008458
16	0.008843
16	0.009227
16	0.009612
16	0.009996
16	0.010381
16	0.010765
16	0.01115
16	0.011534
17	0.011918
17	0.012303
17	0.012687
17	0.013072
17	0.013456
17	0.013841
17	0.014225
17	0.01461
17	0.014994
17	0.015379
17	0.015763
17	0.016148
17	0.016532
18	0.016917
18	0.017301
18	0.017686
18	0.01807
18	0.018454
18	0.018839
18	0.019223
18	0.019608
19	0.019992
19	0.020377
19	0.020761
19	0.021146
...	...

Anexo N°8: Gráfico de Pareto para la Monetización del Impacto de las Pérdidas por Rendimiento. Fuente: Elaboración Propia.



Anexo N°9: Matriz de Priorización de Costos de No Calidad (COPQ) por Arista. Fuente: Elaboración Propia.

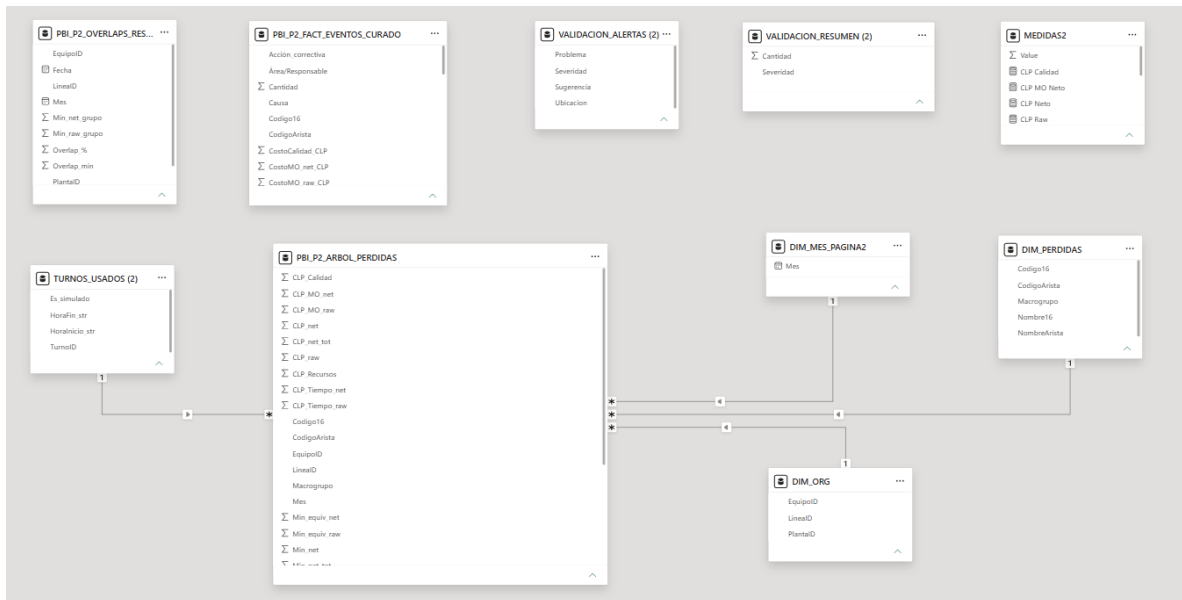
CodigoArista	NombreArista	%_del_Total	%_Acumulado	Zona_Pareto
MQ08_03	Retrabajo interno	12,79	12,79	A (80%)
MQ08_04	Reproceso completo	11,76	24,54	A (80%)
MQ08_01	Scrap de proceso	11,63	36,18	A (80%)
MQ08_05	Rechazo cliente	11,37	47,56	A (80%)
MQ08_06	Inspección + reparación	10,40	57,94	A (80%)
MQ08_02	Scrap de arranque	10,16	68,11	A (80%)
MQ07_01	Calentamiento	5,79	73,90	A (80%)
MQ07_02	Ramp-up producción	5,54	79,43	A (80%)
MQ07_03	Estabilización de parámetros	5,53	84,96	B (80-95%)
MQ07_06	Arranque tras cambio formato	5,24	90,20	B (80-95%)
MQ07_05	Purga/limpieza de arranque	4,94	95,14	C (95-100%)
MQ07_04	Ajuste fino post-parada	4,86	100	C (95-100%)
...	...	...	...	...

Anexo N°10: Ejemplo de Registro de Acciones para Impulsar Proyectos de Mejora. Fuente: Elaboración Propia.

ActionID	CodigoArista	DescripciónAcción	Responsable	Estado	...
----------	--------------	-------------------	-------------	--------	-----

AC0001	MQ07_06	Acción para reducir: MQ07_06 (MQ07)	Supervisor Producción	Abierta	
AC0006	MQ08_01	Acción para reducir: MQ08_01 (MQ08)	Jefe Calidad	Cerrada	
AC0013	MQ08_01	Acción para reducir: MQ08_01 (MQ08)	Jefe Calidad	Abierta	...
AC0021	MQ07_01	Acción para reducir: MQ07_01 (MQ07)	Supervisor Producción	Cerrada	
AC0027	MQ08_01	Acción para reducir: MQ08_01 (MQ08)	Ing. Mejora	Abierta	

Anexo M1: Modelo de Datos Relacional para el Árbol de Pérdidas Interactivo. Fuente: Elaboración Propia.



Anexo M2: Estructura del Modelo BI para el Diagnóstico de Desempeño Operacional. Fuente: Elaboración Propia.

