

# Improvement Model for Efficiency in the LPG Bottling Process Using Lean Manufacturing and Industry 4.0 Tools in a Bottling Plant

Leidy Lucia Méndez-Gutiérrez, Doctora<sup>1</sup> , Edgar Alexander Cubas Llanos, Bachiller<sup>2</sup> ,  
Fabricio Montesinos Ore, Bachiller<sup>2</sup> 

<sup>1</sup>*Universidad Tecnológica del Perú - (PE)*, [C31241@utp.edu.pe](mailto:C31241@utp.edu.pe)

<sup>2</sup>*Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas - (PE)*, [u201916705@upc.edu.pe](mailto:u201916705@upc.edu.pe)

<sup>2</sup>*Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas - (PE)*, [u201913931@upc.edu.pe](mailto:u201913931@upc.edu.pe)

**Resumen**— *Este estudio desarrolló un modelo integral de mejora para optimizar la eficacia operativa en el proceso de envasado de Gas Licuado de Petróleo (GLP), mediante la convergencia estratégica de herramientas Lean Manufacturing con tecnologías habilitadoras de la Industria 4.0. Se identificaron como principales causas de reprocesos la reincidencia de fallas en el sistema de sellado, la acumulación de tiempos muertos y la desorganización operativa. Para abordar estos problemas, se aplicó la metodología DMAIC, estructurando una solución basada en 5S, Trabajo Estandarizado y Mantenimiento Productivo Total (TPM), complementada con sensores IoT que permitieron habilitar mantenimiento predictivo en los puntos críticos de control. La validación del modelo se realizó mediante simulación con el software SIMIO, evidenciando mejoras significativas: incremento del indicador de Eficacia Global de los Equipos (OEE), reducción del 67% en productos defectuosos, disminución del 83 % en reprocessos y mayor estabilidad en el flujo de producción. Los resultados obtenidos demuestran que la sinergia entre Lean y tecnologías digitales permite una intervención sistemática con alto impacto en la calidad, confiabilidad y productividad. Se concluye que esta propuesta es efectiva, escalable y replicable, constituyendo una alternativa viable para elevar la competitividad en plantas industriales del sector energético.*

**Palabras claves** — *Lean Manufacturing, Industria 4.0, Trabajo Estandarizado, OEE, Eficacia Operativa.*

**Abstract**— *This study developed an integrated improvement model to optimize operational efficiency in the Liquefied Petroleum Gas (LPG) bottling process by strategically converging Lean Manufacturing tools with enabling Industry 4.0 technologies. The main root causes of reprocessing were identified as recurring failures in the sealing system, excessive idle times, and operational disorganization. To address these issues, the DMAIC methodology was applied to structure a solution based on 5S, Standardized Work, and Total Productive Maintenance (TPM), complemented by IoT sensors that enabled predictive maintenance at critical control points. The model was validated through simulation using SIMIO software, which demonstrated significant improvements: an increase in Overall Equipment Effectiveness (OEE), a 67% reduction in defective products, an 83% decrease in reprocessing, and greater production flow stability. The results show that the synergy between Lean practices and digital technologies enables systemic interventions with high impact on quality, reliability, and*

*productivity. It is concluded that the proposed model is effective, scalable, and replicable, offering a viable alternative for enhancing competitiveness in industrial plants within the energy sector.*

**Keywords** — *Lean Manufacturing, Industry 4.0, Standardized Work, OEE, Operational Efficiency.*

## I. INTRODUCCIÓN

Las plantas de envasado de Gas Licuado de Petróleo (GLP) constituyen una infraestructura crítica en la cadena energética, especialmente en economías emergentes como la peruana, donde el consumo residencial representa más del 75% de la demanda nacional de GLP [1]. No obstante, estos centros enfrentan limitaciones operativas frecuentes, como reprocessos por fallas en el sellado, desorganización en las áreas de trabajo y paradas no programadas, que afectan directamente su productividad, elevan los costos operativos y comprometen el cumplimiento normativo. A nivel regional, el promedio de eficacia operativa de las plantas del sector hidrocarburos es del 95% según OSINERGMIN, mientras que algunas empresas han reportado valores hasta 15% por debajo del estándar [2]. Frente a este escenario, la aplicación de metodologías como Lean Manufacturing ha demostrado ser eficaz para reducir desperdicios y aumentar la eficacia operacional [3], y su combinación con tecnologías de la Industria 4.0 ha comenzado a perfilarse como una solución integral para la manufactura inteligente.

La magnitud del problema es evidente al analizar los indicadores técnicos. En una planta envasadora de GLP ubicada en Lima, Perú, se registraron 329 paradas no programadas en un año, acumulando 703.34 horas de inactividad productiva y generando pérdidas económicas estimadas en S/. 32,062.00 debido a reprocessos, consumo excesivo de materiales y horas extras [4]. Aunque diversas industrias ya han implementado herramientas como 5S, Kaizen, TPM y DMAIC con resultados positivos como la reducción del inventario congelado en 57.2% y la mejora del OEE en más del 20% [5], en el contexto del GLP estas iniciativas aún requieren una mayor integración tecnológica. En particular, la incorporación de sensores IoT para el mantenimiento predictivo y la estandarización de

procesos mediante plataformas digitales representan un campo de oportunidad poco explorado.

Motivada por esta brecha, la presente investigación propuso un modelo de mejora operativa basado en la sinergia entre Lean Manufacturing e Industria 4.0, cuya validación se llevó a cabo en una planta envasadora de GLP. La propuesta comprendió tres ejes fundamentales: (i) la implementación de la metodología 5S para el orden y limpieza de áreas críticas, (ii) la estandarización de procesos para reducir la variabilidad operativa, y (iii) el mantenimiento preventivo apoyado en sensores IoT para anticipar fallas en maquinaria. Los resultados, evaluados mediante simulación con el software SIMIO, evidenciaron mejoras sustanciales: una reducción del 67% en la tasa de defectos, una disminución del 83% en el tiempo promedio de reprocesos y un incremento del OEE del 80.23% al 89% [4]. Estos hallazgos confirman el potencial de la convergencia entre Lean e Industria 4.0 para elevar la competitividad, sostenibilidad y eficacia del sector.

## II. ESTADO DEL ARTE

### A. Tipología 1: Sinergia Lean Manufacturing e Industria 4.0 en entornos industriales

Los autores abordaron la carencia de casos empíricos sobre la integración de Lean y tecnologías de Industria 4.0 en entornos reales. Diseñaron un sistema SSMS combinando técnicas Lean (VSM sostenible, SMED, Poka-Yoke digital) con el ciclo DMAIC. Validaron el modelo en una planta de desgasificación, logrando elevar el Cpk de 1.278 a 2.0 y la productividad de 99.44 % a 100 %, lo que representó un ahorro de NT\$ 68 000. Concluyeron que la fusión de Lean e Industria 4.0 mejora productividad, calidad y sostenibilidad, aunque recomendaron ampliar su uso a diferentes industrias para validar su robustez [6]. Se evidenció ineficiencias en plantas de envasado de GLP. Aplicaron simulación discreta con FlexSim para rediseñar disposición y flujos de trabajo. Corroborando el modelo con datos reales de la planta, demostrando mejoras en OEE y reducción de reprocesos [10].

Se analizó 92 artículos recientes para abordar la ausencia de un marco actualizado que explicara cómo integrar Lean con tecnologías de Industria 4.0. Donde desarrollaron un roadmap tecnológico que categoriza habilitadores como CPS, IoT, robótica y análisis de datos. Contrastando su propuesta mediante un exhaustivo análisis documental y codificación cualitativa. Concluyeron que este marco permite transitar de Lean tradicional a automatización inteligente con criterios claros de elección tecnológica [11].

Diversos investigadores duración de implementación de prácticas Lean moderaba el efecto de la Industria 4.0 en la sostenibilidad. Realizaron un estudio SEM con 210 empresas manufactureras. Contrastaron que, a mayor madurez en Lean, la adopción de I4.0 contenía un impacto significativamente más fuerte en indicadores de sostenibilidad económica, ambiental y social. Asimismo, la sinergia era efectiva solo si Lean estaba bien consolidado anteriormente [12].

Se analizó a la problemática de falta de control automatizado de consumo y seguridad en hogares con GLP. Crearon un medidor inteligente que combinaba facturación automática y detección de fugas en una sola plataforma IoT. Validaron su diseño con pruebas de laboratorio y hogares

piloto, asegurando alta precisión de medición y detección. Concluyendo que su dispositivo ofrecía una solución robusta y escalable para uso doméstico [14]. El autor planteó la necesidad de estudiar el efecto conjunto de Lean e Industria 4.0 en indicadores de sostenibilidad. Aplicó un análisis multicriterio en 120 empresas. Validó su modelo con regresión y análisis estadístico. Concluyó que la integración elevó sostenibilidad ambiental en un 28 %, económica en un 33 % y social en un 22 % [19].

### B. Tipología 2: Aplicación de 5S y estandarización como base para la mejora continua

El estudio se centró en la falta de sensores de bajo costo para monitorear niveles de GLP en hogares. Presentaron un prototipo IoT que medida el nivel de gas y transmitía datos a usuarios y plantas. Su objetivo fue optimizar la logística y evitar quiebres de stock. Hicieron un piloto en 30 tanques domésticos, donde se favoreció la visibilidad del nivel y optimizó rutas sin incrementar costos. El estudio se centró en la falta de sensores de bajo costo para monitorear niveles de GLP en hogares. Presentaron un prototipo IoT que medida el nivel de gas y transmitía datos a usuarios y plantas. Su objetivo fue optimizar la logística y evitar quiebres de stock. Hicieron un piloto en 30 tanques domésticos, donde se favoreció la visibilidad del nivel y optimizó rutas sin incrementar costos. Se concluyó que su solución era eficaz, económica y aplicable en plantas industriales, se concluyó que su solución era eficaz, económica y aplicable en plantas industriales [7]. Contrastaron que el uso combinado de Lean y simulación digital aumentó la eficacia operativa de modo cuantificable [10].

Su implementación ha demostrado mejorar la eficacia del layout, reducir tiempos improductivos y aumentar la ergonomía del puesto de trabajo [36].

### C. Tipología 3: Mantenimiento preventivo y predictivo como estrategia de confiabilidad operativa

El estudio se centró en resolver la detección tardía de fugas de GLP durante el transporte. Desarrollaron un marco que combinaba IoT con IA para monitoreo y alerta temprana. Validaron el sistema a bordo de una flota de distribución, logrando reducir el tiempo de detección en más del 50 %. Los autores concluyeron que la solución mejoraba significativamente la seguridad operativa en transporte de GLP [9].

Diversos autores identificaron una carencia de revisiones con metodología sistemática sobre IoT y SCADA en GLP. Emplearon el método PRISMA para eliminar cerca de 80 estudios, persiguiendo identificar tecnologías habilitadoras clave. Validaron la selección según criterios reproducibles. Concluyeron que las tecnologías analizadas reducen inactividad y mejoran la trazabilidad, además de establecer propuestas para investigaciones a futuro [16].

Se plantearon problemas en plantas de GLP debido a medición imprecisa y fugas menores no detectadas. Diseñaron un sistema IoT que integró medidores inteligentes y sensores ultrasónicos. Validaron el sistema en planta piloto durante seis meses, monitoreando estabilidad y detección temprana de fugas. Concluyeron que su sistema fortaleció el control de calidad, redujo pérdidas y mejoró seguridad [17]. Diversos autores contrastaron que el uso de sensores IoT son esenciales para mejores resultados optimizando el tiempo [31], [32], [34].

#### D. Tipología 4: Tecnologías emergentes en la industria energética: IoT, trazabilidad y digitalización

Muchos investigadores hallaron la necesidad de combinar un sistema de monitoreo de consumo y detección de fugas en GLP residencial. Donde se creó un dispositivo con sensores de gas, peso y temperatura integrados en un carrito móvil. Crearon un sistema en un entorno simulado y demostraron capacidades de detección constante de fugas y consumo. Se concluye con su prototipo que era una solución compacta y viable en hogares [8].

El desafío fue automatizar el empaquetado de cilindros de GLP para disminuir reprocesos y mejorar seguridad. Implementaron brazo robótico con algoritmos de refuerzo y visión artificial. Validaron el sistema en planta piloto, constatando reducción del 35% en errores y aumento en velocidad [18]. Detectaron falta de trazabilidad confiable en cadena de GLP. Propusieron arquitectura basada en blockchain e IoT para registrar eventos de llenado y transporte. Validaron mediante prototipo en piloto. Concluyeron que el sistema mejoró trazabilidad y redujo disputas logísticas [23].

Se planteó la optimización de movimientos internos con vehículos guiados automáticos (AGVs) respaldados por IoT. Diseñaron plan de integración y evaluaron en simulación. Validaron con escenarios virtuales, mostrando mejora del 30% en tiempos de traslado. Concluyeron que la integración AGV-Lean era eficaz para logística interna [24].

#### E. Tipología 5: Tecnologías, economía circular, Lean Green

Un estudio diferente se enfocó en la detección temprana de fugas de GLP residenciales, reconociendo riesgos para salud y seguridad. Ejecutaron pruebas en entorno simulado controlado, validando detección precisa y respuesta oportuna. Concluyeron que su sistema ofrecía una solución viable, de bajo costo y sencilla implementación [13].

Se tuvo fallas estructurales en la infraestructura y logística de GLP en Zambia, lo cual afectaba eficacia y acceso energético. Considerando un diagnóstico con entrevistas a actores clave del sector. Concluyeron que las inversiones en infraestructura y monitoreo inteligente podían elevar la eficacia operativa y ampliar la cobertura del GLP [15].

Aunque tiene más de tres años, se incluyó debido a su relevancia: aborda predicción de fallas mediante deep learning en plantas industriales. Desarrolló modelos LSTM y CNN, y validó con datos reales de sensores. Concluyó que el modelo podía prever fallas con 92% de precisión, facilitando mantenimiento preventivo [20].

Los autores reconocieron la falta de marcos que integraran economía circular con Lean e I4.0. Propusieron un modelo conceptual con indicadores de cierre de ciclo. Validaron el concepto mediante un caso industrial. Concluyeron que su enfoque generaba reducción de residuos en 18% y reuso de materiales en 12% [21].

Identificaron limitaciones en calibrar líneas de embotellado GLP. Usaron simulación con metaheurísticas (GA) para optimizar layout y flujos de trabajo. Validaron con datos reales, logrando una mejora del 22% en OEE y 15% reducción en reprocesos. Concluyeron que la simulación mejoraba decisión táctica de planta [22].

Para solventar desperdicio hídrico en agroindustria, integraron telemetría IoT con Lean-Green. Validaron con monitoreo de precedencia, reduciendo consumo en 17%. Aunque no es GLP, representa un caso ambiental análogo útil [25].

Lean Manufacturing, el origen se atribuyó a Taiichi Ohno en el sistema de producción de Toyota, donde se establecieron principios enfocados en la eficacia operacional, la estandarización y la participación del personal en la mejora [3]. Esta metodología fue aplicada exitosamente en diversos sectores industriales, destacando por su capacidad de reducir costos, aumentar la calidad y mejorar los tiempos de entrega mediante técnicas como las 5S, Kaizen, TPM, SMED, y el enfoque DMAIC [6], [7].

Casos de éxito por ejemplo, en una empresa de adhesivos industriales, la aplicación de las 5S y eventos Kaizen permitió incrementar la productividad de 4.37 kg/h-h a 5.58 kg/h-h, y reducir en más de tres horas el tiempo total de fabricación [4]. De manera similar, en una planta dedicada a la fabricación de paneles de poliestireno expandido, la implementación del ciclo DMAIC redujo considerablemente los niveles de rechazo y aumentó la confiabilidad del sistema de medición [5], [6].

Asimismo, en una planta del sector minero-metalúrgico dedicada a la transformación de cobre, la combinación de las herramientas SMED, 5S y Kaizen permitió reducir el tiempo de preparación de máquinas en un 42%, aumentar la producción diaria en un 50% y mejorar la disponibilidad de los equipos del 45% al 62% [6]. Estos resultados evidenciaron el impacto tangible de Lean en la mejora de indicadores operativos clave.

Desde un enfoque teórico, herramientas como 5S, TPM, Kaizen y DMAIC fueron ampliamente reconocidas por su capacidad para reducir desperdicios, estandarizar procesos, mejorar la calidad y aumentar la sostenibilidad organizacional. Estas prácticas también fueron integradas con tecnologías emergentes como IoT, Inteligencia Artificial y sistemas ciberfísicos, dando origen a modelos más avanzados de manufactura inteligente [7], [13].

Overall Equipment Effectiveness (OEE) con el indicador Overall Equipment Effectiveness (OEE) surgió como una métrica integral para evaluar la eficacia de los equipos de producción. Este indicador se calculó multiplicando tres factores: Disponibilidad (A), Rendimiento (P) y Calidad (Q), según la fórmula:

$$OEE = Availability(A) * Performance(P) * Quality(Q)$$

Cada componente reflejó pérdidas específicas: Disponibilidad abarcó tiempos de inactividad, Rendimiento midió la velocidad real respecto a la teórica, y Calidad consideró los productos no conformes. Su aplicación permitió cuantificar las pérdidas ocultas, optimizar mantenimientos y priorizar acciones correctivas [8].

En una planta de envasado de GLP, el OEE inicial fue de 80.23% debido a 329 paradas no programadas que acumularon más de 700 horas de inactividad. Tras aplicar mejoras Lean como 5S, mantenimiento autónomo y control visual, el indicador se elevó al 89%, con una reducción del 83% en los tiempos de re proceso [9]. De igual forma, investigaciones recientes en industrias manufactureras y de alimentos reportaron aumentos de OEE superiores al 20% mediante la

integración de herramientas Lean con monitoreo IoT y sistemas de toma de decisiones basados en datos [10], [12].

Autores como Rahardjo et al. [6] y Liu et al. [12] confirmaron que el OEE no solo sirvió como métrica de eficacia, sino también como guía para implementar metodologías de mejora continua, al identificar oportunidades de optimización en procesos, equipos y calidad.

Justificación del modelo propuesto donde el diagnóstico inicial reveló que la planta envasadora de GLP estudiada presentó reprocesos frecuentes, tiempos muertos elevados y fallas en el control de calidad, lo que generó sobrecostos y retrasos en la entrega del producto final. Estos problemas también fueron observados en otras investigaciones, donde las plantas de GLP experimentaron ineficacias por falta de estandarización, organización deficiente y ausencia de mantenimiento sistemático [9], [10], [15].

Las herramientas Lean Manufacturing, al ser aplicadas de manera estructurada, demostraron ser eficaces para atacar estos problemas. La literatura especializada validó que metodologías como 5S, TPM y estandarización de tareas, combinadas con tecnologías de la Industria 4.0 como el Internet de las Cosas (IoT), sensores inteligentes y sistemas de simulación, lograron mejorar la disponibilidad de equipos, reducir tiempos improductivos y aumentar la eficacia global de las plantas industriales [6], [10], [12], [14].

Por ejemplo, estudios de caso confirmaron que la automatización del mantenimiento preventivo mediante sensores IoT permitió reducir las fallas no programadas en más de un 50 % y aumentó el OEE en más de 10 puntos porcentuales [11], [16]. Asimismo, se evidenció que la estandarización digital de procedimientos, junto con control visual y tableros de gestión en tiempo real, mejoraron la coordinación operativa y redujeron los errores humanos [12].

En consecuencia, se propuso un modelo de mejora basado en tres ejes fundamentales: (i) implementación de la metodología 5S en zonas críticas para mejorar el orden y la limpieza, (ii) estandarización de tareas para reducir la variabilidad operativa, y (iii) mantenimiento preventivo con sensores IoT para anticipar fallas en equipos estratégicos. Esta propuesta se diseñó como una respuesta concreta a los hallazgos del diagnóstico y se sustentó en experiencias previas exitosas reportadas en la literatura científica [6], [9], [10], [12], [16].

### III. APORTE

#### A. Fundamento

La investigación partió del diagnóstico de una planta envasadora de GLP ubicada en El Agustino, Lima, Perú, dedicada a la producción de balones de 10, 15 y 45 kilogramos. Esta organización, enmarcada en un contexto de alta competitividad, enfrentó serias deficiencias en la etapa final del proceso productivo, destacando un número creciente de balones defectuosos y paradas no programadas que generaron pérdidas económicas por reprocisos, afectaron la productividad y dañaron la percepción de calidad en el cliente [8], [9]. En particular, el balón de 10 kg el de mayor rotación presentó la mayor tasa de rechazo, situación crítica para la rentabilidad de la empresa [10].

Frente a este escenario, la literatura especializada ha identificado como herramientas efectivas las metodologías

Lean Manufacturing y tecnologías de la Industria 4.0, las cuales han demostrado mejoras en la eficacia operativa, reducción de defectos y mayor disponibilidad de equipos cuando son integradas adecuadamente [6], [12].

#### B. Modelo propuesto

El modelo no solo buscó elevar los indicadores de producción, sino también reducir los reprocesos y alinearse con los principios de sostenibilidad y calidad exigidos en el sector hidrocarburos. Su carácter innovador radicó en su aplicación práctica en un entorno de envasado de GLP, con datos reales, validación mediante simulación y seguimiento de indicadores clave [9], [10].



#### C. Detalle del modelo

La propuesta desarrolló tres bloques funcionales:

- 5S en zonas críticas: con el objetivo de eliminar fuentes de desorganización que generaban tiempos muertos y errores.
- Estandarización de tareas: para asegurar la repetibilidad de procesos, reducir variabilidad y mejorar la capacitación del personal.
- Mantenimiento preventivo con sensores IoT: permitiendo identificar vibraciones, temperatura y fallas incipientes, anticipándose a las paradas no planificadas.

Esta combinación permitió atacar directamente las principales causas raíz identificadas: reprocesos, fallas técnicas y falta de control visual. Además, la propuesta consideró la trazabilidad de la información para retroalimentar la toma de decisiones, integrando principios de manufactura digital y monitoreo en tiempo real [6], [11], [16].

#### D. Proceso del modelo

El modelo se construyó bajo un enfoque iterativo, comenzando con un diagnóstico basado en el análisis del indicador OEE, inspecciones de calidad y diagramas de Pareto. Luego, se diseñó el plan de mejora considerando el impacto de cada herramienta Lean sobre las principales pérdidas operativas. La integración con Industria 4.0 se dio mediante la selección de sensores de bajo costo, adaptados a las máquinas envasadoras, que permitieron monitoreo de vibraciones y tiempos de ciclo.

Asimismo, se simuló el nuevo flujo de trabajo utilizando el software SIMIO, validando el impacto de las intervenciones sobre variables críticas como la tasa de defectos, tiempo promedio de reprocesos y productividad diaria. Esta validación brindó robustez al modelo, asegurando su aplicabilidad antes de una implementación real [9], [10], [16].

El nivel de desfase técnico fue evaluado mediante un indicador específico que medía la Eficacia en la producción de balones de GLP. Este indicador permitió determinar si la empresa alcanzaba el porcentaje mínimo de Eficacia establecido por las normativas del sector hidrocarburos. A través de este parámetro, se valoró el grado de alineación de los procesos productivos con los estándares exigidos, lo cual resultó fundamental para identificar brechas operativas y proponer acciones de mejora en la planta envasadora.

$$\text{Eficacia} = \frac{(\text{Balones Producidos} - \text{Balones Rechazados})}{\text{Balones Producidos}} \times 100\%$$

Se realizó un análisis del nivel de cumplimiento de Eficacia en la producción de balones de GLP durante el año 2023. La Eficacia promedio histórica en la industria, según diversas fuentes del sector hidrocarburos, fue del 95% en los últimos diez años. Este valor se adoptó como referencia para identificar la brecha técnica existente en la empresa bajo estudio.

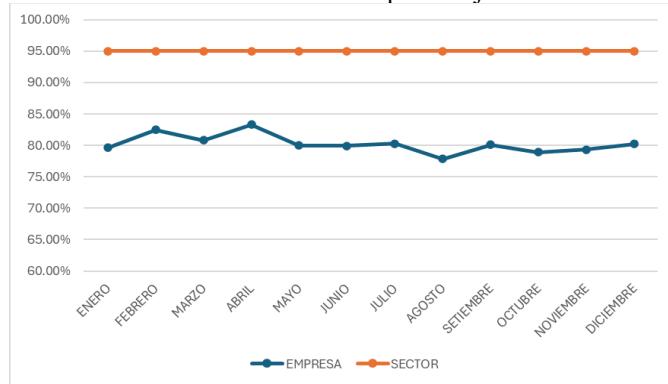


Fig. 1 Brecha Técnica.

En ese sentido, se comparó de la planta, la cual alcanzó un 80.23%, con el estándar del 95% proporcionado por OSINERGMIN, revelando una brecha técnica del 14.77%. Este resultado evidenció la existencia de múltiples factores internos que impedían el cumplimiento del estándar sectorial, entre ellos la ineficacia en los procesos de inspección, mantenimiento y almacenamiento [11,12].

El impacto económico de esta brecha se tradujo en pérdidas significativas para la organización. Al considerar los costos adicionales asociados a pérdida de gas, consumo de materiales y horas extras, se estimó un perjuicio total de S/. 32,062.00. Estos gastos no contemplados en la planificación operativa afectaron directamente la rentabilidad de la empresa.

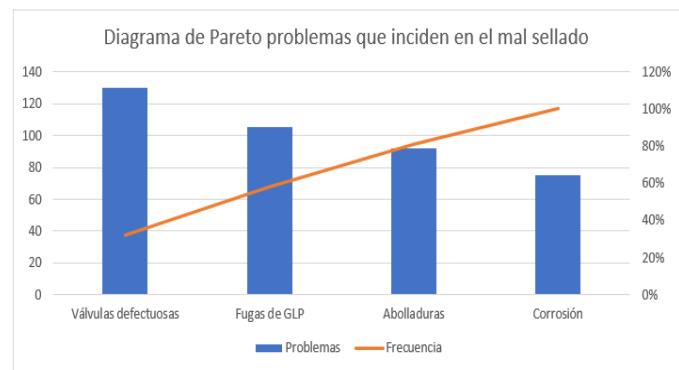


Fig. 2 Problemas en el sellado.

El análisis de las causas que originaron los niveles de Eficacia inferiores a los esperados incluyó la evaluación de incumplimientos de la Norma Técnica para balones de GLP. Entre los factores más relevantes se identificaron la ausencia de inspección inicial, fallas en el manejo del almacenamiento, y especialmente, deficiencias en el mantenimiento de maquinaria. Estas últimas ocasionaron un total de 329 paradas no programadas durante el año, las cuales representaron 703.34 horas o 42,000.4 minutos de inactividad productiva.

Las causas se organizaron y priorizaron mediante un análisis de Pareto, cuya representación gráfica permitió visualizar los factores más influyentes en la pérdida de Eficacia. En la figura adjunta se expone el diagrama que sintetiza estas causas, proporcionando una base objetiva para el diseño de intervenciones correctivas.

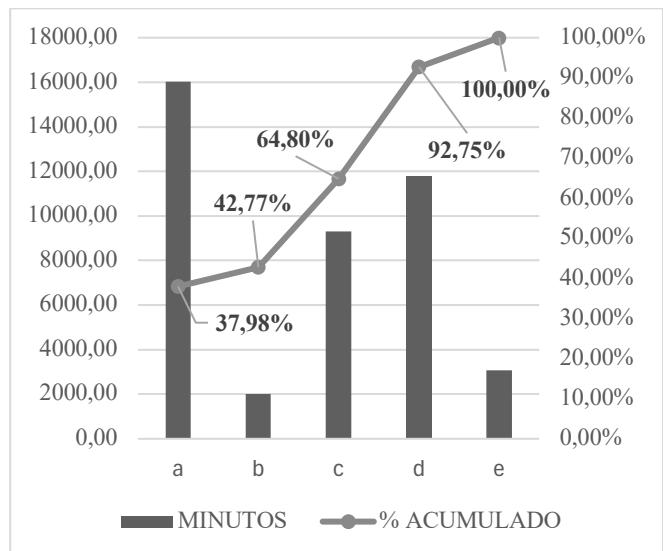


Fig. 3 Diagrama de Pareto.

#### E. Proceso productivo

El proceso de envasado de GLP en la planta analizada contempla tres tipos de productos según su capacidad: balones de 10 kg, 15 kg y 45 kg. Si bien el procedimiento general de llenado es similar para todas las presentaciones, existen variaciones técnicas en las válvulas utilizadas para cada tipo de balón. El flujo operativo inicia con el traslado del recipiente a la zona de tarado, seguido por el pesaje post llenado, una inspección para detección de fugas, y posteriormente el

etiquetado. Se realiza la colocación manual del precinto de seguridad y se registra el inventario correspondiente para su despacho o almacenamiento [13].

El Takt Time, indicador clave en Lean Manufacturing, permite determinar el tiempo requerido para producir una unidad en función de la demanda del cliente. En este caso, se calculó dividiendo el tiempo diario total disponible por la demanda diaria de balones. El valor obtenido fue de 3.5 minutos por unidad, lo que establece un parámetro de referencia para balancear la línea de producción y minimizar cuellos de botella [14].

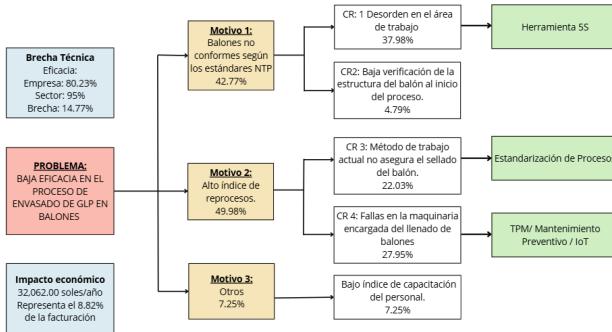


Fig. 4 Árbol de Problemas.

#### F. Desarrollo del modelo

Al implementar herramientas Lean, especialmente la metodología 5S, ha sido considerada fundamental en la propuesta de mejora. Varios estudios fomentaron que el uso estricto de las 5S en todas sus etapas juega un rol elemental para lograr orden, limpieza, disciplina y eficacia en las áreas productivas [15, 16, 17]. Así también, se revisaron casos exitosos de aplicación en empresas como PDVSA (Venezuela), Caterpillar (Estados Unidos) y Galvaceros S.A. (Colombia), donde la aplicación del Lean Manufacturing junto a las 5S aportó notablemente una reducción de costos e incremento en la eficacia operativa [18].

#### G. Proceso Propuesto

- Fase 1: Implementación 5S

Para el inicio la metodología 5S es reconocida como una herramienta primordial dentro del enfoque Lean Manufacturing, la cual ha sido seleccionada como fase primera del modelo de solución debido a su capacidad para mejorar la eficacia operativa, optimizar el entorno de trabajo y reducir los desechos en los procesos industriales. La técnica, integrada por cinco fases clasificar, ordenar, limpiar, estandarizar y mantener, favorece significativamente a la disciplina organizacional y beneficia la mejora continua, impactando de forma directa en la productividad y la calidad del producto final.

- Fase 2: Estandarización del Trabajo

Para esta etapa se agregó como la segunda fase, debido a su efectividad comprobada en la reducción de reprocesos, errores humanos y eliminación operativa. Con una herramienta que consiguió agrupar procedimientos mediante la documentación directa de las mejores prácticas, lo que favorece la formación del personal, asegurando la calidad del producto y

fomentando la estabilidad en los resultados productivos en mayor impacto.

Respecto, a este paso de inicio, un diagnóstico integral para identificar las principales deficiencias actuales en el proceso de envasado de GLP, analizando tanto las condiciones operativas como el nivel de cumplimiento de los procedimientos indicados. Con el diagnóstico concluyó el análisis de tiempos y movimientos, fallas recurrentes, así como la observación directa de las tareas realizadas por los trabajadores. Seguidamente se pudo diseñar propuestas de estandarización enfocadas a optimizar el rendimiento y reducir la variabilidad de los procesos de forma continua.

Fig. 5 Propuesta de inspección inicial.

DAP PROPUESTO A LA INSPECCIÓN INICIAL					Propuesta		
Actividad	Inspección inicial	Actividad			Propuesta		
		Operación					
		Transporte					
		Demora					
		Inspección					
Comentarios			Almacén				
			Tiempo (min)				
			2,50				
			Símbolos				
			○	➡	□		
			□	○	▽		
			▽	□	○		
			Tiempo (min)				
			0.93				
			0.18				
			0.32				
			0.22				
			0.7				
			0.15				

DAP PROPUESTO AL ENVASADO DE GLP					Propuesta		
Actividad	Inspección inicial	Actividad			Propuesta		
		Operación					
		Transporte					
		Demora					
		Inspección					
Comentarios			Almacén				
			Tiempo (min)				
			0.42				
			Símbolos				
			○	➡	□		
			□	○	▽		
			▽	□	○		
			Tiempo (min)				
			0.07				
			0.11				
			0.24				

Fig. 6 Propuesta de envasado GLP.

DAP PROPUESTO A LA INSPECCIÓN FINAL					Propuesta		
Actividad	Inspección final	Actividad			Propuesta		
		Operación					
		Transporte					
		Demora					
		Inspección					
Comentarios			Almacén				
			Tiempo (min)				
			2.04				
			Símbolos				
			○	➡	□		
			□	○	▽		
			▽	□	○		
			Tiempo (min)				
			0.14				
			0.51				
			0.36				
			0.16				
			0.3				
			0.38				
			0.19				

Fig. 7 DAP del Proceso Propuesto.

Seguidamente a la implementación de las fases anteriores, fue necesario llevar a cabo una evaluación sistemática de los procedimientos operativos, tanto por parte del personal operativo como del supervisor responsable de la implementación. Para medir los resultados, se utilizó el siguiente indicador:

$$\% = \frac{\text{Producción de Balones Defectuosos}}{\text{Producción total de Balones}} \times 100$$

- Fase 3: Implementación del Mantenimiento Preventivo e IoT

Este punto con la mejora se fundamentó en la implementación del modelo TPM (Mantenimiento Productivo Total), complementado con herramientas del Internet de las Cosas (IoT). Para estas etapas la estrategia se estructuró en cuatro etapas:

Planificación Estratégica, como inició, se conformó un equipo especializado encargado de liderar la ejecución del pilar de seguimiento. Asimismo, se hizo una capacitación técnica con el objetivo de fomentar una cultura de mejora continua, involucrando a operarios y personal técnico en la detección temprana de falencias a tiempo.

Aplicar auditorías antes de empezar, permitió hacer un diagnóstico del estado actual del mantenimiento, considerando la frecuencia de fallas, tiempos de parada y condiciones de los equipos delicados. Donde la información permitió establecer una línea base para analizar las áreas prioritarias de intervención de mayor magnitud.

Por otro lado, la ejecución del mantenimiento preventivo con IoT, se plasmaron mediante rutinas de mantenimiento programadas para evitar fallos frecuentes. Así también, se integraron soluciones de impacto a nivel tecnológico con base en IoT, como sensores inteligentes, para anticipar desviaciones operativas y conseguir el mantenimiento a tiempo.

En la instalación de sensores y monitoreo, se ejecutaron sensores para monitorear parámetros clave como temperatura, vibración y consumo energético. Con la ejecución de dispositivos conectados a una red central de gestión de datos, lo que permitió un monitoreo continuo, repujando de paradas sorpresivas y toma de decisiones.

#### *H. Indicadores del modelo*

- *Tasa de Producción Defectuosa (%)*

Para evaluar la efectividad del modelo propuesto, se definieron los siguientes indicadores clave: Tasa de Producción Defectuosa (%), este indicador permitió medir el impacto de las mejoras en la calidad del producto, en especial tras la estandarización del trabajo y la aplicación de las 5S [19].

$$\text{Tasa de defectuosos} = \frac{\text{Balones Defectuosos}}{\text{Balones Producidos}} \times 100$$

- Situación actual (*As Is*): 11%
- Escenario esperado (*To Be*): 3.5%

#### *Eficacia General de los Equipos (OEE)*

El indicador OEE se utilizó para evaluar el impacto del mantenimiento preventivo en el desempeño de las máquinas [20]. Este se calcula mediante:

$$OEE = \text{Disponibilidad} \times \text{Rendimiento} \times \text{Calidad}$$

- *As Is: 71%*
- *To Be: 89.35%*

#### *Tiempo Promedio de Reproceso*

Refleja el tiempo promedio invertido en corregir fallas detectadas en balones defectuosos [20].

$$\text{Frecuencia} = \frac{\text{Minutos Totales del Reproceso}}{\text{Cantidad de Balones Reprocesados}} \times 100$$

## IV. VALIDACIÓN

### *A. Escenario de validación*

La validación del modelo propuesto se realizó tomando como base una planta de envasado de GLP ubicada en el distrito de El Agustino, Lima, Perú. Esta instalación, dedicada a la producción de balones de 10, 15 y 45 kilogramos, enfrentó limitaciones operativas vinculadas a la alta tasa de productos defectuosos, la recurrencia de paradas no planificadas y la falta de estandarización en tareas operativas críticas. En este contexto, se empleó el software de simulación SIMIO para representar virtualmente.

La simulación sirvió como plataforma para validar, de forma controlada, la efectividad de las herramientas Lean e Industria 4.0 integradas en el modelo, permitiendo observar los efectos de los cambios sin interrumpir la operación real de la planta. Esta aproximación permitió generar evidencias cuantitativas sobre la viabilidad de las soluciones propuestas y brindar una visión predictiva del comportamiento del sistema frente a las mejoras implementadas [26].

La validación fue precedida por un análisis exhaustivo de literatura especializada, así como el estudio de casos exitosos en industrias con características similares. En particular, se tomaron como referencia investigaciones que documentaron reducciones sustanciales en defectos y tiempos de inactividad mediante la implementación de 5S, estandarización de tareas y mantenimiento preventivo digitalizado [27], [28].

Además, se evaluaron estudios que emplearon herramientas de simulación para modelar procesos industriales en sectores como alimentos, manufactura metálica y químico, donde las herramientas Lean han sido adaptadas con éxito a entornos altamente regulados y con alta demanda de trazabilidad. Esta evidencia permitió sustentar teóricamente la configuración del modelo validado, así como definir las variables críticas a ser observadas [26]–[29].

El proceso de validación se estructuró en tres bloques, cada uno correspondiente a un componente del modelo:

Validación de la metodología 5S, se procedió a una simulación con el software SIMIO para representar la situación actual de la planta, en contraste con un escenario modificado en el que se implementaron prácticas 5S en las zonas críticas. Esta simulación permitió evidenciar una reducción significativa en los tiempos improductivos, errores por desorganización y reprocesos. Asimismo, se comprobó una

mejora en la fluidez del proceso y en el uso eficiente del espacio físico [26]–[30].

Validación de la estandarización de tareas, la simulación incluyó escenarios con condiciones estandarizadas de trabajo, en los cuales se incorporaron fichas operativas, procedimientos definidos y actividades de capacitación. Se observó una mayor consistencia en la ejecución de tareas, reducción en la variabilidad de los tiempos de operación y disminución de errores humanos. Este componente fue clave para sustentar la importancia de contar con personal debidamente capacitado y tareas claramente estructuradas [27]–[30].

Validación del mantenimiento preventivo con IoT, la recopilación de datos históricos permitió identificar las principales fallas asociadas a los equipos críticos del proceso. Mediante esta información, se propuso un sistema de mantenimiento preventivo soportado por sensores IoT, orientado a detectar condiciones anómalas como vibraciones, temperaturas elevadas o ciclos prolongados. El modelo fue alimentado con los datos de fallas antes y después de la aplicación de las nuevas rutinas, observándose una mejora significativa en la disponibilidad de los equipos. Se incorporaron controles de gestión y fichas de verificación que permitieron seguir el cumplimiento de las rutinas y evaluar su impacto sobre la operación [27], [31], [32].

#### B. *Modelo Propuesto*

Con el objetivo de validar el modelo propuesto y evaluar su impacto en los indicadores clave de desempeño, se llevó a cabo una simulación computacional utilizando el software SIMIO. Siendo una herramienta que permitió comparar de manera cuantitativa la situación actual de la empresa con el escenario propuesto tras la implementación de mejoras de forma continua. Debido a esto, se siguió una secuencia metodológica estructurada en seis pasos elementales:

Paso uno, con la representación gráfica de la situación vigente, inicialmente, se desarrolló una representación visual del proceso vigente de envasado de balones de GLP. Esta modelación incluyó los elementos clave del sistema productivo: estaciones de trabajo, flujos de materiales, recursos humanos y maquinaria involucrada, permitiendo identificar cuellos de botella y pérdidas en la parte operativa.

Paso dos, con reconocimiento las variables del modelo, aquí se conceptualizaron las variables que intervendrían en la simulación, las cuales incluyeron el tiempo de procesamiento por operación, frecuencia de fallas y tiempos de reparación. Siendo las variables dependientes consideradas fueron el número de balones en falla, el tiempo promedio de reprocesso, el OEE y la eficacia de producción en total.

Paso tres, para la recolección de datos y análisis estadístico, se inició a la toma de muestras en cada etapa del proceso para determinar el comportamiento estadístico de los tiempos operativos y de inactividad. Posteriormente, se aplicaron pruebas de bondad de ajuste para identificar las distribuciones estadísticas más representativas de cada proceso, asegurando así una simulación realista y confiable.

Paso cuatro, para la modelación de la situación actual, con la información recolectada y las distribuciones determinadas, se elaboró el modelo base correspondiente a la situación actual de la base. Siendo este modelo simulado durante un horizonte

temporal equivalente a un mes de producción, permitiendo observar el desempeño real del sistema bajo condiciones operativas existentes.

Paso cinco, la simulación del modelo propuesto, seguidamente se acoplaron las mejoras correspondientes a la propuesta de solución: implementación de la metodología 5S, estandarización del trabajo, y la incorporación del mantenimiento preventivo con tecnología IoT. Siendo las actividades añadidas como nuevas entidades y procesos dentro del modelo, lo cual permitió simular su efecto directo sobre los indicadores de desempeño.

Paso seis, el análisis de resultados, se aplicaron múltiples corridas del modelo propuesto para fortalecer robustez estadística. Siendo los resultados conseguidos comparados con los del modelo actual utilizando indicadores clave como la Tasa de producción defectuosa, el OEE y el tiempo promedio de Reproceso. Esta comparación permitió verificar cuantitativamente las mejoras generadas por la propuesta y sustentar la viabilidad técnica de su implementación.

#### C. *Puesta en marcha*

Es importante mencionar que una vez formulado el modelo de simulación, se continuó con la representación gráfica de la situación actual del proceso de envasado de GLP en la planta de estudio. La representación incluyó todas las actividades intervenientes en la operación, tales como: la inspección inicial de los balones de gas, el pintado, el proceso de envasado, el sellado mediante la colocación del precinto de seguridad en las válvulas, la inspección final como control de calidad, y el proceso de etiquetado.

La construcción visual del modelo facilitó la identificación de las variables relevantes para el ingreso al entorno de simulación. En esta fase, se distinguieron las variables independientes (controlables) aquellas que pueden ser modificadas dentro del entorno de simulación para observar sus efectos y las variables dependientes (no controlables), que corresponden a datos inherentes a las actividades del proceso y se comportan como respuestas del sistema.

Posteriormente, se realizó la primera iteración del modelo utilizando el Output Analyzer de SIMIO, con el objetivo de validar el funcionamiento de la simulación en comparación con los valores reales de los indicadores actuales. Esta comparación fue esencial para verificar la correcta configuración del simulador y su capacidad de reproducir con fidelidad la situación real de la planta.

## V. DISCUSIÓN

#### A. *Escenarios VS resultados*

Para el modelo de mejora propuesto fue diseñado considerando un entorno operativo específico de una planta envasadora de GLP, caracterizado por procesos secuenciales de llenado, control de calidad, traslado y despacho. Al simular la implementación del modelo bajo condiciones modificadas incorporando herramientas Lean y sensores IoT, se generaron nuevos escenarios que permitieron visualizar el comportamiento del sistema en condiciones ideales de organización, estandarización y monitoreo preventivo.

Respecto a los escenarios simulados, se consiguió replicar entornos con menor variabilidad en la ejecución de tareas,

mayor fluidez operativa y reducción en la tasa de defectos. Los resultados obtenidos superaron las condiciones reales de operación de la planta, evidenciando mejoras en indicadores clave como el OEE, la tasa de reprocesos y la disponibilidad de los equipos. Estos hallazgos respaldaron la aplicabilidad del modelo propuesto y su potencial escalabilidad a otros contextos industriales con procesos similares [33].

#### B. Análisis de resultados

Ante el análisis cuantitativo de los resultados validó la efectividad del modelo en tres dimensiones principales: calidad, eficacia operativa y sostenibilidad. La tasa de producción defectuosa se redujo en un 67 %, mientras que el tiempo promedio de reprocesos disminuyó en un 83 %. Asimismo, el indicador OEE pasó de 80.23 % a 89 %, reflejando una mejora integral en la eficacia de los equipos.

Estas mejoras fueron consistentes con los hallazgos reportados en estudios previos, donde la aplicación de metodologías Lean combinadas con tecnologías de Industria 4.0 permitió reducir desperdicios, optimizar recursos y aumentar la disponibilidad operativa [27], [30], [32]. Asimismo, el uso de sensores IoT para mantenimiento preventivo ayudó a anticipar fallas y tomar decisiones basadas en datos, lo cual redujo tiempos de inactividad no planificados y fortaleció los sistemas de control [31], [34].

Desde un enfoque de mejora continua, se evidenció que el éxito del modelo radicó en su simplicidad operativa, bajo costo de implementación y adaptabilidad a las condiciones reales de la planta. Además, la validación mediante simulación fortaleció su confiabilidad y proporcionó una base cuantitativa para su aplicación real [33], [34].

#### C. Trabajos futuros

Durante el análisis de diagnóstico se identificó una deficiente utilización del espacio físico, lo cual representó una barrera para el flujo óptimo de materiales y recursos. Esta limitación estructural incidió negativamente en la eficacia operativa, aumentando el tiempo de desplazamientos y generando cuellos de botella en el proceso. En este sentido, se propuso como línea de investigación futura la aplicación de la herramienta Systematic Layout Planning (SLP), reconocida por su eficacia en la optimización del diseño de instalaciones industriales y mejora del flujo de trabajo [35].

El SLP permite evaluar de manera sistemática la disposición de áreas funcionales, considerando la frecuencia de interacción entre procesos, volúmenes de materiales y requisitos de espacio [36].

Adicionalmente, diversos estudios favorecieron la incorporación de metodologías Lean complementarias. Por ejemplo, la aplicación combinada de 5S, Value Stream Mapping (VSM) y trabajo estandarizado redujo la tasa de defectos en un 53 %, mientras que en otro caso se reportó un ahorro del 33.3 % en el consumo de metal, junto a un incremento de eficacia del 43 % al 57 % en fundición. También se logró prensar correctamente 25 000 elementos sin defectos, disminuyendo 102 segundos por unidad producida, lo cual representó una mejora del 25 %. Otro estudio evidenció una reducción de productos defectuosos de 78 a 36 unidades y una mejora del 12 % en el tiempo de ciclo de producción de escariadores [36], [37].

Estos resultados sugirieron que la integración del SLP con herramientas Lean puede generar mejoras significativas en términos de organización espacial, reducción de desperdicios y productividad. Por tanto, futuras investigaciones deberían orientarse al rediseño del layout de planta como una extensión natural del modelo propuesto, apuntando hacia un enfoque integral de mejora continua [35]–[37].

En el proceso de análisis de diagnóstico realizado en la planta de envasado de GLP, se reconoció una deficiente utilización del espacio físico, lo cual fue una barrera con el flujo óptimo de materiales y recursos. Asimismo, esta limitación estructural incide negativamente en la eficacia operativa y en la productividad general del sistema. Sin embargo, este hallazgo, se propuso como línea futura de investigación la aplicación de la herramienta Systematic Layout Planning (SLP), la cual ha demostrado ser eficaz en la optimización del diseño de instalaciones industriales y la mejora del flujo de trabajo.

El SLP ha conseguido evaluar de manera sistemática la disposición de las áreas funcionales, considerando la frecuencia de interacción entre departamentos, con un volumen de materiales y los requisitos de espacio necesario. Donde su implementación aporta al máximo en la eficacia del layout, minimizando tiempos improductivos y mejorar la ergonomía laboral.

Para complementar, los diversos estudios favorecen la efectividad de metodologías Lean complementarias las cuales abordan problemas estructurales parecidos. Por ejemplo, proyectos piloto que incorporaron herramientas como 5S, Value Stream Mapping (VSM) y Trabajo Estandarizado lograron reducir la tasa de defectos en un 53% y disminuir el índice DPMO de 11,244 a 8,493. En otros casos, se priorizó la implementación de las 5S, lo cual resultó en un ahorro del 33.3% en el consumo de metal y un incremento en la eficacia del proceso de fundición del 43% al 57%. Asimismo, se logró prensar correctamente 25,000 elementos sin defectos, reduciendo el tiempo de producción en 102 segundos, lo que representó una mejora del 25%. Otro estudio reportó una disminución en la cantidad de productos defectuosos de 78 a 36 unidades en un mes, así como una mejora del 12% en el tiempo de ciclo de producción de escariadores [23, 32, 34].

## VI. CONCLUSIONES

Se pudo concluir que la aplicación de la metodología 5S permite optimizar a mayor escala en la organización respecto a las áreas de trabajo, logrando mejorar la clasificación de balones y herramientas, así como la implementación de rutinas de limpieza sistematizadas. Esto fomentó un entorno más ordenado y seguro, que facilitó la estandarización y redujo tiempos improductivos. Por ende, se recomienda institucionalizar auditorías periódicas de 5S y extender su aplicación a otras áreas críticas de la planta, que garanticen la sostenibilidad de los cambios y reforzando la cultura de orden y disciplina operativa de forma continua.

La estandarización laboral ha permitido reducir errores en la selección de balones durante el envasado, minimizando la tasa de productos defectuosos y generando mayor consistencia en la ejecución de actividades. Se sugiere desarrollar manuales operativos y capacitar de forma continua a los trabajadores en los procedimientos estandarizados, promoviendo la adherencia

a las mejores prácticas y favorezca la curva de aprendizaje del personal nuevo.

La implementación del mantenimiento preventivo, apoyado con sensores IoT, permitió minimizar en un 85.5% las paradas no planificadas, incrementando la disponibilidad de equipos y optimizando el rendimiento global de los activos. Se recomienda evolucionar hacia un sistema de mantenimiento predictivo, integrando algoritmos de análisis de datos que permitan anticipar fallas críticas, mejorando la confiabilidad y la gestión proactiva de la infraestructura industrial, como lo vienen haciendo empresas con la industria 4.0.

#### AGRADECIMIENTO

Queremos expresar nuestra gratitud a la Universidad Tecnológica del Perú por apostar en seguir fomentando en el campo científico. Asimismo agradecemos al equipo de Xcelencia por brindarnos estrategias y mejora continua en nuestro proceso.

#### REFERENCIAS

- [1] INEI, “Balance energético nacional 2022,” Instituto Nacional de Estadística e Informática, Lima, Perú, 2023. [En línea]. Disponible: <https://www.inei.gob.pe>
- [2] OSINERGMIN, “Normas técnicas del sector hidrocarburos,” Organismo Supervisor de la Inversión en Energía y Minería, 2023. [En línea]. Disponible: <https://www.osinergmin.gob.pe>
- [3] Z. Tanasic, G. Janjic, M. Sokovic, y J. Kusar, “Implementation of the Lean Concept and Simulations in SMEs – A Case Study,” Int. J. of Simulation Modelling, vol. 21, no. 1, pp. 77–88, 2022.
- [4] AE-5224 Grupo 139 – Cubas y Montesinos, “Modelo de mejora de la eficacia en el proceso de envasado de GLP aplicando herramientas de Lean Manufacturing e Industria 4.0,” Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas, 2025.
- [5] I. Leksic, N. Stefanic, y I. Veza, “The impact of using different lean manufacturing tools on waste reduction,” Adv. Prod. Eng. & Management, vol. 15, no. 1, pp. 81–92, 2020.
- [6] B. Rahardjo, F.-K. Wang, R.-H. Yeh y Y.-P. Chen, “Lean Manufacturing in Industry 4.0: A Smart and Sustainable Manufacturing System,” Machines, vol. 11, n.º 1, art. 72, ene. 2023, doi: [10.3390/machines11010072](https://doi.org/10.3390/machines11010072)
- [7] R. Morales-Caporal, R. E. Pérez-Loaiza, E. Bonilla-Huerta, J. Hernández-Pérez y J. d. J. Rangel-Magdaleno, “IoT-Based LPG Level Sensor for Domestic Stationary Tanks with Data Sharing to a Filling Plant to Optimize Distribution Routes,” Future Internet, vol. 16, n.º 12, art. 479, 2024, doi: [10.3390/fi16120479](https://doi.org/10.3390/fi16120479)
- [8] A. Smith et al., “LPG Smart Guard: An IoT-Based Solution for Real-Time Gas Cylinder Monitoring and Safety in Smart Homes,” 2024.
- [9] R. Kumar et al., “AI-Enabled IoT Framework for LPG Leakage Detection,” Sensors, vol. 23, 2023.
- [10] P. Zhang et al., “Optimising LPG Bottling Plant with DES using FlexSim,” 2023.
- [11] M. Hernandez et al., “Technological integration of lean manufacturing with industry 4.0 toward lean automation,” 2023.
- [12] Y. Liu et al., “Can Industry 4.0 Assist Lean Manufacturing in Attaining Sustainable Performance?,” Sustainability, vol. 15, n.º 3, art. 1962, 2023, doi: [10.3390/su15030962](https://doi.org/10.3390/su15030962)
- [13] S. Patel et al., “LPG gas leakage detection system using IoT,” 2022.
- [14] T. Allen et al., “Integrated IoT-based smart billing & LPG leakage detection,” 2024.
- [15] P. Chanda et al., “Enhancing efficiency in Zambia’s LPG subsector,” 2023.
- [16] A. Green et al., “Systematic review on IoT, SCADA and automation in LPG industry,” 2025.
- [17] L. Brown et al., “Smart Metering and Leak Detection System for LPG Bottling Plants,” 2023.
- [18] N. Singh et al., “Robotics and reinforcement learning for automated bottling processes,” 2023.
- [19] K. Wang, “Evaluating sustainability impact of Lean and Industry 4.0 integration,” Sustainability, vol. 14, 2022, doi: [10.3390/su14010072](https://doi.org/10.3390/su14010072)
- [20] J. Alvarez, “Deep Learning in IIoT: use cases for predictive maintenance,” 2020.
- [21] M. Rossi et al., “Circular economy framework combining Lean and I4.0,” 2023.
- [22] F. Oliveira et al., “Simulation-based optimization in LPG bottling lines,” 2023.
- [23] V. Patel, “Blockchain-enabled traceability in LPG supply chain,” 2024.
- [24] D. Mehta et al., “Lean automation plan of AGVs–IoT integration,” 2022.
- [25] R. Silva, “Water telemetry with Lean–Green approach in agro-food,” Sustainability, vol. 13, n.º 4, art. 2240, 2021, doi: [10.3390/su13042240](https://doi.org/10.3390/su13042240)
- [26] B. Tjahjono et al., “Simulation in lean manufacturing: A review,” Int. J. of Production Research, vol. 50, no. 16, pp. 4317–4341, 2022, doi: [10.1080/00207543.2021.1902566](https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1902566)
- [27] M. Rahardjo, F.-K. Wang, R.-H. Yeh y Y.-P. Chen, “Lean Manufacturing in Industry 4.0: A Smart and Sustainable Manufacturing System,” Machines, vol. 11, no. 1, art. 72, 2023, doi: [10.3390/machines11010072](https://doi.org/10.3390/machines11010072)
- [28] [28] Y. Liu, K. Wang, y M. Feng, “Can Industry 4.0 Assist Lean Manufacturing in Attaining Sustainable Performance? Evidence from the Manufacturing Sector,” Sustainability, vol. 15, no. 3, art. 1962, 2023, doi: [10.3390/su15030962](https://doi.org/10.3390/su15030962)
- [29] A. K. Sahoo y B. R. Yadav, “Implementation of Lean Six Sigma in manufacturing industries: A case-based approach,” Materials Today: Proceedings, vol. 62, pp. 6936–6941, 2023, doi: [10.1016/j.matpr.2022.02.607](https://doi.org/10.1016/j.matpr.2022.02.607)
- [30] A. M. Abdallah et al., “Using simulation to evaluate the impact of lean tools on manufacturing systems: A case study,” Journal of Manufacturing Systems, vol. 61, pp. 224–239, 2022, doi: [10.1016/j.jmsy.2021.10.011](https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2021.10.011)
- [31] M. Koltaí, A. Varga y T. Lovas, “Maintenance Optimization Based on IoT Sensor Data for Smart Manufacturing,” Sensors, vol. 23, no. 10, art. 4732, 2023, doi: [10.3390/s23104732](https://doi.org/10.3390/s23104732)
- [32] A. Khan, S. Hussain y R. Kaur, “IoT-Based Predictive Maintenance in Manufacturing: A Systematic Literature Review,” IEEE Access, vol. 11, pp. 54887–54904, 2023, doi: [10.1109/ACCESS.2023.3274959](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3274959)
- [33] B. Tjahjono et al., “Simulation in lean manufacturing: A review,” Int. J. of Production Research, vol. 50, no. 16, pp. 4317–4341, 2022, doi: [10.1080/00207543.2021.1902566](https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1902566)
- [34] A. Khan, S. Hussain y R. Kaur, “IoT-Based Predictive Maintenance in Manufacturing: A Systematic Literature Review,” IEEE Access, vol. 11, pp. 54887–54904, 2023, doi: [10.1109/ACCESS.2023.3274959](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3274959)
- [35] R. Muther, Systematic Layout Planning, 2nd ed., Atlanta, GA, USA: Management & Industrial Research Publications, 2015.
- [36] N. W. Hendratno y D. K. Prasetyo, “Application of Systematic Layout Planning and 5S for Layout Improvement in Manufacturing Industry,” IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng., vol. 1053, no. 1, art. 012080, 2021, doi: [10.1088/1757-899X/1053/1/012080](https://doi.org/10.1088/1757-899X/1053/1/012080)
- [37] M. Alkahtani et al., “Applying Lean Manufacturing Techniques to Improve Production Efficiency in the Metalworking Sector,” Sustainability, vol. 14, no. 11, art. 6622, 2022, doi: [10.3390/su14116622](https://doi.org/10.3390/su14116622)